

Tajti Zsuzsanna:

**A lakossági jelzáloghitel LGD
meghatározásának módszertani lehetőségei
Magyarországon**

Pénzügyi és Számviteli Intézet
Befektetések és Vállalati Pénzügy Tanszék

Témavezető:
Gáspár Bencéné dr. Vér Katalin

© Tajti Zsuzsanna

Budapesti Corvinus Egyetem
Gazdálkodástani Doktori Iskola
Befektetések és Vállalati Pénzügy Tanszék

**A lakossági jelzáloghitel LGD
meghatározásának módszertani
lehetőségei Magyarországon**

- Ph.D. értekezés -

Készítette: Tajti Zsuzsanna

Budapest, 2011

Tartalomjegyzék

1. BEVEZETÉS	9
1.1. KUTATÁSI ELŐZMÉNYEK ÉS A TÉMA INDOKLÁSA	10
1.2. A VIZSGÁLT HIPOTÉZISEK	12
1.3. A FELHASZNÁLT MÓDSZEREK	14
1.4. AZ ÉRTEKEZÉS LEGFONTOSABB EREDMÉNYEI.....	16
1.5. A DISSZERTÁCIÓ FELÉPÍTÉSE	21
2. SZABÁLYOZÁSI HÁTTÉR	23
2.1. A BÁZELI AJÁNLÁSOK ÉS A CAPITAL REQUIREMENTS DIRECTIVES (CRD)	23
2.1.1. A Bázeli II ajánlások Európai Unió adaptációja: a CRD.....	25
2.1.2. A tőkekövetelmény-számításhoz alkalmazható módszerek az I. pillér alatt.....	28
2.1.3. Magyar szabályozás: a CRD implementációja, az érintett jogszabályok köre	29
2.2. A SZABÁLYOZÁS LEGJELENTŐSEBB VÁLTOZÁSAI	32
2.2.1. A bázeli ajánlások és a CRD módosításai	32
2.2.2. A jelzáloghitelvezést érintő szabályozás.....	36
2.3. AZ ÉRTEKEZÉS SZEMPONTJÁBÓL RELEVÁNS SZABÁLYOZÁSI ELŐÍRÁSOK AZ EU-BAN.....	39
2.3.1. A nemteljesítés (default) fogalma	41
2.3.2. Kockázati súlyok a belső minősítésen alapuló módszerben.....	43
2.3.3. A belső minősítésen alapuló módszer minimumkövetelményei.....	44
2.4. HAZAI VONATKOZÁSOK	50
2.5. KITEKINTÉS	53
3. LGD-SZÁMÍTÁSI ELMÉLETI MÓDSZERTANOK, ADATMODELLEK ÉS ALKALMAZÁSI LEHETŐSÉGEIK.....	55
3.1. ELMÉLETI LGD-MODELLEK	55
3.1.1. Keresztátlalak: a „kezdetleges” módszertan.....	55
3.1.2. Származtatott historikus LGD	56
3.1.3. Piaci LGD, illetve implikált piaci LGD.....	57
3.1.4. Behajtási (workout) LGD	59
3.2. A BEHAJTÁSI LGD MÓDSZERTAN SPECIÁLIS KÉRDÉSEI	61
3.2.1. Költségallokáció és a diszkonthatások figyelembe vétele.....	62
3.2.2. A hosszú távú átlag meghatározása	64
3.2.3. A megtérülési időszak hossza, az elemzésbe vont ügyletek köre.....	66
3.3. NÉHÁNY TOVÁBBI ASPEKTUS.....	68
3.4. INGATLANMEGTÉRÜLÉSI ADATOK GYŰJTÉSÉRE SZOLGÁLÓ RENDSZEREK A NEMZETKÖZI SZÍNTÉREN	70
3.4.1. Mintaként szolgáló külföldi tanulmányok.....	70
3.4.2. Általános jellemzők.....	72
3.5. MAGYAR BANKKÖZI LGD-ADATBÁZIS	74
3.5.1. Az LGD-adatbázis töltése.....	76
3.5.2. Ügyletspecifikus adatok.....	77
3.5.3. Ingatlanspecifikus adatok.....	80
3.5.4. Ügylet és ingatlan összekapcsoló adatai	82
3.5.5. Az adatbázis aktuális állapota.....	84
4. AZ LGD-BECSLÉS ÖKONOMETRIAI MÓDSZERTANI ALAPJAI	86
4.1. ADATMINTA-PROBLÉMÁK ÉS KEZELÉSÜK	86
4.1.1. Módszerek a MCaR típusú adathiányok kezelésére.....	88
4.1.2. Mesterséges (ismételt vagy másodlagos) minták.....	92
4.2. HIPOTÉZISTESZTELÉSI ELJÁRÁSOK.....	95
4.2.1. A hipotézistesztesztelés alapjai.....	96
4.2.2. A disszertáció szempontjából releváns próbák.....	99
4.3. A REGRESSZIÓS MÓDSZERTAN ALAPJAI.....	104
4.3.1. A regressziós paraméterek becslési metodikái	105
4.3.2. Alapvető modelltípusok (függvényformák)	109
4.3.3. Szelekciós kritériumok és eljárások.....	110
4.3.4. A modellspecifikáció tesztelése.....	113
4.4. DUMMY EREDMÉNYVÁLTOZÓT TARTALMAZÓ MODELLEK	120
4.4.1. A legfontosabb modelltípusok.....	120

4.4.2.	Logisztikus regresszió – a logit modell alkalmazása.....	126
5.	ELEMZÉSEK A SZAKIRODALOMBAN	133
5.1.	ÁLTALÁNOS EMPIRIKUS TANULMÁNYOK	133
5.1.1.	Várható LGD vs. veszteségeloszlás	134
5.1.2.	Az LGD befolyásoló tényezői.....	138
5.1.3.	Módszertani vonatkozások	144
5.2.	HITELÜGYLETEKRE VONATKOZÓ BEHAJTÁSI LGD MÓDSZERTANON ALAPULÓ ELEMZÉSEK ..	147
5.2.1.	Definíciók és feltételezések	147
5.2.2.	A megtérülési ráta, illetve az LGD befolyásoló tényezői.....	154
5.2.3.	Modellépítéssel kapcsolatos kérdések	159
5.3.	BEHAJTÁSI LGD MÓDSZERTAN A JELZÁLOGHITEL-ÜGYLETEK VONATKOZÁSÁBAN	165
6.	AZ EMPIRIKUS KUTATÁS ÉS EREDMÉNYEI	169
6.1.	ADATBÁZIS	169
6.1.1.	Portfóliójellemzők	169
6.1.2.	Felhasznált adatok	172
6.2.	DEFINÍCIÓK ÉS FELTÉTELEZÉSEK	178
6.2.1.	A nemteljesítési (default) esemény.....	179
6.2.2.	Az ügyletszintű nettó megtérülések kalkulációja	181
6.2.3.	Az ügyletek kategorizálása (pooling) a lezárás típusa alapján	184
6.2.4.	A pool szintű LGD kalkulációja	187
6.2.5.	A befolyásoló tényezők vizsgálatához alkalmazott adatok	188
6.3.	HIPOTÉZISEK ÉS EREDMÉNYEK	191
6.3.1.	Hitelcél szerinti terméktípusok	191
6.3.2.	Az igénylés típusa alapján kialakított ügyletcsoportok.....	197
6.3.3.	Az alkalmazott diszkontráta szerepe.....	202
6.3.4.	A lényegességi küszöb megválasztásának jelentősége.....	209
6.3.5.	Az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák.....	214
6.3.6.	A magyar bankközi LGD-adatbázis.....	221
6.3.7.	A különböző kategóriák LGD-értékét befolyásoló tényezők.....	229
6.4.	ÖSSZEGZÉS: AZ EREDMÉNYEK GYAKORLATI HASZNOSÍTHATÓSÁGA	236
7.	MELLÉKLETEK.....	239
7.1.	AZ ELOSZLÁSOK GRAFIKUS KÉPE	239
7.2.	A MODELLEZÉS ALAPJÁUL SZOLGÁLÓ VÁLTOZÓK.....	243
7.3.	A LOGIT LINKET TARTALMAZÓ LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ	252
7.4.	A PROBIT LINKET TARTALMAZÓ LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ	259
7.5.	A MEGTÉRÜLÉSI IDŐSZAK HOSSZÁT MODELLEZŐ REGRESSZIÓ.....	266
7.6.	AZ ELADÁSBÓL SZÁRMAZÓ MEGTÉRÜLÉSI RÁTÁT MODELLEZŐ REGRESSZIÓ	270
7.7.	A „WORKOUTEND” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT REGRESSZIÓ	274
7.8.	A „NOFURTHERREC” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT REGRESSZIÓ	278
	IRODALOMJEGYZÉK.....	282

Ábrák jegyzéke

1. ÁBRA: A HITELKOCKÁZAT VESZTESÉGELOSZLÁSA	9
2. ÁBRA: AZ LGD-ADATBÁZISBAN SZEREPLŐ ÜGYLETEK MEGOSZLÁSA A NEMTELJESÍTÉSI ESEMÉNY IDŐPONTJA SZERINTI FÉLÉVENKÉNTI BONTÁSBAN	85
3. ÁBRA: ELSŐ ÉS MÁSODFAJÚ HIBÁK HIPOTÉZISVIZSGÁLAT ESETÉN	98
4. ÁBRA: AZ ELMÉLETI ÉS A BECSÜLT REGRESSZIÓFÜGGVÉNY ELTÉRÉSE.....	105
5. ÁBRA: A WALD-PRÓBA SZEMLÉLTETÉSE EGY PARAMÉTERT TARTALMAZÓ MODELL ESETÉBEN	115
6. ÁBRA: AZ LM-PRÓBA SZEMLÉLTETÉSE EGY PARAMÉTERT TARTALMAZÓ MODELL ESETÉBEN	117
7. ÁBRA: AZ LR-PRÓBA SZEMLÉLTETÉSE EGY PARAMÉTERT TARTALMAZÓ MODELL ESETÉBEN	119
8. ÁBRA: A LINEÁRIS REGRESSZIÓS EGYENES ÉS A LINEÁRIS VALÓSZÍNŰSÉGI MODELL ILLESZKEDÉSE	122
9. ÁBRA: ÚJONNAN INDULT ÜGYLETEK (MILLIÓ HUF)	170
10. ÁBRA: ÚJONNAN INDULT ÜGYLETEK (DARAB).....	170
11. ÁBRA: ÖSSZES ÁLLOMÁNY (MILLIÓ HUF)	171
12. ÁBRA: ÖSSZES ÁLLOMÁNY (DARAB)	171
13. ÁBRA: A DISZKONTÁLT KUMULÁLT MEGTÉRÜLÉSI RÁTA ALAKULÁSA NEGYEDÉVES BONTÁSBAN	186
14. ÁBRA: AZ EGYES ÜGYLETCSOPORTOK PORTFÓLIÓN BELÜLI ARÁNYAI NEGYEDÉVES BONTÁSBAN	186
15. ÁBRA: A KÜLÖNBÖZŐ CÉLÚ HITELEK LGD-ELOSZLÁSA	192
16. ÁBRA: A KÜLÖNBÖZŐ CÉLÚ HITELEK LGD-ELOSZLÁSA (RÉSZLETES)	195
17. ÁBRA: A KÜLÖNBÖZŐ IGÉNYLÉSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSA.....	199
18. ÁBRA: A KÜLÖNBÖZŐ DISZKONTRÁTÁK ALKALMAZÁSÁVAL KALKULÁLT LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSA.....	204
19. ÁBRA: AZ LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSA KÜLÖNBÖZŐ LÉNYEGESSÉGI KÜSZÖBÖK ALKALMAZÁSA ESETÉN	210
20. ÁBRA: AZ ALAPMODELLBELI ÉS A „TECHNIKAI DEFAULTOK” LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSA	211
21. ÁBRA: A KÜLÖNBÖZŐ LEZÁRULÁSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSA.....	215

Táblázatok jegyzéke

1. TÁBLÁZAT: A HOSSZÚ TÁVÚ ÁTLAG KALKULÁCIÓJÁNAK ALTERNATÍV MÓDSZEREI	65
2. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLET ALAPADATAI.....	78
3. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLETBŐL SZÁRMAZÓ KÖVETELÉSEKKEL KAPCSOLATOK ADATOK	79
4. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLETTEL KAPCSOLATOS MEGTÉRÜLÉSI ÉS VESZTESÉGADATOK	80
5. TÁBLÁZAT: AZ INGATLAN ALAPADATAI.....	81
6. TÁBLÁZAT: AZ INGATLANÉRTÉK REALIZÁLÁSÁNAK ADATAI	82
7. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLET ÉS AZ INGATLAN KAPCSOLATÁNAK ALAPADATAI	83
8. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLETTEL KAPCSOLATOS ÉRTÉKADATOK	83
9. TÁBLÁZAT: A HIPOTÉZISVIZSGÁLAT SORÁN ELKÖVETHETŐ HIBÁK ÉS VALÓSZÍNŰSÉGEIK.....	99
10. TÁBLÁZAT: A HIPOTÉZISVIZSGÁLATOK ALSÓ ÉS FELSŐ KRITIKUS ÉRTÉKEI	102
11. TÁBLÁZAT: A HIPOTÉZISVIZSGÁLAT MUNKATÁBLÁJA.....	104
12. TÁBLÁZAT: REGRESSZIÓS FÜGGVÉNYFORMÁK.....	109
13. TÁBLÁZAT: MODELLSZELEKCIÓS KRITÉRIUMOK	112
14. TÁBLÁZAT: SZAKIRODALMI EMPIRIKUS EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA I.	137
15. TÁBLÁZAT: SZAKIRODALMI EMPIRIKUS EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA II.	142
16. TÁBLÁZAT: SZAKIRODALMI EMPIRIKUS EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA III.	146
17. TÁBLÁZAT: SZAKIRODALMI EMPIRIKUS EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA IV.	152
18. TÁBLÁZAT: SZAKIRODALMI EMPIRIKUS EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA V.	158
19. TÁBLÁZAT: SZAKIRODALMI EMPIRIKUS EREDMÉNYEK ÖSSZEFOGLALÁSA VI.	164
20. TÁBLÁZAT: IGÉNYLÉSKORI (AZ ÜGYLET INDULÁSÁNAK IDŐPONTJÁBAN ISMERT) ALAPADATOK.....	172
21. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLETEK VISELKEDÉSI ALAPADATAI	174
22. TÁBLÁZAT: A FEDEZETEKRE VONATKOZÓ ALAPADATOK	176
23. TÁBLÁZAT: MEGTÉRÜLÉSEK ÉS KÖZVETLEN KÖLTSÉGEK.....	177
24. TÁBLÁZAT: MAKROGAZDASÁGI ALAPADATOK.....	177
25. TÁBLÁZAT: NEMTELJESÍTÉSSEL KAPCSOLATOS ADATOK.....	181
26. TÁBLÁZAT: A DISZKONTÁLT NETTÓ MEGTÉRÜLÉSEK KALKULÁCIÓJÁHOZ SZÜKSÉGES ADATOK.....	182
27. TÁBLÁZAT: A NOMINÁLIS ÉS A DISZKONTÁLT NETTÓ MEGTÉRÜLÉSEK	183
28. TÁBLÁZAT: AZ ÜGYLET LEZÁRÁSÁVAL KAPCSOLATOS ADATOK	185
29. TÁBLÁZAT: A FEDEZETEKRE VONATKOZÓ MÁSODLAGOS ADATOK.....	188
30. TÁBLÁZAT: MAKROGAZDASÁGI MÁSODLAGOS ADATOK	190
31. TÁBLÁZAT: A HITELCÉL SZERINT KÉPZETT ÜGYLETCSOPORTOK LEÍRÓ STATISZTIKÁI	193
32. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A KÜLÖNBÖZŐ HITELCÉLŰ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSÁRA	193
33. TÁBLÁZAT: KÉTMINTÁS ASZIMPTOTIKUS Z-PRÓBA A KÜLÖNBÖZŐ HITELCÉLŰ ÜGYLETEK ÁTLAGOS LGD-ÉRTÉKEINEK EGYEZŐSÉGÉRE ($\alpha=0,05$).....	194
34. TÁBLÁZAT: A HITELCÉL SZERINT KÉPZETT ÜGYLETCSOPORTOK LEÍRÓ STATISZTIKÁI (RÉSZLETES).....	195
35. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A KÜLÖNBÖZŐ HITELCÉLŰ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSÁRA (RÉSZLETES).....	196
36. TÁBLÁZAT: KÉTMINTÁS ASZIMPTOTIKUS Z-PRÓBA A KÜLÖNBÖZŐ HITELCÉLŰ ÜGYLETEK ÁTLAGOS LGD-ÉRTÉKEINEK EGYEZŐSÉGÉRE ($\alpha=0,05$) (RÉSZLETES)	197
37. TÁBLÁZAT: A KÜLÖNBÖZŐ IGÉNYLÉSI TÍPUSÚ ALPORTFÓLIÓK LEÍRÓ STATISZTIKÁI	199
38. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A KÜLÖNBÖZŐ IGÉNYLÉSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK LGD- ELOSZLÁSÁRA	200
39. TÁBLÁZAT: KÉTMINTÁS ASZIMPTOTIKUS Z-PRÓBA A KÜLÖNBÖZŐ IGÉNYLÉSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK ÁTLAGOS LGD-ÉRTÉKEINEK EGYEZŐSÉGÉRE ($\alpha=0,05$)	201
40. TÁBLÁZAT: A HITELCÉL, VALAMINT AZ IGÉNYLÉS TÍPUSA ALAPJÁN KIALAKÍTOTT ÜGYLETCSOPORTOK ÁTLAGOS LGD-ÉRTÉKEI.....	201
41. TÁBLÁZAT: A KÜLÖNBÖZŐ DISZKONTRÁTÁK ALKALMAZÁSÁVAL SZÁMÍTOTT LGD-ÉRTÉKEK LEÍRÓ STATISZTIKÁI.....	204
42. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A SZERZŐDÉSKORI KAMATLÁB („INTEREST”) ÉS A 0%-OS DISZKONTRÁTA („NULL”) ALKALMAZÁSÁVAL KALKULÁLT LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSÁRA	205
43. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A SZERZŐDÉSKORI KAMATLÁB („INTEREST”) ÉS A SZERZŐDÉSKORI TELJES HITELDÚMUTATÓ („APR”) ALKALMAZÁSÁVAL KALKULÁLT LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSÁRA	206
44. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A SZERZŐDÉSKORI KAMATLÁB („INTEREST”) ÉS AZ ÜGYLETEK DEVIZANEMÉNEK MEGFELELŐ NEMTELJESÍTÉSKORI JEGYBANKI ALAPKAMAT („DEF_RATE”) ALKALMAZÁSÁVAL KALKULÁLT LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSÁRA	207

45. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT A SZERZŐDÉSKORI KAMATLÁB („INTEREST”) ÉS AZ ÜGYLET DEVIZANEMÉNEK MEGFELELŐ 2001. JÚNIUS 30-I JEGYBANKI ALAPKAMAT („CURR_RATE”) ALKALMAZÁSÁVAL KALKULÁLT LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSÁRA	207
46. TÁBLÁZAT: PÁROS MINTÁS T-PRÓBA A KÜLÖNBÖZŐ DISZKONTRÁTÁK ALKALMAZÁSÁVAL SZÁMÍTOTT LGD-ÉRTÉKEK EGYEZŐSÉGÉRE ($\alpha=0,05$)	208
47. TÁBLÁZAT: A KÜLÖNBÖZŐ LÉNYEGESSÉGI KÜSZÖBÖK ALKALMAZÁSÁVAL SZÁMÍTOTT LGD-ÉRTÉKEK LEÍRÓ STATISZTIKÁI.....	210
48. TÁBLÁZAT: AZ ALAPMODELLBELI ÉS A „TECHNIKAI DEFAULTOK” LGD-ÉRTÉKEINEK LEÍRÓ STATISZTIKÁI.....	212
49. TÁBLÁZAT: HOMOGENITÁSVIZSGÁLAT AZ ALAPMODELLBELI ÉS A „TECHNIKAI DEFAULTOK” LGD- ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSÁRA	212
50. TÁBLÁZAT: KÉTMINTÁS ASZIMPTOTIKUS Z-PRÓBA AZ ALAPMODELLBELI ÉS A „TECHNIKAI DEFAULTOK” ÁTLAGOS LGD-ÉRTÉKEINEK EGYEZŐSÉGÉRE ($\alpha=0,05$)	213
51. TÁBLÁZAT: A KÜLÖNBÖZŐ LEZÁRULÁSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK LEÍRÓ STATISZTIKÁI ..	215
52. TÁBLÁZAT: A KIVÁLASZTOTT LOGISZTIKUS REGRESSZIÓS MODELLEK ILLESZKEDÉSI MUTATÓI	216
53. TÁBLÁZAT: A LOGIT LINKET ALKALMAZÓ LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ VÁLTOZÓI	217
54. TÁBLÁZAT: A PROBIT LINKET ALKALMAZÓ LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ VÁLTOZÓI.....	220
55. TÁBLÁZAT: A MEGTÉRÜLÉSI IDŐSZAK HOSSZÁRA KÉSZÍTETT MODELL WALD-PRÓBÁJA	223
56. TÁBLÁZAT: A MEGTÉRÜLÉSI IDŐSZAK HOSSZÁRA KÉSZÍTETT MODELL VÁLTOZÓINAK SZIGNIFIKANCIA TESZTJE	223
57. TÁBLÁZAT: A MEGTÉRÜLÉSI IDŐSZAK HOSSZÁRA KÉSZÍTETT REGRESSZIÓ VÁLTOZÓI.....	224
58. TÁBLÁZAT: AZ ÉRTÉKESÍTÉSBŐL SZÁRMAZÓ MEGTÉRÜLÉSI RÁTÁRA KÉSZÍTETT MODELL WALD-PRÓBA	226
59. TÁBLÁZAT: AZ ÉRTÉKESÍTÉSBŐL SZÁRMAZÓ MEGTÉRÜLÉSI RÁTÁRA KÉSZÍTETT MODELL VÁLTOZÓINAK SZIGNIFIKANCIA TESZTJE	226
60. TÁBLÁZAT: AZ ÉRTÉKESÍTÉSBŐL SZÁRMAZÓ MEGTÉRÜLÉSI RÁTÁRA KÉSZÍTETT REGRESSZIÓ VÁLTOZÓI	227
61. TÁBLÁZAT: A „WORKOUTEND” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT MODELL WALD-PRÓBÁJA	230
62. TÁBLÁZAT: A „WORKOUTEND” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT MODELL VÁLTOZÓINAK SZIGNIFIKANCIA TESZTJE	231
63. TÁBLÁZAT: A „WORKOUTEND” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT REGRESSZIÓ VÁLTOZÓI ..	232
64. TÁBLÁZAT: A „NOFURTHERREC” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT MODELL WALD-PRÓBÁJA	233
65. TÁBLÁZAT: A „NOFURTHERREC” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT MODELL VÁLTOZÓINAK SZIGNIFIKANCIA TESZTJE	234
66. TÁBLÁZAT: A „NOFURTHERREC” ÜGYLETKATEGÓRIA LGD-JÉRE KÉSZÍTETT REGRESSZIÓ VÁLTOZÓI	234

Mellékletek jegyzéke

1. MELLÉKLET: A KÜLÖNBÖZŐ CÉLÚ HITELEK LGD-ELOSZLÁSA	239
2. MELLÉKLET: A KÜLÖNBÖZŐ CÉLÚ HITELEK LGD-ELOSZLÁSA (RÉSZLETES)	239
3. MELLÉKLET: A KÜLÖNBÖZŐ IGÉNYLÉSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSA	240
4. MELLÉKLET: A KÜLÖNBÖZŐ DISZKONTRÁTÁK ALKALMAZÁSÁVAL KALKULÁLT LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSA	240
5. MELLÉKLET: AZ LGD-ÉRTÉKEK ELOSZLÁSA KÜLÖNBÖZŐ LÉNYEGESSÉGI KÜSZÖBÖK ALKALMAZÁSA ESETÉN	241
6. MELLÉKLET: AZ ALAPMODELLBELI ÉS A „TECHNIKAI DEFAULTOK” LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSA	241
7. MELLÉKLET: A KÜLÖNBÖZŐ LEZÁRULÁSI TÍPUSÚ ÜGYLETEK LGD-ÉRTÉKEINEK ELOSZLÁSA	242
8. MELLÉKLET: A TELJES VÁLTOZÓKÉSZLET	243
9. MELLÉKLET: AZ V. HIPOTÉZIS VÁLTOZÓKÉSZLETE	247
10. MELLÉKLET: A VI. HIPOTÉZIS VÁLTOZÓKÉSZLETE	249
11. MELLÉKLET: A VII. HIPOTÉZIS VÁLTOZÓKÉSZLETE.....	250
12. MELLÉKLET: LOGIT LINK: LIKELIHOOD RATIO TEST FOR GLOBAL NULL HYPOTHESIS: BETA=0	252
13. MELLÉKLET: LOGIT LINK: ANALYSIS OF EFFECTS	252
14. MELLÉKLET: LOGIT LINK: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (NON-STANDARDISED)	252
15. MELLÉKLET: LOGIT LINK: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (STANDARDISED)	252
16. MELLÉKLET: LOGIT LINK: ODDS RATIO ESTIMATES	253
17. MELLÉKLET: LOGIT LINK: FIT STATISTICS	253
18. MELLÉKLET: LOGIT LINK: CLASSIFICATION TABLE.....	253
19. MELLÉKLET: LOGIT LINK: EVENT CLASSIFICATION TABLE	253
20. MELLÉKLET: LOGIT LINK: ASSESSMENT SCORE RANKINGS	254
21. MELLÉKLET: LOGIT LINK: ASSESSMENT SCORE DISTRIBUTION.....	254
22. MELLÉKLET: LOGIT LINK: CUMULATIVE LIFT	255
23. MELLÉKLET: LOGIT LINK: LIFT	255
24. MELLÉKLET: LOGIT LINK: GAIN	256
25. MELLÉKLET: LOGIT LINK: % RESPONSE	256
26. MELLÉKLET: LOGIT LINK: CUMULATIVE % RESPONSE.....	257
27. MELLÉKLET: LOGIT LINK: % CAPTURED RESPONSE	257
28. MELLÉKLET: LOGIT LINK: CUMULATIVE % CAPTURED RESPONSE.....	258
29. MELLÉKLET: LOGIT LINK: EFFECTS PLOT (STANDARDISED).....	258
30. MELLÉKLET: PROBIT LINK: LIKELIHOOD RATIO TEST FOR GLOBAL NULL HYPOTHESIS: BETA=0.....	259
31. MELLÉKLET: PROBIT LINK: ANALYSIS OF EFFECTS	259
32. MELLÉKLET: PROBIT LINK: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (NON-STANDARDISED)	259
33. MELLÉKLET: PROBIT LINK: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (STANDARDISED)	260
34. MELLÉKLET: PROBIT LINK: FIT STATISTICS.....	260
35. MELLÉKLET: PROBIT LINK: CLASSIFICATION TABLE	260
36. MELLÉKLET: PROBIT LINK: EVENT CLASSIFICATION TABLE	261
37. MELLÉKLET: PROBIT LINK: ASSESSMENT SCORE RANKINGS.....	261
38. MELLÉKLET: PROBIT LINK: ASSESSMENT SCORE DISTRIBUTION.....	261
39. MELLÉKLET: PROBIT LINK: CUMULATIVE LIFT	262
40. MELLÉKLET: PROBIT LINK: LIFT	262
41. MELLÉKLET: PROBIT LINK: GAIN	263
42. MELLÉKLET: PROBIT LINK: % RESPONSE	263
43. MELLÉKLET: PROBIT LINK: CUMULATIVE % RESPONSE.....	264
44. MELLÉKLET: PROBIT LINK: % CAPTURED RESPONSE	264
45. MELLÉKLET: PROBIT LINK: CUMULATIVE % CAPTURED RESPONSE.....	265
46. MELLÉKLET: PROBIT LINK: EFFECTS PLOT (STANDARDISED)	265
47. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: GLOBAL WALD-TEST.....	266
48. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: MODEL FIT STATISTICS	266
49. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: ANALYSIS OF EFFECTS	266
50. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (NON-STANDARDISED)	266
51. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (STANDARDISED).....	267
52. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: FIT STATISTICS	267
53. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: ASSESSMENT SCORE RANKINGS.....	268
54. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: ASSESSMENT SCORE DISTRIBUTION	268
55. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: SCORE RANKING OVERLAY	269
56. MELLÉKLET: RECOVERY PERIOD: EFFECTS PLOT (STANDARDISED)	269
57. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: GLOBAL WALD-TEST.....	270

58. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: MODEL FIT STATISTICS	270
59. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: ANALYSIS OF EFFECTS	270
60. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (NON-STANDARDISED)	270
61. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (STANDARDISED).....	271
62. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: FIT STATISTICS	271
63. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: ASSESSMENT SCORE RANKINGS	272
64. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: ASSESSMENT SCORE DISTRIBUTION	272
65. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: SCORE RANKING OVERLAY	273
66. MELLÉKLET: RECOVERY RATE: EFFECTS PLOT (STANDARDISED)	273
67. MELLÉKLET: WORKOUTEND: GLOBAL WALD-TEST	274
68. MELLÉKLET: WORKOUTEND: MODEL FIT STATISTICS	274
69. MELLÉKLET: WORKOUTEND: ANALYSIS OF EFFECTS.....	274
70. MELLÉKLET: WORKOUTEND: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (NON-STANDARDISED).....	274
71. MELLÉKLET: WORKOUTEND: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (STANDARDISED).....	275
72. MELLÉKLET: WORKOUTEND: FIT STATISTICS	275
73. MELLÉKLET: WORKOUTEND: ASSESSMENT SCORE RANKINGS	276
74. MELLÉKLET: WORKOUTEND: ASSESSMENT SCORE DISTRIBUTION	276
75. MELLÉKLET: WORKOUTEND: SCORE RANKING OVERLAY	277
76. MELLÉKLET: WORKOUTEND: EFFECTS PLOT (STANDARDISED).....	277
77. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: GLOBAL WALD-TEST	278
78. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: MODEL FIT STATISTICS.....	278
79. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: ANALYSIS OF EFFECTS.....	278
80. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (NON-STANDARDISED).....	278
81. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: ANALYSIS OF ML-ESTIMATES (STANDARDISED)	279
82. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: FIT STATISTICS	279
83. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: ASSESSMENT SCORE RANKINGS	280
84. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: ASSESSMENT SCORE DISTRIBUTION.....	280
85. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: SCORE RANKING OVERLAY	281
86. MELLÉKLET: NOFURTHERREC: EFFECTS PLOT (STANDARDISED)	281

*„Egy gödör ásását leszámítva kevés dolog van, amit
rögtön legfelül lehet kezdeni.”*

/ Harry Lorayne /

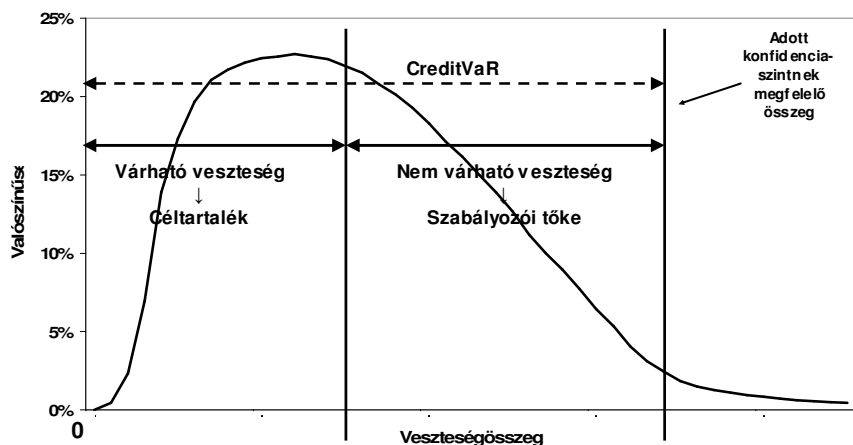
1. Bevezetés

A CRD (Capital Requirements Directive) a bázeli ajánlásokra épülve teljesen új alapokra helyezte a teljes banki kockázatkezelést. Nem túlzás azt állítani, hogy a hitelintézetek tevékenységének valamennyi kockázati szempontból releváns területén számottevő változásokat generált, mind a hitel-, mind a működési, mind pedig a piaci kockázat vonatkozásában.

Mindazonáltal ez a dolgozat csak egy viszonylag szűk területre koncentrál, nem vitatva, hogy a bázeli szabályok rendkívül összetett rendszere a gyakorlatban nem teszi lehetővé az egyes területek ilyen határozott elkülönítését. Részletekbe menően csak a szűk értelemben vett – az ún. nemfizetési kockázatként definiálható – hitelkockázatra térek ki, és a dolgozat keretében mindvégig ezt az értelmezést követem.

A hitelkockázat modellezésének alapjául a bázeli ajánlások értelmében a CreditVaR koncepció szolgál, amely alapján a várható, illetve a nem várt kockázatok kezelésére eltérő előírások vonatkoznak: míg ugyanis az előbbire céltartalékot kell képezni, addig az utóbbi fedezésére tőkét kell allokálni. A szabályozói tőkének az a feladata, hogy védelmet nyújtson egy adott konfidenciaszinten a nem várt veszteséggel szemben. A veszteségek eloszlás egy adott percentilisének és a várható veszteségnek a különbségeként is számszerűsíthető (1. ábra). Innen ered az „adott konfidenciaszinten nem várt veszteség” terminológia.

1. ábra: A hitelkockázat veszteségeloszlása



(Saját készítésű ábra)

A CRD bevezetésével a hitelintézetek számára lehetővé vált, hogy amennyiben a hitelkockázat vonatkozásában a belső minősítésen alapuló (IRB: Internal Rating Based) módszert alkalmazzák, akkor a tőkekövetelmény meghatározásához bizonyos hitelkockázati paraméterekre vonatkozóan saját számításukat használhatják, ha megfelelnek a Bázis II követelményrendszerének, szabályozási előírásainak.

A belső minősítésen alapuló (IRB) modellek alkalmazása esetén a hitelkockázat meghatározása, illetve mérése az alábbi kockázati paramétereken alapul:

- Nemteljesítési valószínűség (PD: Probability of Default): annak a valószínűsége, hogy az ügyfél egy éven belül nemteljesítővé válik.
- Nemteljesítés esetén várható veszteségráta (LGD: Loss Given Default): az ügyfél nemteljesítéséből adódó veszteségnek a nemteljesítés időpontjában fennálló kitettség összegéhez viszonyított aránya.
- Nemteljesítéskori kitettség (EAD: Exposure at Default): a nemteljesítési (default) esemény bekövetkezésekor fennálló kitettség.
- Futamidő (M: Maturity): az ügylet lejáratáig hátralévő időtartam.

A hitelkockázati paraméterek – amellet, hogy a portfólió menedzselésének céljaira szolgálnak – a várható és a nem várt veszteség, valamint végső soron a kockázattal súlyozott eszközérték (RWA: Risk Weighted Assets) kalkulációjában is jelentős szerepet kapnak.

1.1. Kutatási előzmények és a téma indoklása

Jelen értekezés keretében a várható veszteség számítását tekintve az egyik leginkább meghatározó komponens, a nemteljesítés esetén várható veszteségráta (LGD) kalkulációjának bizonyos aspektusait mutatom be.

A belső minősítésen alapuló módszer alapjául szolgáló minősítési rendszernek biztosítania kell a hitelezési kockázat mérését, a kitettségek kategorizálását, poolokba sorolását, valamint az azokhoz tartozó hitelkockázati paraméterek számszerűsítését. Az osztályokba, poolokba sorolásnak minősítési kritériumokon kell alapulniuk, de ezek meghatározása tekintetében viszonylag szabad kezük van az intézményeknek, mert mind a CRD, mind a *hitelezési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről* szóló 196/2007. (VII.30.) Kormányrendelet (Hkr.) csak nagyon általános előírásokat tartalmaz erre vonatkozóan. Elvárás, hogy a hitelintézetek a kalkulációk során a lényeges kockázat-meghatározó tényezőkre (risk driver) támaszkodjanak, de ezek körére

vonatkozóan nincs sem a CRD-ben, sem a hazai szabályozásban pontos előírás, ezért megállapításuk az adott intézmény feladata.

A poolképzéssel szemben általános követelmény, hogy a koncentráció ne legyen aránytalanul magas. A kategóriákat úgy kell körülhatárolni, illetve a kategóriák számát úgy kell meghatározni, hogy biztosítva legyen a homogén kitettségek azonos poolokba sorolása, de az egyes poolokba tartozó kitettségek száma elegendő legyen a kockázatok megbízható számszerűsítéséhez, lehetővé téve a veszteségjellemzők kategóriánkénti pontos és következetes becslését. A jogszabály tehát az „arany középút” megválasztását írja elő a hitelintézetek számára.

Tekintettel arra, hogy a hazai hitelintézetek többségének rendelkezésére álló adatsorok sok esetben nem elegendően hosszúak és pontosak a megfelelő megbízhatóságú becslésekhez, illetve sok esetben a nemteljesítési adatok számossága sem kielégítő, ezért a saját LGD-értékek kalkulációja számos nehézségbe ütközik.

A bázeli szabályok által nyújtott elméleti lehetőséggel jelenleg a hazai gyakorlatban sok esetben még azért nem képesek élni az intézmények, mert nem állnak fenn az ehhez szükséges másodlagos hitel- és kötvénypiaci feltételek. Éppen ezért a belső adatok historikus gyűjtésére, valamint ennek alapján a lehető legpontosabb előrejelző modellek készítésére kell a hitelintézeteknek a hangsúlyt helyezniük a hitelkockázati paraméterek egzakt meghatározása érdekében.

Jelen disszertáció szempontjából ugyanakkor nagy jelentőséggel bír az a lehetőség, hogy bár a becsléseknek elsősorban a belső adatokra kell épülniük, de külső, illetve közös adatok, statisztikai modellek is felhasználhatók, ha bizonyíthatóan nincs jelentős eltérés a minősítési kategóriákba vagy poolokba sorolási folyamatok, valamint az adatok összetétele (kockázati profil) tekintetében a belső és a külső források között, illetve ha az eltérések megfelelő módon korrigálhatók a reprezentativitás teljesülése érdekében.

Míg a hitelkockázat szakirodalma már hosszú idő óta jelentős figyelmet fordított a nemfizetési valószínűség (PD) becslésére, addig a nemfizetési veszteségráta (LGD) meghatározása sokkal kisebb hangsúlyt kapott. Az LGD, illetve a megtérülési ráta modellezése csak a legutóbbi években került előtérbe.

A vállalati szektor tekintetében ma már kiterjedt szakirodalma van mind az elméleti, mind pedig a gyakorlati LGD-modellezésnek, illetve még inkább a megtérülési ráta modellezésének, míg erre a lakossági hitelek esetében alig akad példa annak ellenére,

hogy a lakossági hitelkinnlevőségek összességükben jelentősen meghaladják a vállalati ügyletek értékét.

Tekintettel arra, hogy a modellépítés legnagyobb gátját Magyarországon az adathiány képezi, a lakossági szegmensbe tartozó hitelügyletek esetében a tömegszerűségből adódóan a rendelkezésre álló nagyobb számosságú adatállomány – a vállalati szektoréval összevetve – bizonyos szempontból jelentősebb potenciált hordoz magában. Ugyanakkor meglehetősen szűk azoknak az információknak a köre, amelyekhez a hitelintézetek hozzáférhetnek, és amelyeket ezáltal az előrejelző modellek készítése során a megtérülési ráta, illetve az LGD befolyásoló tényezőiként alkalmazhatnak.

Kutatásom célja a lakossági jelzáloghitelek LGD-paraméterét jellemző sajátosságok tanulmányozása és egy olyan LGD-kalkulációs modell kialakítása volt, amely a hazai feltételek mellett is lehetőséget nyújt ennek a kockázati paraméternek a jelenleginél egzaktabb, nagyobb pontosságú számszerűsítésére. Tekintettel arra, hogy jelenleg Magyarországon tulajdonképpen csak a behajtsági LGD módszertan alkalmazásának van létjogosultsága (3. fejezet), empirikus kutatásaimat is erre alapoztam.

1.2. A vizsgált hipotézisek

Jelen értekezés keretében a lakossági jelzáloghitelek LGD-paraméterének specialitásait vizsgáltam, valamint egy olyan kalkulációs modell kialakítása érdekében tettem lépéseket, amellyel egzaktabb, pontosabb LGD-becslés válik lehetővé.

I. hipotézis: A lakáscélú hitelek LGD-értékei alacsonyabbak a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-értékeinél.

I. hipotézisem tárgyát a hitelcél és az LGD közötti kapcsolat képezte. Előzetes várakozásaim szerint azon ügyletek esetében, amelyeknél a hitelcél a fedezetként szolgáló lakóingatlan építése, illetve vásárlása, a szabad felhasználású jelzáloghitelekkel összevetve nagyobb megtérülésekre lehet számítani. Ennek háttérében a korábbi empirikus eredményeken (például *Grippa et al. [2005]*) túl az a vélekedés áll, hogy az ügyletek kevésbé merik felvállalni az otthonuk elvesztésének kockázatát abban az esetben, ha éppen annak megszerzése érdekében döntöttek a hitel felvétele mellett.

II. hipotézis: A tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghiteleket magasabb LGD-k jellemzik, mint a jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghiteleket.

A II. hipotézisem keretében azt kutattam, hogy a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek és a jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghitelek LGD-értékei szignifikánsan különböznek-e egymástól. Feltételezésem szerint az előbbi csoportba tartozó ügyletekből csak alacsonyabb megtérülésekre lehet számítani az esetleges default eseményt követően, hiszen azon ügyfeleknek, akik ilyen hitelt vesznek igénybe, feltehetően alacsonyabb, illetve kevésbé biztos a jövedelme összevetve azokkal, akik a hiteligényléskor a bank számára készek rendelkezésre bocsátani a jövedelemigazolásukat.

III. hipotézis: Az alkalmazott diszkontráta típusa jelentősen befolyásolja a kalkulált LGD-értéket.

Az alapmodell esetében diszkontrátaként az egyes ügyletek szerződés kori hitelkamatlábát használtam, és III. hipotézisem vizsgálata keretében az alábbi négyféle alternatív diszkontráta alkalmazásának hatásait elemeztem: 0%-os diszkontráta, az egyes ügyletek szerződés kori teljes hiteldíjmutatója, az ügylet devizanemének megfelelő nemteljesítéskori jegybanki alapkamat, valamint az ügylet devizanemének megfelelő 2011. június 30-i jegybanki alapkamat.

IV. hipotézis: Az alapmodellben alkalmazott lényegességi küszöb alacsonyabbra szabása a lakossági jelzáloghitelek esetében nem gyakorol jelentős mértékű hatást az LGD-kalkuláció eredményére.

Tekintettel arra, hogy lényegességi küszöbként a hitelintézetek az előírtaktól eltérő kritériumokat is alkalmazhatnak (Hkr. 68. § (5)-(7) bekezdése), ha ennek szükségességét, indokoltságát képesek alátámasztani, IV. hipotézisem annak vizsgálatára irányult, hogy az alacsonyabb lényegességi küszöbök alkalmazásának számottevő szerep tulajdonítható-e az LGD-kalkuláció eredménye szempontjából. Előzetes várakozásaim szerint a jelzáloghitelek esetében a kisösszegű késedelmek meglehetősen ritkák, tehát viszonylag kicsi annak a valószínűsége, hogy az ügyfelek a Hkr. által előírt lényegességi küszöbnél kisebb összeggel esnek késedelembe.

V. hipotézis: Az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák LGD-értékei erőteljesen különböznek egymástól, és a két lezárt megtérülési folyamattal rendelkező csoport („NoFurtherRec”, „WorkoutEnd”) elemei logisztikus regresszióval jól elkülöníthetők.

V. hipotézisem keretében azt kutattam, hogy igazolható-e az az előzetes várakozásom, hogy az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák LGD-értékei erőteljesen

különböznek egymástól, és a logisztikus regressziós módszertan sikeresen alkalmazható a klasszifikáció megvalósítása terén.

VI. hipotézis: A magyar bankközi LGD-adatbázis adatai alapján készített lineáris regressziós modellekkel a „NotClosed” kategóriába tartozó ügyletek is bevonhatók a kalkulációkba, és egzaktabb, pontosabb ügyletszintű LGD-becslés válik lehetővé.

VI. hipotézisem a magyar bankközi LGD-adatbázis vizsgálatára irányult: célom azoknak a tényezőknek a feltérképezése volt, amelyek statisztikailag megalapozottan képesek előrejelezni a fedezet-, illetve követelésértékesítésből származó megtérüléshez szükséges időszak hosszát, illetve magát a megtérülési rátát. A magyar bankközi LGD-adatbázis adatainak felhasználásával egy olyan komplex modell kialakítása érdekében tettem lépéseket, amellyel azok az ügyletek is bevonhatók a kalkulációkba, amelyeknek a behajtási folyamata még nem zárult le. Ennek azonban nagyon fontos feltétele olyan regressziók felírása, amelyekkel a nemteljesítéskor rendelkezésre álló adatok alapján nagy pontosságú előrejelzés készíthető az ügyletek megtérülési időszakának várható hosszára, valamint az értékesítésből származó megtérülési rátára vonatkozóan.

VII. hipotézis: A különböző lezárási típusú ügyletek („WorkoutEnd”, „NoFurtherRec”) LGD-értékeit eltérő faktorok befolyásolják, ezért nem helyes ezeket a kategóriákat összevontan kezelni az ügyletszintű LGD modellezése során.

A VII. hipotézis keretében azt vizsgáltam, hogy számottevően eltérnek-e egymástól a különböző lezárási típusú ügyletek LGD-értékeinek befolyásoló tényezői.

A „WorkoutEnd” kategória azokat az ügyleteket foglalja magában, amelyek már nincsenek default státuszban, mert a késedelmes összeget az ügyfél megfizette, vesztésgként leírásra került a kitettség vagy értékesítésre került a mögöttes fedezetként szolgáló ingatlan. Ezzel szemben a „NoFurtherRec” kategória azokat a továbbra is default státuszban lévő ügyleteket foglalja magában, amelyek nemteljesítővé válása óta 36 hónapnál hosszabb idő telt el, illetve amelyek esetében a default esemény időpontjában fennálló kitettségnek már legalább a 90%-a megtérült.

1.3. A felhasznált módszerek

I. és II. hipotézisem keretében azt kutattam, hogy az általam vizsgált adatbázisban szereplő ügyletekből kialakított kategóriák LGD-értékei szignifikánsan különböznek-e egymástól a hitelcél, illetve az igénylés típusa alapján. Első lépésben az eloszlásokat a

leíró statisztikák (középértékek, szóródási, csúcsossági és ferdeségi mutatók) alapján, valamint oszlopdiagrammal ábrázolva grafikusan összehasonlítottam, majd a következő lépésben homogenitásvizsgálatot végeztem az LGD-eloszlások egyezőségére vonatkozóan. A homogenitásvizsgálat céljára 16 LGD-sávot (osztályt) alakítottam ki, de ezeket nem egyenlő szélességűre szabtam, hanem a 0%-hoz és a 100%-hoz közeli szakaszon szűk, a középső szakaszon pedig szélesebb intervallumokat tekintettem egy-egy LGD-sávnak, sőt a 0%-os és a 100%-os LGD-értékeknek külön osztályt képeztem, figyelembe véve a szélsőséges értékek nagy számát.

Annak ellenére, hogy az eloszlások jelentősen eltértek a normális eloszlástól, a meglehetősen nagy elemszámra való tekintettel aszimptotikus z -próbákat végeztem az átlagos LGD-értékek egyezőségének ellenőrzésére. Itt és a további hipotézisek statisztikai tesztjeinek (aszimptotikus z -próbák, t - és F -próbák, homogenitásvizsgálatok) végrehajtása során egyaránt 5%-os szignifikancia szintet, valamint p -érték megközelítést alkalmaztam.

III. hipotézisem annak felmérésére irányult, hogy az egyes alternatív diszkontráták milyen mértékben térítik el az LGD-értékeket az alapmodellbeliektől, tehát a négy különböző alternatív diszkontrátával kalkulált LGD-értékeket minden esetben az alapmodellbeliekkel vettem össze. A leíró statisztikák és az eloszlások grafikus képének tanulmányozását követően az eloszlások egyezőségére vonatkozóan páronként homogenitásvizsgálatot végeztem az előzőleg kialakított 16 LGD-sáv alkalmazásával, valamint a meglehetősen nagy elemszámra való tekintettel páros mintás t -próbákkal vizsgáltam a különböző diszkontrátákkal kalkulált LGD-értékek egyenlőségét.

IV. hipotézisem keretében az alapmodellben szereplő lényegességi küszöb mellett négy alternatív határérték alkalmazásának az LGD-kalkuláció eredményére gyakorolt hatását ellenőriztem. Elkülönítettem a „technikai defaultokat”, tehát azokat az eseteket, amelyek az alapmodellbeli definíció szerint nem minősültek nemteljesítésnek, a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint azonban igen. A vizsgálatok során ennek a részportfóliónak az LGD-értékeit vettem össze az alapmodellbeli LGD-értékekkel, ugyanazokat a módszertanokat alkalmazva, mint az I. és a II. hipotézis tesztelése során.

V. hipotézisem tárgya az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák jellemzőinek felkutatása volt, előzetes várakozásaim szerint ugyanis a különböző lezárulási típusú kategóriákat alkotó esetek olyannyira különböző jellemzőkkel bírnak, hogy statisztikai módszerek segítségével jól klasszifikálhatók.

A logisztikus regressziót SAS Enterprise MinerTM 5.2 segítségével építettem stepwise modellszelekciós eljárást alkalmazva. Számos modelltípust és transzformációs eljárást

tesztelve a regressziók teljesítményét illeszkedési mutatószámok alapján vettem össze, és azokat mérlegelve döntöttem a logit linket alkalmazó transzformáció nélküli modell mellett. Ezt követően a modell változóira vonatkozó Maximum Likelihood becslés eredményeit interpretálhatóság szempontjából is elemeztem.

VI. hipotézisem vizsgálata során céлом azoknak a tényezőknek a feltérképezése volt, amelyek statisztikailag megalapozottan képesek előrejelezni a fedezet-, illetve követelésértékesítésből származó megtérüléshez szükséges időszak hosszát, illetve magát a megtérülési rátát. Hipotézisem igazolása céljából külön-külön lineáris regressziót építettem a magyar bankközi LGD-adatbázis alapján a megtérülési időszak várható hosszára, valamint az értékesítésből származó megtérülési rátára vonatkozóan.

Ezt követően VII. hipotézisem keretében azt vizsgáltam, hogy számottevően eltérnek-e egymástól a különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeinek befolyásoló tényezői. Ebben az esetben az ügyletek lezárulási típusa szerinti kategóriákra is külön-külön készítettem lineáris regressziókat, és ezek alapján kutattam a szignifikánsnak bizonyult faktorokat.

A VI. és VII. hipotézisem vizsgálatának alapjául szolgáló modelleket SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával stepwise eljárással építettem, majd azon modellek esetében, amelyeknek a korrigált determinációs együtthatói meglehetősen alacsonyak voltak, szakértői alapon módosításokat hajtottam végre a magyarázó erő javítása érdekében. A modellszelekció során a korrigált determinációs együtthatókat, valamint a globális Wald-próba eredményeit mérlegeltem, az egyes változók relevanciáját pedig t -próbával ellenőriztem.

1.4. Az értekezés legfontosabb eredményei

A következőkben összefoglalom kutatásom legfontosabb eredményeit.

I. hipotézis: A lakáscélú hitelek LGD-értékei alacsonyabbak a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-értékeinél.

Az elvégzett vizsgálatok alapján I. hipotézisem nem bizonyult igaznak, a lakáscélú hitelek LGD-értékei egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem mutatkoztak alacsonyabbnak a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-értékeinél, a tesztek eredményei éppen ennek ellenkezőjét mutatják. Az elemzések arra is rávilágítottak, hogy a lakáscélú hitelekben belül kialakított két csoport (lakásépítés és lakásvásárlás) LGD-eloszlása sokkal kevésbé tér el egymástól, mint a lakáscélú és a szabad

felhasználású jelzáloghitelek LGD-eloszlása, ezért a kategorizálás során csak e két utóbbi csoport elkülönült kezelésének van relevanciája, a részletesebb bontás alkalmazásának nincs jelentős hozzáadott értéke.

II. hipotézis: A tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghiteleket magasabb LGD-k jellemzik, mint a jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghiteleket.

Az elvégzett vizsgálatok egyöntetűen igazolni látszanak a II. hipotézisemet, hiszen azt mutatják, hogy a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek és a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyletek LGD-értékei jelentősen eltérnek egymástól, az eloszlások grafikus ábrázolása és a leíró statisztikák pedig egyértelműen azt jelzik, hogy a vizsgált portfólióban az utóbbi kategória LGD-értékei alacsonyabbak.

Tekintettel arra, hogy a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyletek LGD-értékei szignifikánsan alacsonyabbnak bizonyultak a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek LGD-értékeinél, amennyiben a lakáscélú hitelek között az utóbbi kategóriába tartozó ügyletek dominálnak, akkor ez valamelyest indokolhatja, hogy miért nem minősült helytállónak az I. hipotézisben megfogalmazott állítás. Mivel azonban a lakáscélú hitelek átlagos LGD-értékei a szabad felhasználású jelzáloghitelekével összevetve az igénylés típusa alapján kialakított mindkét ügyletkategória esetében magasabbak, ez sem ad magyarázatot arra, hogy miért nem állta meg a helyét az I. hipotézisben megfogalmazott állítás. Sőt, az a tény, hogy a vizsgált portfólióban a szabad felhasználású hitelek csoportjában a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek nagyobb részarányt képviselnek, mint a lakáscélú hitelek kategóriájában, intuitíve éppen azt indokolná, hogy a szabad felhasználású hiteleket jellemezzék magasabb LGD-értékek.

III. hipotézis: Az alkalmazott diszkontráta típusa jelentősen befolyásolja a kalkulált LGD-értéket.

Vizsgálataim megmutatták, hogy bár a magas LGD-tartományban nem mutatkoztak nagy eltérések, a 0%-nál, illetve ahhoz közeli LGD-sávokban jelentős különbségek tapasztalhatók az egyes alternatív diszkontrátákkal kalkulált LGD-értékek arányai között. Legjelentősebb mértékben a 0%-os diszkontráta, illetve a szerződéskori teljes hiteldíjmutatók alkalmazása térítette el az LGD-értékeket az alapmodellbeliektől. Bár a másik két diszkontráta esetében az eltérések kisebbnek mutatkoztak, még ezek esetében is minden szokásos szignifikancia szinten el kellett vetni mind az eloszlások

egyezőségének, mind az átlagok egyenlőségének feltételezését. Mindezen eredmények az alkalmazott diszkontráta jelentős LGD-befolyásoló szerepére engednek következtetni, tehát alátámasztják a III. hipotézisemben megfogalmazott állítást.

IV. hipotézis: Az alapmodellben alkalmazott lényegességi küszöb alacsonyabbra szabása a lakossági jelzáloghitelek esetében nem gyakorol jelentős mértékű hatást az LGD-kalkuláció eredményére.

Hipotézisem tesztelése céljából a „technikai defaultok” LGD-értékeit vettem össze az alapmodellbeli LGD-értékekkel, és az eredmények azt mutatták, hogy csak meglehetősen alacsony szignifikancia szinteken lehet elfogadni a IV. hipotézisemben megfogalmazott állítást, mely szerint az alacsonyabb lényegességi küszöbök alkalmazása nem gyakorol jelentős hatást az LGD-kalkuláció eredményére.

V. hipotézis: Az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák LGD-értékei erőteljesen különböznek egymástól, és a két lezárt megtérülési folyamattal rendelkező csoport („NoFurtherRec”, „WorkoutEnd”) elemei logisztikus regresszióval jól elkülöníthetők.

A modellezés eredményeképpen két, viszonylag erős modellt sikerült kialakítani.

A logit linket alkalmazó modellben a nemteljesítési események kategorizálását tekintve a nemteljesítés okai (halál miatt minősül-e az ügylet nemteljesítőnek; a késedelem-e az oka a default minősítésnek), a fedezetül szolgáló ingatlan településtípusa, egyes makrogazdasági tényezők (a GDP és a reálkeresetek éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig; a nemteljesítéskori éves reálkereseti index), a hitelösszeg és a fedezet induláskori piaci értékének aránya, valamint a fizetési múlt (az ügylet indulásától a nemteljesítési eseményig tartó időszak hossza) minősültek meghatározónak.

A probit linket tartalmazó modellben nem szerepelnek a reálbér növekedési ütemével kapcsolatos változók, de mintegy ennek kompenzálásaként a fogyasztói árak változását mérő indexek szignifikánsnak bizonyultak. Hasonlóan, a hitelösszeg és a fedezet induláskori piaci értékének arányát nem tartalmazza a probit linket alkalmazó modell, de a terméktípus, amely ezzel a változóval szoros kapcsolatban áll, szignifikánsnak mutatkozott. További változóként jelent meg az ügyfél munkáltatójának ágazata, az ingatlan elhelyezkedése szerinti régió, valamint az első törlesztőrészlet nagysága.

Fontos tanulság, hogy a nemteljesítés okai, a fedezetként szolgáló ingatlan településtípusa, a GDP-nek a hitel folyósításától a nemteljesítésig tartó időszaki éves átlagos növekedési üteme, valamint a nemteljesítésig eltelt időszak hossza mindkét modell esetében szignifikánsnak bizonyult, és e változók tekintetében a kapcsolatok

iránya is megegyezik. Összességében tehát elmondható, hogy a két modell mind a magyarázó változók körét, mind a kapcsolatok irányát tekintve sok hasonlóságot mutat. Mindezen eredmények alapján az V. hipotézisem igazoltnak tekinthető.

VI. hipotézis: A magyar bankközi LGD-adatbázis adatai alapján készített lineáris regressziós modellekkel a „NotClosed” kategóriába tartozó ügyletek is bevonhatók a kalkulációkba, és egzaktabb, pontosabb ügyletszintű LGD-becslés válik lehetővé.

Első lépésben lineáris regressziót építettem a megtérülési időszak várható hosszára vonatkozóan. A Maximum Likelihood becslés alapján kialakított modell változóinak egy része magával az ügylettel (hitelcél; a nemteljesítéskori kitettségnek a folyósított összeghez viszonyított aránya), illetve a mögöttes fedezettel (megye; a nemteljesítéskor fennálló kitettségnek a fedezet azonos időpontbeli értékéhez viszonyított hányada) kapcsolatos, másik részét pedig az ügylet indulása óta eltelt időszakban bekövetkezett makrogazdasági változások (a fogyasztói áraknak és a munkanélküliségi rátának az ügylet indulásától a default eseményig tartó időszakbeli éves átlagos növekedése), illetve a nemteljesítéskori makrogazdasági helyzet (fogyasztói árindex; minimálbér) jellemzői teszik ki.

A következő lépésben ugyancsak lineáris regressziót készítettem az értékesítésből származó megtérülési rátára (az értékesítésből származó megtérülésnek a nemteljesítés időpontjára diszkontált összegének és a nemteljesítéskori kitettségnek az arányára). Szembetűnő, hogy a magyarázó változók között számos olyan található, amely a megtérülési időszak hosszára készített modellben is szerepel, tehát a két modell faktorai között nagy az átfedés: voltaképpen nagyon hasonló tényezők befolyásolják a megtérülési időszak hosszát és az értékesítésből származó megtérülési ráta nagyságát.

A Maximum Likelihood becslés alapján kialakított modell változóinak egy része ebben az esetben is magával az ügylettel (hitelcél), illetve a mögöttes fedezettel (megye; településtípus; a nemteljesítéskor fennálló kitettségnek a fedezet azonos időpontbeli értékéhez viszonyított hányada; a fedezeten lévő előzetes terheléseknek az ügylet indulásakor hitelbiztosítéki értékéhez viszonyított aránya) kapcsolatos, másik részét pedig az ügylet indulása óta eltelt időszakban bekövetkezett makrogazdasági változások (a fogyasztói áraknak és a munkanélküliségi rátának az ügylet indulásától a default eseményig tartó időszakbeli éves átlagos növekedése) teszik ki, a nemteljesítéskori makrogazdasági helyzet jellemzőinek szerepe azonban nem bizonyult jelentősnek. Eredményeim számos tekintetben egybehangoztak a *Qi és Yang [2007; 2009]* tanulmányaiban publikált eredményekkel.

Általánosságban elmondható, hogy a regressziók változóinak mindegyike logikailag könnyen interpretálható, mindazonáltal a modellek magyarázó ereje összességében olyannyira alacsony, hogy nem támasztja alá a VI. hipotézisben megfogalmazott állítást, hiszen a magyar bankközi LGD-adatbázis adatainak felhasználásával nem sikerült olyan lineáris regressziós modellt építeni, amely előrejelzési célokra alkalmazható.

VII. hipotézis: A különböző lezárási típusú ügyletek („WorkoutEnd”, „NoFurtherRec”) LGD-értékeit eltérő faktorok befolyásolják, ezért nem helyes ezeket a kategóriákat összevontan kezelni az ügyletszintű LGD modellezése során.

A „WorkoutEnd” ügyletosztály meglehetősen heterogén, és nem meglepő, hogy a SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával stepwise eljárással épített regresszió meglehetősen kicsi magyarázó erővel rendelkezik.

A lineáris regresszióban a legdominánsabb szerephez a nemteljesítéskori makrogazdasági helyzetet leíró tényezők (átlagos nemteljesítési ráta¹; átlagos nettó jövedelem; fogyasztói árindex; a reálbérek éves növekedési üteme; munkanélküliségi ráta), valamint egyes ügylet- és fedezetjellemzők (megye; a nemteljesítés időpontjában fennálló kitettség; a nemteljesítéskori kitettségnek a folyósított összeghez viszonyított aránya; a fedezeten lévő előzetes terheléseknek az ügylet indulásakor hitelbiztosítéki értékéhez viszonyított hányada) jutottak, és szembetűnő, hogy egyetlen ügyletjellemző sem bizonyult szignifikáns befolyásoló faktornak.

Szükségesnek tartom hangsúlyozni a nemteljesítési ráta becsült paraméterének negatív előjelét, ugyanis a szakirodalomban rendszerint az LGD és a nemteljesítési ráta közötti pozitív korrelációról (például Grunert és Weber [2005; 2009], Brady et al. [2007], Bellotti és Crook [2008]), illetve esetenként függetlenségről (Carey – Gordy [2003]) olvashatunk. Mindazonáltal a többi tényező esetében az eredmények nem okoztak meglepetést.

Előzetes várakozásaim szerint a „NoFurtherRec” kategória a „WorkoutEnd” kategóriával összevetve sokkal inkább homogén, és az ügyletszintű LGD-t befolyásoló tényezők jobban megragadhatók. Valóban, ez a modell sokkal erősebbnek bizonyult.

Ebben a lineáris regresszióban az ügylet- és fedezetjellemzőkön (az ügylet indulásától a default eseményig eltelt időszak hossza; az ügylet késedelem miatt vált-e nemteljesítővé; régió; településtípus), valamint a makrogazdasági tényezőkön (a

¹ A nemteljesítési ráta tulajdonképpen a PD (nemteljesítési valószínűség) konkrét realizációja, mindazonáltal a dolgozatban ezt a két fogalmat egymás szinonimájaként alkalmazom, amennyiben ez a megértést nem zavarja.

reálberek, a fogyasztói árak és a GDP növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban; átlagos nemteljesítési ráta a default eseménykor) túlmenően az ügyféljellemzők (nemteljesítéskori életkor; vezetékes telefon) is jelentős szerephez jutottak, ellentétben a „*WorkoutEnd*” ügyletkategóriára készített regresszióval.

A „*WorkoutEnd*”, valamint a „*NoFurtherRec*” ügyletkategóriákra készített lineáris regressziós modellek alapján összefoglalóan elmondható, hogy az eredmények alátámasztják a VII. hipotézisben megfogalmazott állítást, amely szerint a különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeit eltérő faktorok befolyásolják, tehát nem helyes őket összevontan kezelni az ügyletszintű LGD-modellezés során.

1.5. A disszertáció felépítése

A Bevezetést követően a 2. fejezetben a disszertáció szempontjából releváns szabályozási háttérrel ismertetem. Ennek során áttekintést nyújtok a hitelintézetek kockázatkezelésére vonatkozó jogszabályi keretokről, a bázeli ajánlásokról, a CRD rendszeréről és a szabályozás legjelentősebb változásairól. Egyrészt jelentős hangsúlyt helyezek az értekezés szempontjából releváns fogalmak tisztázására, másrészt kitérek néhány speciális hazai vonatkozásra is.

A 3. fejezetben az LGD-számítási elméleti módszertanokkal, magyarországi alkalmazási lehetőségeikkel, valamint az ingatlanmegtérülési adatok gyűjtésére szolgáló rendszerekkel foglalkozom. Tekintettel arra, hogy hazánkban tulajdonképpen csak a behajtási LGD módszertan alkalmazása jelenti az egyetlen reális lehetőséget, ezért a keresztátlák, az implicit historikus LGD, valamint a piaci, illetve implikált piaci LGD módszertant csak vázlatosan érintem, nagyobb hangsúlyt fektetve a behajtási LGD modell jellemzésére. Az ingatlanmegtérülési adatok gyűjtésére szolgáló rendszereket illetően röviden szólok a nemzetközi színtérről, majd bemutatom a Magyar Jelzálogbank Egyesület (MJE) koordinálásával létrehozott magyar bankközi LGD-adatbázist.

A 4. fejezet témáját az LGD-becslés ökonometriai módszertani alapjai képezik. Kutatásom megalapozása érdekében szükség van bizonyos ökonometriai fogalmak tisztázására, egyes eljárások áttekintésére, ezért felvázolom az LGD-becslés alapjául szolgáló adatbázisokat jellemző adatminta-problémákat és azok kezelésének lehetséges módjait, a leggyakrabban alkalmazott paraméterbecslési metodikákat, a modellszelekcióval és a teszteléssel kapcsolatos aspektusokat, majd röviden ismertetem

a disszertáció szempontjából releváns speciális modelltípusokat, különös tekintettel a logisztikus regresszióra.

A módszertani kérdések tárgyalását követően az 5. fejezetben már az empirikus területre koncentrálok, ennek keretében a szakirodalomban publikált vizsgálatokat és következtetéseket ismertetem. Olyan LGD-modellekkel foglalkozó empirikus munkákat vázoló fel, amelyek múltbeli megtérülési, illetve LGD-adatokból analitikus eljárásokkal – elsősorban regressziós módszertanok alkalmazásával –, eloszlások modellezésével készítenek előrejelzéseket. A bemutatás során a kutatók által kalkulált és publikált értékek hangsúlyozása helyett olyan módszertani aspektusokra összpontosítok, mint például a megtérülési rátát befolyásoló tényezők meghatározása, az eloszlások és a modellezés során alkalmazott transzformációs eljárások vizsgálata.

Saját empirikus kutatásaim a 6. fejezet tárgyát képezik. Ennek keretében felvázolom az elemzéseim alapjául szolgáló banki adatbázist,² annak összetételét és a felhasznált adatok struktúráját, valamint a Központi Statisztikai Hivatal (KSH) STADAT adatbázisából származó adatokat, majd ismertetem az alkalmazott definíciókat, feltételezéseket és néhány módszertani döntést, végül prezentálom a konkrét elemzéseket, illetve azok eredményeit. Az ismertetés során nem a kalkulált LGD-értékekre, hanem a magyarázó tényezők és a modellek bemutatására, teljesítményük értékelésére fókuszálok.

Lezárásképpen a 7. fejezet tartalmazza a Mellékleteket, az empirikus kutatási eredményeimet illusztráló grafikonokat és táblázatokat.

² A másik jelentős adatforrás a magyar bankközi LGD-adatbázis, amelyet az 3.5. fejezet ismertet.

2. Szabályozási háttér

Az elmúlt évek során az egyre élesedő piaci verseny, a tulajdonosi elvárások nyomása és számos további tényező együttesen oda vezetett, hogy a pénzügyi intézmények egyre kockázatosabb tevékenységekbe kezdtek, a korábbiaknál magasabb kockázatú ügyfélkört is megcéloztak termékeikkel és szolgáltatásaikkal. Ezek a fejlemények újabb potenciális veszteségforrásokat rejtenek magukban, ezért elengedhetlenné vált a szabályozás megreformálása, ami egyúttal védelmet is jelenthet a bankok számára saját „felelőtlen magatartásuk” következményeivel szemben. Nem túlzás azt állítani, hogy a globális válság determinálja a szabályozás irányait.

Az elmúlt időszakban az alábbi öt területen történtek számottevő változások a bankszabályozásban (*Terták [2010]*):

- a prudenciális szabályok szigorítása,
- új európai felügyeleti rendszer és egységes szabálykönyv kialakítása,
- válságkezelési eljárások kidolgozása, felelős hitelezés előmozdítása,
- a vállalati irányítás és a javadalmazási rendszer megreformálása,
- bankadóztatás és betétbiztosítás.

Jelen fejezetben áttekintést nyújtok a hitelintézetek kockázatkezelésére vonatkozó jogszabályi keretokről, érintve a felügyeleti rendszer átalakításával kapcsolatos aspektusokat is. Az általános irányelvekről azonban csak vázlatosan teszrek említést, tekintettel arra, hogy a dolgozat témája voltaképpen szűken hitelkockázat-specifikus.

2.1. A bázeli ajánlások és a *Capital Requirements Directives* (CRD)

A Bázeli Bankfelügyeleti Bizottság (Basel Committee on Banking Supervision – BCBS), amely 1974-ben 10 ország jegybankjának szövetségéként jött létre, 1988-ban a bankrendszer hosszú távú fizetőképessége biztosításának, prudenciális működésének és stabilitásának célkitűzésével dolgozta ki a Bázeli Egyezményt. A Bazel I néven elhíresült, az „*International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*” („A tőkemérés és a tőkestandardok nemzetközi konvergenciája”) címet viselő 1988-as ajánlások (*BCBS [1988]*) minden intézményre egységesen vonatkozó

8%-os tőke megfelelési követelményt³ (Cook-ráta) írtak elő, de kizárólag a hitelkockázat vonatkozásában, tehát a piaci és a működési kockázat vállalása még egyáltalán nem került szabályozásra. Tekintettel arra, hogy ez a ténylegesen vállalt kockázatoktól, valamint az egyedi sajátosságoktól függetlenül azonos feltételekkel szembesített minden intézményt, közvetlenül nem segítette elő a fejlettebb kockázatkezelési módszerek kidolgozását. Ugyanakkor aligha vitatható, hogy hiányosságai ellenére számos szempontból fontos mérföldkövet jelentett, hiszen számottevő mértékben előmozdította az egyes nemzeti szabályozások összehangolásának folyamatát, a szolvenciamutató pedig néhány év alatt a fizetőképesség világszerte általánosan alkalmazott mérőszámává vált.

A BCBS a következő években a felmerült kérdések és problémák nyomán felülvizsgálta az 1988-as ajánlásokat, valamint új javaslatokat is kidolgozott azok megoldása céljából. A befektetési vállalkozások és hitelintézetek tőke megfeleléséről szóló *93/6/EEC irányelv (EEC [1993])* 1993-ban még ugyan továbbra is egységes tőkekövetelmény-meghatározási eljárást rögzített, de jelentősen szélesebb kockázatkört fedett le. A következő lépésben 1996-ban a Bázeli I kiegészítésre került a piaci kockázatok fedezéséhez szükséges tőkekövetelmény meghatározására vonatkozó előírásokkal, amelyek már lehetővé és szükségessé tették az egyedi – az adott intézmény tevékenységéhez legjobban illeszkedő – kockázatkezelési módszerek alkalmazását.

A további fejlődést tekintve jelentős szerep tulajdonítható annak is, hogy 2002 decemberében az Európai Unió Tanácsa az egész európai pénzügyi szektorra kiterjesztette az uniós piacsabályozást megreformáló Lámfalussy-eljárást, amelynek keretében a Lámfalussy Sándor által vezetett Bölcsek Bizottságának javaslatára egy négy szintű rendszer került kialakításra (*Soós [2011]*):

- I. szint: az Európai Parlament és az ECOFIN (Council of Economics and Finance Ministers of the European Union – Európai Unió Gazdasági és Pénzügyminisztereinek Tanácsa) együttléti eljárása.
- II. szint: a tagállamok és az Európai Bizottság által hozott végrehajtási szabályok.
- III. szint: szigorú felügyeleti együttműködés.
- IV. szint: az Európai Bizottság intézkedései a szabályok tagállami megfelelő végrehajtása érdekében.

³ A szolvenciamutató a bankok, illetve pénzügyi intézmények szavatoló tőkéjének és korrigált mérlegfőösszegének hányadosa, tehát pénzügyi erőforrásaiknak az a hányada, amelyet le kell kötniük a kockázatok fedezésére és a betétesek védelmére.

A 2001-ben létrejött harmadik szintű bizottságok (CEBS – Committee of European Banking Supervisors: Európai Bankfelügyeleti Bizottsága; CESR – Committee of European Securities Regulators: Európai Tőkepiaci Szabályozók Bizottsága; CEIOPS – Committee of European Insurance and Occupational Pensions Supervisors: Európai Biztosítás és Foglalkoztatói Nyugdíj Felügyeleti Bizottsága) aktív közreműködése jelentős lépéseket eredményezett a pénzügyi szektorra vonatkozó döntéshozatal és felügyeleti együttműködés területén. A bankszektorra érintő kérdésekben közülük a CEBS jutott legnagyobb szerephez, a nemzeti felügyeleti közösen kidolgozott standardok megalkotásával jelentősen hozzájárulva a szabályozás, illetve a felügyeleti módszertanok és eljárások közötti különbségek csökkentéséhez, a nemzeti hatóságok által folytatott gyakorlatok egymáshoz közelítéséhez, az intézmények együttműködéséhez.

Ezt követően kapott nagy lendületet a Bázeli II ajánlásoknak – a nemzetközileg aktív bankok tőkekövetelmény-számítását megújító BCBS-ajánlásoknak – a kialakítása, amelyek már a kockázatok szélesebb körére kiterjedő komplex kockázatkezelést tűzték ki célul. Az új kockázatkezelési rendszerek bevezetésének elsődleges célja *„a közgazdaságilag szükséges tőke és a szabályozói tőkeszükséglet összegének közelítése, továbbá a pénzügyi szektor stabilitásának védelme, többek között a hitelkockázatok átfogó felmérésének bevezetése révén”* (Baranyi – Széles [2010], pp. 168.).

2.1.1. A Bázeli II ajánlások Európai Unió adaptációja: a CRD

Az Európai Bizottság 2004 júliusában hivatalos módosító javaslat benyújtásával a hitelintézetek tevékenységének megkezdéséről és folytatásáról szóló 2000/12/EC irányelv (EPC [2000]), valamint a befektetési vállalkozások és hitelintézetek tőkekövetelményéről szóló 93/6/EEC irányelv (EEC [1993]) módosítását kezdeményezte. A PricewaterhouseCoopers által a tervezett új tőkekövetelmények potenciális hatásairól készített tanulmány (PWC [2004]) következtetéseit is mérlegelve az ECOFIN 2004. december 7-i ülése jóváhagyta az új tőkekövetelmény előírásokat tartalmazó tőkekövetelési direktíva (Capital Requirement Directives – CRD)⁴ tervezetét.

⁴ A CRD a banki könyvre vonatkozó CID (Credit Institutions Directive) és a kereskedési könyvre vonatkozó CAD (Capital Adequacy Directive) elemeit egyesítő szabályozás, amely a hitelintézeteket és a befektetési vállalkozásokat egyaránt érinti.

Elsődleges célkitűzése a globális pénzügyi rendszer megszilárdítása és az egyenlő versenyfeltételek megteremtése volt.

Az Európai Parlament 2005. szeptember 28-án elfogadott javaslatai alapján módosított anyagokat az ECOFIN együtt döntési eljárás keretében 2005. október 11-én, majd a jogászi-nyelvész egyeztetést követően 2006. június 7-én ismét jóváhagyta.

Az átdolgozott 2006/48/EC és 2006/49/EC irányelvek (EPC [2006a; 2006b]) a hitelintézetek, a befektetési és egyéb pénzügyi vállalkozások tőke megfeleléséről szóló új Bazel II ajánlások nyomán végül számos módosítást követően, az Európai Parlament és a CEBS 2006. június 14-i jóváhagyása után 2006. június 30-án jelentek meg az Európai Unió Hivatalos Lapjában. A hosszas előkészítés ellenére számos nyitott kérdés maradt, amelyekben a döntés joga a tagországokat, illetve azok felügyeleti hatóságait illette meg, lehetővé téve, hogy szabályozási kultúrájuk, jogi sajátosságaik és piaci adottságaik alapján saját hatáskörükben rugalmasan alakíthassák az uniós előírásokat. Ezek az ún. nemzeti diszkrecionális kérdések, amelyek lehetőséget teremtenek bizonyos kedvezményes eljárásokra, elősegítve például a hitelkockázat területén a belső minősítési módszer bevezetését az egyes hitelintézetek számára.

Mivel a 2006-ban elfogadott irányelvek teljes körű alkalmazása a pénzügyi szektorban 2008. január 1-től vált kötelezővé, sőt a hatálya alá tartozó intézmények elvileg már 2007. január 1-től áttérhettek az új szabályok szerinti működésre, az egyes országok hamarosan megkezdték a direktíváknak a saját nemzeti jogi környezetükbe történő implementálását. Mindazonáltal az egyeztetések – különösképpen az elmúlt időszak pénzügyi válsága nyomán – intenzíven tovább folytatódtak, amelyek eredményeképpen számos területet érintően módosításokra vonatkozó kezdeményezések történtek.

A CRD (Capital Requirements Directives) a hitelintézeti szektor egészét érintő szabályozás, amely követi a Bazel II alapelveit, az általa lefektetett részletes javaslatokat. Lényegi eleme az előretekintő jellegű tőkeszabályozás, a jövőbeni kockázatok felmérése, a hitelintézetek kockázaterzékenységének előmozdítása, fokozása, illetve kiterjesztése.

A prudenciális rendszer legfontosabb célja a kockázatalapú felügyelet biztosítása, amelynek érdekében három pillérre építkezik (PSZÁF [2008b]):

- A felügyeleti megfeleléshez szükséges minimális tőkekövetelmény meghatározását célzó I. pillér tartalmazza az olyan egységes kvantitatív követelményeket, mint például az értékelési előírások, a szavatoló tőke

definíciója, a tőkekövetelmény-számítás módszertana vagy éppen a befektetési, illetve koncentrációs szabályok. Részletes előírások vonatkoznak minden érintett területre, és abból adódóan, hogy valamennyi hitelintézettel szemben azonos követelményeket támaszt (például egységes kockázati függvények alkalmazását követeli meg), egyúttal az összehasonlítás lehetőségét is megteremti.

- A II. pillérben, amelyben a cél az egyes intézmények kockázati profiljának megfelelő belső tőkeszükséglet kalkulációja, a hitelintézetek által választott egyedi módszerekre helyeződik a hangsúly. Ennek keretében olyan kockázatokat is figyelembe kell venni, amelyeket az I. pillér egyáltalán nem vagy nem megfelelően kezel. A modellezési technikák vonatkozásában az egyes intézmények viszonylag nagy szabadságot kapnak, ezáltal ösztönzi az új módszertanok, metodikák kialakítását és implementálását, valamint elősegíti a fejlettebb és hatékonyabb kockázatkezelési rendszerek meghonosítását. Két – egymással sok tekintetben összefüggő – elemet is magában foglal:
 - Nagy hangsúlyt helyez a vállalatvezetés felelősségére, a szükséges funkciók (például kockázatkezelés, belső ellenőrzés) kiépítésére. Kiemelt fontosságot tulajdonít a hitelintézetek saját kockázatazonosító, értékelő és kezelő rendszere (ICAAP – Internal Capital Adequacy Assessment Process: belső tőkemegfelelés-értékelési folyamat, „Önértékelés”) kialakításának, valamint az azzal kapcsolatos belső irányítási és ellenőrzési szabályok felállításának, a felügyeleti felülvizsgálati folyamatok támogatásának. Előírja, hogy a stratégiákat és értékelési folyamatokat rendszeres belső felülvizsgálatoknak kell alávetni.
 - Az egységes felügyeleti gyakorlat biztosítása érdekében standardizált eljárást (SREP – Supervisory Review and Evaluation Process: felügyeleti felülvizsgálati folyamat) fogalmaz meg. Rögzíti például a felügyeleti hatásköröket, az alkalmazható mennyiségi és minőségi eszközöket, megfogalmazza az arányosság elvét⁵, valamint a preventív, illetve a tőkeszükséglet szintjének megsértéséhez kapcsolódó korrekciós felügyeleti intézkedéseket. Mindezek megvalósítása a Felügyelet és az intézmények között állandó kapcsolattartást, egyeztetést követel meg.

⁵ Az arányosság elve kimondja, hogy a felülvizsgálatok gyakoriságának és intenzitásának figyelembe kell vennie a méretet, a szervezet jelentőségét, a hitelintézet tevékenységeinek természetét és összetettségét (PSZÁF [2008c]).

- A III. pillér pedig, amely csak a legutóbbi időben kapott igazán figyelmet és a 234/2007. Kormányrendeleten alapul, a közzétételi és adatszolgáltatási követelmények megfogalmazásában tölti be a legnagyobb szerepet, így segítve elő a nyilvánosság megfelelő tájékoztatását, a transzparencia fokozását, a piac fegyelmező erejének érvényesülését.

A szavatoló tőkének fedezetet kell nyújtania az I. pillérben meghatározott hitelezési, piaci és működési kockázatokra, valamint a II. pillérben a hitelintézetek saját kockázatfeltárása alapján megállapított tőkeszükségletre, a stressztesztok és a SREP eredményeként megképzendő tőkepufferre egyaránt. A tőkemegfelelés számítása során az extrém kockázatok lehetőségét is figyelembe kell venni.

Tekintettel arra, hogy jelen értekezés témája szempontjából elsősorban az I. pilléres előírások rendelkeznek relevanciával, a következő alfejezetben ezeknek az elemeknek a bemutatására koncentrálok.

2.1.2. A tőkekövetelmény-számításhoz alkalmazható módszerek az I. pillér alatt

A CRD által meghatározott tőkekövetelmény az I. pillér alatt a hitelkockázat, a piaci kockázat és a működési kockázat tőkekövetelményének összegeként adódik, az egyes összetevők meghatározása azonban különböző metodikákkal történhet. A CRD lehetővé teszi az intézmények számára, hogy a szabályozók által előírt modell egyes elemeit saját fejlesztésű almodellekkel váltsák ki, azzal a feltétellel, hogy azokat minden esetben szigorú engedélyeztetési eljárásoknak és rendszeres felülvizsgálatoknak kell alávetni.

- A hitelkockázat vonatkozásában egy standard (SA – Standardised Approach), valamint egy belső minősítésen alapuló modell (IRB – Internal Ratings Based) alkalmazására van lehetőség, és az utóbbin belül – a lakossági szektor kivételével – a szabályozás megkülönböztet egy „alap IRB módszert” (F-IRB – Foundation IRB), valamint egy „fejlett IRB módszer” megközelítést (A-IRB – Advanced IRB).⁶ A lakossági kitétségek esetében az SA és az A-IRB közül választhatnak a hitelintézetek.
- A piaci kockázat (pozíciókockázat) tőkekövetelményének meghatározása egy standard modell, illetve egy belső modell alapján történhet. Az utóbbi jellemzően VaR alapú, moduláris számítás.

⁶ Az „alap IRB módszer” esetében a hitelkockázati paraméterek közül csak a PD alapul saját becslésen, ellenben a „fejlett IRB módszert” alkalmazó hitelintézet minden kockázati paramétert saját maga becsül.

- A működési kockázat területén van a legszélesebb választási lehetőség, ugyanis itt a hitelintézetek három standard módszer (BIA – Basic Indicator Approach, TSA – Standardised Approach, ASA – Alternative Standard Approach), valamint egy belső modellel való megközelítés (AMA – Advanced Measurement Approach) közül választhatnak.

Általánosságban elmondható, hogy a belső minősítésen alapuló modellek jobban képesek figyelembe venni a kockázatvállalás mértékét, ezáltal valósabb tőkeszükséglet meghatározását teszik lehetővé, ugyanakkor kétségtelen, hogy implementálásuk és alkalmazásuk jelentős erőforrás-szükségletet támaszt az intézményekkel szemben.

A belső modellek esetében a CRD a módszerek, feltételezések kiválasztására és a korreláció-számításra vonatkozóan eltérő szabadságot tesz lehetővé az egyes kockázati területeken: míg a működési és piaci kockázatok területén viszonylag széleskörű modellezési szabadságot kínál, addig a hitelkockázat vonatkozásában csak a kockázati paraméterek saját becslésére ad lehetőséget, nem biztosítja a hitelintézetek számára a saját komplett nemteljesítési, illetve hitelkockázati modellek alkalmazásának lehetőségét.

Az egyes kockázati kategóriákra számított tőkekövetelmények egyszerű összegzését írja elő, nem engedélyezi a kockázati kategóriák közötti diverzifikációs hatások figyelembe vételét (korreláció = 1), továbbá erre vonatkozóan saját egyedi módszereik és az azok alapján készült becsléseik alkalmazását sem teszi lehetővé a hitelintézetek számára. Az azonos kockázati kategórián belüli korrelációra vonatkozóan ugyan általánosságban megengedettek a saját kalkulációk, de ez alól is kivételt képez a banki könyvi hitelkockázat, amelynek esetében ez a lehetőség sem adott.

2.1.3. Magyar szabályozás: a CRD implementációja, az érintett jogszabályok köre

Magyarországon a *pénzüntézetekről szóló 1991. évi LXIX. törvényben (Pit.)* jelent meg először a Bázeli I egyezménynek megfelelő 8%-os tőke megfelelési mutató, valamint a vállalható kockázatok korlátozásának előírása. A következő lépést az *Állami Bankfelügyelet 4/1993. (PK 17.) BAF rendelkezése* jelentette, amelyben rögzítésre került, hogy minden pénzüintézet köteles hitelezési, adóminősítési, befektetési, fedezetértékelési, minősítési, valamint céltartalék-képzési szabályzatokat készíteni és alkalmazni.

Aligha vitatható, hogy magyar viszonylatban ezek a jogszabályok rakták le az alapokat a bankok kockázatkezelési rendszereinek intenzívebb fejlődéséhez. A későbbiekben számos módosítás és fejlesztés vált szükségessé, de gyökeres változásokra egészen a Bázel II ajánlások, illetve az azok nyomán formálódott EU direktívák kidolgozásáig és implementálásáig nem került sor.

2005-től a Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete (PSZÁF) számos koncepcionális jellegű anyagot tett közzé, amelyek alapján széleskörű konzultációkra került sor az érintett intézmények bevonásával. A CRD-hez közvetlenül kötődő szabályok hazai jogrendszerbe való átültetése hosszas egyeztetéseket követően végül is 2007 második felére valósult meg.

A hitelintézetekről és pénzügyi vállalkozásokról szóló 1996. évi CXII. törvény (Hpt.), valamint a tőkepiacról szóló 2001. évi CXX. törvény (Tpt.) módosításai, amelyek a Bázel II szabályozással kapcsolatos előírások implementálását is magukba foglalták, 2008. január 1-jén léptek hatályba. Módosításra került többek között a Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyeletéről szóló 1999. évi CXXIV. törvény, a Polgári törvénykönyvről szóló 1959. évi IV. törvény, valamint az államháztartásról szóló 1992. évi XXXVIII. törvény is. Ugyanakkor a CRD hazai jogrendszerbe történő átültetése során fontos szempont volt, hogy csak a legszükségesebb szabályok jelenjenek meg törvényi szinten, ezáltal ugyanis a későbbiekben rugalmasabban és gyorsabban átvezethetők az esetlegesen szükségessé váló módosítások.

A hitelintézetek kockázatkezelésével kapcsolatos alapvető előírásokat az alábbi jogszabályok tartalmazzák:⁷

- *196/2007. (VII. 30.) Kormányrendelet a hitelezési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről (Hkr.),*
- *200/2007. (VII.30.) Kormányrendelet a működési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről (Mkr.),*
- *244/2000. (XII. 24.) Kormányrendelet a kereskedési könyvben nyilvántartott pozíciók, kockázatvállalások, a devizaárfolyam kockázat és nagykockázatok fedezetéhez szükséges tőkekövetelmény megállapításának szabályairól és a kereskedési könyv vezetésének részletes szabályairól (Kkr.), valamint*

⁷ Csak a hitelintézeteket és pénzügyi vállalkozásokat érintő aspektusokat tárgyalom, de megjegyzem, hogy a CRD a befektetési vállalkozások tevékenységére vonatkozó szabályokat is tartalmaz.

- 381/2007. (XII. 23.) Kormányrendelet a hitelintézet partnerkockázatának kezeléséről.

A felsorolt jogszabályok harmonizációján túlmenően számos további törvényi, illetve rendeleti szintű szabályozási elemet, módosítást tett szükségessé a CRD-nek, illetve annak későbbi módosításainak hazai implementációja. Külön rendelet vonatkozik például a hitelintézetek nyilvánosságra hozatali követelményének teljesítésére (234/2007. (IX. 4.) Kormányrendelet), az értékpapírosítási tőkekövetelményre (380/2007. (XII. 23.) Kormányrendelet), illetve számos kapcsolódó területre. A tőkemegfelelési mutató számításáról szóló 13/2001. (III. 9.) PM rendelet ugyancsak módosításra szorult.

A belső minősítésen alapuló módszerrel történő tőkekövetelmény-számításhoz szükséges információk rendelkezésre állása, a minimum követelmények teljesíthetőségének, valamint a hitelkockázat csökkentésre elismerhető instrumentumok jogi érvényesíthetőségének biztosítása érdekében további jogszabály módosítások is szükségessé váltak, így például változtatások kerültek beépítésre a személyes adatok védelméről és a közérdekű adatok nyilvánosságáról szóló 1992. évi LXIII. törvénybe, a csődeljárásról, a felszámolási eljárásról és a végelszámolásról szóló 1991. évi XLIX. törvénybe, a kintlevőségek, befektetések, mérlegen kívüli tételek és a fedezetek minősítésének és értékelésének szempontjairól szóló 14/2001. (III. 9.) PM rendeletbe, illetve a hitelintézetek és a pénzügyi vállalkozások által a Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete részére szolgáltatandó adatok köréről és az adatszolgáltatás módjáról szóló 45/2008. (XII. 31.) PM rendeletbe.

A jogszabály-módosítási folyamat széles körű egyeztetés keretében zajlott, és elsődlegesen az EU direktívákban foglalt szabályokra, eljárásokra építkezett. A Bázeli Bizottság ajánlásait csak azon kérdések vonatkozásában vette alapul, amelyek esetében a direktíva előírásai nem bizonyultak kellően részletesnek. A megfelelő transzparencia érdekében a PSZÁF időről időre nyilvánosságra hozta az általa alkalmazott gyakorlattal kapcsolatos legfontosabb információkat, különös tekintettel a validációs eljárásokra és a felülvizsgálati folyamat során követett elvekre és módszerekre (például: PSZÁF [2005; 2008a; 2008b; 2008c; 2009; 2010]).

A magyar jogrendben a diszkrecionális döntések rendszere meglehetősen szokatlan elem, ezért ezen kérdések többsége is jogszabályi keretek között került rendezésre, a felügyeleti diszkréciók száma pedig nemzetközi összehasonlításban nézve is kifejezetten alacsony.

2.2. A szabályozás legjelentősebb változásai

Az elmúlt évek során egyértelműen bebizonyosodott, hogy a szabályozás nem tudott lépést tartani a pénzügyi piacok dinamikus fejlődésével, a pénzügyi integráció elmélyülésével, ezért kiemelt figyelmet kell fordítani a szabályozási környezet harmonizációjára. A kialakult helyzetet tovább súlyosbította és újabb problémákkal tetézte a 2008 őszén kitört válság, még inkább előtérbe helyezve ezt a kérdéskört.

Jelen alfejezet az elmúlt időszak legfontosabb változásaival foglalkozik.

2.2.1. A bázeli ajánlások és a CRD módosításai

A felhalmozódott tapasztalatok arra is rávilágítottak, hogy a globális pénzügyi rendszer megszilárdítása, a „holnap válságaira” való felkészülés, valamint az egyenlő versenyfeltételek biztosítása érdekében az eddiginél robusztusabb és egységesebb, harmonizáltabb prudenciális tőkekövetelmény-rendszerre van szükség.

Fontos lépésként említhető, hogy 2008 októberében az Európai Bizottság azzal a feladattal bízta meg a Jacques de Larosière vezette magas szintű független csoportot, hogy tegyen az európai pénzügyi intézmények és piacok felügyeletének megerősítésére és a pénzügyi stabilitás biztosítására irányuló javaslatokat. A csoport aktív tevékenységének eredményeként 2009 februárjára elkészült a pénzügyi szabályozásra, az új pénzügyi felügyeleti struktúrára és a hatóságok együttműködésére vonatkozó átfogó javaslatcsomag, a *De Larosière-jelentés (Soós [2011])*.

Mivel a diszkrecionális döntésekből adódó potenciális eltérések rendkívüli mértékben megnehezítik a globális pénzügyi csoportok összevont alapú felügyeletét, illetve esetenként akár a belső piaci alkalmazás összhangját is veszélyeztetik, szélsőséges esetben akár szabályozási arbitrázshoz is vezethetnek, ezért a CRD hatályba lépése óta számos alkalommal került sor széleskörű konzultációkra, amelyek a megfelelő rugalmasság és az egységes szabályalkalmazás közötti egyensúly megteremtését is hivatottak elősegíteni. Az elmúlt időszakban a CEBS koordinálásával sikerült hathatós lépéseket tenni a felügyeleti konvergencia fokozására: jelentősen csökkent a nemzeti diszkréciók, opciók, kivételek és derogációk száma, szűkült a tagállamok mozgástere (*Kardosné [2010]*).

A bázeli elveken nyugvó tőkemegfelelési direktívák 2006. évi elfogadása óta számos problematikus terület került azonosításra és értelmezési kérdés merült fel a gyakorlati

alkalmazás során, valamint – nem utolsósorban a pénzügyi válság nyomán nyilvánvalóvá vált hiányosságok kezelése érdekében – jelentős módosítási kezdeményezések születtek, amelyeknek egy része már jóváhagyásra került, sőt a nemzeti jogrendekbe történő adaptációja is megvalósult (*PSZÁF [2010]*):

- A CRD I (*EC [2009a; 2009b]*) gyakorlati tapasztalatok alapján formálódott. Az Európai Bizottság által felállított szakértői munkacsoport, a Capital Requirements Transposition Group (CRDTG) készítette elő, majd az Európai Bizottság komitológiai eljárás keretében – a Tanács és a Parlament közreműködése nélkül – fogadta el. Előkészítése során az Európai Bizottság nyilvános konzultációkat is kezdeményezett, végül a CRD I a tőkekövetelmény-számítás technikai kérdéseinek szabályozását érintő hiánypótlásokat, pontosításokat, módosításokat magába foglaló javaslatok alapján 2011. január 1-jén lépett életbe, és 2010. október 31-ig kellett a nemzeti hatóságoknak az új rendelkezéseket jogszabályaikba implementálniuk és nyilvánosságra hozniuk.
- Ugyanettől az időponttól kell alkalmazni a CRD II-t, amelyet a Bizottság által 2008 októberében kiadott javaslat (*EPC [2009]*) alapján az Európai Parlament és a Tanács 2009 májusában fogadott el, majd 2009 októberében jelent meg az Európai Unió Hivatalos Lapjában. Ez a módosítás érinti a felügyeleték együttműködésének operatív kereteit (az ún. felügyeleti kollégiumok működését és feladatmegosztását), egységesíti a felügyelt intézményekkel szemben támasztott riportolási követelményeket, továbbá a szavatoló tőkére (az alapvető tőkeelemek elismerhetőségi kritériumaira, a hibrid tőkeelemek besorolására) és a nagykockázat-vállalásra vonatkozó szabályozást, illetve a pénzügyi válságból adódó tapasztalatokra építve szigorításokat vezet be a pénzintézetek likviditási követelményeire, valamint az értékpapírosításhoz kapcsolódó kockázatkezelési és tőkeszabályokra vonatkozóan.
- 2009 első felében az Európai Bizottság újabb konzultációs dokumentumokat jelentetett meg, majd az egyeztetések nyomán 2009 júliusában került a CRD III (*EPC [2010a]*) elfogadásra a Bizottság által, és 2010. december 14-én jelent meg az Európai Unió Hivatalos Lapjában. A változások ezúttal elsősorban a kereskedési könyvbe sorolt tételek és az összetett értékpapírosítási (illetve újraértékpapírosított) pozíciók tőkekövetelményének megerősítését (például stressz-feltételek beépítését), a SREP pontosítását, valamint a *De Larosièrre-jelentés* (*De Larosièrre [2009]*) ajánlásai alapján a javalmazási rendszernek a

hatékony és eredményes kockázatkezeléssel összhangban álló átalakítását célozták, és ugyancsak 2011. január 1-től hatályosak.

Annak következtében, hogy az Európai Unió új alapszerződése, a 2009. január 1-jén hatályba lépett Lisszaboni Szerződés átrendezte az uniós jogalkotási hatásköröket (*Szájer [2010]*), a CRD I-t követő későbbi módosítások már nem komitológiai eljárással kerültek elfogadásra, hanem a Tanács és a Parlament együttdöntési eljárása alá tartoznak, ami a jóváhagyási procedúra időigényét jelentősen növelte, illetve növeli.

Az európai pénzügyi felügyeleti rendszer is markáns változásokon ment keresztül az elmúlt időszakban. Az Európai Bizottság 2009 őszére készítette el a *De Larosière-jelentés* által javasolt új európai pénzügyi felügyeleti struktúra létrehozását megalapozó jogszabálytervezeteket, amelyeket végül az Európai Tanács, a Bizottság és a Parlament 2010 decemberében hagyott jóvá (*EPC [2010b; 2010c; 2010d; 2010e; 2010f; 2010g]*), így 2011 januárjában egy új, kétpilléres – külön makro- és mikroprudenciális alrendszert tartalmazó – felügyeleti struktúra kezdte meg működését. Az átalakítás célja az európai pénzügyi piacok további integrációjának elősegítése, az intézmények működési környezetének és versenyképességének javítása (*Soós [2011]*).

A CRD újabb és újabb módosításainak háttérében az a megfontolás áll, hogy a világ leginkább meghatározó fejlett és fejlődő országait magában foglaló G20 csoport állam- és kormányfőinek véleménye szerint a jövőbeni pénzügyi válságok kialakulásának megelőzése érdekében tovább kell csökkenteni a szektor sérülékenységet, és ezen célkitűzés nyomatékosításának szándékával 2009-ben a londoni és a pittsburghi csúcstalálkozókon konkrét vállalásokat is megfogalmaztak.

Az elmúlt időszakban a bázeli ajánlások újragondolása is napirenden szerepelt, nagy figyelmet fordítva a válság kialakulásában, illetve elmélyülésében szerepet játszó piaci, felügyeleti és szabályozási kudarcok orvoslásának lehetőségeire. Az ezekről szóló konzultációs anyagok (*BCBS [2009b; 2009c; 2009d; 2009e; 2009f]*) alapján széleskörű konzultációt követően végül 2010 novemberében került elfogadásra a Bázeli III, a bázeli ajánlások reformja. A javaslatok egyrészt az egyedi intézmények jövőbeni pénzügyi és gazdasági stresszhelyzetekkel szembeni ellenálló képességének fokozását célozzák, másrészt a fertőzések, a rendszerszintű kockázatok és a prociklikusság hatásait igyekeznek kezelni. Tekintettel arra, hogy meglehetősen hosszú idő van még hátra a 2013. január 1-jei hatályba lépéséig, potenciális hatásai egyelőre nehezen értékelhetők. Mindazonáltal – az elkészült kvantitatív hatástanulmányok (QISs – Quantitative Impact

Studies)⁸ eredményeit is mérlegelve – a Bázeli Bizottság bizonyos területek vonatkozásában 2019-ig tartó fokozatos bevezetési tervet fogadott el annak érdekében, hogy az intézkedések a pénzügyi szektor aktivitását a lehető legkisebb mértékben fogják vissza (*Szombati [2010]*).

Az Európai Bizottság a Bazel III-ban szereplő lényegi reformokat a versenysemleges szabályozási környezet megteremtésének és megőrzésének célkitűzését szem előtt tartva a CRD IV keretében kívánja érvényre juttatni, de számos kiegészítés, módosítás, illetve egyszerűsítés figyelhető meg valamennyi területen, tekintettel az európai piaci sajátosságokra. Az Európai Unió az irányelvben szereplő tőkeszabályok alkalmazási hatályát minden hitelintézetre és befektetési vállalkozásra kiterjeszti, ami önmagában is indokol bizonyos korrekciókat, hiszen a bázeli ajánlások voltaképpen a nemzetközileg aktív nagy intézményekre vonatkozó elveket tartalmazzák.

A tőke megfelelési irányelv módosítására irányuló javaslatának megalapozása céljából a Bizottság 2009 és 2010 folyamán több alkalommal ismét szakmai konzultációt kezdeményezett (*EC [2009c; 2010a; 2010b; 2010c]*), felvázolva a lehetséges változtatások irányát is az érintett intézmények számára. A CRD IV elnevezésű, a bázeli ajánlásokkal is összehangolt konkrét jogalkotási tervezeteket, illetve a kapcsolódó hatásvizsgálatokat végül 2011. július 20-án tette közzé az Európai Bizottság. A javaslat egy, a korábbi *2006/48/EC* és *2006/49/EC* direktívákat felváltó kételemű – egy irányelvet (*EC [2011c]*) és egy rendeletet (*EC [2011d]*) magába foglaló – jogszabálycsomagot tartalmaz, továbbá mindkét tervezethez kapcsolódik egy-egy hatásvizsgálati anyag (*EC [2011e; 2011f]*) is, amelyek a rendszerszintű bankválság kialakulási valószínűségének csökkentését hivatottak alátámasztani.

A rendeletnek a Bizottság által kiadott javaslata (*EC [2011c]*) a hitelintézetekre és befektetési vállalkozásokra vonatkozó általános prudenciális követelményeken túlmenően foglalkozik a szavatoló tőke mennyiségi és minőségi szempontból történő újraszabályozásával, egységes likviditási követelmények előírásával, egy tőkeáttételi korlát bevezetésével, a partnerkockázat-kezelés erősítésével és az egységes európai szabálykönyv létrehozásával is. Az irányelv (*EC [2011d]*) ezzel szemben azokat a kérdéseket tárgyalja, amelyek vonatkozásában elengedhetetlen a tagállamok egyedi szabályozási környezetét jellemző sajátosságok figyelembe vétele. Itt kapott helyet

⁸ Ezen túlmenően a Pénzügyi Stabilitási Tanács (FSB – Financial Stability Board) és a BCBS által közösen létrehozott Macroeconomic Assessment Group (*MAG [2010]*) az átmeneti potenciális hatásokat, a BCBS Long-term Economic Impact (*LEI [2010]*) munkacsoportja pedig a hosszú távú következményeket is részletesen vizsgálta.

többek között a vállalatirányítási rendszerekre és eljárásokra vonatkozó követelmények szigorítása, valamint a tőkepufferképzés előírása.⁹

2.2.2. A jelzáloghitelezést érintő szabályozás

A jelzáloghitelezést tekintve az első jelentős szabályozási elemként a *hitelintézetek tevékenységének megkezdéséről és folytatásáról* szóló 77/780/EEC irányelv (I. koordinációs irányelv) (EEC [1977]) említhető, amely 1977-ben jelent meg. Ezt követte 1989-ben a 89/646/EEC irányelv (II. koordinációs irányelv) (EEC [1989]), amely először tette lehetővé például azt, hogy az egyik tagállamban működő hitelintézet egy másik tagállam állampolgárának ingatlannal fedezett hitelt nyújtson.

A határon átnyúló hitelezési tevékenység dinamikus fejlődése miatt később szükségessé vált a szabályozás korszerűsítése, amit alapvetően a 2000/12/EC irányelv (EPC [2000]), majd pedig a CRD valósított meg. Az utóbbiban már megfogalmazták a kölcsönös elismerés elvét (EPC [2006a] 23. cikk) is, amely szerint a tagállamok gondoskodnak arról, hogy a 2006/48/EK irányelv I. mellékletében felsorolt tevékenységeket egy másik tagállam illetékes hatóságai által engedélyezett és felügyelt bármely hitelintézet az ő területükön is végezhesse fióktelep létesítésével vagy szolgáltatásnyújtás útján.

Az Európai Bizottság a piaci hatékonyság, a versenyképesség javítása, vagyis a lisszaboni stratégia megvalósítása érdekében integrálni igyekszik a lakossági pénzügyi szolgáltatások piacát, ezért jelentette meg 2005-ben a *Zöld könyvet* (EC [2005]) azzal a szándékkal, hogy felmérje az Európai Unió jelzálogpiacaiába való beavatkozások potenciális jelentőségét. Ebben a dokumentumban részletesen foglalkozott a fogyasztóvédelmi és jogi kérdésekkel, valamint a jelzálog-biztosítékokkal és a finanszírozással kapcsolatos szempontokkal, de konkrét lépéseket és intézkedéseket még nem ismertetett. Ezt követően, a *Zöld Könyv* alapján megvalósult széleskörű konzultáció és részletes hatásvizsgálatok eredményeképpen, 2007. december 18-án publikálta az Európai Unió jelzáloghitel-piacainak integrálásáról szóló *Fehér Könyvet* (EC [2007]), amely összefoglalta az EU jelzálogpiacaira irányult vizsgálat eredményeit, valamint foglalkozott a felelősségteljes hitelnyújtáshoz és hitelfelvételhez közvetlenül kapcsolódó problematikus területekkel (például a szerződéskötést megelőző tájékoztatás, a hitelképességi vizsgálat, a lejárat előtti visszafizetés és a hitelközvetítés). Mindezek mellett előterjesztett egy kiegyensúlyozott intézkedéscsomagot is a piac

⁹ A CRD elemeinek részletesebb ismertetése olvasható például Tajti [2011] cikkében.

hatékonyságának, integráltságának és versenyképességének növelése érdekében, valamint foglalkozott az integráció lehetséges korlátozó tényezőivel. A *Fehér Könyv*ben az alábbi célkitűzések jelentek meg a legfontosabb elemekként:

- a határon átnyúló jelzáloghitelezés és finanszírozás elősegítése,
- a termékkínálat bővítése,
- a fogyasztói bizalom előmozdítása, valamint
- az ügyfelek mobilitásának ösztönzése.

Ezek elérése érdekében a *Fehér Könyv* már bizonyos lépéseket is megfogalmazott, amelyek először a *fogyasztói hitelszerződésekről szóló 2008/48/EC irányelv*ben (EPC [2008]) kerültek konkretizálásra (Bodzási [2010]). Ez elvileg csak a 200 és 75 000 euró közötti összegű fogyasztói hitelekre vonatkozik, de számos tagállam a jelzáloghitelekre is alkalmazza.

A felelős hitelezés elvének előtérbe kerülése tehát a jelzáloghitelezést is jelentős mértékben érinti. Fontos momentumként érdemes megemlíteni a 2001. márciusi, a *lakáshitelekre vonatkozó szerződéskötés előtti információkról szóló Európai Önkéntes Magatartási Kódexet* is, amely a jelzáloghitelekre vonatkozó szerződéskötést megelőző tájékoztatással és az európai szabványosított információs adatlappal foglalkozott. A Kódexet a Bizottság a lakáshitelek kínáló hitelnyújtók által a fogyasztóknak a szerződéskötést megelőzően nyújtandó tájékoztatásról szóló, 2001. március 1-jei 2001/193/EK ajánlásban hagyta jóvá (EC [2001]), de végrehajtása nem volt következetes, ezért nem váltotta be a hozzá fűzött reményeket.

Az Európai Bizottság 2011. március 31-én hozta nyilvánosságra a *lakóingatlanokhoz kapcsolódó hitelmegállapodásokról szóló irányelv tervezetét* (EC [2011a]), számottevő szigorításokat írva elő a jelzáloghitelezésre vonatkozóan. Ez egyrészt erősen támaszkodik a *fogyasztói hitelszerződésekről szóló 2008/48/EC irányelv* (EPC [2008]) rendelkezéseire, ugyanakkor a jelzáloghitelek sajátosságait is figyelembe veszi.

A tervezet a felelősség fogalmát kettős megközelítésben tárgyalja, értelmezésében a felelősségteljes hitelnyújtás „*az a gondosság, amellyel a hitelezők és hitelközvetítők olyan összeget hiteleznek, amelyet a fogyasztók megengedhetnek maguknak*”, a felelősségteljes hitelfelvétel pedig azt jelenti, hogy „*a fogyasztók pénzügyi helyzetükről lényegi, teljes és pontos információt adnak, és ösztönözve vannak tájékozott és fenntartható döntések meghozatalára*” (EC [2011b] pp. 5.).

Alapvetően a fogyasztóknak nyújtott jelzáloghitelek, valamint a hitelközvetítőkre és hitelezőkre vonatkozó prudenciális és felügyeleti követelmények képezik a tárgyát, és hatálya az alábbi ügyletekre terjed ki (EC [2011a] 2. cikk (1)):¹⁰

- a) *Olyan hitelmegállapodások, amelyek fedezete lakóingatlan-fedezetű jelzálog vagy a tagállamokban a lakóingatlanokra általánosan alkalmazott más hasonló biztosíték vagy a lakóingatlanokhoz kapcsolódó valamely jog.*
- b) *A földterület vagy meglévő vagy tervezett lakóépület tulajdonjogának megszerzését vagy fenntartását célzó hitelmegállapodások.*
- c) *Valamely személy tulajdonában lévő vagy általa megszerezni kívánt lakóingatlan felújítását célzó hitelmegállapodások, amelyek nem tartoznak a 2008. április 23-i 2008/48/EK európai parlamenti és tanácsi irányelv hatálya alá.*

A javaslat szigorú feltételeket (például megfelelő szakismeretek) szab a hitelezőkkel és a hitelközvetítőkkel szemben (EC [2011a] 5-6. cikk), előírja az általános tájékoztatási kötelezettséget és a személyre szabott tájékoztatás biztosítását az európai szabványosított információs adatlap alapján (EC [2011a] 9. cikk), valamint rendelkezik a hitelkamatláb változása esetén a fogyasztónak nyújtandó információs szolgáltatásról (EC [2011a] 13. cikk). Egyrészt általános elveket vezet be a marketing- és reklámközleményekre vonatkozóan (EC [2011a] 7-8. cikk), másrészt szigorúan előírja a teljes hiteldíjmutató (THM) használatát (EC [2011a] 12. cikk). A hitelek előtörlesztését illetően azt is rögzíti, hogy biztosítani kell az ügyfeleknek a jogot, hogy a hitelt a hitelmegállapodás lejárta előtt visszafizessék (EC [2011a] 18. cikk).

A hitelezők számára előírja, hogy elegendő információra alapozva és az ügyfelek személyes körülményeit figyelembe véve kell megvizsgálni a hitel-visszafizetési képességet, és negatív eredmény esetén meg kell tagadni a hitelníjtást (EC [2011a] 14. cikk). Ennek kapcsán arról is rendelkezik, hogy a hitelezők megkülönböztetéstől mentesen hozzáférjenek a vonatkozó adatbázisokban lévő információkhoz (EC [2011a] 16. cikk).

A jogszabályjavaslat előzményeként az Európai Bizottság hosszas és részletekbe menő konzultációt folytatott az érdekeltekkel, az Európai Parlament és az Európai Gazdasági és Szociális Bizottság pedig számos jelentést fogadott el. Figyelembevételre kerültek a kapcsolódó szakértői vélemények és tanulmányok, továbbá hatásvizsgálatok is készültek a konkrét javaslatok megszületése előtt. A Bizottság fontos célkitűzése a

¹⁰ Az egyes tagállamok azonban szélesebb hatállyal is alkalmazhatják, például a kereskedelmi ingatlanokat érintő ügyletekre is kiterjeszthetik.

határokon átnyúló jelzáloghitelezés akadályainak lebontása (például az összeurópai útleveél intézményének megteremtésével), mindazonáltal valószínűsíthető, hogy a feltételek szigorítására számos pénzügyi intézmény aktivitáscsökkentéssel fog reagálni. A szabályozás szigorításának hátterében az áll, hogy a Bizottság álláspontja szerint a felelőtlen hitelnyújtás és hitelfelvétel nagymértékben hozzájárult a jelenlegi pénzügyi válsághoz vezető feltételek kialakulásához, és ennek a megismétlődését csak a pénzügyi stabilitás előmozdításával lehet megakadályozni (*Kardosné [2010]*).

Figyelemreméltó, hogy az utóbbi időszakban a szabályozás változásait tekintve egyre több konstruktív elem tapasztalható: a módosítások számottevő része voltaképpen már nem a válság utókezelését, sokkal inkább a fejlődést, az előrelépést – és szükségképpen a „holnap válságaira” való felkészülést – célozza.

2.3. Az értekezés szempontjából releváns szabályozási előírások az EU-ban

A magyar hitelintézeteket érintően alapvetően a *196/2007. (VII. 30.) Kormányrendelet (Hkr.)* határozza meg mind a hitelezési kockázat tőkekövetelményének standard módszerrel (*Hpt. 76/A. §*), illetve belső minősítésen alapuló módszerrel (*Hpt. 76/B-D. §*) történő kiszámításának, mind pedig a belső minősítési rendszer alkalmazásának feltételeit. Tekintettel azonban arra, hogy az LGD kalkulációja a standard módszer esetében nem releváns kérdés, a továbbiakban alapvetően a belső minősítésen alapuló módszerrel kapcsolatos szabályokra koncentrálok.

Az IRB módszert alkalmazó hitelintézetek kötelesek minden kitettséget az IRB megközelítés logikájának megfelelően az alábbi kitettségi osztályok valamelyikébe besorolni (*EC [2011c] 142. cikk (2); Hkr. 24-29. §*):

- központi kormánnyal vagy központi bankkal szembeni kitettségek,
- hitelintézettel és befektetési vállalkozással szembeni kitettségek,
- vállalkozással szembeni kitettségek,
- lakossággal szembeni kitettségek,
- részesedések,
- értékpapírosítási pozíciók, valamint
- egyéb, nem hitelviszonyt megtestesítő eszközök.

Az egyes kitettségi osztályokra különböző kockázati függvények (tőkefüggvények) vonatkoznak az adott kitettségi osztály kockázati jellemzőinek megfelelően annak

érdekében, hogy lehetővé váljon a kockázattal súlyozott kitettségérték és a kapcsolódó tőkekövetelmény szofisztikáltabb módon történő meghatározása.

Jelen értekezés keretében csak a lakossági szektor hitelezésével kapcsolatos szabályozást, azon belül is elsősorban a jelzálog-fedezett¹¹ ügyletek hitelkockázatának aspektusait mutatom be. Nem térek ki sem a többi szektorbeli kitettségekkel kapcsolatos előírásokra, sem pedig más hitelintézeti tevékenységekre, mint például a pénzügyi lízing szolgáltatások vagy a vásárolt követelések témakörére.

A belső minősítésen alapuló módszer esetében „Egy kitettség a lakossággal szembeni kitettségi osztályba tartozik, ha

- a) természetes személlyel, mikro-, kis- vagy középvállalkozással szemben áll fenn,
- b) a kitettség egy jelentős számú, hasonló jellemzőkkel rendelkező, valamint következetes és hasonló kockázatkezelés alatt álló kitettségeket magában foglaló csoportba sorolható, így lehetővé téve a kölcsönnyújtáshoz kapcsolódó kockázat csökkenését,
- c) mikro-, kis- és középvállalkozás esetében az adós ügyfélnek vagy egymással kapcsolatban álló ügyfelek csoportjának a hitelintézettel, valamint annak anyavállalatával és leányvállalatával szembeni tartozása – ideértve minden késedelmes kitettséget, ide nem értve a lakóingatlannal fedezett kitettséget – együttes összege a hitelintézet tudomása szerint nem haladja meg az egymillió eurót vagy annak megfelelő összeget, és annak érdekében, hogy a szükséges adatokat megszerezze, a hitelintézet ésszerű lépéseket tesz, és
- d) a kitettséget nem kezelik egyedileg, a vállalkozással szembeni kitettségi osztályba tartozó kitettséghez hasonló módon” (Hkr. 27. § (1) bekezdés).

Ez a meghatározás implicit módon a diverzifikált portfólió kockázatcsökkentő hatásának elismerését is magába foglalja, miközben alapul szolgál a lakossági kitettségi kategórián belüli alosztályok kialakításához. A CRD vonatkozó cikkei, valamint a Hkr. 31. § (1)-(6) bekezdése pedig már konkrét előírást is tartalmaz arra vonatkozóan, hogy minden lakossági kitettséget be kell sorolni az alábbi alosztályok valamelyikébe:

- i. ingatlannal fedezett lakossági kitettségek,
- ii. rulírozó lakossági kitettségek, valamint
- iii. egyéb lakossággal szembeni kitettségek.

¹¹ A fedezetek elismerhetőségének részletes feltételeit, az előírt minimumkövetelményeket, valamint a hitelezéskockázat-mérséklés hatásának számítási metodikáját a Hkr. XIV-XVIII. fejezete tartalmazza.

Az elhatárolás precizitásának különösen abban az esetben van nagy jelentősége, ha a hitelintézet az egyes alportfóliókra különböző minősítési rendszereket alkalmaz (*Hkr. 54. § (2) bekezdése*).

A magyar szabályozás a bázeli ajánlásoktól eltérően nem csak a lakóingatlannal fedezett lakossági kitettségi osztályba tartozó ügyleteket (beleértve a kis- és közép vállalkozásokat is) sorolja az (i) kategóriába, hanem a kereskedelmi ingatlannal fedezett kitettségeket is, amennyiben azok kielégítik a lakossági kitettségi kategóriába soroláshoz szükséges valamennyi egyéb feltételt. Mindazonáltal erre az utóbbi ügyletkörre – tekintettel arra is, hogy a 3.5. fejezetben bemutatásra kerülő magyar bankközi LGD-adatbázis nem tartalmazza az ehhez szükséges adatokat – jelen értekezés keretében nem terjesztem ki az elemzést.

Az általam vizsgált hiteltermékek esetében – ellentétben például a hitelkártyákkal – nem lehetnek az ügyfél rendelkezésére álló keretből le nem hívott összegek, ezért a mérlegen belüli kitettség értéke az értékvesztés elszámolása és kockázati céltartalék képzése előtti bruttó értéként határozható meg.¹² A „kitettség” kifejezést a továbbiakban mindvégig ezen értelmezésben alkalmazom.

2.3.1. A nemteljesítés (default) fogalma

A *Hkr. 68. § (1) bekezdése* a lakossággal szembeni kitettségek vonatkozásában engedélyezi a nemteljesítés¹³ ügyletszintű meghatározását, de az előírásokat alapvetően ügyfélszinten fogalmazza meg: akkor minősít egy ügyfelet nemteljesítőnek, ha az a hitelintézet információi szerint valószínűleg nem fogja teljesíteni a bankcsoport valamely tagjával szembeni kötelezettségeit (hacsak az intézmény nem folyamosodik visszakeresethez a biztosíték lehívása érdekében), illetve lényeges kötelezettségeinek késedelme 90 napon vagy 3 hónapon keresztül folyamatosan fennáll. A felsorolt feltételek bármelyikének fennállása – a többi feltételtől függetlenül – maga után vonja a nemteljesítő státuszba kerülést, de ez nem „végleges” minősítés, ugyanis a nemteljesítési feltételek fennállásának megszűnése esetén az ügyfél újra normál státuszba kerül (*Hkr. 69. § (3) bekezdése*).

A „valószínűsíthető nemfizetés” fogalmának tekintetében az intézmények mozgástere viszonylag tág, hiszen a Hkr.-ben csak a legfontosabb jelek kerültek tételes felsorolásra: „... a kötelezettség nemteljesítésének a valószínűségét mutatja, ha

¹² Ellenkező esetben szükség lenne az ún. hitelegyenértékesítési tényezővel (CCF) történő korrekcióra.

¹³ A default esemény fogalmát a dolgozatban a nemteljesítés fogalmának szinonimájaként alkalmazom.

- a) a hitelintézetnek az ügyféllel szemben legalább kilencven napon vagy három hónapon keresztül folyamatosan fennálló kamatkövetelése van,
- b) a hitelintézet a kitettség létrejöttét követően bekövetkezett jelentős hitelminőségromlás miatt értékvesztést számol el vagy kockázati céltartalékot képez,
- c) a hitelintézet a hitelkötelezettséget lényeges, hitelhez kapcsolódó gazdasági veszteséggel adja el,
- d) a hitelintézet beleegyezik a hitelkötelezettség pénzügyi nehézségek miatt történő átstrukturálásába, és ez előreláthatóan tőke, kamat, illetőleg díjak elengedését, illetve fizetési halasztással csökkentett pénzügyi kötelezettségvállalást eredményez,
- e) az ügyféllel szemben csőd-, felszámolási vagy adósságrendezési eljárás van folyamatban, vagy
- f) a hitelintézet felszámolási eljárást kezdeményezett az ügyféllel szemben” (Hkr. 59. § (1) bekezdés).

A hitelintézeteknek lehetőségük van megfogalmazni további – az ügyfélre, ügyletre vagy akár a piacra jellemző – szempontokat is, amennyiben megfelelő érvekkel, elemzésekkel képesek azokat alátámasztani.

Szükségesnek tartom hangsúlyozni, hogy bár a CRD szerint a belső minősítési módszer esetében a kamat függővé tétele az ügylet nemteljesítését jelenti, *a hitelintézetek és a pénzügyi vállalkozások beszámoló készítési és könyvvezetési kötelezettségeinek sajátosságairól* szóló 250/2000. (XII. 24.) Kormányrendelet 17. §-a szerint pedig a kamatot már 30 napi késedelem után függővé kell tenni, önmagában sem ez, sem pedig az értékvesztés és a céltartalék elszámolása nem eredményezi az ügyletek nemteljesítő státuszba kerülését. Mivel a nemteljesítés jogi és számviteli fogalma közvetlenül nem feleltethető meg egymásnak, ezért erre a kockázati paraméterek kalkulációja során fokozott figyelmet kell fordítani.

Másrészt az is jelentős mértékben befolyásolja a paraméterbecslés eredményeit, hogy az adott hitelintézet él-e a cross-default kritérium alkalmazásának lehetőségével, tehát az adott ügyfél valamely ügyletének nemteljesítő státuszba kerülését az ügyfél más ügyleteire is átörökíti-e.

A lényegesség (materialitás) fogalmának bevezetése elősegíti nagyszámú technikai default esemény kiküszöbölését, hiszen ennek következtében az „elhanyagolható összegek” késedelme nem eredményez automatikusan nemteljesítő státuszba kerülést. Így a lakossággal szembeni kitettségek vonatkozásában a késedelmes összeget alapvetően akkor kell lényegesnek tekinteni, ha meghaladja a késedelembe esés

időpontjában érvényes legkisebb összegű havi minimálbért (abszolút küszöb), illetve az ügyfél kötelezettségeinek 2%-át vagy egy havi törlesztőrészletét (relatív küszöb).

Ebben a tekintetben is igaz ugyanakkor, hogy a hitelintézetek az előírtaktól eltérő kritériumokat is alkalmazhatnak akár a lényegességi küszöbértékekre (*Hkr. 68. § (5)-(7) bekezdése*), akár a késedelem időtartamára vonatkozóan, ha ennek szükségességét, indokoltságát képesek alátámasztani. Ilyen esetekben az összehasonlítás lehetőségét megfelelő korrekciókkal kötelesek biztosítani, hiszen például a lényegességi határ megválasztása akár jelentős hatást is gyakorolhat a kockázati paraméterek kalkulált értékére.

2.3.2. Kockázati súlyok a belső minősítésen alapuló módszerben

A belső minősítésen alapuló módszert alkalmazó hitelintézetek tőkekövetelményének meghatározásában kardinális szerepet töltenek be a hitelkockázati paraméterek, hiszen a kockázati súlyok kalkulációja tulajdonképpen ezeken alapul, a kockázattal súlyozott kitettség érték (RWA: Risk Weighted Assets) pedig a lakossági portfólió esetében a kockázati súly és a kitettség szorzata (*EC [2011c] 149. cikk (1); Hkr. 31. § (1) bekezdése*):

$$RWA = RW * EAD \quad (2.1)$$

ahol: RW: a kockázati súly (Risk Weight),

EAD: a nemteljesítéskor fennálló kitettség (Exposure At Default).

A belső minősítésen alapuló módszer – a standard módszer erősen leegyszerűsített előírásaival ellentétben – nem határoz meg konkrét kockázati súlyokat, hanem csak a kalkulációhoz szükséges képletet írja elő a hitelintézetek számára, amelybe a saját hitelkockázati paramétereiket kell behelyettesíteniük.

A lakossággal szembeni kitettségek kockázati súlyainak meghatározása a következő képlettel történik (*EC [2011c] 149. cikk (1); Hkr. 31. § (1) bekezdése*):

$$\begin{aligned} \text{Kockázati súly} = \\ = \left\{ \text{LGD} * N \left[\frac{1}{(1-R)^{0.5}} * G(\text{PD}) + \left(\frac{R}{1-R} \right)^{0.5} * G(0,999) \right] - \text{LGD} * \text{PD} \right\} * 12,5 * 1,06 \end{aligned} \quad (2.2)$$

ahol: N(x): a standard normális eloszlás eloszlásfüggvénye,

G(x): a standard normális eloszlás inverz eloszlásfüggvénye.

Az ingatlannal fedezett lakossági hitelek esetében R=0,15, a rulírozó eszközosztály esetében pedig R=0,04 korrelációs együtthatót kell alkalmazni, míg a lakossággal

szembeni egyéb hitelek esetében ez is a hitelkockázati paraméterek függvénye (*EC [2011c] 149. cikk (1); Hkr. 31. § (1) bekezdése*):

$$R = 0,03 * \frac{1 - e^{-35*PD}}{1 - e^{-35}} + 0,16 * \left(1 - \frac{1 - e^{-35*PD}}{1 - e^{-35}} \right) \quad (2.3)$$

A várható veszteség (EL: Expected Loss) ezek kiszámítását követően már igen egyszerűen, a nemteljesítési valószínűség (PD), a nemteljesítéskori veszteségráta (LGD) és a kitettség érték (EAD) szorzataként kalkulálható:

$$EL = PD * LGD * EAD \quad (2.4)$$

A nemteljesített kitettségek (PD=1) várható veszteségének, illetve kockázati súlyának becsléséhez egy speciális – és számos bizonytalanságra okot adó – képletet ír elő a szabályozás (*EC [2011c] 149. cikk (1); Hkr. 31. § (1) bekezdése*):

$$\text{Kockázati súly} = \max[0; 12,5 * (LGD - EL_{BE})] \quad (2.5)$$

ahol: EL_{BE} a hitelintézetnek a nemteljesített kitettségekből származó várható veszteségre vonatkozó legjobb becslése.

A bizonytalanságot az EL_{BE} számszerűsítésének mikéntje okozza, ugyanis a Hkr. ezzel kapcsolatban csak azt rögzíti, hogy „A nemteljesített kitettségek esetében a nemteljesítéskori veszteségráta megállapításához a hitelintézet a várható veszteségnek a gazdasági helyzetet és a kitettség állapotát figyelembe vevő legjobb becslésének és a behajtási időszakban esetleg felmerülő további nem várt veszteségeknek az összegét veszi alapul” (*Hkr. 74. § (8) bekezdés*).

Mindazonáltal minden nehézség ellenére elmondható, hogy mivel a belső minősítésen alapuló módszer kockázati súlyainak meghatározása a hitelintézet által becsült hitelkockázati paramétereken alapul, és ebből adódóan érvényre jut benne az egyes kitettség-csoportok eltérő kockázati szintje, ez a módszertan a standard módszerrel összevetve az intézményeket jelentősen nagyobb kockázattudatosságra ösztönzi.

2.3.3. A belső minősítésen alapuló módszer minimumkövetelményei

A CRD részletes szabályokat tartalmaz többek között a belső modellek felhasználásának feltételeire, a statisztikai és adatminőségi normákra, az értékelési, kockázatkezelési és dokumentációs eljárásokra, a minősítési rendszer felépítésére, a minősítés során alkalmazandó kritériumokra, a kitettségek minősítési osztályokba történő besorolására és a minősítési rendszernek a kockázatkezelési folyamatokba történő integrálására.

A belső minősítésen alapuló módszer alkalmazása esetében a Felügyelet engedélyezheti a hitelintézetek számára a kockázati paraméterek saját meghatározását, amennyiben egy meglehetősen széleskörű követelményrendszernek eleget tesznek. Jelen alfejezet ennek a legfontosabb elemeit mutatja be.

(a) A minősítési rendszerrel szemben támasztott általános követelmények

A belső minősítésen alapuló módszer alapjául szolgáló minősítési rendszernek biztosítania kell a hitelezési kockázat mérését, a kitettségek kategorizálását, poolokba sorolását, valamint az azokhoz tartozó hitelkockázati paraméterek számszerűsítését (*EC [2011c] 166. cikk; Hkr. 54. § (1) bekezdése*).

A minősítési rendszerek szerepet kapnak a portfóliók kockázati paramétereinek meghatározásában, amit alapvetően kétféleképpen valósíthatnak meg:

- Az egyik lehetőség az, hogy a kitettségeket először minősítési osztályokba vagy poolokba sorolják, majd ezekhez egyenként rendelik hozzá a kockázati paramétereket a kalibráció keretében.
- A másik lehetőség a közvetlen (direkt) becslés, amelynek során a kockázati paramétereket egyetlen lépésben a kitettség jellemzőiből becsülik meg.

A hitelintézetek a rendszer kidolgozását és bevezetését követően mind az eljárásrendet, mind pedig az ügyletkategóriákba, illetve poolokba sorolási feltételeket rendszeresen kötelesek felülvizsgálni abból a szempontból, hogy portfóliójuk jellemzésére még mindig alkalmas-e az általuk alkalmazott rendszer. Ugyancsak legalább évente egyszer aktualizálni kell az ügyfél- és ügyletbesorolásokat, illetve a kockázati poolok veszteségjellemzőit (*EC [2011c] 169. cikk (2); Hkr. 54. § (3) bekezdése; Hkr. 62. § (1) és (3) bekezdése*).

Az osztályokba, poolokba sorolásnak minősítési kritériumokon kell alapulniuk, de ezek meghatározása tekintetében viszonylag szabad kezük van az intézményeknek, mert mind a CRD, mind a Hkr. csak nagyon általános előírásokat tartalmaz erre vonatkozóan (*EC [2011c] 167. cikk (1)-(2); Hkr. 56. § (1) és 58. § (1)-(4) bekezdése*).

A poolképzéssel szemben általános követelmény, hogy a koncentráció ne legyen aránytalanul magas. A kategóriákat úgy kell körülhatárolni, illetve a kategóriák számát úgy kell meghatározni, hogy biztosítva legyen a homogén kitettségek azonos poolokba sorolása, de az egyes poolokba tartozó kitettségek száma elegendő legyen a kockázatok megbízható számszerűsítéséhez, lehetővé téve a veszteségjellemzők kategóriánkénti

pontos és következetes becslését (*Hkr. 57. § (1) bekezdése*). A jogszabály tehát az „arany középút” megválasztását írja elő a hitelintézetek számára.

A poolképzési kritériumokkal, eljárásokkal és módszerekkel szemben elvárás, hogy lehetővé tegyék a kitettségek minősítési rendszeren belüli egyértelmű és következetes kategorizálását, és egyúttal összhangban legyenek a hitelintézet belső szabályzataival is.

A Hkr. nem tiltja ugyan, hogy egyes kitettségek besorolását a megfelelő döntéshozók felülbírálják, de előírja, hogy a hitelintézetnek *„elemeznie kell a felülbírált besorolási kitettségek teljesítőképességét”* (*Hkr. 61. § (2) bekezdés*). Ennek mikéntjéről nem szól, az alkalmazandó eljárást a hitelintézet hatáskörébe utalja.

(b) Statisztikai modellek

A szubjektivitás hatásainak mérséklése érdekében preferált eljárás valamely megbízható statisztikai modell, illetve egyéb mechanikus módszer alkalmazása az ügyfél-, illetve ügyletminősítések során, de ezek kifejlesztésére, felhasználására és rendszeres felülvizsgálatára egyaránt szigorú előírások vonatkoznak.

Részletesen dokumentálni kell a modellek *„módszertanát, azaz a becslések kategóriákhoz, egyéni ügyfelekhez, kitettségekhez vagy poolokhoz (halmazokhoz) rendelése elméletét, feltételeit, illetőleg matematikai empirikus adatait, a modellhez alkalmazott adatforrások részletes leírását, valamint azon körülményeket, amelyek esetén a modell nem működik hatékonyan”* (*Hkr. 64. § (3) bekezdés*).

Alapkövetelmény, hogy a modellkészítés reprezentatív adatokon történjen, és a későbbiekben biztosított legyen mind a bemenő adatok pontosságának, teljességének és megfelelőségének folyamatos nyomon követése, mind pedig a modell rendszeres felülvizsgálata, ellenőrzése, szükség esetén korrekciója, illetve fejlesztése. Ugyancsak alapvető követelmény, hogy a modellek jó előrejelző képességgel rendelkezzenek.

Lehetőség van harmadik féltől átvett minősítési modellek alkalmazására is, de a követelmények teljesüléséért ebben az esetben is a hitelintézet tartozik felelősséggel.

A statisztikai modellek vonatkozásában legalább éves gyakorisággal átfogó ellenőrzést kell végezni, amelynek magába kell foglalnia az előrejelző képesség, a torzításmentesség és a stabilitás figyelemmel kísérését, a specifikációk felülvizsgálatát, az előrejelzett és a ténylegesen megvalósult eredmények összevetését (Back Testing). Az objektivitás és a modell hiányosságainak feltárása érdekében további előírás a

szakmai értékeléssel történő felülvizsgálat követelménye (EC [2011c] 170. cikk; Hkr. 63. §).

A Hkr. a tőke megfelelés értékelése céljából a minősítési rendszer megfelelőségének rendszeres ellenőrzésén túlmenően hitelkockázati stressz-tesztek alkalmazását is előírja, valamint megköveteli, hogy a hitelintézet értékelje a stressz-teszt feltételeinek következtében szükségessé váló átminősítéseket. Ezekre vonatkozóan azonban csak általános előírásokat fogalmaz meg (EC [2011c] 173. cikk; Hkr. 67. §), így a szabályozás ereje tulajdonképpen abban nyilvánul meg, hogy az eljárások alkalmazásának lehetőségét a Felügyelet jóváhagyásához köti.

(c) Kockázati paraméterek a belső minősítésen alapuló módszerben

A hitelintézeteknek a kockázati paraméterek¹⁴ becslésénél a hosszú távú múltbeli tapasztalatokat és az empirikus adatokat, információkat egyaránt fel kell használniuk (EC [2011c] 175. cikk (1); Hkr. 70. § (1)-(3) bekezdése), de a kalkuláció során nem hagyatkozhatnak kizárólag ezekre, hanem a várakozásokat is figyelembe kell venniük. További előírás, hogy a kalkulációk és az így becsült kockázati paraméterek felülvizsgálatát legalább évente – illetve jelentős új információk hozzáférhetővé válása esetén ennél gyakrabban – el kell végezniük.

A hitelintézetek a tőkekövetelmény meghatározására és belső célokra csak abban az esetben alkalmazhatnak különböző kockázati paramétereket, ha ezek indokoltságát dokumentumokkal és számításokkal alá tudják támasztani (EC [2011c] 175. cikk (1); Hkr. 70. § (8) bekezdése).

Elvárás, hogy a hitelintézetek a kalkulációk során a lényeges kockázat-meghatározó tényezőkre (risk driver) támaszkodjanak, de ezek körére vonatkozóan nincs sem a CRD-ben, sem a Hkr.-ben pontos előírás, ezért megállapításuk az adott intézmény feladata.

Alapvető követelmény, hogy az egyes ügyletkategóriák, illetve poolok PD értékeit az éves nemteljesítési ráták hosszú távú átlagából kell becsülni, illetve a tényleges realizált veszteségekből és a becsült LGD-értékekből kell levezetni (EC [2011c] 176. cikk (2); Hkr. 73. § (1) bekezdés).

Hasonló szabály vonatkozik a nemteljesítéskori veszteségráta kalkulációjára is: az egyes ügyletkategóriákhoz, illetve poolokhoz tartozó LGD-értékeket azok tényleges

¹⁴ Csak a PD- és LGD-vonatkozású előírásokat fejtem ki, a CCF (hitelegyenértékesítési tényező) ugyanis az ingatlan fedezett hiteltermékek esetében nem releváns.

értékeinek átlaga alapján, az összes megfigyelt nemteljesítésre vonatkozó veszteségrátának a nemteljesítések számával súlyozott átlagaként kell becsülni, illetve a lakossági kitettségek esetében lehetőség van arra is, hogy a hitelintézet az LGD-t a tényleges realizált veszteségszámok és a megfelelő PD-bebecslések alapján határozza meg (*EC [2011c] 177. cikk (2); Hkr. 74. § (1) és 76. § (1) bekezdése*).

Az LGD kalkulációja során speciális szempontokra is tekintettel kell lenni, így (*EC [2011c] 177. cikk (1); Hkr. 74. § (2)-(4) bekezdése*):

- ha a gazdasági dekonjunktúra hatásainak beépítésével kalkulált LGD-k meghaladják a hosszú távú átlagot, akkor ezeket a konzervatívabb (downturn) értékeket kell alkalmazni a dekonjunktúra tőkekövetelményre gyakorolt ciklikus hatásainak tompítása érdekében,
- a biztosítékok vonatkozásában pedig:
 - figyelembe kell venni minden olyan függőséget, amely az ügyfélkockázat és a biztosíték, illetve a biztosítéknyújtó kockázata között fennáll,
 - a bebecslések nem alapulhatnak kizárólag a biztosíték becsült piaci értékén, hanem az illikviditás, illetve további – tételesen fel nem sorolt – tényezők hatását is be kell építeni is, valamint
 - speciális kezelést igényelnek a kötelezettségek és a mögöttes biztosítékok közötti devizanem eltérések is.

Az is előírásra került, hogy a lakóingatlannal fedezett – állami garancia hatálya alá nem tartozó – lakossági hitelügyletek kitettséggel súlyozott átlagos LGD-je nem lehet 10%-nál alacsonyabb (*EC [2011c] 160. cikk (4)*).

A paraméterbecsléshez használt kitettségeknek, a kalkuláció alapjául szolgáló időszak során alkalmazott hitelezési standardoknak és egyéb releváns jellemzőknek az aktuális kitettségekkel és szabályzatokkal összehasonlíthatóknak kell lenniük. Amennyiben ez a feltétel nem teljesül, illetve az adatok alapjául szolgáló gazdasági és piaci körülmények nem felelnek meg a jelenlegi és a várható adottságoknak, és erre vonatkozóan megfelelően alátámasztott korrekciót sem képes a hitelintézet alkalmazni, akkor a saját bebecsléseket nem alkalmazhatja (*EC [2011c] 175. cikk (1) d); Hkr. 70. § (4)-(5) bekezdése*).

(d) A kockázati paraméterek kalkulációjához felhasznált adatok

Az *EC [2011c] 181. cikke* előírja, hogy a hitelintézeteknek statisztikai modellek, illetve bármilyen automatizált rendszer minősítési célú alkalmazása esetén rendelkezniük kell

olyan eljárásokkal, amelyek felméri a felhasználásra kerülő adatok pontosságát (megbízhatóságát), teljességét (az adathiány mértékét) és megfelelőségét (torzításmentességét). Az intézményeknek azt is be kell mutatniuk, hogy a modellépítés alapjául szolgáló adatok az aktuális portfólióra tekintve is reprezentatívak.

A kockázati paraméterek becslését hosszú távú múltbeli tapasztalatokra kell építeni, tehát a veszteségjellemzők becsléseinek legalább öt éves adatokon kell alapulniuk, de amennyiben a frissebb adatok alapján jobb előrejelzés készíthető, akkor a régebbieket nem – vagy csak kisebb súllyal – kell figyelembe venni. A becslések alapjául szolgáló adatsorok hosszára vonatkozó követelménynek a modellek üzemszerű felhasználásának megkezdéséig teljesülnie kell. Ugyanakkor a nemzeti diszkréció keretében érvényesülő átmeneti rendelkezések szerint a belső minősítésen alapuló módszer esetén csak két éves adatsort kell felhasználni a becslésekhez, majd ezt az időszakot évente egy évvel meg kell hosszabbítani egészen az ötéves időtartam eléréséig (*EC [2011c] 177. cikk (2); Hkr. 76. § (4) bekezdése*), illetve a minősítési rendszer megfelelése és az ebből adódó eredmények kockázatkezelési célokra történő felhasználása vonatkozásában érvényes hároméves időtartam-elváráson is enyhíthet a Felügyelet, amennyiben az adott intézmény a többi minimumkövetelménynek maradéktalanul eleget tesz.

A becsléseknek elsősorban a belső adatokra kell épülniük, de külső, illetve közös adatok, statisztikai modellek is felhasználhatók, ha bizonyíthatóan nincs jelentős eltérés a minősítési kategóriákba vagy poolokba sorolási folyamatok, valamint az adatok összetétele (kockázati profil) tekintetében a belső és a külső források között, illetve ha az eltérések megfelelő módon korrigálhatók a reprezentativitás teljesülése érdekében.

Értekezésem témája szempontjából érdemes kihangsúlyozni a *Hkr. 71. § (1) bekezdését*, amely szerint: „*Egy hitelintézet több hitelintézet közös adatait használhatja fel a Felügyelet engedélyével, ha*

- a) a közös adatok alkalmazásában résztvevő más hitelintézetek minősítési rendszerei és kritériumai hasonlóak az általa alkalmazottakéhoz,*
- b) a közös adatok állománya reprezentatívan tükrözi azt a portfóliót, amelyre vonatkozóan a közös adatokat használják, és*
- c) a közös adatokat a hitelintézet a becsléseikhez hosszabb időn keresztül következetesen alkalmazza” (Hkr. 71. § (1) bekezdés).*

Ennek a követelménynek a teljesülését is szem előtt kell tartaniuk azoknak a hitelintézeteknek, amelyek a bankközi LGD-adatbázis adatait kívánják felhasználni saját nemteljesítéskori veszteségrátájuk becslése során.

2.4. Hazai vonatkozások

A CRD, valamint az azt implementáló hazai jogszabályok felügyeleti engedélyhez kötik a fejlett módszerek tőkekövetelmény-számításra történő alkalmazását, az engedély megadásáig vezető út azonban még részben járatlan a hazai hitelintézetek számára. Voltaképpen az jelenti a nagy kihívást, hogy a Bázeli II szabályozás értelmében a hitelintézetek feladata bebizonyítani a Felügyelet számára, hogy képesek megfelelni a követelményeknek. Ugyanakkor a nehézségeket számottevően csökkentik a belső minősítésen alapuló módszer alkalmazásának minimum követelményeihez kapcsolódó nemzeti diszkréciók, például az egyes kockázati területekre (hitelezési, működési, piaci kockázat) vonatkozó fejlett módszerek eltérő időpontbeli bevezetésének lehetősége, az egyes kockázati területeken belüli fokozatos bevezetés (*Hpt. 76/B § (8)-(10) bekezdése*) és a tartós mentesítés (*Hpt. 76/D §*). További jelentős könnyítés, hogy a Felügyeletnek lehetősége van a bevezetéshez szükséges adatbázisokra vonatkozó előírások lazítására,¹⁵ a hatályba lépés előtt gyűjtött adatok rugalmasabb kezelésére, valamint a 3 éves alkalmazási követelmény (Experience test) megkövetelt minimális időtartamának csökkentésére az átmeneti időszakban.

Mindazonáltal „*A fejlett tőkeszámítási módszerek alkalmazásának egyik fontos hozadéka az intézmények kockázat-tudatosságának erősödése és a kockázatkezelési rendszerek továbbfejlődése. Ezért a Felügyelet kiemelten fontosnak tartja és elvárja, hogy – a gazdasági racionalitás keretein belül – az intézmények rendszereiket, belső működésüket úgy fejlesszék, hogy azok a lehető legrövidebb időn belül alkalmasak legyenek a fejlett tőkekövetelmény számítási módszerek alkalmazási feltételeinek teljesítésére*” (*PSZÁF [2008c], pp. 26.*). A Felügyelet egyértelműen ösztönözni kívánja a fejlettebb módszerek kialakítását és bevezetését, alapvetően támogatja a kedvezményes eljárások alkalmazásának lehetőségét, ugyanakkor szigorú feltételeket is támaszt az intézményekkel szemben.

A belső minősítésen alapuló módszert alkalmazni kívánó intézményeknek már a kérelem benyújtásáig teljesíteniük kell a CRD minimumkövetelményeit, hiszen csak így biztosítható, hogy a Felügyelet a validálásra rendelkezésére álló hat hónap alatt valóban érdemben értékelhesse a kérelmezők felkészültségét, illetve megbizonyosodhasson arról, hogy az adott intézményeknél ezek a módszerek egy megfelelően fejlett és integrált kockázatkezelési folyamat részét képezik. Az ún. Use teszt kritérium ugyanis azt a követelményt fogalmazza meg, hogy a tőke megfelelés számítása során használt

¹⁵ Az IRB módszer esetében elegendő 2 éves időszakkal rendelkeznie az intézménynek.

minősítési rendszereket és folyamatokat, valamint kockázati paraméter becsléseket be kell építeni a kockázatkezelési, hitelbírálati, jóváhagyási, belső tőkeallokációs és vállalatirányítási folyamatokba (*EC [2011c] 139. cikk; Hpt. 76/B § (2) b) és e); Hkr. 91. § (1)-(2) és 93. § (4) bekezdése*).

A Felügyelet törekszik arra, hogy az intézményeket még a kérelem benyújtását megelőzően felkeresse, pre-validációs helyszíni vizsgálat keretében áttekintse az általuk alkalmazni kívánt megoldásokat, és egyúttal konzultációs lehetőséget biztosítson számukra a nehézségek áthidalása, a validációs folyamat lehető leggyorsabb megvalósítása érdekében. Az engedélyezési eljárás és a későbbi felülvizsgálatok során pedig az arányosság elvét követve figyelembe veszi az egyes intézmények sajátosságait: elsősorban méretét, komplexitását, üzleti tevékenységének összetettségét.¹⁶

A külföldi felügyeleti hatóságokkal folyamatos információcserét folytat az együttműködés zökkenőmentessé tétele érdekében, törekedve a direktívák értelmezésében való egyetértésre, valamint a felügyeleti gyakorlatok összehangolására.

A jogszabályi és strukturális átalakítások következtében a nemzeti szabályozásban, illetve az egyes nemzeti hatóságok gyakorlatában is intenzív változtatások váltak szükségessé, amelyek Magyarországon is meglehetősen nagyszámú törvényt – többek között a Hpt.-t és a Hkr.-t –, illetve számos kapcsolódó rendeletet érintettek. Az új előírások hazai jogszabályokba, illetve gyakorlatba történő átültetése mind a jogalkotókat, mind a Felügyeletet, mind pedig a piaci szereplőket jelentős kihívások elé állította, hiszen a nemzeti jogrendbe adaptálást és a harmonizációt még 2010 folyamán el kellett végezni, tekintettel arra, hogy az intézmények a CRD I-II-III módosításokat 2011. január 1-től kötelesek alkalmazni. A CRD IV elfogadása és hatályba lépése után pedig annak implementálását is mihamarabb el kell kezdeni, hiszen a 2012. december 31-ig rendelkezésre álló idő meglehetősen rövid.

A jelen értekezés szempontjából az egyik legfontosabb szabályozási elem *a fogyasztóknak nyújtott hitelről szóló 2009. évi CLXII törvény*, amelyet nem csak a fogyasztási kölcsönökre kell alkalmazni, hanem a jelzálogkölcsönökre és a pénzügyi lízingre is.¹⁷ A törvény rendelkezései két lépésben léptek hatályba, egy részük 2010. március 1-től, másik részük 2010. júniustól 11-től érvényes.

¹⁶ Az ún. minimum követelmények azonban minden intézmény számára egységesen kötelezőek.

¹⁷ Tekintettel arra, hogy e disszertáció a jelzáloghitelre fókuszál, ezért csak az ezekkel kapcsolatos előírásokat említem meg.

Az előtörlesztést érintő szabályok (23-25. § és 35. §) 2010. március 1-től kerültek bevezetésre. Ezek értelmében az ügyfeleknek joguk van a hitel részleges vagy teljes előtörlesztésére, de a hitelező jogosult az ebből adódó költségeinek megtérítésére, ha az előtörlesztés kamatperióduson belül vagy olyan időszakban történik, amikor a hitelkamat rögzített, és végtörlesztés esetén az összeg meghaladja az egymillió forintot¹⁸ vagy az ügyfél a megelőző 12 hónapban már teljesített részleges előtörlesztést. A 25. § a jelzáloghitelek esetében alkalmazható előtörlesztési díj maximális értékét is meghatározza.

Az előírások egy másik részét, amelyek például az ügyfelek tájékoztatását, a kereskedelmi kommunikációt (4. §), a hitelszerződést megelőző kommunikációt (5-13. §), a hitelképesség-vizsgálatot (14. §) és a hitelköltségek módosítására vonatkozó tájékoztatást (18. §) érintik, 2010. június 11-től kell alkalmazni. Ezek legfontosabb célja egyértelműen a felelős hitelnnyújtás és hitelfelvétel előmozdítása, valamint a fogyasztói bizalom növelése.

Szorosan kapcsolódó szabályokat tartalmaz *a körültekintő lakossági hitelezés feltételeiről és a hitelképesség vizsgálatáról* szóló 361/2009. (XII. 30.) Kormányrendelet, amely 2010. március 1-jén lépett hatályba, és amely előírja, hogy az ingatlanon alapított jelzálogjog fedezete mellett nyújtott forint hitelek esetében a hitelösszeg nem haladhatja meg a lakóingatlanok hitelbírálatkor érvényes piaci értékének 75%-át, euró hitelek esetében a 60%-át, más deviza hitelek esetében pedig a 45%-át.¹⁹

Ez a kormányrendelet a devizahitelekre vonatkozóan további szigorításokat is bevezetett, így például a havi törlesztőrészlet a hitelkérelem elbírálásakor nem haladhatja meg euró hitelek esetében a hitelezhetőségi limit 80%-át, illetve más devizáknál a 60%-át. Ugyanakkor a limitszámítás módszere, a figyelembe vehető jövedelmi tételek köre, valamint azok igazolásának módja nem került konkretizálásra, tehát meghatározásuk a hitelintézetek saját hatáskörében maradt, azzal a kitételrel, hogy az intézményeknek belső szabályozásuk keretében rögzíteniük kell ezeket a részleteket, a Felügyelet pedig ellenőrzi az alkalmazásra kerülő eljárások megfelelőségét, prudenciáját.

Ugyanez a jogszabály tartalmazza a körültekintő lakossági hitelezésre vonatkozó általános rendelkezéseket, amelyeket 2010. június 11-től kell a hitelintézeteknek

¹⁸ Részleges előtörlesztés esetén az összegtől függetlenül megilleti a hitelezőt az előtörlesztési díj.

¹⁹ Ez a kormányrendelet a pénzügyi lízingre és a gépjárművásárláshoz nyújtott hitelekre vonatkozó előírásokat is tartalmaz, de ezeket nem ismertetem, hiszen nem tartoznak hozzá a disszertáció témájához.

alkalmazniuk. Ennek értelmében az ügyfelek hitelképességét minden hitelbírálatkor kötelezően el kell végezni, a hitelképesség vizsgálatának az ügyfelek jövedelmi helyzete alapján meghatározott hitelezhetőségi limiten kell alapulnia, ezáltal megszűnt a tisztán fedezet alapú hitelezés lehetősége. Az új rendelet elvileg a pozitív adóslista bevezetését is ösztönzi, hiszen előírja, hogy a hitelezhetőségi limit meghatározásánál az ügyfelek összes ismert hiteltartozását is figyelembe kell venni.

Kétségtelen, hogy a jelzáloghitelezést – illetve általánosságban véve a hitelezést – érintő szabályok jelentősen szigorodtak az elmúlt időszakban. Ebben a folyamatban nagy szerep tulajdonítható többek között annak, hogy az egységes prudenciális szabályozás kialakítását célzó CRD-módosítások megszüntetik a diszkréciók jelentős részét, de az sem elhanyagolható tényező, hogy az egyes nemzeti szabályozások is jelentős megszorításokat vezettek be, levonva a válságból eredő tanulságokat.

2.5. Kitekintés

A CRD-módosítások átvétele során fontos szempont az eredeti CRD implementálásakor keletkezett eltérések és pontatlanságok korrekciója, a hitelintézetekre és befektetési vállalkozásokra vonatkozó hazai szabályozás egységesítése (a szektorok közötti különbségek csökkentése), a teljes harmonizáció megvalósítása is. Egyúttal arra is lehetőség nyílik, hogy a felügyeleti vizsgálatok, ellenőrzések tapasztalatai, illetve a gyakorlati alkalmazás során felmerült értelmezési kérdések alapján módosításra, kiegészítésre kerüljenek az érintett jogszabályok.

Azt is hangsúlyozni kell azonban, hogy *„... a szabályozói környezet változása elsősorban a múltbeli válságokra nyújtott válaszreakció. A jövőbeni válságokra való felkészülésben a szabályozói megfelelésen túl létfontosságú a banki kockázatkezelés minőségének tudatos fejlesztése”* (KPMG [2010], pp. 14.). A szabályozás megreformálásának fontos következménye lehet a kockázattelátvitel hatékonyságának javulása, aminek eredményeképpen csökkenthetők a veszteségek, illetve a tartalékolási kötelezettség, ezáltal javítható a hitelintézetek profitabilitása és likviditása egyaránt.

A szabályrendszer szigorodása – különösképpen a CRD IV – a pénzügyi intézmények tőkeigényét jelentős mértékben növeli, ezáltal a kockázattudatos működés is felértékelődik. A Bázeli II szerinti fejlett módszerek bevezetésének jelentős mind az anyagi, mind az egyéb erőforrásigénye, de hosszabb távon a szabályozói tőkekövetelmény csökkenése révén minden bizonnyal profitábilis befektetés, ezért a

jelenlegi CRD-módosítások katalizátorként működhetnek a fejlett módszerek adaptációja, valamint a hibrid tőkeelemek jelentősebbé válása vonatkozásában is.

Kezdetben mind a CRD-t, mind pedig az implementációt megvalósító magyar szabályozást erőteljes kettősség jellemezte abban a tekintetben, hogy egyrészt szigorú előírásokat tartalmaztak, másrészt egyes kérdésekben meglehetősen szabad kezet adtak a hitelintézetek számára saját gyakorlatuk kialakításában; ez az ellentmondás azonban a későbbi módosítások során a diszkréciók számának csökkentésével párhuzamosan fokozatosan oldódott. Ez egyrészt kedvező, hiszen nagyobb fokú kiszámíthatóságot eredményez, a formálódó szabályrendszer egyre univerzálisabb jellege azonban kifejezetten hátrányos is lehet, amennyiben az egységes mennyiségi, illetve minőségi korlátok állításával azon intézmények működési logikáját is erőteljesen befolyásolja, amelyek ezen előírások nélkül is prudens módon lennének képesek tevékenykedni. Ezzel kapcsolatos a Bázis III vonatkozásában egyre gyakrabban felmerülő kérdés is: a szigorítás (válságmegelőzés) versus növekedés fontosságának dilemmája.

A közeljövőben minden bizonnyal a szabályozás egységesítésének irányába mutató további kezdeményezésekre számíthatunk, miközben továbbra is fontos célkitűzés a versenyhátrányok leküzdése, a versenyképesség javítása és megőrzése, a lépéstartás a piaci fejlődéssel, valamint a felelős és prudens magatartás előmozdítása a pénzügyi tevékenység minden területén.

A következő fejezetben azt vizsgálom, hogy milyen lehetséges módszertanok állnak rendelkezésre az LGD-számítás területén, illetve melyek alkalmazását teszik lehetővé együttesen a bázis irányelvek és a hazai adottságok.

3. LGD-számítási elméleti módszertanok, adatmodellek és alkalmazási lehetőségeik

Míg a hitelkockázat szakirodalma már hosszú idő óta jelentős figyelmet fordított a nemfizetési valószínűség (PD) becslésére, addig a nemfizetési veszteségráta (LGD) meghatározása alig kapott hangsúlyt.

Az LGD, illetve a megtérülési ráta modellezése csak a legutóbbi években került előtérbe, elsősorban abból adódóan, hogy az 1999 és 2002 közötti időszakban a nemteljesítési ráták emelkedésével egyidejűleg a megtérülési ráták csökkenő tendenciát mutattak. Az 5. fejezetben részletes szakirodalmi áttekintést nyújtok, ezért itt csupán általános utalást teszek a kutatóknak arra a megfigyelésre vonatkozóan, amely szerint a fedezetértékek és a megtérülési ráták a különféle külső és belső körülmények hatására igen változékonyak lehetnek.

Az elmúlt években a vállalati szektor vonatkozásában meglehetősen sok elméleti, valamint gyakorlati eredmény született az LGD-számítás területén, a lakossági hitelek esetében azonban a fordulat még nem következett be. A vállalati elméleti LGD-modellek ugyan nem minden tekintetben állják meg a helyüket a lakossági hitelek vonatkozásában (*Bellotti – Crook [2008]*), mindazonáltal érdemes röviden azokat is – mint lehetséges kiindulópontokat – áttekinteni.

3.1. Elméleti LGD-modellek

Jelen alfejezetben az LGD-számítás nemzetközi szakirodalomban szereplő elméleteit ismertetem. Tekintettel arra, hogy Magyarországon tulajdonképpen csak a behajtási LGD módszertan alkalmazása jelenti az egyetlen reális lehetőséget, ezért a keresztátlák, az implicit historikus LGD, valamint a piaci, illetve implikált piaci LGD módszertant csak vázlatosan mutatom be, nagyobb hangsúlyt fektetve a behajtási LGD modell jellemzésére.

3.1.1. Keresztátlák: a „kezdetleges” módszertan

A keresztátlák alkalmazása az LGD meghatározásának legegyszerűbb módja. Ezek a mátrixformát öltő táblázatok különböző tényezők szerinti bontásban tartalmazzák az

átlagos LGD-értékeket. Mind a megalkotásuk, mind az alkalmazásuk egyszerű, nem igényel összetett modellezési technikákat (*Paulovics [2005]*).

Jelentős hátrányaként említhető, hogy a csoportképző tényezők „optimális” számának meghatározásához vezető arany középutat nehéz megtalálni, előfordulhat ugyanis, hogy a dimenziószám növelése esetén egy-egy cellába olyan kevés ügylet tartozik, hogy az átlagos LGD – a kis elemszámból, illetve a reprezentativitás hiányából adódóan – félrevezető; sőt szélsőséges esetben az sem kizárt, hogy egyes cellák teljesen üresen maradnak. Ugyanakkor a túlzott összevonás, az ügyletek túl kevés tényező szerinti csoportosítása is kedvezőtlen, hiszen ebben az esetben rejtve maradnak az egyes részkategóriákon belüli LGD-értékek egymástól való eltérései.

Ugyancsak torzítások adódhatnak akkor, ha az ügyletszintű veszteségráták átlagolása nem megfelelő módon történik. A súlyozást tekintve számos lehetőség kínálkozik,²⁰ amelyek mindegyikének megvannak a maga előnyei és hátrányai, ebből adódóan a választás során a portfólió sajátosságait, a mikro- és makrogazdasági körülményeket és egyéb tényezőket egyaránt figyelembe kell venni.

E problematikán túlmenően a keresztátlak alkalmazásának további nehézségét, illetve hátrányát jelenti, hogy nem érvényesül benne a dinamikus szemlélet. *Gupton és Stein [2005]* is megállapította, hogy szinte kizárólagos a terméktípus, a kielégítési sorrend, a fedezettségi jellemzők, a hitelcél, valamint az üzletág csoportképző ismérvként történő alkalmazása. A tábladimenziók körének bővítése, szűkítése, illetve bármilyen egyéb módosítás csak eseti jellegű, így az LGD változásai általában meglehetősen nagy késéssel jelentkeznek e modell alkalmazása esetében.

Sem a bázeli ajánlások, sem a CRD nem tiltja explicit módon e módszertan alkalmazását, de nem említik a lehetséges eljárások között sem, továbbá az előzőekben említett negatívumok is e módszertan alkalmazása ellen szólnak.

3.1.2. Származtatott historikus LGD

A származtatott historikus LGD módszer a hitelek egy csoportján, illetve az azonos minősítési kategóriába tartozó hiteleken realizált veszteségekből és a becsült PD-ből végzi a kalkulációt.

Meg kell jegyezni, hogy ez a módszer az LGD-re vonatkozó általános bázeli előírásoktól (*EC [2011c] 160. cikk; Hkr. 74. § (1) bekezdése*) eltérően lényegében egy

²⁰ A különféle súlyozási módokat a 3.2.2. fejezetben mutatom be.

súlyozott átlagot szolgáltat, de tekintettel arra, hogy a szabályozás értelmében kizárólag a lakossági portfólióra és a vásárolt követelésekre alkalmazható (*EC [2011c] 177. cikk (2); Hkr. 76. § (1) bekezdése*), és ezeket a portfóliókat megfelelő granularitás jellemzi, ezért a súlyozott és a súlyozatlan átlag között nincs olyan mértékű eltérés, ami jelentős torzítást eredményezne.

Felhasználva azt az összefüggést, hogy a várható veszteség kitettséghez viszonyított aránya (EL/EAD) a PD és az LGD szorzata, az LGD a veszteségarány és a PD ismeretében az alábbi képlettel számszerűsíthető:

$$LGD_{(\%)} = \frac{EL/EAD}{PD_{(\%)}} = \frac{EL}{PD_{(\%)} * EAD} \quad (3.1)$$

Ennek a látszólag egyszerű módszertannak az alkalmazása jelentős nehézségekbe ütközik, ugyanis a Felügyelet csak abban az esetben engedélyezi a használatát, ha mind a PD, mind pedig a várható veszteség becslése megfelelő pontosságú. Tekintettel arra, hogy jelenleg Magyarországon még nem áll rendelkezésre ehhez elegendően nagy elemszámú és hosszúságú idősor, ez a metodika nem jelent valós alternatívát.

3.1.3. Piaci LGD, illetve implikált piaci LGD

A piaci LGD módszer kereskedett nemteljesítő kötvényeknek és/vagy hiteleknek a default eseményt követően kialakuló piaci árai (illetve hitelmarzsai) alapján számszerűsíti az LGD-értékét, ezért csak azokban az országokban alkalmazható, ahol az árak megfelelően képesek visszatükrözni a (kötvénykibocsátókhoz, hitelfelvevőkhöz tartozó) kockázatot, vagyis ahol elég fejlett a másodlagos kötvény-, illetve hitelpiac (*Gupton et al. [2000]; Gupton – Stein [2005]*).

Számos szempontot kell mérlegelni annak meghatározása során, hogy a modellezés alapjául mely időpontra vonatkozó piaci árak szolgáljanak, tehát mekkora legyen a nemteljesítési esemény időpontjához képest a késleltetés időtartama.²¹ Fontos, hogy a piaci szereplők számára elegendő idő álljon rendelkezésre az árak kialakításához szükséges valamennyi információ beszerzéséhez, ugyanakkor a default eseményre adott reakciók még éreztessék hatásukat.

Ezen a megközelítésen alapulnak rendszerint a minősítő ügynökségek megtérülési, illetve veszteségmodelljei, amelyek szerint a megtérülési ráta a nemteljesítő kötvények, illetve hitelek piaci ára alapján meghatározható, és ebből az LGD is számszerűsíthető. A

²¹ A Moody's megtérülési modellje esetében ez 1 hónapos időtáv (*Gupton – Stein [2005]*).

módszertan mögött meghúzódó logika szerint a default eseményt követően a piacon érvényesülő ár – megfelelő hatékonyságú másodlagos piac létezése esetén – a megtérülésekre vonatkozó aktuális piaci várakozásokat testesíti meg, az esetleges átszervezési folyamat költségeit, bizonytalanságát, időigényét stb. is figyelembe véve.

Az implikált piaci LGD módszer annyiban tér el az előbbtől, hogy ez a kockázatos, de nem defaultos kötvények és/vagy hitelek árait, illetve marzsait veszi alapul, és azokból számszerűsíti az LGD-t egy elméleti árazási modell felhasználásával. Főként olyan esetben van létjogosultsága, amikor a kötvények, illetve hitelek piaca megfelelően fejlett, de a nemteljesítési ráta meglehetősen alacsony. Ilyen esetben ugyanis jelentős számú hitel, illetve kötvény árának rendelkezésre állása ellenére a piaci LGD módszer nem alkalmazható, mert azok között nagyon kevés a nemteljesítő ügylet (*Bakshi et al. [2001]*).

Ez a módszertan jelentős modellkockázatot hordoz magában, és annak ellenére, hogy meglehetősen szofisztikált és bonyolult, sok esetben nem képes megbízható előrejelzést végezni.

Az implikált piaci LGD módszertan ma még sem az elméletben, sem a gyakorlatban nem terjedt el,²² sőt tulajdonképpen szinte kizárólagosan a nagy nemzetközi hitelminősítő cégek nevéhez kapcsolódik, a piaci LGD metodika ezzel szemben jelentős szakirodalmi és gyakorlati háttérrel rendelkezik,²³ amelyről részletes áttekintés olvasható például Altman, Resti és Sironi (*Altman et al. [2005b]*), Crouhy, Galai és Mark (*Crouhy et al. [2000]*), valamint Gordy [2000] tanulmányában.

Magyarországon sem a piaci, sem az implikált piaci LGD módszertan alkalmazására nincs lehetőség, hiszen nem áll rendelkezésre az alapfeltételt képező megfelelő fejlettségű másodlagos hitel-, illetve kötvénypiac. Az sem mellékes továbbá, hogy ezek a módszerek explicit módon nem veszik figyelembe a biztosítékoknak a nemteljesítő kitétségek megtérülésében betöltött szerepét, pedig a magyarországi hitelintézetek lakossági hitelportfóliójának számottevő részét a fedezett ügyletek alkotják.

²² Alkalmazására példaként említhető Unal, Madan és Güntay (*Unal et al. [2001]*), Duffie és Singleton [1999], Bakshi, Madan és Zhang (*Bakshi et al. [2001; 2006a; 2006b]*), Collin-Dufresne, Goldstein és Hugonnier (*Collin-Dufresne et al. [2004]*), valamint Das és Hanouna [2009] tanulmánya.

²³ Néhány jelentős példa: Merton [1974], Kim, Ramaswamy és Sundaresan (*Kim et al. [1993]*), Nielsen, Saà-Requejo és Santa-Clara (*Nielsen et al. [1993]*), Hull és White [1995]; Longstaff és Schwartz [1995], Duffie és Singleton [1999], Jarrow és Turnbull [1995], Duffie [1999], Jarrow, Lando és Turnbull (*Jarrow et al. [1997]*), Gupton, Finger és Bathia (*Gupton et al. [1997]*), Wilson [1998].

A bázeli szabályozásra vonatkozóan azt is meg kell említeni, hogy ezek a modellek a jelentős modellkockázatra való tekintettel nem használhatók az I. pilléres tőkekövetelmény meghatározásához, de ahol megfelelően likvid és fejlett másodlagos hitel-, illetve kötvénypiac áll rendelkezésre, ott a II. pilléres tőkekövetelmény számítása során lehetőség nyílik az alkalmazásukra.

3.1.4. Behajtási (workout) LGD

A behajtási LGD metodika az egyes hitelek közül a nemteljesítési eseményt követően várható nettó pénzáramlások megfelelő diszkontálásával kalkulál, és elsősorban a múltbeli behajtási tapasztalatokon alapul.

A CRD értelmezésében a veszteség: „...gazdasági veszteséget jelent, beleértve a lényeges időbeli leértékelődést (diszkonthatásokat), valamint az eszköz behajtásából származó lényeges közvetlen és közvetett költségeket” (EC [2011c] 4. cikk (28)).

A gazdasági veszteség fogalma nem azonos a számviteli értelmezés szerinti fogalommal, hanem tágabb kategóriát képez, hiszen számos olyan költségelem is a részét képezi, amelyet a számvitel nem ott (vagy esetleg egyáltalán nem) kezel.

A gazdasági veszteség kalkulációja során az ügyletből behajtható összegek költségekkel csökkentett diszkontált értékét a default esemény bekövetkezésének időpontjában fennálló kitettség értékéhez kell viszonyítani. Ez tulajdonképpen a behajtási LGD metodika alapja.

A szakirodalom ezen a model családon belül két jellegzetes altípust különböztet meg (Paulovics [2005]):

- a) a szerződési modellt, valamint
- b) a biztosítéki modellt.

(a) Szerződési modell

A szerződési modell nem a megtérülések forrására, hanem azok nagyságára helyezi a hangsúlyt, valamint keresi azokat a magyarázó tényezőket (kockázat-meghatározókat), amelyek alapján megvalósítható a hasonló jellemzőkkel rendelkező nemteljesítő ügyletek várható megtérülésének előrejelzése a megtérülési összegek és a behajtással kapcsolatosan felmerülő költségek jelenre diszkontálásával.

A szerződési modell feltérképezi a releváns magyarázó változók körét, amelyekre rendszerint valamilyen modellt épít, és ennek felhasználásával végzi az LGD-bebecslést a magyarázó változók különböző értékeivel jellemezhető, egymástól viszonylag jól elkülöníthető ügyletcsoporthoz, kategóriákhoz, illetve poolokhoz.

Alkalmazása során problémát jelent, hogy mennyire lehet és kell figyelembe venni a még lezáratlan ügyletek várható megtérüléseit, illetve felmerülő költségeit. Amennyiben ez az ügyletcsoporthoz merőben más jellemzőkkel rendelkezik, mint a már lezárt ügyletek, akkor kezelésük módja a modellt, illetve az általa végzett kalkuláció eredményeit jelentős mértékben befolyásolja.

Paulovics [2005] publikált egy magyar adatok felhasználásával készített modellt, de az általa vizsgált adatbázis csak 23 vállalkozás 51 ügyletének 109 megtérülési adatát tartalmazta, ezért eredményeiből csak fenntartásokkal lehet következtetéseket levonni. A potenciális befolyásoló tényezőket az egyes ügyletek megtérüléseivel alkotott korreláció alapján választotta ki, majd ezeket közgazdasági tartalmuk alapján szűrte, és ezt követően készített a kiválasztott magyarázó változók alapján lineáris regressziót a megtérülési ráta előrejelzésére.

A kétváltozós regressziók alapján a bruttó árrést, a bevételarányos adózott eredményt, valamint a szolvenciarátát találta szignifikánsnak. A vizsgált adatokon végzett számítások szerint a szakirodalom által meghatározónak tekintett nemteljesítéskori kitettség, valamint a cég mérete nem bizonyult jelentős befolyásoló tényezőnek.

(b) Biztosítéki modell

A biztosítéki LGD modell tulajdonképpen valamennyi eddig tárgyalt modelltől eltérően a pénzáramlások forrására fókuszál, tehát a fedezeteket, biztosítékokat helyezi a vizsgálat középpontjába. Mindazonáltal ebben a modellben is jelentős szerepet kap a nemteljesítő ügyletekből származó valamennyi nettó megtérülés nagysága.

A különbséget leginkább úgy lehet megragadni, hogy ennek a modellnek a keretei között explicit módon is elkülönül egymástól a fedezetekből, valamint a fennmaradó fedezetlen követelésekből várható megtérülések számítása, míg a szerződéses modell, illetve valamennyi korábban bemutatott metodika esetében a hangsúly inkább csak a pénzáramlások nagyságára és időbeli eloszlására helyeződik. Kétségtelen, hogy a fedezett hitelek esetében jelentősen befolyásolja a megtérülési rátát, illetve az LGD-t az ügyletek mögött álló biztosítékok likviditása, behajthatósága, illetve a megkövetelt hitelfedezeti ráta, ezért ezek esetében a biztosítéki modell tűnik preferált megoldásnak.

Paulovics [2005] ezt a megközelítést alkalmazva is készített egy modellt egy magyar kereskedelmi bank lezárt behajtási folyamattal rendelkező 56 darab ügyletének megtérülési adatai alapján. Az alacsony megfigyelésszám ugyan némileg növelhető lett volna a még lezáratlan ügyletekkel kapcsolatos adatok figyelembe vételével, ez azonban – a korábbiakban már említett – további problémákat vetett volna fel.

A szerző azt tapasztalta, hogy a reorganizáció eredményessége erőteljesen befolyásolta a megtérülések mértékét: a felszámolással végződő ügyletek esetében a megtérülési ráta szignifikánsan alacsonyabbnak bizonyult, mint a reorganizációs folyamat bármely más kimenete esetén. Tekintettel azonban arra, hogy regressziószámítással nem sikerült egyetlen olyan faktort sem találnia, amely jelentős mértékben hozzájárult volna a reorganizáció kimenetének előrejelzéséhez, tapasztalati alapon 60%-ban határozta meg a felszámolás valószínűségét.

Alapvetően három költségtypust vett figyelembe: a biztosítékok érvényesítésével kapcsolatos kiadásokat, az adminisztrációs, valamint a finanszírozási költségeket. Ez az utóbbi tulajdonképpen a bank forrásköltsége, amelyet a szerző a behajtáshoz szükséges időtartam és a tőkéből elvárt hozam²⁴ szorzataként határozott meg.

A fedezetekből várható megtérülési rátákat – a behajtáshoz szükséges időszak hosszához hasonlóan – biztosítéktípusonként kalkulálta, a biztosítékok piaci értékének arányában, a megfigyelt adatok súlyozású átlagaként. A fennmaradó fedezetlen követelésekből származó megtérüléseket azonban nullának tekintette, mert tapasztalati alapon elhanyagolhatónak találta.

Általában véve mind a bruttó megtérülésekről, mind a behajtási procedúrával kapcsolatban felmerülő költségekről elmondható, hogy nagyságuk és időbeli eloszlásuk többek között a vizsgált termék típusától is számottevő mértékben függ. Ebből adódik, hogy ez a módszertan a tipikus tömegtermékek esetében – a speciális kis hitelportfóliókkal összevetve – jobban alkalmazható.

3.2. A behajtási LGD módszertan speciális kérdései

Jelen fejezetben a behajtási LGD módszertan néhány fontos aspektusát részletesebben is bemutatom, tekintettel arra, hogy jelenleg Magyarországon tulajdonképpen csak ezen módszertan alkalmazásának van létjogosultsága, hiszen az előző alfejezetben tett megállapítások értelmében a keresztátlák használata ellen elsősorban a dinamikus

²⁴ A tőkéből elvárt hozam az átlagos forrásköltség marzssal növelt értéke.

szemlélet hiánya említhető érvként, a származtatott historikus LGD módszertan alkalmazásához nem áll rendelkezésre elegendően nagy elemszámú és hosszúságú idősor, a piaci és implikált piaci LGD módszertan pedig a másodlagos kötvény- és hitelpiac fejletlensége miatt nem megfelelő.

3.2.1. Költségallokáció és a diszkonthatások figyelembe vétele

A behajtási LGD metodika alkalmazása során a kalkuláció alapja a nemteljesítő ügyletekkel kapcsolatban a behajtási folyamat során felmerülő bejövő és kimenő pénzáramlások diszkontálása a nemteljesítés időpontjára, ezért mind a költségek allokációja, mind pedig a diszkonthatás helyes figyelembevétele jelentős kihívást jelent a hitelintézetek számára.

Az LGD meghatározásának a gazdasági veszteség kalkulációján kell alapulnia, ami nem azonos a számviteli értelemben vett veszteséggel. Az LGD-számítás során a „klasszikus” számviteli veszteségen túlmenően a behajtással kapcsolatos valamennyi lényeges közvetlen és közvetett költséget is figyelembe kell venni,²⁵ az utóbbiak ügyletre allokálása érdekében pedig elengedhetetlen egy precízen kidolgozott és dokumentált leosztási logika alkalmazása, amely összhangban van a banki kontrolling számításaival is. A költségallokáció során a leggyakrabban alkalmazott vetítési alap az összes kitettség, az összes megtérülés, illetve az adott időszakban nemteljesítő státuszban lévő ügyletek száma.

Speciális költségkategóriát képez a diszkonthatás, ami a nemteljesítő ügyletek „tartásának” költsége a behajtási folyamat során. Tekintettel arra, hogy a nemteljesítési eseménytől a behajtási folyamat lezárulásáig tartó időszak során időben elhúzódva jelentkeznek a megtérülések, illetve a különféle közvetlen és közvetett költségek, ezért szükség van egy olyan diszkontráta meghatározására, amellyel ezeknek a pénzáramlásoknak egy közös időpontra – a nemteljesítő státuszba kerülés időpontjára – vonatkozó jelenértéke meghatározható. Ezáltal valósul meg az LGD-beclés során a pénz időértékének figyelembevétele, aminek magas kamatszintek, illetve a behajtási időszak jelentős elhúzódása esetén különösen nagy jelentősége van. Erről a témáról mélyreható elemzést készített például *Moral és Oroz [2002]*.

²⁵ Például az ingatlan értékesítési költségét, a jogi és egyéb szakértői többletmunkák, valamint a felszólító levelek díját és más hasonló költségeket.

Tulajdonképpen sem a CRD, sem a hazai szabályozás nem tartalmaz konkrét előírást arra vonatkozóan, hogy milyen módszerrel kell meghatározni a diszkontrátát, de alapvetően kétféle megoldás lehetséges (*Info-Datex [2006]*):

- Rögzített diszkontráta (historical discount rate): Az egyes ügyletekhez azok valamely konkrét időpontjában tartozó valamilyen kamatláb, illetve a hozamgörbe megfelelő pontja kerül hozzárendelésre, például a folyósításkor, illetve a nemteljesítéskor érvényes kamatláb, a kitettség refinanszírozási kamatlábának vagy a kockázatmentes hozamnak egy bizonyos kockázati felárral növelt értéke.
- Aktuális diszkontráta (current discount rate): Ez a típus periódusonként (például havonta) eltérő diszkontráta alkalmazását jelenti, tehát minden periódushoz az aktuális kockázati felárral korrigált hozamgörbe adott időszaknak megfelelő pontját rendeli hozzá.

A rögzített diszkontráta alkalmazása azzal indokolható, hogy a hitelnyújtó tulajdonképpen ezt a hozamot várta el az adott ügylettől eredetileg, tehát számára ez testesíti meg az időértéket. Az aktuális diszkontráta használata ezzel szemben azt jelenti, hogy az intézmény minden egyes periódusban az adott időszakban jellemző alternatív hozamelvárást támasztja az ügylettel szemben. Mindazonáltal, ha a vizsgált időszakban a hozamok viszonylag állandóak, akkor csak meglehetősen kicsi eltérés adódik az egyes módszerek alkalmazásával számított eredmények között.

Ezen túlmenően a rögzített, illetve aktuális diszkontráta közötti választás csak az első lépést jelenti az időérték figyelembe vételét célzó hozam meghatározásában, ugyanis a szakirodalomban sincs teljes egyetértés abban a tekintetben, hogy miként kell megválasztani a diszkontáláshoz használatos faktort.

A leggyakrabban említett megközelítések a következők (*Maclachlan [2005]*):

- A kitettség kamatlábával, illetve annak egy megfelelő felárral növelt értékével történő diszkontálás: Azon az elgondoláson alapul, hogy ez testesíti meg a hasonló kockázatú hitelek alternatívaköltségét. Számottevő problémaként jelentkezik ebben az esetben a „megfelelő” – az adott ügylet kockázatához igazodó – felár meghatározása.
- A bank tőkeköltségével történő jelenértékesítés: Meglehetősen problematikus megoldás, ugyanis egyrészt nem mérlegeli az ügyletek közötti eltéréseket, másrészt a megtérülések kockázata helyett a hitelintézet esetleges veszteségének kockázatára összpontosít.

- A kockázatmentes kamatláb alkalmazása: Kétségtelen egyszerűségéből adódóan jelent alternatívát, ugyanakkor megfelelősége erősen vitatható. Mellette szóló érv, hogy mind a várható megtérülés, mind pedig a kockázatmentes kamatláb összefügg az aktuális gazdasági helyzettel, tehát közvetett kapcsolat áll fenn közöttük. Ugyanakkor az is tény, hogy a kockázatmentes hozam nem tükrözi vissza a kitettségekkel járó kockázatot. További ellenérvként hozható fel az is, hogy esetenként a jegybanki beavatkozások a gazdasági automatizmusokkal ellentétesen mozgatják a kockázatmentes kamatlábat.
- A nemteljesítő kötvényektől elvárt hozammal történő diszkontálás: Ez az alternatíva csak abban az esetben alkalmazható, ha a kitettségek másodlagos piaca kellően fejlett és hatékony, így a szükséges diszkontráták elérhetők. Ezen túlmenően az is kérdésként merül fel, hogy mely időszakra vonatkozó hozamok kerüljenek felhasználásra.

További lehetőségként említhető még a megtérülés várható forrásának, illetve kockázatának megfelelően változó diszkontráta alkalmazása, különösen abban az esetben, ha a megtérülés elsősorban a kitettség mögött álló fedezet értékétől függ, és a fedezethez kapcsolódó kockázat a hatékony másodlagos piacon érvényesülő árak alapján jól meghatározható, lehetővé téve a diszkontráta rendszeres aktualizálását.

Tekintettel e kérdés eldöntetlenségére, III. hipotézisem a különböző diszkontráták alkalmazásából eredő eltérések jelentőségének vizsgálatára irányul.

3.2.2. A hosszú távú átlag meghatározása

A bázeli szabályozás értelmében az LGD portfóliószintű mérésére vonatkozóan hosszú távú átlagot kell alkalmazni. Az átlagolási technikák azonban meglehetősen sokfélék egyrészt a súlyozás típusa alapján, másrészt attól függően, hogy a számítás során azoknak az ügyleteknek a megtérülési rátái is felhasználásra kerülnek-e, amelyek még lezáratlanok.

Az ügyletek a nemteljesítési esemény bekövetkezésének időpontja szerint kohorszokba²⁶ csoportosíthatók. Amennyiben elegendő adat áll rendelkezésre, akkor célszerű hónaponkénti felosztást alkalmazni, tehát az azonos hónap során nemteljesítővé

²⁶ Kohorsz: Olyan csoport, amelynek a tagjai ugyanabban az időperiódusban éltek át valamely jelentős eseményt, illetve egy vagy több szempontból hasonló jellemzőkkel bírnak ("Cohort: Group whose members share a significant experience at a certain period of time or have one or more similar characteristics." Source: <http://www.businessdictionary.com/definition/cohort.html>). Ezen definíció alapján kohorsznak nevezem azoknak az ügyleteknek a csoportját, amelyek nemteljesítésének időpontja azonos periódusba (hónapba) esik.

vált ügyleteket besorolni egy-egy kohorszba. Kisebb ügyletszám esetén indokolt lehet több hónap összevonása, így például negyedévenkénti bontás is alkalmazható.

Az alábbi táblázatban szereplő hosszú távú átlagok – módszertani egyszerűségükből adódóan – a gyakorlatban könnyen alkalmazhatók, amennyiben a szükséges adatok rendelkezésre állnak.

1. táblázat: A hosszú távú átlag kalkulációjának alternatív módszerei

SÚLYOZATLAN ÁTLAG	$LGD = \frac{\sum_{i=1}^M (1 - CRM_i)}{M}$	(3.2)
NEMTELJESÍTŐ ÜGYLETEK SZÁMÁVAL SÚLYOZOTT ÁTLAG	$LGD = \frac{\sum_{i=1}^M [(1 - CRM_i) * N_i]}{\sum_{i=1}^M N_i}$	(3.3)
IDŐSÚLYOZÁSÚ ÁTLAG	$LGD = \frac{\sum_{i=1}^M [(1 - CRM_i) * w_i]}{\sum_{i=1}^M w_i}$	(3.4)
NEMTELJESÍTŐ ÜGYLETEK SZÁMÁVAL ÉS IDŐVEL SÚLYOZOTT ÁTLAG	$LGD = \frac{\sum_{i=1}^M [(1 - CRM_i) * N_i * w_i]}{\sum_{i=1}^M (N_i * w_i)}$	(3.5)
KITETTSÉGGEL SÚLYOZOTT ÁTLAG	$LGD = \frac{\sum_{i=1}^M [(1 - CRM_i) * EAD_i]}{\sum_{i=1}^M EAD_i}$	(3.6)
KITETTSÉGGEL ÉS IDŐVEL SÚLYOZOTT ÁTLAG	$LGD = \frac{\sum_{i=1}^M [(1 - CRM_i) * EAD_i * w_i]}{\sum_{i=1}^M (EAD_i * w_i)}$	(3.7)

ahol: CRM_i: i-dik periódusig kumulált megtérülési ráta,
M: periódusok száma,
N_i: nemteljesítő ügyletek száma az i-dik periódusban,
EAD_i: nemteljesítő ügyletek összes kitettsége az i-dik periódusban,
w_i: i-dik periódushoz rendelt súly.

Chalupka és Kopecsni [2009] szerint a lakossági szektor vonatkozásában a nemteljesítő ügyletek számával, illetve a kitettséggel súlyozott átlagolási eljárás tekinthető általánosnak, és a CRD is a nemteljesítő ügyletek számával történő súlyozást írja elő.

Tekintettel arra, hogy az idővel történő súlyozás a kalkuláció időpontjához közelebbi időszakokhoz rendszerint nagyobb súlyokat rendel, a szakirodalom gyakran hozza fel ellene azt az érvet, hogy túlzottan kisimítja az egyes időszakokban előforduló alacsony és magas LGD-értékeket, és ezáltal az LGD alulbecslését eredményezi.

3.2.3. A megtérülési időszak hossza, az elemzésbe vont ügyletek köre

A behajtási folyamat tulajdonképpen akkor kezdődik, amikor bekövetkezik a default esemény, illetve amikor az érintett ügylet kezelése átkerül a bank behajtási osztályához, és akkor ér véget, amikor az ügylet már nem nemteljesítő státuszú, tehát vagy „kigyógyult”, vagy pedig értékesítésre, esetleg leírásra került.

A bázeli elvek alapján azokat a nemteljesítő ügyleteket is figyelembe kell venni az LGD becslése során, amelyeknek a behajtási folyamata még nem zárult le. Csak az jelent kivételt ezen szabály alól, ha az intézmény igazolni tudja, hogy azok irrelevánsak, illetve kihagyásuk nem eredményezi a tőkekövetelmény alulbecslését. A PSZÁF álláspontja szerint viszont csak azokat a lezáratlan nemteljesítő ügyleteket szabad a számításba bevonni, amelyeknek a jövőbeni pénzáramlásai viszonylag jól becsülhetők, mert egyébként jelentős becslési hiba terhelne a kalkuláció eredményét.

Érdemes megemlíteni *Chalupka és Kopecsni [2009]* tanulmányát, amelyben a szerzők akkor is lezártak tekintették a megtérülési időszakot – tehát figyelembe vették az ügyletet az LGD kalkulációja során –, ha az alábbi feltételek valamelyike teljesült:

- a meg nem térült összeg a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettségnek kevesebb, mint 5%-a,
- legalább 1 év eltelt az ügylet nemteljesítő státuszba kerülése óta,
- az adott ügylet nemteljesítése óta hosszabb idő telt el, mint a behajtási folyamat hossza eloszlása felső 25%-ának megfelelő időtartam,
- az adott ügylet nemteljesítővé válása óta hosszabb idő telt el, mint az effektív megtérülési időszak, tehát már nem várhatók jelentős megtérülések.

A behajtási folyamat effektív hosszának meghatározása, valamint a megtérülések időbeli alakulásának vizsgálata mind szabályozási, mind pedig modellezési szempontból fontos feladat, különösen amiatt, hogy a közép-európai hitelintézetek portfóliójában jelenleg meglehetősen nagy arányt képviselnek a lezáratlan ügyletek. A „behajtási folyamat effektív hossza” fogalmának bevezetésével a bázeli ajánlások lehetővé tették, hogy a hitelintézetek ezeknek az ügyleteknek egy részét az LGD-

kalkuláció során kvázi lezártnak tekintsék, sőt az intézmények azt is megtehetik, hogy minden lezártan nemteljesítő ügyletet kihagynak a kalkulációból, amennyiben a döntésüket megfelelően indokolni tudják.

Ezzel kapcsolatban szükségesnek tartok két fontos aspektust kiemelni:

- A még le nem zárt ügyletek jövőbeni pénzáramlásai bizonytalanok, a becslési hibák nagyságát pedig alapvetően a bizonytalanság mértéke határozza meg, ez tehát fontos szempont az elemzésbe bevont ügyletek körének meghatározása során.
- Másrészt a hitelintézeteknek ebben a tekintetben is viszonylag tág mozgásterük van, hiszen – bár a Felügyelet jóváhagyása szükséges – alapvetően az egyes intézmények megítélésétől függ, hogy mit tekintenek „jóll becsülhetőnek”.

A hitelintézetek számára tehát elméletileg mérlegelés tárgyát képezheti annak eldöntése, hogy kizárólag a már lezárt ügyletek adatait használják-e fel a kalkulációhoz vagy a kalkuláció időpontjában még lezártan behajtási folyamat alatt álló ügyletek is bevonásra kerülnek az LGD számításába.

A gyakorlatban e problémák áthidalására számos hibrid módszert dolgoztak ki a hitelintézetek. Jó példa erre a különféle extrapolációs technikák alkalmazása, amelyek a lezártan behajtási folyamat alatt álló ügyletek jövőbeni megtérülési rátáit a megelőző időszakok megtérülési rátái alapján kalkulálják. Az egyes extrapolációs módszerek közötti különbségek abban rejlenek, hogy milyen feltételezéssel élnek a kumulált megtérülési ráták periódusonkénti változására vonatkozóan, illetve hány korábbi periódus adatait veszik figyelembe a számítás során.

Az additív extrapoláció koncepciója mögött az a feltevés húzódik meg, hogy a kumulált megtérülési ráták ugyanolyan mértékben növekednek periódusról periódusra, mint a megelőző j számú periódusbeli átlagos növekedés.

$$RR_{i,k}^{(additív)} = \min \left(\frac{\sum_{j=1}^t N_{i-j} * (RR_{i-j,k} - RR_{i-j,k-1})}{\sum_{j=1}^t N_{i-j}} + RR_{i,k-1}; 1 \right) \quad (3.8)$$

ahol: i : annak a periódusnak a sorszáma, amelyre a megtérülési ráta becslése történik,
 k : a nemteljesítési eseménytől az adott periódusig eltelt időszak hossza,
 $RR_{i,k}$: i -dik periódusban nemteljesítővé vált ügyletek megtérülési rátája a default eseménytől számított k -dik periódusban,
 j : az extrapolációhoz felhasznált periódusok száma,
 N : a nemteljesítő ügyletek száma.

Az additív extrapolációval szemben a multiplikatív extrapolációs technika a növekedés ütemét tekinti állandónak, nem pedig a növekedés mértékét:²⁷

$$RR_{i,k}^{(multiplikatív)} = \min \left(\frac{\sum_{j=1}^t N_{i-j} * RR_{i-j,k}}{\sum_{j=1}^t N_{i-j} * RR_{i-j,k-1}} * RR_{i,k-1}; 1 \right) \quad (3.9)$$

Ezen a két legegyszerűbb extrapolációs eljárásen túlmenően számos további kombinált változat is kialakítható a mögöttes feltételezések módosításával.

Hasonló logika húzódik meg a „mortality based” megközelítés mögött is, amely *Altman [1989]* óta számos tanulmánynak szolgált alapjául. Erről a módszertanról részletes leírás olvasható például *Derminé és Neto de Carvalho [2005]* publikációjában, amely számszerű példával is illusztrálja az eljárás alkalmazását.

3.3. Néhány további aspektus

A bázeli ajánlások értelmében a hitelkockázati paramétereket – közöttük az LGD-t is – kitettségkategóriák, poolok szerint kell meghatározni, de sem a kategorizálási szintek számára, sem a csoportképzési ismérvekre vonatkozóan nincsenek konkrét előírások, így a csoportképzés mikéntje az egyes hitelintézetek kompetenciakörébe tartozik.

A rendelkezésre álló adatok szűkösségére való tekintettel azonban a hitelintézeteknek meglehetősen szűk a mozgásterük, és a gyakorlatban igen ritkán fordul elő az ügyletek részletes kategorizálása, habár például a fedezett hitelek esetében a fedezettségi (LTV: Loan-To-Value) sávokba sorolás kétségtelenül előnyös lenne.

További kérdésként merül fel az is, hogy milyen várakozásokkal lehet élni a jövőre vonatkozóan, ugyanis ezek a feltételezések jelentősen eltéríthetik a becsült eredményeket a realizált LGD-értékektől. A múltbeli hosszú távú átlagos megtérülési ráták a megfelelő adatok rendelkezésre állása esetén akár ügyletszinten is viszonylag egzakt módon meghatározhatók, de a jövőre vonatkozó becslések esetében ezek csak a kiindulási pontot képezik, ugyanis mind a jelenbeli, mind pedig a jövőbeli gazdasági

²⁷ A jelölések megegyeznek az additív extrapoláció képletében szereplőkkel.

körülményekre, feltételekre is tekintettel kell lenni. Ez a gyakorlatban azt jelenti, hogy a hitelintézeteknek vizsgálniuk kell a gazdasági körülmények és az LGD kapcsolatát.

A CRD a kockázattal súlyozott eszközérték kalkulációjának céljára az ún. downturn LGD alkalmazását írja elő, amelynek keretében a gazdasági feltételek ciklikus alakulásából adódó változásokat is figyelembe kell venni. Ez tulajdonképpen korrekcióként szolgál a tőkekövetelmény-számítási képletnek arra a hiányosságára, hogy nem kezeli megfelelően a PD és az LGD közötti korrelációt, következésképpen alulbecsüli a szükséges tőkekövetelmény nagyságát.

A downturn LGD-értékkel szemben támasztott egyik legfontosabb előírás, hogy nem lehet kisebb a nemteljesítő ügyletek számával súlyozott hosszú távú átlagnál.²⁸ A downturn LGD meghatározásának leginkább kézenfekvő módja az lenne, hogy a hitelintézetek a gazdasági visszaesés kritériumainak definiálását, valamint a makrogazdasági feltételek és az LGD közötti kapcsolat feltérképezését követően valamilyen ökonometriai módszertan alkalmazásával előrebecsülnék a megtérülési rátát befolyásoló tényezők alakulását (*Info-Datex [2006]*).

Tekintettel azonban arra, hogy a közép-európai kereskedelmi bankok ennek a feltételnek – többek között a megfelelő mennyiségű és megbízhatóságú adat hiányából adódóan – nem képesek megfelelni, a downturn LGD meghatározásához az alábbi alternatív módszerek valamelyikét alkalmazhatják (*Chalupka – Kopecsni [2009]*):

- a downturn hatásokat is visszatükröző magasabb diszkontfaktor használata,
- a nemteljesítő ügyletek számával súlyozott hosszú távú átlag alkalmazása,
- makroökonómiai tényezőkön alapuló stressz forgatókönyvek felhasználása,
- a még lezáratlan ügyletek figyelembevétele az LGD-becslés során.

Jelen értekezésben nem térek ki azoknak a korrekcióknak a számszerűsítésére, amelyek a gazdasági dekonjunktúra hatásainak megragadását célozzák, mindazonáltal megemlítem *Sabato és Schmid [2009]* tanulmányát, amelyben a szerzők a 2002-2007 közötti időszakbeli megtérülési adatokon stressz forgatókönyvek alkalmazásával kalkuláltak fedezett, illetve fedezetlen ügyletekre vonatkozó downturn korrekciós tényezőket.

A behajtási LGD módszertan alkalmazása esetén jelentős problémaként jelentkezik a meglehetősen nagy adatigény, ugyanakkor valamennyi modelltípus közül kétségtelenül ez adja a legnagyobb teret a fedezetek hitelkockázat-csökkentő és megtérülés-növelő

²⁸ *Barco [2007]* a Merton-féle keretelvekből kiindulva analitikus összefüggést is felírt a hosszú távú átlag és a downturn LGD között.

szerepének egzakt figyelembevételére. Hangsúlyozni kell, hogy sem a CRD, sem a Hkr. nem írja elő az intézmények számára, hogy konkrétan milyen eljárást alkalmazzanak, de az előzőekben leírtak alapján nyilvánvaló, hogy jelenleg a hazai gyakorlatban nincs reális alternatívája a behajtási LGD módszertannak.

Ugyanakkor vitathatatlan, hogy a hazai hitelintézetek többsége nem rendelkezik elegendő hosszúságú múltbeli adatsorral a megbízható becslések elvégzéséhez, illetve sok esetben az elérhető default adatok számossága sem kielégítő, ezért a saját LGD-értékek számítása számos nehézségbe ütközik. Erre a problémára megoldást jelenthet valamely külső adatbázis felhasználása, ugyanakkor hangsúlyozni kell a megfelelő körültekintés fontosságát, hiszen a megtérülési rátákat erősen befolyásolják például az alkalmazott behajtási folyamatok (*Thomas et al. [2007a]; Moral – Oroz [2002]*), amelyek intézményenként jelentősen eltérhetnek.

3.4. Ingatlanmegtérülési adatok gyűjtésére szolgáló rendszerek a nemzetközi szintén

Az LGD-adatmodellek létrehozása elsősorban azokban az országokban jelent megoldandó feladatot, ahol a másodlagos kötvény-, illetve hitelpiac fejletlensége és hatékonyságának hiánya következtében nincs lehetőség a piaci, illetve az implikált piaci LGD módszertan megbízható alkalmazására. Ebben az esetben ugyanis – az előző fejezetben kifejtett gondolatok értelmében – egyetlen lehetőségként a behajtási LGD módszertan kínálkozik, amelyhez historikus megtérülési adatok szükségeltetnek.

Az LGD-adatmodellek kialakításának kérdésköre voltaképpen csak a kontinentális Európa országaiban releváns, külföldi tapasztalatok kizárólagosan ezek gyakorlatából, illetve publikált tanulmányaiból meríthetők.

3.4.1. Mintaként szolgáló külföldi tanulmányok

A magyar bankközi LGD-adatbázis²⁹ kialakításának során alapvetően három olyan publikációra lehetett támaszkodni, amelyek a nemzetközi tapasztalatokat mutatták be (*Info-Datex [2006]*).

²⁹ A továbbiakban az „LGD-adatbázis” megnevezés alatt a magyar bankközi retail mortgage LGD-adatbázist értem, és ezzel a rövidítéssel hivatkozom rá.

(a) European Loss Given Default Study, Summary Information Package (ISDA [2003])

A British Bankers' Association, a European Banking Federation, az International Swaps and Derivatives Association, valamint a Risk Management Association (RMA) tanulmánya egy adatmodell-tervezet leírását tartalmazza.

Az RMA vezetésével az előkészületek, amelyek célja a bankok hitelkockázat-menedzselésének támogatása volt, már 2000-ben megkezdődtek, de a gyakorlati megvalósításra – az adatbázis feltöltésére – máig sem került sor. Az adatmodell a hitelek egy meglehetősen szűk körére vonatkozott: lakossági adatokat egyáltalán nem tartalmazott. Az ügyfélre, ügyletre és biztosítékra vonatkozó adatok nem kerültek benne külön táblákra bontásra, hanem egy egységes, „tagolatlan” struktúrában kaptak helyet.

Tekintettel arra, hogy az adatbázishoz való csatlakozást nem tervezték kötelezővé tenni az európai hitelintézetek számára, ezért a hozzáférésre is csak az önkéntesen csatlakozó intézmények kaptak volna jogosultságot. Az adatfeltöltés technikai szempontból úgy valósult volna meg, hogy az egyes hitelintézetek Microsoft Access formátumban feltöltötték volna a rendszerbe a saját maguk által gyűjtött adatokat, amelyekből az RMA egy elemzést készített volna. Ezen megoldás mellett és vele szemben is számos érv említhető: azáltal ugyanis, hogy a tagok számára nem tette volna elérhetővé az egyedi adatokat – hanem csak egy strukturált, közvetlenül elemzési célra felhasználható „kivonatot” –, kihasználatlanul hagyta volna az adatbázisban rejlő lehetőségek³⁰ egy számottevő részét, ugyanakkor kétségtelen, hogy az RMA által készítendő átfogó elemzés jelentős szakmai hozzáadott értéket jelenthetett volna.

Ez a tanulmány a magyar LGD-adatbázis kidolgozói számára hasznosnak bizonyult, számos „ötletet” merítettek belőle. Legjelentősebb eredménye abban nyilvánult meg, hogy lehetőséget teremtett a fogalmak egységes értelmezésének konszenzusos kialakítására, valamint megfelelő szervezett kereteket biztosított a tapasztalatok összegyűjtésére és cseréjére.

(b) Guidelines on Credit Risk Management – Rating Models and Validation (OeNB [2004])

Az Osztrák Nemzeti Bank és a Financial Market Authority közös tanulmánya az osztrák hitelintézetek adatgyűjtési és értékelési módszertanához nyújt gyakorlati segítséget azáltal, hogy ügyfél–ügylet–biztosíték bontásban bemutatja azokat a tényezőket,

³⁰ Amennyiben a hitelintézetek a „nyers” adatokhoz is hozzáférhetnek, akkor saját portfóliójuk egyedi jellemzőit is figyelembe véve „intézményre szabottabb” elemzések készítése válik lehetővé.

amelyeket az LGD-számítás során figyelembe lehet és figyelembe kell venni, illetve amelyek lehetővé teszik a Bázis II előírásokban szereplő követelményeknek való megfelelést, a behajtási LGD módszer alkalmazását.

Ez a munka annak ellenére, hogy a konkrét adatmodell ismertetését nem tartalmazza, a magyarországi LGD-adatbázis kialakítása során az egyik legjelentősebb kiindulópontként szolgált.

(c) Olasz LGD tanulmány (ABI [2002])

Az Olasz Bankszövetség összefogásával egy bankközi munkacsoport komplett LGD-tanulmányt készített, amely az adatstruktúrát, a konkrét adatmodellt és a számítási metodikát is bemutatja. Az adatstruktúra itt is három részből áll, de az osztrák tanulmányban szereplőtől eltérően az egyes dimenziókat az ügyfél/ügylet, a biztosíték és a pénzáramok képezik. A modell specialitásaként említhető, hogy a lezáratlan ügyletekre vonatkozó adatokat is tartalmazza.

3.4.2. Általános jellemzők

Általánosságban elmondható, hogy a külföldi tanulmányok, illetve a már alkalmazásban lévő adatbázisok tematikus adattáblákban gyűjtik az LGD kalkulációjához szükséges múltbeli adatokat. Rendszerint egy-egy külön táblába strukturálva kerülnek feltöltésre és tárolásra az ügyfelekkel, az ügyletekkel, valamint a biztosítékokkal kapcsolatos adatok, emellett egyes adatbázisok külön táblában tartják nyilván a pénzáramlásokkal kapcsolatos információkat is.

Ez alól kivételt képezett volna – a gyakorlati feltöltés megvalósulása esetén – az RMA előző alfejezetben említett adatbázisa. Ez a speciális kezelésmód azért tűnt racionális döntésnek a modell kialakítói részéről, mert ebben esetben a felhasználó hitelintézetek számára csak a kész elemzésekhez való hozzáférést kellett volna biztosítani, egyedi lekérdezésekre nem lett volna lehetőség. Az RMA pedig a saját, előre specifikált elemzéseit az adatstruktúra-kapcsolatokat explicit módon nem tartalmazó, egyetlen egységes adattábla alapján is el tudta volna végezni.

Mindazonáltal a struktúrától függetlenül rendkívül nagy jelentőségű a gyűjtendő adatok körének meghatározása, hiszen az erről szóló döntés meghozásakor az adatbázisok kialakítói tulajdonképpen előre definiálják, hogy melyek lehetnek az LGD-kalkuláció során figyelembe vehető potenciális befolyásoló tényezők, a modellépítés input adatai.

Jellemző, hogy azok az adatbázisok, amelyekbe különféle ügyfél- és ügylettípusok kerülnek feltöltésre, erre vonatkozóan részletes alábontást tartalmaznak, tekintettel arra, hogy ezeket a jellemzőket számos korábbi tanulmány – amelyekről általános áttekintést nyújt az 5. fejezet – szignifikáns LGD-befolyásoló tényezőnek találta.

Ugyancsak jellemző az ügyfelek ország szintű,³¹ valamint a becsült, illetve valamilyen külső minősítésen alapuló kockázat szerinti osztályozása, továbbá vállalati hitelek esetében az éves beszámolóban szereplő adatok, mutatószámok³² szerinti besorolás.

Az ügyletinformációk között rendszerint megjelenik az ügylet típusa és a hitel célja, az ügylet indulásának dátuma, a futamidő hossza – illetve a lejárat időpontja –, a default időpontjában fennálló kitettség nagysága, valamint az esetlegesen ezt követő további hitelfolyósítások összege. Ezeken az alapadatokon túlmenően az egyes adatbázisok különféle további információkat is gyűjtenek és nyilvántartanak. Vállalati hitelek esetében ugyancsak általános a hitelügylet mérlegbeli elhelyezkedésének, valamint a hitelminősítésnek – illetve ennek hiányában a kockázati szint valamilyen egyéb mutatójának – szerepeltetése az adatok között.

Az ügyfél-, illetve ügyletadatok gyűjtött körének viszonylagos egységességével szemben a biztosítékokra vonatkozóan nyilvántartott adatok köre meglehetősen változatos, az adatbázisokat egyöntetűen jellemző vonások e tekintetben nem fogalmazhatók meg, kizárólag a biztosítékok típusát lehet megtalálni mindegyik adatbázis struktúrájában.

A sokszínűség feltehetően az egyes országok eltérő szabályozási, jogi környezetének különbözőségéből is adódik. Gyakori a tárolt információkon belül a biztosítéktípusokon túlmenően a kockázati besorolás, a default státuszba kerülés időpontjában fennálló fedezetérték, valamint az esetleges újraértékelés gyakorisága és módja, ezek azonban nem általánosak, illetve az egyes adatbázisok eltérő mélységű és részletességű adatokat tartalmaznak. Mindazonáltal jelentőségüket számos tanulmány (például *Qi és Yang [2007; 2009]*) is alátámasztja.

A biztosítékok nyilvántartására vonatkozó sokszínűség a cash-flow nyilvántartására vonatkozóan fokozottan érvényes: ugyan néhány tanulmány, illetve adatbázis az egyes ügyletek konkrét pénzáramlásait tételesen tartalmazza, az adatbázisok többségében erre vonatkozóan semmiféle adatgyűjtés és nyilvántartás sincs, esetleg csak a törlesztési gyakoriság került rögzítésre.

Az inputként szolgáló adatok köre tehát meglehetősen változatos.

³¹ Értelemszerűen csak azokban az adatbázisokban, amelyek nemzetközi adatokat is tartalmaznak.

³² Leggyakoribb példaként említhető a mérlegfőösszeg, az alkalmazottak létszáma, az éves árbevétel, a szervezeti forma, a tevékenységi kör, illetve az ágazati besorolás.

Az outputra vonatkozóan hasonló megállapítás érvényes. Ebből a szempontból végtelennek tekinthető az RMA tanulmányában bemutatott adatbázis terve, amely megvalósítása esetén nem tenné lehetővé a hitelintézetek számára az egyedi lekérdezések megvalósítását, hiszen csak az RMA által készített rendszeres elemzéshez kapnának hozzáférést a tagintézmények. Ez ugyan bizonyos szempontból segítséget jelentene a felhasználók számára, az adatbázisban rejlő potenciál kiaknázását azonban nem tenné lehetővé, hiszen az egyes hitelintézetek – azáltal, hogy egységesen ugyanazokkal az LGD-értékekkel kalkulálnának – nem tudnák figyelembe venni a saját portfóliójuk sajátosságait.³³ Ez pedig ahhoz vezetne, hogy az IRB módszertant követő bankok nem tudnának élni a bázeli szabályozás által kínált nagyobb szabadság lehetőségeivel.

Sok szempontból kétségtelenül kedvezőbbnek tekinthetők az egyedi lekérdezések lehetőségét biztosító adatbázisok, esetleg e kétféle változat kombinációját alkalmazó hibrid megoldások.

3.5. Magyar bankközi LGD-adatbázis

A Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete 2004-ben kiírt egy pályázatot „*A lakossági és vállalati kockázatok minősítésének fejlesztési koncepciója, figyelemmel Bázel II. követelményrendszerére*” címmel, amelynek nyomán 2006 júliusában megszületett az „*Összbanki LGD adatbázis adatmodelljének koncepciója*” (Info-Datax [2006]). Ez a tanulmány egyrészt áttekintést nyújtott a szakirodalomról és a nemzetközi tapasztalatokról, másrészt felvázolt egy – a magyarországi hitelintézetek saját LGD számítására alkalmasnak tartott – adatbázis-struktúrát.

Ezt követően 2007-ben a Magyar Jelzálogbank Egyesület (MJE) koordinálásával és öt magyar hitelintézet részvételével útjára indult az LGD projekt azzal a céllal, hogy támogassa a jelzáloghitelezés várható veszteségeinek valós veszteségadatok alapján történő modellezését. A kezdeményezés sikeressége érdekében a Magyar Jelzálogbank Egyesület szorosan együttműködött a Német Jelzáloglevél-kibocsátó Bankok Szövetségével (Verband Deutscher Pfandbriefbanken).

³³ Ilyen sajátosságokra példaként említhetők a versenytársakétól eltérő fedezettségi szintek, a behajtási folyamatokban, illetve az azok hatékonyságában és időbeli kiterjedésében mutatkozó különbségek, vagy akár az eltérő ügyfélkör.

A Közép-Európában elsőként létrehozott magyar bankközi LGD-adatbázis a defaultos jelzáloghitel-ügyletekre vonatkozó anonim adatokat gyűjti abból a célból, hogy a résztvevő bankok a hitelkockázattal kapcsolatos magyar szabályozásnak való megfelelés érdekében megalapozottabb becsléseket végezhessek a jelzáloghitel-ügyletek LGD-paraméterére vonatkozóan.

A projektet koordináló Magyar Jelzálogbank Egyesület hivatása ezen adatok rendszerezett formában – közös adatbázisban – történő gyűjtése és elérhetővé tétele azon intézmények számára, amelyek saját adataikat a többi résztvevő intézmény számára anonim módon rendelkezésre bocsátják azáltal, hogy eleget tesznek a csatlakozási szerződésben vállalt rendszeres adatfeltöltési kötelezettségüknek (*MJE [2008]*).

Ennek az adatbázisnak, illetve a mögöttes rendszernek a révén a résztvevő bankok hitelkockázat-elemzői nagyobb, reprezentatívabb mintára alapozhatják retail szegmensre vonatkozó LGD-kalkulációjukat, hiszen nem csak saját, hanem a többi adatszolgáltató intézmény adatait is bevonhatják az elemzésbe. Ez pedig elősegíti a kalkulációk pontosságának és megbízhatóságának növekedését a kizárólag saját adatokon végzett becslésekhez képest. Tekintettel arra, hogy az LGD az egyik legjelentősebb befolyásoló tényezője a banki tőkeszükséglet meghatározásának, ezért kétségtelenül fokozott figyelmet érdemel.

A kialakított LGD-adatbázis számos funkcióval segíti az adatokat felhasználó hitelkockázat-elemzők munkáját, így többek között

- fogadja és eltárolja a megfelelő formátumban feltöltött adatokat,
- historikusan nyilvántartja a résztvevő intézmények által végzett adatküldéseket annak érdekében, hogy a többi résztvevő számára egyértelművé váljon, hogy melyek a legfrissebb adatok a rendszerben az adott időpontban,
- lehetővé teszi rögzített struktúrájú adatállományok letöltését,
- ezeket a letöltéseket az adatküldésekhez hasonlóan ugyancsak historikusan nyilvántartja,
- biztosítja az adatbázisba rögzített bankközi anonim ügyletek, valamint ingatlanok különféle kritériumoknak megfelelő adatainak leválogathatóságát, lekérdezhetőségét, valamint
- lehetőséget nyújt előre definiált, illetve ad hoc statisztikák készítésére (*MJE [2008]*).

Ha új hitelintézet kíván csatlakozni a központi adatszolgáltató rendszerhez, akkor – hasonlóan a jelenleg résztvevő tagokhoz – szerződést kell kötnie a Magyar Jelzálogbank Egyesülettel, amelyben vállalja az adatszolgáltatás feltételeinek való megfelelést, valamint meg kell fizetnie a részvételi tagdíjat.

A rendszerből való kilépést az adott bank önmaga is kezdeményezheti, illetve a résztvevő tagbankok képviselőiből álló Konzultatív Testület is megszavazhatja kétharmados többséggel a tag kizárását az adatszolgáltatás köréből, amennyiben az súlyosan vagy rendszeresen megszegi a szerződésben rögzített és vállalt kötelezettségeket.

3.5.1. Az LGD-adatbázis töltése

Az egyes résztvevő hitelintézeteknél rendszerint a hitelkockázat-elemző munkatársak, illetve a számukra adatot szolgáltató osztályok gyűjtik a defaultba került jelzáloghitel-ügyletekre vonatkozó ügyfél-, ingatlan-, valamint az ügyletekkel kapcsolatos egyéb adatokat. Annak érdekében, hogy elemzéseikhez nagyobb és reprezentatívabb adatkör álljon rendelkezésre a résztvevő bankok együttműködése és a kialakított rendszer támogatása révén, a bankok megfelelő jogosultságokkal rendelkező munkatársai – részletesen specifikált, szigorú követelményeknek eleget tevő formátumú adatállományok feltöltésével – legalább negyedéves rendszerességgel berögzítik az összegyűjtött adatokat.

Az adatbázis csak 2008-ban jött létre, ennek ellenére a 2005., 2006. és 2007. évi adatokat is tartalmazza, ugyanis a résztvevő bankok a csatlakozáskor vállalták az „ősfeltöltés” megvalósítását, amelynek keretében három évre visszamenőlegesen historikus adatokat szolgáltatottak.

Az LGD-adatbázis az egyes résztvevő hitelintézetek defaultos jelzáloghitel-ügyleteinek megfelelő struktúrában rögzített adatait képes fogadni. Ez az adathalmaz szerkezetileg három részből áll:

- a defaultos jelzáloghitel-ügyletek specifikus adatai,
- az ügyletekben érintett ingatlanokra vonatkozó specifikus adatok,
- az egyes ügyletek és a kapcsolódó ingatlanok egymáshoz rendelését lehetővé tevő adatok (1:1, 1:n és m:1 típusú kapcsolatok egyaránt lehetségesek).

Az adatküldés a központi szerverre belépve válik lehetővé, kizárólag azok számára, akik rendelkeznek rögzítési joggal és az ahhoz szükséges jelszóval. A feltöltésre kerülő

adatállományok új rekordokat és módosításokat³⁴ is tartalmazhatnak; ezek felismerését és megfelelő kezelését a rendszerfunkciók automatizmusai biztosítják. Hibás, tehát az előírásoknak bármilyen szempontból nem tökéletesen eleget tevő – például hiányos mezőket vagy érvénytelen dátumokat tartalmazó – adatállományokat a rendszer nem fogad be.

Minden rögzítő szerepkörrel rendelkező munkatárs csak a saját bankja nevében tölthet fel adatokat, a többi résztvevő által feltöltött adatok közül pedig csak azokat láthatja, amelyeket már jóváhagyott az adott hitelintézet jóváhagyási joggal és titkos jelszóval rendelkező személye. A jóváhagyó a jóváhagyást megelőzően köteles az adatokat leellenőrizni, tehát további adathibaszerűést végezni a rendszer automatizmusai által már elvégzett alapos ellenőrzést követően.

Az adatfeltöltést a rendszer minden naptári negyedév végét követően automatikusan kiértékeli, és amennyiben valamely résztvevő hitelintézet nem töltött fel az adott időszakban adatokat, akkor a következő negyedévben számára nincs lehetőség a többi hitelintézet adatainak lekérdezésére. Lehetőség van „nullás feltöltésre” is, amellyel a hitelintézet azt jelzi, hogy az adott negyedévben nem keletkezett olyan ügylete, amelyet az LGD-adatbázisba fel tud tölteni. Ez azonban csak indokolt esetben alkalmazható, ugyanis a megfelelő adatszolgáltatás szerződéses kötelezettség.

Az adatszolgáltatási kötelezettségeknek eleget tevő bankok hitelkockázat-elemző, illetve az e tevékenységgel megbízott, letöltési jogosultsággal és jelszóval rendelkező munkatársai anonim adatként, előre specifikált formátumú adatállományokban bármikor letölthetik azokat. A lekérdezés gyakoriságát tekintve nincsenek megkötések, de kizárólag a már lezárt időszakokra vonatkozó adatokhoz lehet hozzáférni, ezért az adott negyedév folyamán a rendszerből lekérdezhető adatok mennyisége nem változik.

3.5.2. Ügyletspecifikus adatok

Az ügyletspecifikus adatok alapvetően három csoportba sorolhatók:

- alapadatok,
- az ügyletből származó követelésekkel kapcsolatos adatok, valamint
- megtérülési és veszteségadatok.

³⁴ Amennyiben a megadott bankazonosító érvényes és már létezik a rendszerben, akkor az nem új adatnak, hanem módosításnak minősül.

Az első csoportot képező adatok (2. táblázat) már az ügylet indulásakor ismertek, a banki adatgyűjtés során ekkor kerülnek rögzítésre, és a későbbiekben rendszerint nem változnak, kivéve néhány speciális esetet, például az ügylet átstrukturálását.

Ezek az alapadatok historikusan minden hitelintézetnél rendelkezésre állnak, a belső banki rendszerekben megvalósuló rögzítésük általában hosszú múltra tekint vissza. Kivételt képez ez alól talán az ügyféltípus meghatározása, amely mezőnek a töltése éppen emiatt nem kötelező.³⁵

2. táblázat: Az ügylet alapadatai

	ADATMEZŐ TARTALMA
Ügyletazonosító	Az ügylet azonosítására szolgáló titkos, véletlenszerű, egyedi kód, amelyet a központi adatbázis-kezelő rendszer generál.
Banki egyedi azonosító	A hitelintézet által generált és használt saját ügyletazonosító.
Terméktípus	Az ügyletben foglalt termék típusa az ügyfél hitelfelvételének céljától függően. Lehetséges számkódértékek: 1: Lakáscélú – Vásárlás, 2: Lakáscélú – Építés, 3: Lakáscélú – Felújítás, bővítés, egyéb, 4: Szabad felhasználású.
Devizanem	Az ügylet folyósításkori devizanemének háromjegyű ISO-kódja, azonosítója.
Ügyféltípus*	A hitelfelvevő ügyfél típusa. Lehetséges számkódértékek: 1: Magánszemély, 2: Egyéni vállalkozó.
Folyósítás dátuma	Szakaszos (több részletben történő) folyósítás esetén az első részösszeg dátuma, egyösszegű folyósítás esetén az egyetlen folyósítási dátum.
Folyósított összeg	Az ügyfélnek folyósított hitelösszeg az ügylet eredeti devizájában megadva. Szakaszos folyósítás esetén a kifolyósított részösszegek szummája.

*: Nem kötelezően töltendő mező.

(Saját készítésű táblázat)

Az adatok következő csoportja (3. táblázat) az ügyletekkel kapcsolatban a default esemény, illetve a felmondás időpontjában fennálló tőke-, kamat- és egyéb követeléseket tartalmazza. Ezek a kitettség-információk a megtérülési ráta számítása során konkrétan felhasználásra kerülnek.

³⁵ Az adatbázis kialakítása során az alapgondolat az volt, hogy a lehető legnagyobb ügyletszám elérése érdekében mindazon mezők töltését opcionálissá kell tenni, amelyeknek a töltése valószínűsíthetően nem oldható meg a múltbeli adatgyűjtési kultúrának megfelelő banki belső adatbázisok alapján.

3. táblázat: Az ügyletből származó követelésekkel kapcsolatok adatok

	ADATMEZŐ TARTALMA
Default esemény dátuma	Az ügylet default státuszba kerülésének dátuma.
Tőkekövetelés defaultkor	A default státuszba kerülés időpontjában fennálló tőkekövetelés (HUF).
Kamatkövetelés defaultkor	A default státuszba kerülés időpontjában fennálló kamatkövetelés (HUF).
Egyéb követelés defaultkor	A default státuszba kerülés időpontjában fennálló késedelmi kamat, díj, jutalék, egyéb követelés (HUF).
Felmondás dátuma	Az ügylet felmondott státuszba kerülésének dátuma.
Tőkekövetelés felmondáskor	A felmondás időpontjában fennálló tőkekövetelés (HUF).
Kamatkövetelés felmondáskor	A felmondás időpontjában fennálló kamatkövetelés (HUF).
Egyéb követelés felmondáskor	A felmondás időpontjában fennálló késedelmi kamat, díj, jutalék, egyéb követelés (HUF).

(Saját készítésű táblázat)

Az egyes ügyletek default státuszba kerülése és felmondása között a hitelintézetek gyakorlatában jelentős eltérések lehetnek,³⁶ továbbá mérsékelt időbeli változások egy-egy adott hitelintézet esetében is előfordulhatnak.

Tekintettel azonban arra, hogy az adatok feltöltése anonim módon történik, arra vonatkozó információkat nem lehetséges az adatbázisból közvetlenül kinyerni, hogy a default eseménytől a felmondás időpontjáig eltelt időszak átlagos hosszának időbeli változása voltaképpen mivel magyarázható:

- azzal, hogy az egyes hitelintézetek – behajtási politikájuk változása következtében – a korábbiaknál rövidebb / hosszabb idő elteltével mondják fel a default státuszú hiteleket, és/vagy
- azzal, hogy az adatbázisban szereplő portfólió összetétele úgy változott, hogy az utóbbi időben nagyobb arányt képviselnek benne az általában gyorsabb / lassabb felmondási időt alkalmazó hitelintézetek.

Az ügyletadatok harmadik csoportja (4. táblázat) ugyancsak konkrét input adatként szolgál a megtérülési ráta kalkulációjához, itt szerepelnek ugyanis a megtérülési és a költségadatok.³⁷ Ez utóbbiak felmerülésének dátuma ugyan explicit nem jelenik meg, de a gyakorlati tapasztalatok azt mutatják, hogy ez a megtérülések időpontjától nem tér el jelentősen, hiszen a leginkább számottevő költségek rendszerint a megtérülések időpontjában, illetve röviddel az előtt merülnek fel.

³⁶ Ez ugyanis jogszabályilag nincs konkrétan meghatározva, csupán indikációként szolgál.

³⁷ Az összegek ez esetben is kizárólag forintban kerülnek rögzítésre, függetlenül az ügylet eredeti devizanemétől.

4. táblázat: Az ügylettel kapcsolatos megtérülési és veszteségadatok

	ADATMEZŐ TARTALMA
Követelés eladási ára*	A követelés tényleges eladási ára (HUF) faktoring esetében.
Egyéb megtérülés összege**	Az ügylet felmondását követően befolyt egyéb megtérülések összege (HUF), ide nem értve a fedezet értékesítéséből származó megtérüléseket.
Egyéb megtérülés dátuma**	A legutóbbi egyéb megtérülés befolyásának dátuma.
Behajtási költség	Az ügyletkez kapcsolódó, a felmondás után felmerült közvetlen kiadások összege, például végrehajtási költségek (HUF), ide nem értve a banki alkalmazottak bérköltségét, valamint a felosztott egyéb általános költségeket.
Saját faktorcég*	Célcsoporton belüli faktorcégnek történt-e a követelés értékesítése. Lehetséges számkódértékek: 0: Hamis, 1: Igaz.
Lezárástípus	Az ügylet könyvekből való kivezetésének oka, amelynek révén a bank ügyféllel szembeni követelése megszűnik. Lehetséges számkódértékek: 1: Ingatlanárverés, közös értékesítés, 2: Faktorálás (követelésértékesítés).
Lezárás dátuma	Az ügylet könyvekből való kivezetésének, a bank ügyféllel szembeni követelése megszűnésének dátuma.
Leírt tőkekövetelés	A leírt tőkekövetelés összege, amelyet a bank veszteségként könyvel el (HUF).
Leírt kamatkövetelés	A leírt kamatkövetelés összege, amit a bank veszteségként könyvel el (HUF).
Leírt egyéb követelés	A leírt késedelmi kamat, díj, jutalék, egyéb követelés összege, amelyet a bank veszteségként könyvel el (HUF).

*: Kizárólag faktoring esetén töltendő mező.

(Saját készítésű táblázat)

** : Nem kötelezően töltendő mező.

Az adatbázis ügyfeladatokat nem tartalmaz, illetve az egyes ügyfelek különböző ügyleteinek összekapcsolására sem nyújt lehetőséget. Elméletileg ez a lakossági kitettségek esetében nem is feltétlenül szükséges, hiszen a bázeli szabályozás lehetővé teszi az ügyletszintű kezelést (*Hkr. 68. § (1) bekezdés*), mindazonáltal az LGD-bebecsléshez történő modellfejlesztés során figyelmet kell fordítani az ún. cross-default megfelelő kezelésére, hiszen egy hitel default státuszba kerülése esetén az adott ügyfél többi ügylete is nagyobb kockázatot hordoz magában. Ezt a problematikát a default minősítés ügyletkez rendelése során a banki belső folyamatokban szükséges kezelni.

3.5.3. Ingatlanspecifikus adatok

Az ügyletadatokhoz hasonlóan az első blokk (5. táblázat) itt is csak azokat az általános információkat tartalmazza, amelyek elméletileg már az ügylet indulásakor rendelkezésre állnak. Ezek a leíró jellegű adatok a megtérülési ráta potenciális meghatározó tényezőiként jó alapot szolgáltathatnak a regresszió kialakítása során. Tekintettel azonban arra, hogy nagy részük opcionálisan töltendő mező, felhasználásuk lehetősége a jelentős arányú adathiány következtében meglehetősen korlátozott.

5. táblázat: Az ingatlan alapadatai

	ADATMEZŐ TARTALMA
Ingatlanazonosító	Az ingatlan azonosítására szolgáló titkos, véletlenszerű, egyedi kód, amelyet a központi adatbázis-kezelő rendszer generál.
Banki egyedi azonosító	A hitelintézet által generált és az Ingatlan-nyilvántartó Rendszerben használt ingatlanazonosító.
Ingatlantípus	Az ingatlan típusa. Lehetséges számkódértékek: 1: Lakóingatlan (családi ház, társasház, sorház, házrész, ikerház), 2: Üdülő, 3: Építési telek, 4: Garázs és tároló, 5: Föld (egyéb telek, mezőgazdasági terület, legelő, szántó, erdő).
Részletes ingatlantípus*	Lakóingatlan esetén a lakóingatlan típusának részletesebb meghatározása. Lehetséges számkódértékek: 1: Társasházi lakás, 2: Egyedülálló családi ház, 3: Sorház, házrész, ikerház.
Alapterület*	Az ingatlan felépítmény területe (m ²), a kapcsolódó földterület nélkül.
Földterület alapterülete*	Az ingatlan felépítményhez kapcsolódó földterület nagysága (m ²).
Ingatlan építésmódja*	Az ingatlan felépítmény építésének módja, alapanyaga. Lehetséges számkód-értékek: 1: Panel, 2: Téglá, kő, 3: Könnyűszerkezet, fa, 4: Vályog, egyéb, 5: Vegyes.
Építés éve*	Az ingatlan felépítmény építésének évszáma (nem az ingatlan életkora).
Szobaszám*	Az ingatlan felépítményben lévő szobák száma: két félszoba egy egész szobának tekintendő.
Ingatlan fűtési típusa*	Az ingatlan felépítmény alapvető fűtési típusa. Lehetséges számkódértékek: 1: Egyedi fűtés (konvektor stb.), 2: Cirkófűtés, 3: Házközponti fűtés, 4: Távfűtés, 5: Egyéb.
Elhelyezkedés típusa*	Lakásingatlan esetén az elhelyezkedés szintje. Lehetséges számkódértékek: 1: Földszint, 2: Emelet, 3: Tetőtér.
Irányítószám	Az ingatlan irányítószáma.
Településnév	Az ingatlan elhelyezkedésének teljes helységneve.
Generált településnév	Az irányítószám alapján az ingatlan elhelyezkedésének teljes helységneve, amelyet a központi adatbázis-kezelő rendszer automatikusan generál.
Felújítás év*	Az ingatlan felépítmény utolsó felújításának évszáma (nem az azóta eltelt idő).

*: Nem kötelezően töltendő mező.

(Saját készítésű táblázat)

**: Kizárólag lakásingatlan esetén töltendő mező, de lakásingatlan esetében sem kötelező.

A „generált településnév” az adategyezőség ellenőrzését célozza: amennyiben például a megadott irányítószám téves, akkor a rendszer által generált helységnevek a hitelintézet által feltöltött helységnévvel történő összevetése során ez a hiba azonnal felismerhető. Mindazonáltal az adatfeldolgozás során a rendszer által generált adatot célszerű alkalmazni például az ügyletek települések – vagy nagyobb földrajzi egységek

– szerinti kategorizálása során a manuálisan megadott helységnevekben előforduló esetleges betűelírások kiküszöbölése érdekében.

6. táblázat: Az ingatlanérték realizálásának adatai

ADATMEZŐ TARTALMA	
Eladási ár*	Az ingatlan sikeres árverése, illetve közös értékesítése esetén a tényleges eladási ár (HUF).
Biztosíték lezárás típus*	Az ingatlan értékesítése esetén az ügylet lezárásának típusa. Lehetséges számkódértékek: 1: Első vagy második árverésen kelt el, 2: Harmadik vagy azt követő árverésen kelt el, 3: Bírósági végrehajtáson kívül az ügyfél szerzett vevőt, 4: Ptk. 257. § (2) alapján a bank értékesítette.
Végrehajtás indulási dátuma*	A behajtási folyamat nem bankspecifikus részének indulási dátuma: a bírósági végrehajtási záradék, végzés jogerőre emelkedésének dátuma, illetve az árverezőnek való átadás dátuma.

*: Faktoring esetén nem töltendő mező.

(Saját készítésű táblázat)

Látható, hogy faktoring esetében a követelés értékesítéséből adódó megtérülések, illetve a kapcsolódó információk az ügyletspecifikus adatok között szerepelnek, míg az ingatlanárverés, illetve közös értékesítés esetén a megtérülések és egyéb információk az ingatlanspecifikus adatok között található. Ez logikai szempontból teljesen korrekt megoldás, a módszertani elemzést pedig alapvetően nem befolyásolja.

3.5.4. Ügylet és ingatlan összekapcsoló adatai

Az ügyletek és az ingatlanok között különféle relációs viszonyok lehetségesek. A legtöbb esetben minden egyes ügyletnek egy-egy különböző ingatlan tartozik (1:1 kapcsolat), de előfordul, hogy egy adott ügylet mögött egynél több ingatlanfedezet szerepel (1:n), illetve az is, hogy több ügylet mögött áll ugyanaz az ingatlan (m:1).³⁸

Ezek a kapcsolatok a rendszerben úgy jelennek meg, hogy minden egyes ügylet és ingatlan csak egyszer szerepel az ügylet-, illetve ingatlantáblában, a kapcsoló adatokat tartalmazó tábla azonban minden egyes kapcsolatot külön rekordként szerepeltet, tehát amennyiben egy adott ügylet mögött két ingatlan szolgál fedezetként, akkor ez a kapcsolótáblában két külön rekordként jelenik meg, és az ügylet-, valamint ingatlanazonosítókból állapítható meg, hogy azok azonos ügyletnek tartoznak.

A 7. táblázat a kapcsolatot megteremtő alapadatokat tartalmazza. Látható, hogy az itt szereplő megtérülési összegek nem azonosak az ingatlanspecifikus adatok között

³⁸ Elméletileg m:n kapcsolat is lehetséges.

rögzített eladási árral, hiszen a megtérülési összeg egy nettó érték, amely az eladási árból az értékesítéssel kapcsolatban felmerült különféle költségek (például elárvezés díja, értékesítő jutaléka) levonása után megmarad. Továbbá a dátumok sem azonosak, hiszen ebben az esetben a tényleges realizálás időpontja kerül feltüntetésre, míg az ingatlanspecifikus adatok között az esedékessége.

7. táblázat: Az ügylet és az ingatlan kapcsolatának alapadatai

	ADATMEZŐ TARTALMA
Ügyletazonosító	Az ügylet azonosítására szolgáló titkos, véletlenszerű, egyedi kód, amelyet a központi adatbázis-kezelő rendszer generál.
Ingatlanazonosító	Az ingatlan azonosítására szolgáló titkos, véletlenszerű, egyedi kód, amelyet a központi adatbázis-kezelő rendszer generál.
Terhelés*	Az ingatlan értékének az ügylet által leterhelt része, azaz az ingatlanra bejegyzett követelés tőkeösszege a tulajdoni lap alapján (HUF).
Megtérülési összeg**	Az ingatlan elárvezéséből, illetve közös értékesítéséből származó, ténylegesen befolyt megtérülési összeg (HUF), csökkentve például a felmerült jutalékokkal.
Megtérülés dátuma**	Az ingatlan elárvezéséből, illetve közös értékesítéséből származó megtérülés befolyásának dátuma.
Megelőző idegen terhek	Az adott hitelintézet követelése elé a tulajdoni lapon esetlegesen bejegyzett terhek összege (HUF).

*: Nem kötelezően töltendő mező.

(Saját készítésű táblázat)

**.: Faktoring esetén nem töltendő mező.

Az utolsó – ugyancsak kizárólag logikai szempontból elkülönített – adatblokkot (8. táblázat) az ügylettel kapcsolatos értékadatok képezik.

8. táblázat: Az ügylettel kapcsolatos értékadatok

	ADATMEZŐ TARTALMA
Folyósításkori HBÉ megállapítás módja*	A folyósításkor érvényes hitelbiztosítéki érték meghatározásának módja. Lehetséges számkódértékek: 1: Értékbecslésen alapul, 2: Adásvételi szerződésen alapul.
Folyósításkori forgalmi érték*	A folyósításkor érvényes forgalmi érték (HUF).
Folyósításkori HBÉ*	A folyósításkor érvényes hitelbiztosítéki érték (HUF).
Folyósításkori érték megállapításának dátuma*	A folyósításkor érvényes forgalmi érték és hitelbiztosítéki érték megállapításának dátuma.
Defaultkori HBÉ*	A default időpontjában érvényes hitelbiztosítéki érték (HUF).
Defaultkori forgalmi érték*	A default időpontjában érvényes forgalmi érték (HUF).
Defaultkori érték megállapításának dátuma*	A default időpontjában érvényes forgalmi érték és hitelbiztosítéki érték megállapításának dátuma.
Lezáráskori HBÉ*	A lezárás időpontjában érvényes hitelbiztosítéki érték (HUF).
Lezáráskori forgalmi érték	A lezárás időpontjában érvényes forgalmi érték (HUF).
Lezáráskori érték dátuma*	A lezárás időpontjában érvényes forgalmi érték és hitelbiztosítéki érték megállapításának dátuma.

*: Nem kötelezően töltendő mező.

(Saját készítésű táblázat)

Ebben a legutolsó adatcsoportban kizárólag a „lezáráskori forgalmi érték” töltése kötelező. Az itt felsorolt adatokat a hitelintézetek általában nem gyűjtik historikus formában, ebből adódóan az LGD-adatbázis tervezési szakaszában az a döntés született, hogy ne legyen kötelező ezeknek az adatmezőknek a töltése, hiszen ellenkező esetben a hitelintézetek aligha lennének képesek ezeket az információkat rendelkezésre bocsátani, és ezáltal a negyedévente esedékes adatszolgáltatási kötelezettségeiknek eleget tenni.

Mindazonáltal a szakirodalomban a jelzáloghitel-ügyletek vonatkozásában hangsúlyos témaként szerepel az LTV (Loan-to-Value), illetve a CLTV (Current Loan-to-Value) veszteségrátára gyakorolt hatásának vizsgálata, amihez az előzőek értelmében a magyar bankközi LGD-adatbázis csak korlátozott mértékben tud inputot szolgáltatni. Erre a kérdéskörre az 5.3. fejezetben térek ki részletesebben.

3.5.5. Az adatbázis aktuális állapota

A magyar bankközi LGD-adatbázis 2011. június 30-án 1770 ügyletet és 1719 ingatlant tartalmazott, amelyek az ügyletek és az ingatlanok közötti 1:n és m:1 kapcsolatokról adódóan összesen 1881 rekordot képeztek.³⁹

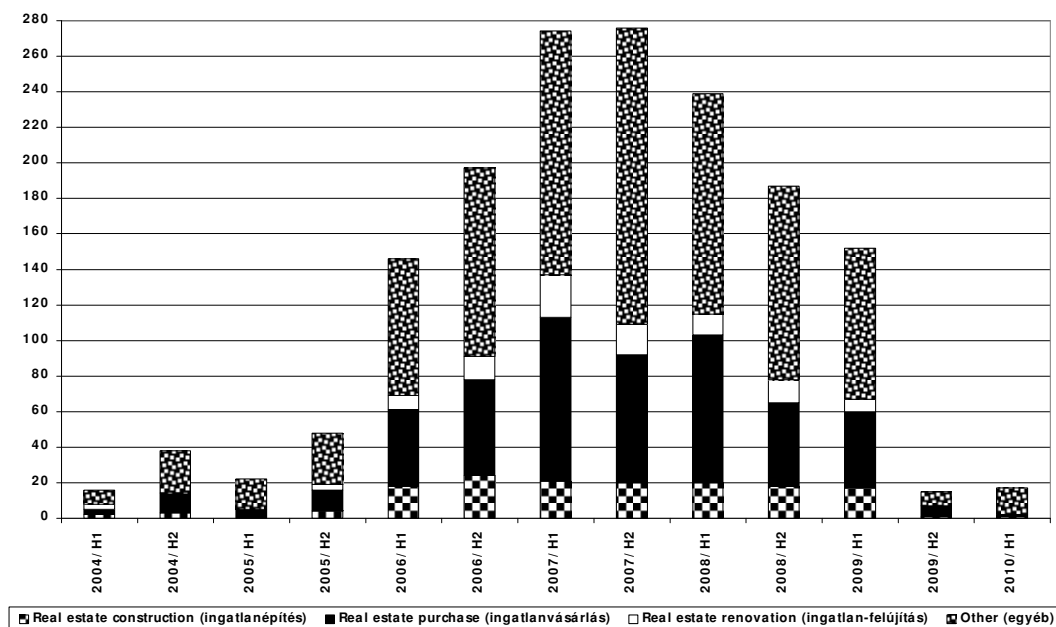
Empirikus kutatásaim során csak azokat az ügyleteket vettem figyelembe, amelyek esetében a nemteljesítési esemény 2003. december 31-ét követően történt, mert a banki adatbázis (6.1. fejezet), amelyen elemzéseim legjelentősebb része alapult, ugyancsak kizárólag olyan ügyleteket tartalmaz, amelyeknek a default eseménye 2003 decembere után következett be. Kiszűrtem az adatbázisból továbbá azokat az ügyleteket is, amelyeknek nem lakóingatlan (illetve nem csak lakóingatlan) szolgál a fedezeteként.

Ezeket a korrekciós lépéseket az indokolta, hogy csak azok az adatok kerüljenek felhasználásra az empirikus elemzések során, amelyek a banki adatbázisban szereplő adatokkal közvetlenül összehasonlíthatók. A *Hkr. 71. § (1) bekezdés b) pontja* értelmében ugyanis a közös adatbázis felhasználásának egyik fontos alapfeltétele, hogy reprezentatívan tükrözze azt a portfóliót, amelyre vonatkozóan a közös adatok felhasználásra kerülnek.

A következő ábra a megszürt adatbázisban szereplő ügyletek megoszlását mutatja a nemteljesítés időpontja szerinti félévenkénti bontásban.

³⁹ 2011. június 30-a volt az empirikus elemzéseim elkészítését megelőző utolsó lezárt negyedév zárónapja, ezért az adatbázisnak ezen időpontbeli állapotát tekintem aktuálisnak.

2. ábra: Az LGD-adatbázisban szereplő ügyletek megoszlása a nemteljesítési esemény időpontja szerinti félévenkénti bontásban



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Látható, hogy a default események túlnyomó része még a 2008 második felében berobbanó válságot megelőzően vagy röviddel azután következett be, és meglehetősen kicsi azoknak az ügyleteknek a száma, amelyek a legutóbbi két évben váltak nemteljesítővé. Ennek feltehetően nem a default események számának csökkenése az oka, hanem az, hogy esetükben még nem történt meg az ügyletek lezárása. Az idő rövidségén túlmenően jelenleg az ingatlanpiac gyengélkedése is hátráltatja az ügyletek, illetve a mögöttes fedezetek értékesítésével történő ügyletlezárást. Ezt a szempontot az „effektív megtérülési időszak” hosszának meghatározása során (6.2.3. fejezet) sem szabad figyelmen kívül hagyni.

A következő fejezetben áttekintést nyújtok az LGD-bebecslés ökonometriaai módszertani alapjairól, majd ismertetem a szakirodalomban publikált eredményeket, valamint saját empirikus kutatásaimat.

4. Az LGD-becslés ökonometriai módszertani alapjai

A 3. fejezetben bemutatott LGD-számítási módszertanok egyike sem nélkülözheti az ökonometriai eszköztár alkalmazását. Különösen igaz ez a megállapítás a 3.1.3. fejezetben bemutatott piaci és implikált piaci LGD, valamint a 3.1.4. fejezetben ismertetett behajtási LGD metodika esetében. Kutatásom megalapozása érdekében tehát szükség van bizonyos ökonometriai fogalmak tisztázására, egyes eljárások áttekintésére.

Az alábbiakban felvázolom az LGD-becslés alapjául szolgáló adatbázisokat jellemző adatominta-problémákat és azok kezelésének lehetséges módjait, a leggyakrabban alkalmazott paraméterbecslési metodikákat, a modellszelekcióval és a teszteléssel kapcsolatos aspektusokat, majd pedig röviden ismertetem a dolgozatom témája szempontjából releváns speciális modell típusokat.

Ennek során először a dummy eredményváltozót tartalmazó regressziós modellekkel foglalkozom, mert ezek lehetőséget nyújtanak az LGD-kalkuláció során például a behajtási folyamat lezárulási típusa szerinti klasszifikációra. A logisztikus regressziót részletesebben is bemutatom, tekintettel arra, hogy ez a módszertan az empirikus kutatás során jelentős szerepet kap. Ezt követően említést teszek arról is, hogy a logisztikus regresszió voltaképpen a kevert mérési skálájú magyarázó változók lineáris modellezésére hivatott általánosított lineáris modell (GLIM) speciális esete.

4.1. Adatominta-problémák és kezelésük

A statisztikai számításokhoz felhasznált múltbeli adatokat tartalmazó adatbázisok hiányosságai, illetve hibái, a modellezés során alkalmazott leegyszerűsítő feltevések és modellhibák egyaránt torzított becslésekhez vezethetnek. A CRD által előírt, kötelezően alkalmazandó korrekciós tényezők e problémák kezelését, hatásainak enyhítését célozzák, mindazonáltal a modellezés során mindezeknek a veszélyforrásoknak tudatában kell lenni, valamint gondoskodni kell ezek káros következményeinek kezeléséről. Az alábbiakban a teljesség igénye nélkül e problémakör legfontosabb aspektusait mutatom be.

Az LGD-becslés vonatkozásában többféle típusú adathiány is felmerül, amelyek eltérő kezelésmódot igényelnek. Adathiány adódhat például a hiányos vagy hibás adatrögzítés

következményeképpen. Ez egy meglehetősen általános probléma, így nem meglepő, hogy egyrészt igen jelentős szakirodalmi háttérrel rendelkezik, másrészt számos olyan módszertan létezik, amelyeket ma már „rutinszerűen” alkalmaznak a kezelésére. Ezek közül a legfontosabbakat e fejezet keretében ismertetem.

A látens változók – nem megfigyelhető jellegükből adódóan – ugyancsak értelmezhetők adathiányként, ezek azonban abból a szempontból speciálisak, hogy esetükben egyetlen megfigyeléshez tartozó érték sem ismert, tehát általános hiányként jelentkeznek. E probléma kezelése alapvetően kétféleképpen történhet: vagy pótlólagos információgyűjtéssel,⁴⁰ vagy olyan sokváltozós statisztikai elemzési módszerekkel, mint például a főkomponenselemzés. Ez a problémakör túlmutat a jelen értekezés keretein, ezért itt csak utalást teszek rá. Az egyik legszínvonalasabb, részletekbe menő magyar nyelvű ismertetés Füstös, Kovács, Meszéna és Simonné (*Füstös et al. [2004]*) könyvében olvasható.

Az LGD-bebecslés vonatkozásában sokkal relevánsabb probléma a még lezáratlan behajtási folyamat alatt álló ügyletek megtérülési adatainak hiánya. Tekintettel arra, hogy meglehetősen nagy részarányt képvisel a portfólión belül, ez a probléma nem hagyható figyelmen kívül.

Little és Rubin [2002] az adathiány és az adatbázis változóinak értékei között fennálló kapcsolatot adathiány-mechanizmusnak nevezték, és három típust különböztettek meg:

- Teljesen véletlenszerű adathiány (MCaR: Missing Completely at Random),
- Véletlenszerű adathiány (MaR: Missing at Random),
- Nem véletlenszerű adathiány (NMAR: Nonignorable / Not Missing at Random).

Míg az MCaR adathiány esetében a hiányos és a teljes megfigyelések azonos eloszlásból származnak, és ebből adódóan a probléma viszonylag egyszerűen kezelhető, addig a másik két típusnak az adatminőségre, valamint az adatok felhasználásával készülő modellek alkalmazhatóságára gyakorolt negatív hatása esetenként még szofisztikált módszertanokkal sem eliminálható.

A két utóbbi típus (MaR és MCaR) közös vonása, hogy a hiányos és a teljes megfigyelések nem ugyanabból az eloszlásból származnak. Mindazonáltal e két adathiány-mechanizmus között alapvető különbséget jelent az, hogy a hiány más változókkal kapcsolatban van-e, tehát az adathiány jellegzetességeinek előrejelzésére lehetőség nyílik-e más ismert változók felhasználásával. Míg ugyanis MaR adathiány

⁴⁰ Historikus banki adatbázisok esetében ennek megvalósítása a modell előrejelző erejének növelésével összevetve irracionálisan magas költségekkel járna.

esetében ez megvalósítható, addig az NMaR esetében az egzakt adatszűrés azért nem kivitelezhető az alapvető módszertanokkal, mert a hiány magával az adathiányt tartalmazó változóval kapcsolatos.

Az LGD-bebecslés vonatkozásában tulajdonképpen csak az MCaR adathiány-mechanizmus jelent kezelendő problémát, ezért az alábbiakban ezekről a legfontosabb módszertanokról teszünk említést.

4.1.1. Módszerek a MCaR típusú adathiányok kezelésére

A szakirodalomban számos módszer ismeretes a különféle adathiányok kezelésére (*Little – Rubin [2002]*), és a lehetőségek tárháza éppen e legegyszerűbb típus esetében a legszélesebb. Az alábbiakban röviden ismertetek néhány egyszerű módszertant, amelyeknek az alkalmazása könnyen megvalósítható.

(a) Listwise/casewise adattörlesztés

A listwise/casewise adattörlesztés a „legtriviálisabb” adathiány-kezelési mód, továbbá számos statisztikai programcsomagban is ez az alapértelmezés szerinti technika. E módszertan alkalmazása azt jelenti, hogy minden olyan elem törlésre kerül az adatbázisból, amelynek legalább egy adatmezője hiányos (*Acock [2008]*).

Ez az MCaR adathiányok kezelésére igen jól alkalmazható, egyszerű módszer, amely az egyváltozós statisztikák összehasonlíthatóságát is garantálja. Tekintettel arra, hogy a hiányos és a teljes megfigyelések azonos eloszlásból származnak, az adathiányt tartalmazó esetek törlése nem okoz torzításokat. E módszertan alkalmazása ennek ellenére erősen kifogásolható olyan adatbázisok esetében, ahol a hiányos megfigyelések aránya jelentős.

(b) Elérhető adatok elemzése

Ez az eljárás az adathiányos esetek kezelésének legalapvetőbb alternatív módszere, amelynek keretében minden egyes változó elemzésekor az összes olyan adat felhasználásra kerül, amely az adott változó esetében ismert, függetlenül attól, hogy az ugyanazon elemhez tartozó más változóknál fennáll-e adathiány.

Alkalmazása lehetővé teszi, hogy az adatgyűjtés nyomán rendelkezésre álló valamennyi információ beépítésre kerüljön a számításokba, ugyanakkor kétségtelen hátrányaként

említhető, hogy ebben az esetben például a különböző változókból épített regressziós modellek eltérő adatbázison készülnek, így az összehasonlítás problematikusává válhat.

Kim és Curry [1977] elemzései szerint a MCaR adathiányokat és gyenge korrelációt tartalmazó adatbázisok esetében ez a módszertan a listwise/casewise adattöreléssel összevetve hatékonyabb adatkezelést tesz lehetővé. Mindazonáltal *Azen és Van Guilder [1981]* erős korreláció esetén ennek ellenkezőjét tapasztalta.

Ezt az eljárást alkalmazta például *Bellotti és Crook [2008]* tanulmánya is, amely az 5.2. alfejezetben kerül bemutatásra. A hivatkozott szerzők a hiányos vagy hibásan kitöltött adatmezőket 0 értékkel töltötték fel, valamint bevezettek egy dummy változót a korrekció jelzésére vonatkozóan.

(c) Átsúlyozás

Az átsúlyozásos módszerek első lépésben viszonylag homogén csoportokat (kategóriákat) képeznek a megfigyelésekből, majd azzal a feltételezéssel élve, hogy ahol adathiány jelentkezik, ott a meglévő adatok arányosan több elemet reprezentálnak, az adatok feldolgozása során ezekhez a kategóriákhoz nagyobb súlyt rendelnek. E módszereknek számos alváltozata ismert.

A legegyszerűbb átsúlyozási eljárás a következőképpen formalizálható: ha az adatbázisban képzett k -dik kategóriában $n_{j(k)}^*$ arányú adathiány jelentkezik, akkor az

átsúlyozás nyomán ez a csoport $p_k^* = \frac{1}{1 - n_{j(k)}^*}$ súlyt kap (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Ez az eljárás tulajdonképpen megfeleltethető az alábbiakban említésre kerülő részátlaggal történő imputálásnak.

Egyszerűségéből és költséghatékonyságából adódóan a gyakorlatban viszonylag elterjedt, de hátrányos vonása, hogy jelentős adathiány esetén torzításokat vihet a becslésekbe, és az eloszlásra vonatkozóan pótlólagos feltételezéseket indokol. Amennyiben az egyes kategóriákon belüli adathiány nem MCaR (nem teljesen véletlenszerű), akkor alkalmazhatósága erősen vitatható.

További problémaként említhető, hogy a statisztikai programcsomagok egyáltalán nem, illetve csak meglehetősen korlátozott lehetőséget nyújtanak a változónként eltérő súlyok kezelésére.

(d) Alapvető imputációs eljárások

Az imputáció valamely eredetileg hiányzó adatnak az ahhoz leginkább hasonló értékkel történő utólagos mesterséges pótlását jelenti. Speciális esetként ide sorolható például a deduktív (logikai) imputáció is, amely az adott elemhez tartozó más változók értékei alapján következtet a hiányzó adatra. Az imputációs eljárások közötti alapvető különbség abból adódik, hogy miként értelmezik a hasonlóság fogalmát, vagyis mely ismérvet tekintik a legfontosabbnak (*Hunyadi – Vita [2004]*).

A leggyakrabban előforduló módszer valamilyen középérték (például átlag, módusz vagy medián) alkalmazása, amely az adott változó meglévő adatai alapján számítható ki.⁴¹ A viszonylag homogén csoportokra kalkulált középértékek alkalmazásával mérsékelhető a standard hiba lefelé torzítása, ami egyébként ennek a módszertannak a legnagyobb hátránya. Mindazonáltal az elemzések során mindenképpen figyelembe kell azt venni, hogy az imputált középértékek nem függetlenek a többi megfigyelési értéktől, és ez számos statisztika alkalmazását problematikusá teszi (*Little – Rubin [2002]*).

Valamennyi imputációs eljárásról általánosságban elmondható, hogy a változók közötti korrelációkat nem hagyják érintetlenül, és ez a regressziós modellek építése során – különösen jelentős adathiány esetén – gondot okoz. Ez a jelenség az LGD-modellezés során is releváns problémaforrás: például *Bastos [2009]* tanulmánya – amelyet az 5.2.3. alfejezetben ismertetek – egy olyan hitelportfólió alapján készült, amelyben az ügyletek mintegy 50%-a esetében hiányzott a rating besorolás, és a szerző az átlaggal helyettesítette azt.

A szakirodalom az imputációs eljárásokat gyakran az alapján csoportosítja, hogy mi képezi az adathiánypótlás forrását. Ennek alapján hot-deck és cold-deck eljárások különböztethetők meg egymástól (*Little – Rubin [2002]*).

A hot-deck módszerek az adathiányok pótlását a rendelkezésre álló többi megfigyelés alapján végzik. Legegyszerűbb változatuk a teljes mintán, illetve annak viszonylag homogén almintáján végzett véletlen imputáció, ami a hiányzó adatnak egy véletlenszerűen kiválasztott megfigyelt „donorral” történő helyettesítését jelenti. Ennek kissé árnyaltabb változata a szekvenciális módszer, amely az adatbázis első olyan elemével végzi a pótlást, amely a hiányzó adattal azonos imputációs csoportba tartozik. Emiatt a szekvenciális imputáció eredménye nem független az elemek adatbázisbeli sorrendjétől.

⁴¹ Az LGD kalkuláció során alkalmazott imputációs módszerekről például *Chalupka and Kopecksi [2009]* tanulmánya részletesen beszámol.

Egy további eljárás a távolságfüggvényen alapuló donorkeresés, amely az adatbázison belül kiválasztja azt az elemet, amelytől a hiányos elem egy vagy néhány meghatározó jelentőségű változó alapján a „legkisebb távolságra helyezkedik el”,⁴² majd az ahhoz tartozó adattal pótolja a hiányt. E módszerek alkalmazása esetén a regresszióépítés során tekintettel kell lenni arra, hogy amennyiben a regresszióban olyan változó is szerepel, amely a távolság meghatározásakor figyelmen kívül maradt, akkor a regresszió többi változóra vonatkozó paraméterei torzítottak lesznek.

A középértékekkel történő imputáláshoz hasonlóan ezek az eljárások is torzítják a standard hibákra tett becsléseket, ezért pótlólagos feltételezéseket tesznek szükségessé az elemzések készítése során (*Roth – Switzer [1995]*).

A távolságfüggvényen alapuló donorkeresés átmenetet képez a cold-deck módszerek felé, amelyek külső források felhasználásával kezelik az adathiányt. A cold-deck eljárásoknak a gyakorlatban leginkább elterjedt altípusa a regressziós imputáció, amely a teljes megfigyeléseken készített többváltozós regresszió alapján pótolja az adathiányt. Ennek speciális változata a sztochasztikus regressziós imputálás, amely egy véletlen hibátényezőt is szerepeltet az adathiány-kezelő regresszióban (*Little – Rubin [2002]*).

Az imputációs eljárások fejlett változataként említhető a többszörös imputáció (*Rubin [1976]*), amely az adathiányból adódó bizonytalanságot úgy kezeli, hogy több lehetséges imputációt elvégezve az adatbázist megtöbbszörözi, így teszi lehetővé az imputáció által okozott hiba mérését, amely révén már kalkulálhatóvá válik az elméletileg teljes adatbázis standard hibája (*Schlafer [1997]; Barnard – Rubin [1999]*). Ez utóbbi módszer a későbbiekben bemutatásra kerülő másodlagos mintavételi eljárások speciális változataként is értelmezhető.

(e) Modell alapú adathiány-kezelő eljárások

A modell alapú adathiány-kezelő eljárások a megfigyelt adatok alapján egy modellt specifikálnak, amelyek alapján valószínűségi, illetve likelihood elvek szerint becslések készíthetők. Ezek a módszerek rendkívül rugalmasan alkalmazhatók, más adathiány-kezelési eljárások számos problémájának kezelésére lehetőséget nyújtanak, ugyanakkor sok esetben meglehetősen bonyolult matematikai-statisztikai módszerek felhasználását igénylik.

⁴² A „legkisebb távolság” definiálására a szakirodalomban számos szofisztikált módszertan áll rendelkezésre. Részletekbe menő leírás olvasható például *Füstös et al. [2004]* munkájában.

Ennek a módszer családnak egyik nagy jelentőségű tagja a 4.3.1. alfejezetben bemutatott maximum likelihood (ML) eljárás, amelyre alapozva leginkább a várakozás maximalizációs módszertan (EM: Expectation Maximization) terjedt el (*Dempster et al. [1977]*). Ezt az eljárást alkalmazta az LGD-becslés területén például *Hlawatsch és Ostrowski [2010]*. Ez egy többlépéses iteratív algoritmus, amely először az adatbázis adathiányt nem tartalmazó elemein készít ML becslést, majd ennek eredménye alapján pótolja a hiányzó adatokat. Ezt követően újabb ML becslést készít a már hiányos elemeket nem tartalmazó adatbázison, majd az így kapott eredményekkel kicseréli a korábbi pótoltt értékeket, és az iterációt addig folytatja, amíg az ML becslések konvergenciája következtében a becsült értékek két lépés közötti változása már nem lesz szignifikáns.

Számos előnyük mellett ugyanakkor ezeknek a modell alapú eljárásoknak is vannak hátrányai. Tekintettel arra, hogy a bizonytalanságot kifejező véletlen hibátényező kezelése ezeknek a módszereknek a keretében is megoldatlan probléma, ezért a standard hibák és a felhasználásukkal készített tesztstatisztikák nem megbízhatóak (*Little – Rubin [2002]*).

Alternatív megoldásként olyan technikák merülnek fel, mint például a korábban említett többszörös imputáció, a Monte Carlo szimuláció (*Roth – Switzer [1995]*), illetve a mesterséges minták generálásával végzett módszerek alkalmazása. A következő alfejezetben az utóbbiakat mutatom be röviden.

4.1.2. Mesterséges (ismételt vagy másodlagos) minták

Tekintettel arra, hogy viszonylag kevés adat áll rendelkezésre a hitelkockázati paraméterek – különösen az LGD – becsléséhez, ezért itt fokozottan igaz, hogy a mesterséges minták alkalmazásával jelentős mértékben növelhető a kalkulációk pontossága. Ebben a fejezetben a nemparametrikus becslésekhez is megfelelő adatokat szolgáltatni képes legfontosabb mesterséges mintavételi eljárásokról teszek említést.

Az ismételt vagy másodlagos mintavételi eljárások a már meglévő megfigyelésekből – azok struktúráját feltárva – mesterséges eljárásokkal újabb mintákat képeznek. Jelentőségük abból adódik, hogy az így kapott véletlen minták alapján becsült statisztikák tulajdonságaiból következtetéseket lehet levonni a teljes sokaság eloszlására vagy valamely paraméterére vonatkozóan (*Kröpfl et al. [2000]*).

(a) Független részminták módszere

A független részminták módszerének alkalmazása lehetővé teszi a mintavételi hibák tesztelését olyan esetekben is, amikor nincs elegendő megfelelő adat az alapvető teszteljárások elvégzéséhez. A meglevő adatokból független és véletlen „feldarabolással” új mintákat készít, majd az így rendelkezésre álló mintákból a mintavételi hiba már jobban becsülhető (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Az eljárás első lépése k darab, egyenként m elemszámú minta elkészítése, amely kétféleképpen történhet:

- k darab, egyenként m megfigyelést tartalmazó minta kiválasztásával, illetve
- egy $k \cdot m = n$ elemű adathalmaz véletlenszerűen megvalósított k számú egyenlő (m elemű) részre bontásával.

A k számú minta megfelelő középértékeinek átlaga a teljes adathalmaz középértékeinek becslését, varianciája pedig az adott középértéknek a teljes adathalmazra vonatkozó varianciájának becslését adja eredményül. Továbbá a független részminták becslőfüggvénye elegendően nagy k esetén normális eloszlással jól közelíthető, ami lehetővé teszi a konfidencia intervallumok egyszerű kalkulációját.

Ennek a módszernek kétségtelen előnye az általános alkalmazhatóság, hiszen semmiféle feltételezést nem igényel a változó eloszlására vonatkozóan. Az m és a k nagyságának megválasztása során szakértői szempontokra célszerű hagyatkozni, mindazonáltal például *Witten és Frank [2005]* tanulmánya szerint a $k=10$ esetében adódik a legkisebb becslési hiba.

Az LGD-kalkuláció szakirodalmából példaként említhető *Bastos [2009]*, valamint *Bellotti és Crook [2008]* tanulmánya. Közös vonásuk, hogy a rendelkezésre álló adatokat véletlenszerűen tíz azonos ügyletszámú részre osztották, ezek közül mindig egyet-egyét kihagyva a másik kilenc rész adatai alapján modelleket építettek, majd ezeket a modelleket a kihagyott tizedik rész adatain tesztelték. Az átlagot és a standard hibát mindegyik esetben megmérték, tehát végül portfóliónként tíz-tíz átlagot és standard hibát kaptak eredményül, amelyeket egyenként és együttesen is elemzés alá vontak.

(b) Kiegyensúlyozott ismétlések módszere

A kiegyensúlyozott ismétlések módszere a mesterséges mintaismétlések egyik legegyszerűbb típusa. A mesterséges mintavételi eljárások többi változatához hasonlóan

nagyszámú ismétléssel újabb mesterséges mintákat állít elő, majd az azokra elvégzett becslések alapján következtet a teljes adathalmaz jellemzőire.

Az összes lehetséges módon felezett minták közül előre megtervezett sémák alapján úgy válogat össze párokat, hogy ezek a párosítások ne okozzanak szisztematikus torzításokat (*Kröpfl et al. [2000]*).

A módszer elnevezése onnan ered, hogy az előre megtervezett séma biztosítja, hogy az egyes elemek azonos valószínűséggel kerüljenek be az egyes részmintákba. Bár elméletileg lehetséges, de a gyakorlatban nem jellemző az összes felosztás felhasználása, ugyanis ezeknek a száma (nagy n esetén) meglehetősen nagy lehet:

$$m = \binom{n}{n/2}.$$

A becslés menete megegyezik a független részminták módszerének alkalmazásával, tehát a minták megfelelő középértékeinek átlaga adja a teljes adathalmazra vonatkozó középérték becslését, varianciájuk pedig a teljes adathalmazra vonatkozó középérték varianciájának becslését eredményezi. Ebben az esetben is igaz továbbá, hogy a konfidencia intervallumok számszerűsítését segíti az a tulajdonság, hogy nagy minták esetén normális eloszlással jó közelíthető (*Hunyadi – Vita [2004]*).

(c) Jackknife módszer

A Jackknife módszer lényege új minták előállítás az eredeti megfigyelésekből egy-egy (mindig másik) elem kihagyásával, aminek eredményeképpen egy n elemű adathalmazból n számú $n-1$ elemű mesterséges minta adódik, majd ezek mindegyikére elvégezve a becsléseket, ezekből az eredményekből elkészíthető a kombinált Jackknife becslés (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Az előzőekben bemutatott eljárásokhoz hasonlóan a Jackknife módszer esetében is az így kalkulált középérték és variancia szolgáltatja a teljes adathalmazra vonatkozó középérték és variancia becslését. Előnyként említhető, hogy elegendően nagy minta rendelkezésre állása esetén a konfidencia intervallumok a standard normális eloszlással való közelítéssel ugyancsak egyszerűen meghatározhatók.

(d) Bootstrap módszer

A Bootstrap módszer a meglévő n elemű megfigyeléshalmaz elemeiből visszatevéssel újabb n elemű mintákat generál. Logikai alapjaként az szolgál, hogy amennyiben az n elemű Bootstrap-minták alapján becsült empirikus eloszlásfüggvény jól közelíti a teljes

adathalmaz eloszlását, akkor a paraméterek, illetve a variancia becslése is megoldható a minták alapján (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Tekintettel arra, hogy a lehetséges minták száma meglehetősen nagy (n^n), rendszerint csak véletlenszerűen kiválasztott mesterséges mintákra hajtják végre a becsléseket. Mindazonáltal a pontosságon túl jelentős előnyeként említhető, hogy a nagyszámú kalkulációból adódóan lehetővé teszi olyan statisztikák standard hibáinak kiszámítását is, amelyek becslése más eljárásokkal nem lehetséges, illetve nagyon nehézkes (*Füstös et al. [2004]*).

Az LGD-kalkuláció kapcsán érdemes kiemelni, hogy a mesterséges mintavételi technikák alkalmazása révén megbízhatóbb becslések készíthetők, különösen abban az esetben, ha kevés adat áll rendelkezésre. Ennek a felismerésnek megfelelően már számos tanulmány született, amelyben ezen eljárások valamelyike felhasználásra került, sőt például *Bellotti és Crook [2008]* tanulmányában részletes leírás is olvasható a mesterséges mintavételi eljárásoknak a LGD-becslés során történő felhasználásáról.

Az adathiány-kezelés lehetséges technikáinak áttekintését követően az alábbiakban a hipotézistesztesztelés alapjait, valamint a disszertáció szempontjából releváns próbákat ismertetem.

4.2. Hipotézistesztesztelési eljárások

A statisztikai terminológiában a hipotézisek a teljes sokaságra (eloszlásuk típusára vagy azok egyes paramétereire) vonatkozó különféle feltevések, a hipotézisvizsgálat pedig ezek helyességének mintavételi eredményekre alapozott ellenőrzése.⁴³ A próbák (tesztek) azt mérlegelik, hogy a mintavételi ingadozást is tekintetbe véve mennyire hihető a sokaságra vonatkozó állítás a mintavétel eredményének tükrében (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Jelen alfejezet keretében röviden bemutatom a hipotézisteszteszteléssel kapcsolatos legfontosabb fogalmakat, majd ismertetem azokat a statisztikai próbákat, amelyek disszertációm keretében szerephez jutnak.

⁴³ A hipotézisvizsgálat eredménye nem bizonyíték, csak arra szolgál, hogy megerősítse vagy gyengítse a kutatónak a hipotézis helyességébe vetett hitét.

4.2.1. A hipotézistesztesztelés alapjai

A jelen disszertációban felhasznált valamennyi hipotézisvizsgálat annak ellenőrzésére irányul, hogy létezik-e eltérés a mintabeli becült érték és a hipotézisben meghatározott sokasági érték között. A tesztelendő hipotézist *Jerzy Neyman* és *E. S. Pearson* elnevezése alapján a szakirodalom nullhipotézisnek nevezi (*Maddala [2004]*), ezért a továbbiakban én is ezt a terminológiát alkalmazom.

A hipotézisvizsgálat legelső lépése a vizsgálni kívánt nullhipotézis (H_0) és az azzal szembenálló alternatív hipotézis (H_1) megfogalmazása. A hipotézisvizsgálat eredményeként a kettő közül az tekinthető igaznak, amely a mintavétel alapján hihetőbbnek tűnik. Mivel a nullhipotézis és az alternatív hipotézis kölcsönösen kizárják egymást, a H_0 hipotézisre vonatkozó döntés egyúttal döntést jelent a H_1 -re vonatkozóan is: a H_0 elfogadása H_1 elvetését, H_0 elvetése pedig H_1 elfogadását is maga után vonja (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Értékkészletét tekintve a statisztikailag tesztelhető hipotézis egyszerű és összetett lehet: az első esetben egyetlen rögzített számszerű értékre, míg a második esetben az értékek valamely tartományára vonatkozik. Az összetett hipotézis mindig egyszerű hipotézisek összessége, és vizsgálata visszavezethető az egyszerű hipotézis tesztelésére (*Hajdu [2004]*).

A hipotézisvizsgálat eszközei a tesztstatisztikák (próbafüggvények), amelyekkel szemben követelmény, hogy mintabeli eloszlásuk ismert és matematikailag kezelhető legyen (*Maddala [2004]*).

A próbafüggvény ($T(y_1, y_2, \dots, y_n)$) egy valószínűségi változó, a mintavételt követően pedig az adott valószínűségi változó egy konkrét realizációja. Lehetséges értéktartományát a hipotézisvizsgálat során két részre kell bontani: egy elfogadási (E) és egy kritikus (K) tartományra. A kritikus tartomány alternatív elnevezése az elutasítási tartomány. A tartományok határait úgy kell meghatározni, hogy a próbafüggvény a nullhipotézis fennállása esetén csak kicsi valószínűséggel (α) essen a kritikus tartományba, és nagy ($1-\alpha$) legyen az elfogadási tartományba esés valószínűsége (*Hunyadi – Vita [2004]*):

$$P(T(y_1, y_2, \dots, y_n) \in E) = 1 - \alpha \quad (4.1)$$

$$P(T(y_1, y_2, \dots, y_n) \in K) = 1 - P(T(y_1, y_2, \dots, y_n) \in E) = \alpha \quad (4.2)$$

A hipotézistesztesztelés végrehajtásához egy konkrét mintát kell venni a sokaságból, majd a próbafüggvény adott mintabeli értékének a kritikus tartományhoz való viszonya alapján

kell döntést hozni a nullhipotézis elfogadása vagy elvetése felől (*Hajdu [2004]*). Ha a próbafüggvény értéke az elfogadási tartományba esik, akkor ez alátámasztja a H_0 helyességét (a H_1 alternatív hipotézist el kell utasítani), ellenkező esetben pedig a H_1 kerül elfogadásra (a H_0 nullhipotézist kell elutasítani).

Az α értéket a szakirodalom szignifikancia szintnek nevezi, és erre vonatkozóan a modern statisztikai módszerek atyjának tekintett *Sir R. A. Fisher* (1890-1962) 5%-os, illetve 1%-os α alkalmazását javasolta, amely értékek azóta általánosan elfogadottá váltak (*Maddala [2004]*). Ugyanakkor hangsúlyozni kell, hogy a szignifikancia szint megválasztása valamelyest szubjektív, változtatása a vizsgált hipotézis elfogadásának a szigorítását, illetve enyhítését teszi lehetővé, hiszen csökkenti, illetve növeli a kritikus tartomány terjedelmét. Ennek megfelelően az α szignifikancia szint komplementere, vagyis a nullhipotézis helyes elfogadásának $1-\alpha$ valószínűsége a próba megbízhatósági szintjeként értelmezhető (*Hajdu [2004]*).

Az elfogadási és kritikus tartomány egymáshoz viszonyított elhelyezését az határozza meg, hogy milyen irányú az alternatív hipotézisben szereplő feltevésnek a H_0 -ban megfogalmazott helyzettől való eltérése (*Hunyadi – Vita [2004]*).

A valóságnak a nullhipotézisben rögzített állapottól való meghatározott irányú eltérései egyoldali (bal- vagy jobboldali) alternatív hipotézisekként írhatók fel. Ilyenkor a H_0 hipotézisben megfogalmazott feltevéstől való adott irányú eltérések a próbafüggvényt a H_0 -beli értékhez képest vagy viszonylag kicsivé, vagy viszonylag nagyvá teszik, ezért ilyenkor a teljes kritikus tartományt a próbafüggvény eloszlásának vagy csak a bal, vagy csak a jobb szélén kell elhelyezni. Az osztópont (kritikus érték) baloldali kritikus tartomány esetén a próbafüggvény eloszlásának $p=\alpha$ rendű kvantilise (c_a), jobboldali kritikus tartomány esetén pedig az eloszlás $p=1-\alpha$ rendű kvantilise (c_f).

Ezzel szemben kétoldali kritikus tartomány kijelölésére van szükség, ha csak a nullhipotézisben megfogalmazott állítástól való eltérés tényének van jelentősége, az eltérés iránya közömbös. Ilyen esetekben a kritikus tartományba esés teljes valószínűségét (α) két részre kell osztani: az alsó kritikus érték (c_a) a próbafüggvény eloszlásának $p = \alpha/2$ rendű kvantilise, a felső kritikus érték (c_f) pedig az eloszlás $p = 1 - \alpha/2$ rendű kvantilise.

A hipotézisvizsgálat során a döntés alapjaként egy vagy több mintavétel szolgál, ezért fennáll a hibázás lehetősége. Ha a H_0 hipotézis helyes, a próbafüggvénynek egy adott

mintából számított értéke mégis a kritikus tartományba esik, akkor a kutató a H_0 hipotézist annak ellenére elutasítja, hogy az valójában helyes. A helyes nullhipotézis elvetésekor elkövetett hiba az elsőfajú hiba, amelynek valószínűsége α (Hunyadi – Vita [2004]):

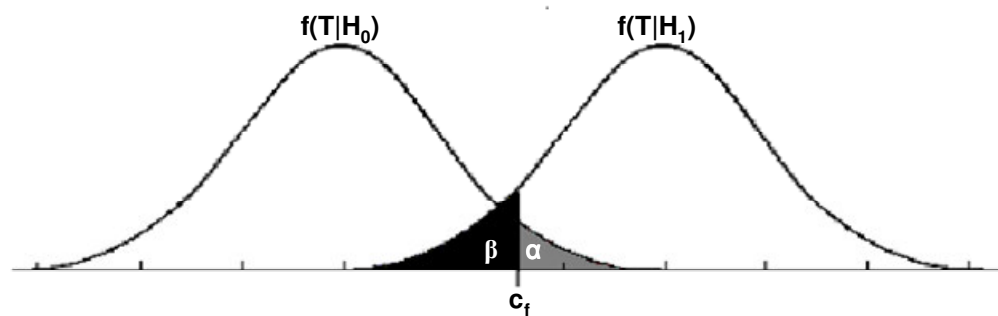
$$P(T(y_1, y_2, \dots, y_n) \in K | H_0) = \alpha \quad (4.3)$$

Ugyanakkor hiba nem csak a helyes nullhipotézis elvetéséből adódhat, hanem abból is, ha a kutató elfogadja a helytelen nullhipotézist. Ez a másodfajú hiba, amely akkor következik be, ha H_0 nem igaz, de a próbafüggvény értéke az elfogadási tartományba esik. A másodfajú hiba valószínűsége β (Hunyadi – Vita [2004]):

$$P(T(y_1, y_2, \dots, y_n) \in E | H_1) = \beta \quad (4.4)$$

Az alábbi ábra illusztrálja az első- és másodfajú hiba elkövetésének valószínűségeit.

3. ábra: Első és másodfajú hibák hipotézisvizsgálat esetén



(Saját készítésű ábra Maddala [2004], pp. 62. alapján.)

A másodfajú hiba valószínűségének komplementerére, vagyis a helytelen nullhipotézis elvetésének $1-\beta$ valószínűségére a próba erejeként hivatkoznak a statisztikai szakirodalomban. Az elsőfajú hiba elkövetésének valószínűsége alacsonyabb α választásával korlátozható, csökkentése azonban növeli a másodfajú hiba elkövetésének valószínűségét, hiszen a kritikus tartomány szűkítése miatt tágul az elfogadási tartomány. Ebből adódóan a szignifikancia szint megválasztásakor azt kell mérlegelni, hogy melyik típusú hibás döntés jár károsabb következményekkel (Hajdu [2004]).

Tekintettel arra, hogy adott mintanagyság és egyszerű alternatív hipotézis esetén az elsőfajú hiba és a másodfajú hiba elkövetési valószínűsége csak egymás rovására csökkenthető, a Neyman–Pearson-megközelítés szerint egy adott α esetén a β -t a mintanagyság növelésével vagy a legerősebb teszt-statisztika alkalmazásával lehet minimalizálni (Maddala [2004]).

9. táblázat: A hipotézisvizsgálat során elkövethető hibák és valószínűségeik

	H_0 A VALÓSÁGBAN IGAZ	H_0 A VALÓSÁGBAN NEM IGAZ
H_0 elvetése	Elsőfajú hiba (valószínűsége: α)	Helyes döntés (valószínűsége: $1-\beta$)
H_0 elfogadása	Helyes döntés (valószínűsége: $1-\alpha$)	Másodfajú hiba (valószínűsége: β)

(Saját készítésű táblázat Hunyadi – Vita [2004], pp. 421. alapján.)

Egyes statisztikusok (például *Kalblfeisch – Sprott [1976]*; *Lindley [1957]*) nem értenek egyet a Neyman–Pearson-elmélet alkalmazásával, és erős leegyszerűsítésnek tartják úgy tekinteni a szignifikancia szintre, mint egy döntési szabályra. A szakirodalomban számos szerző vallja azt az elvet, hogy a szignifikancia szintnek a mintanagyságtól kell függnie (*Maddala [2004]*).

Alternatív lehetőség (illetve párhuzamosan alkalmazható módszer) a p -érték megközelítés. A p -érték annak a valószínűsége, hogy egy tetszőleges véletlen mintában a próbafüggvény olyan értéket vesz fel, amely a nullhipotézis teljesülése esetén kevésbé hihető, mint az adott esetben megfigyelt konkrét érték.

A p -értéket gyakran empirikus szignifikancia szintnek is nevezik, ugyanis ez az a legkisebb szignifikancia szint, amelyen H_0 már éppen elvethető H_1 -gyel szemben. Egyoldali alternatív hipotézis esetén a próbafüggvény adott konkrét realizációját kell a H_1 alternatív hipotézis H_0 -hoz képesti irányától függően alsó vagy felső kritikus értéknek tekinteni, és az alapján határozható meg a hozzá tartozó szignifikancia szint. Kétoldali alternatív hipotézis esetén a p -érték az alsó vagy felső kritikus értékhez tartozó p -érték kétszereseként számszerűsíthető (*Hunyadi – Vita [2004]*).

4.2.2. A disszertáció szempontjából releváns próbák

Az előzőleg bemutatott hipotézistesztezési alapok nagyszámú különböző statisztikai teszt során alkalmazhatók. Míg az egymintás próbák valamilyen, a kutató által feltételezett helyzettel szemben vizsgálják a sokaságot, addig a két- vagy a többmintás próbák a sokaságok egymással való összehasonlítására szolgálnak (*Hunyadi – Vita [2004]*), tehát arra keresnek választ, hogy a vizsgált sokaságok meghatározott szempontból különböznek-e egymástól.

Az alábbiakban csak azokat a teszt-statisztikákat ismertetem, amelyek disszertációm keretében felhasználásra kerültek az empirikus kutatás (6.3. fejezet) során. Röviden bemutatom a várható értékekre irányuló releváns kétmintás (páros mintás, illetve két

független mintás) próbákat, valamint az eloszlások egyezőségét ellenőrző homogenitásvizsgálatot.

(a) Páros mintás próbák

A kétmintás próbák végrehajtásához a két különböző sokaságból vett egy-egy mintára van szükség, amelyben:

- az Y -sokaságból álló n_Y elemű minta elemei: $y_1, y_2, \dots, y_{n_Y}$,
- az X -sokaságból álló n_X elemű minta elemei pedig: $x_1, x_2, \dots, x_{n_X}$.

A vizsgált változót az első sokaságban (Y -sokaságban) Y , a második sokaságban (X -sokaságban) pedig X jelöli. A mintajellemzők mindkét esetben a megfelelő sokasági jellemző torzítatlan becslőfüggvényei (*Hunyadi – Vita [2004]*).

A kétmintás próbák csoportjában speciális helyet foglalnak el a páros mintás próbák: esetükben a két minta elemei nem tekinthetők egymástól függetlenek, hiszen az egyik minta elemeinek kiválasztása maga után vonja a másik minta elemeinek kiválasztását. A páros minták nagysága mindig egyforma, tehát $n_Y = n_X$.

A várható értékek eltéréseinek vizsgálatára irányuló tesztek esetében kezelésük egyik legkézenfekvőbb módja az összetartozó elemek (elempárok) különbségének ($d_i = y_i - x_i$) képzése⁴⁴, amelyek a továbbiakban egy n -elemű minta elemeinek tekinthetők (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Ebben az esetben a nullhipotézis a következőképpen formalizálható:

$$H_0 : \mu_d = \delta_0 \quad (4.5)$$

ahol: μ_d az elempárokhoz tartozó különbségek feltételezett várható értéke.

Ha a d_i különbségek eloszlása normális vagy nagy minta áll rendelkezésre, akkor a nullhipotézis helyessége a megfelelő bal- ($H_1 : \mu_d < \delta_0$), két- ($H_1 : \mu_d = \delta_0$) vagy jobboldali ($H_1 : \mu_d > \delta_0$) alternatív hipotézissel szemben az egymintás várható érték próbákkal vizsgálható. Ezek a próbák az alkalmazási feltételek tekintetében térnek el egymástól (*Hunyadi – Vita [2004]*):

- Ha a rendelkezésre álló véletlen minta ismert szórású (σ_0) normális eloszlásból származik, akkor z -próba alkalmazható a nullhipotézis helyességének vizsgálatára. Ebben az esetben a Z próbafüggvény standard normális ($N(0,1)$) eloszlású⁴⁵, függetlenül a minta nagyságától:

⁴⁴ A másik leggyakoribb eljárás a hányadosképzés, erre azonban nem térek ki, mert az empirikus kutatás során csak a különbségekre vonatkozó tesztek alkalmaztam.

⁴⁵ A standard normális eloszlás a normális eloszlás speciális esete: várható értéke 0 és szórása 1.

$$Z = \frac{\bar{y} - \mu_d}{\frac{\sigma_d}{\sqrt{n}}} \quad (4.6)$$

- Ha az eloszlás normális, de a sokasági szórás ismeretlen, akkor a t -próba használható, tehát az s_d becslt sokasági szórás felhasználásával a T próbafüggvény segítségével ellenőrizhető a hipotézis. Ha a nullhipotézis helyes és a sokaság eloszlása normális, akkor a T próbafüggvény $n-1$ szabadságfokú Student-féle t -eloszlást⁴⁶ követ:

$$T = \frac{\bar{y} - \mu_d}{\frac{s_d}{\sqrt{n}}} \quad (4.7)$$

- Ha az előző két teszt alkalmazási feltételei nem állnak fenn, de a d_i különbségekből rendelkezésre álló minta nagy⁴⁷ és szórása véges (becslt szórása: s_d), akkor az aszimptotikus z -próba alkalmazására nyílik lehetőség, ekkor ugyanis a Z próbafüggvény aszimptotikusan standard normális eloszlású⁴⁸:

$$Z = \frac{\bar{y} - \mu_d}{\frac{s_d}{\sqrt{n}}} \quad (4.8)$$

A sokasági variancia (σ_d^2) mintából becslt értéke (s_d^2) mind a t -próba, mind az aszimptotikus z -próba esetében a következőképpen számszerűsíthető:

$$s_d^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \left(d_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \right)^2}{n-1} = \frac{\sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}{n-1} \quad (4.9)$$

A különböző alternatív hipotézisek melletti alsó és felső kritikus értékeket az alábbi táblázatban foglaltam össze:

⁴⁶ Az n szabadságfokú Student-féle t -eloszlás egymástól független standard normális eloszlású valószínűségi változók ($\eta, \xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$) által definiált változó eloszlásaként adódik (Medvegyev [2002]), amely elegendően nagy n esetén jól közelíthető standard normális eloszlással. A t -eloszlás képlete:

$$t = \frac{\eta}{\sqrt{\frac{\xi_1^2 + \xi_2^2 + \dots + \xi_n^2}{n}}} = \frac{\sqrt{n} * \eta}{\chi}$$

⁴⁷ Annál kisebb minta elegendő a próba elvégzéséhez, minél kevésbé különbözik a sokaság eloszlása a normális eloszlástól.

⁴⁸ A Fisher-féle z -eloszlás közvetetten ugyancsak a standard normális eloszlásból eredeztethető, a Student-féle t -eloszlás speciális esete, amikor az n elegendően nagy (Medvegyev [2002]). A t -eloszlás képlete a következő:

$$z = \frac{1}{2} \ln \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \xi_i^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \eta_i^2}$$

10. táblázat: A hipotézisvizsgálatok alsó és felső kritikus értékei

	A Z-PRÓBA KRITIKUS ÉRTÉKEI	A T-PRÓBA KRITIKUS ÉRTÉKEI
Baloldali alternatíva: $H_1 : \mu < \mu_0$	$c_a = -Z_{1-\alpha}$	$c_a = -t_{1-\alpha}(v)$
Kétoldali alternatíva: $H_1 : \mu \neq \mu_0$	$c_a = -Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ és $c_f = Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$	$c_a = -t_{1-\frac{\alpha}{2}}(v)$ és $c_f = t_{1-\frac{\alpha}{2}}(v)$
Jobboldali alternatíva: $H_1 : \mu > \mu_0$	$c_f = Z_{1-\alpha}$	$c_f = t_{1-\alpha}(v)$
ahol: z_p : a z -eloszlás p -edrendű kvantilise, $z_p(v)$: a v szabadságfokú t -eloszlás p -edrendű kvantilise.		

(Saját készítésű táblázat Hunyadi – Vita [2004], pp. 439. alapján.)

Amennyiben a próbafüggvény értéke az elfogadási tartományba esik, akkor ez megerősíti a kutatónak a várható értékek egyezőségére vonatkozó nullhipotézisét a megfelelő alternatív hipotézissel szemben, ellenkező esetben pedig a H_1 alternatív hipotézisben megfogalmazott állítás helyességét támasztja alá.

(b) Független mintás próbák

Amennyiben a minták a páros mintáktól eltérően függetlenek egymástól, akkor azokat valóban külön-külön kell kezelni a hipotézisvizsgálat során. Ilyen esetben a mintaelemek nem állíthatók egymással párba, sok esetben az egyes minták elemszáma (n_Y és n_X) sem azonos.

A várható értékre irányuló próbák keretében a két sokaságból külön-külön és egymástól függetlenül vett minta alapján ellenőrizhető a következő nullhipotézis helyessége (Hunyadi – Vita [2004]):

$$H_0 : \mu_Y - \mu_X = \delta_0 \quad (4.10)$$

A páros mintás próbákhoz hasonlóan ez a vizsgálat is elvégezhető bal-, ($H_1 : \mu_Y - \mu_X < \delta_0$), két- ($H_1 : \mu_Y - \mu_X \neq \delta_0$) és jobboldali ($H_1 : \mu_Y - \mu_X > \delta_0$) alternatív hipotézissel szemben egyaránt. A δ_0 tetszőleges érték lehet, $\delta_0=0$ esetén a nullhipotézis a várható értékek azonosságát fogalmazza meg.

A két független minta várható értékének különbségét vizsgáló teszt az alábbi próbafüggvények valamelyikével hajtható végre attól függően, hogy milyen információk állnak rendelkezésre a két sokaságról (Hunyadi – Vita [2004]):

- Ha mindkét sokaság eloszlása normális és szórása ismert, akkor a Z próbafüggvény standard normális eloszlású ($N(0,1)$), függetlenül a minták nagyságától:

$$Z = \frac{(\bar{y} - \bar{x}) - \delta_0}{\sqrt{\frac{\sigma_Y^2}{n_Y} + \frac{\sigma_X^2}{n_X}}} \quad (4.11)$$

- Ha a két sokaság eloszlása normális, de a szórások nem ismertek⁴⁹, akkor a T próbafüggvény H_0 helyessége és az alkalmazási feltételek fennállása esetén $v = n_Y + n_X - 2$ szabadságfokú t -eloszlást követ:

$$T = \frac{(\bar{y} - \bar{x}) - \delta_0}{s_c \sqrt{\frac{1}{n_Y} + \frac{1}{n_X}}} \quad (4.12)$$

ahol: $s_c^2 = \frac{(n_Y - 1)s_Y^2 + (n_X - 1)s_X^2}{n_Y + n_X - 2}$ a két sokaság egyforma varianciájának a két

minta együttes felhasználásával kalkulált kombinált becslése.

- Ha az előző két próba egyikének sem állnak fenn az alkalmazási feltételei, de mindkét minta szórása véges és elemszáma elegendően nagy⁵⁰, akkor az egymintás próbáknál ismertetett aszimptotikus z -próbaéhoz hasonlóan a Z próbafüggvény jó közelítéssel standard normális eloszlású ($N(0,1)$):

$$Z = \frac{(\bar{y} - \bar{x}) - \delta_0}{\sqrt{\frac{s_Y^2}{n_Y} + \frac{s_X^2}{n_X}}} \quad (4.13)$$

Fontosnak tartom megjegyezni, hogy ez utóbbi próba eredménye nem ad semmiféle információt az eloszlások típusára és szórására vonatkozóan, a H_0 nullhipotézis elfogadása csak a két eloszlás várható értékének meghatározott különbségére ($\delta_0 = 0$ esetén azonosságára) tett megállapítás helyességét támasztja alá.

(c) Homogenitásvizsgálat

A két eloszlás egyezősége homogenitásvizsgálattal ellenőrizhető, amelynek a nullhipotézise azt fogalmazza meg, hogy valamely változó eloszlása a két sokaságon (Y -sokaság, X -sokaság) belül azonos, alternatív hipotézise pedig azt állítja, hogy a két eloszlás eltér egymástól. A próbafüggvény speciális jellegéből adódóan ez a teszt kizárólag jobboldali kritikus tartománnyal hajtható végre.

A nagymintás homogenitásvizsgálat elvégzéséhez mindkét mintát valamely változó alapján azonos osztályokra kell bontani a következő táblázatban látható módon:

⁴⁹ Kis minták esetében feltétel, hogy a szórások egyenlők legyenek.

⁵⁰ Annál nagyobb minták szükségesek, minél inkább eltér a két sokaság eloszlása a normálistól.

11. táblázat: A hipotézisvizsgálat munkatáblája

OSZTÁLY	GYAKORISÁGOK AZ Y-SOKASÁGBÓL VETT MINTÁBAN	GYAKORISÁGOK AZ X-SOKASÁGBÓL VETT MINTÁBAN	ÖSSZESEN
C ₁	n _{Y1}	n _{X1}	n _{Y1} +n _{X1}
C ₂	n _{Y2}	n _{X2}	n _{Y2} +n _{X2}
...	...	...	...
C _i	n _{Yi}	n _{Xi}	n _{Yi} +n _{Xi}
...	...	...	...
C _k	n _{Yk}	n _{Xk}	n _{Yk} +n _{Xk}
Σ	n _Y	n _X	n _Y +n _X

(Saját készítésű táblázat Hunyadi – Vita [2004], pp. 475. alapján.)

Ha az adott változó eloszlása a két sokaságban azonos (H_0 igaz), és mindkét minta elegendően nagy, akkor a χ^2 próbafüggvény jó közelítéssel $v = k - 1$ szabadságfokú χ^2 -eloszlást⁵¹ követ:

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2 \quad (4.14)$$

A nullhipotézis csak az eloszlások egyezőségét állítja, az eloszlások típusáról, egyes jellemzőiről azonban semmit sem mond, ezért bizonyos szempontból az előzőekben bemutatott kétmintás próbák kiegészítéseként alkalmazható. Éppen ezért empirikus elemzéseim során a várható értékek egyezőségére vonatkozó teszteket és a homogenitásvizsgálatot én is párhuzamosan alkalmaztam az I-II-III-IV. hipotézisek tesztelése során.

A hipotézisvizsgáló eljárások vázlatos áttekintését követően az alábbiakban azokat a legfontosabb módszertanokat mutatom be, amelyek a regressziós paraméterek meghatározására szolgálnak, ezáltal empirikus kutatásom során fontos szerephez jutottak.

4.3. A regressziós módszertan alapjai

A hitelkockázati paraméterek előrejelzése során számos módszertani eljárás alapját egy vagy több megfelelően illeszkedő modell képezi, és ezek kialakításának kézenfekvő metodikája valamilyen regresszió alkalmazása. A cél a befolyásoló tényezők alapján egy olyan sokváltozós egyenlet felírása, amely lehetővé teszi az LGD, illetve a megtérülési ráta előrejelzését.

⁵¹ A χ^2 -eloszlás egy olyan valószínűségi változó eloszlása, amely n számú egymástól független standard normális eloszlást követő valószínűségi változó ($\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$) négyzetösszegeként adódik (Csernyák [1998]): $\chi^2 = \xi_1^2 + \xi_2^2 + \dots + \xi_n^2$

4.3.1. A regressziós paraméterek becslési metodikái

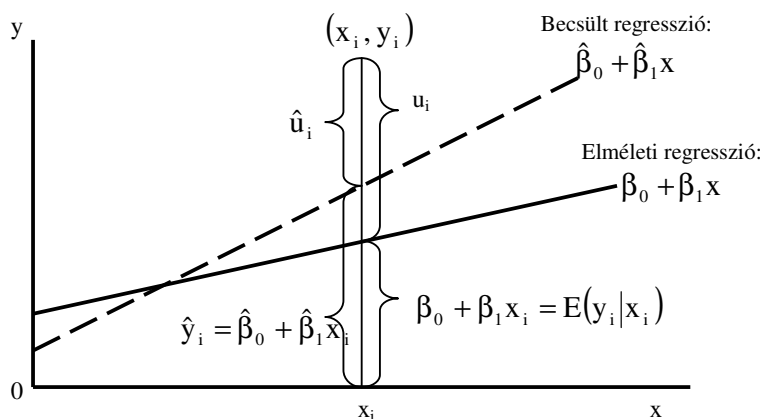
A jelen fejezetben ismertetésre kerülő három egyszerű eljárás – a klasszikus legkisebb négyzetek módszere (OLS), a momentumok módszere, valamint a maximum likelihood (ML) módszer – alkalmazása a regressziós paraméterek meghatározását célozza.

(a) A klasszikus legkisebb négyzetek módszere (OLS)

A klasszikus legkisebb négyzetek (Ordinary Least Squares – OLS) módszere alkalmazásának nem feltétele a sokasági eloszlás ismerete. Célja olyan modell kialakítása, amely esetén a tényleges és becslt paraméterekkel illesztett modellek eltéréseinek négyzetösszege minimális.

A 4. ábra az egyetlen magyarázó változót tartalmazó modellt tekintve ábrázolja az elméleti és a becslt regressziófüggvény eltérését, a reziduum nagyságát.

4. ábra: Az elméleti és a becslt regressziófüggvény eltérése



(Saját készítésű ábra Hunyadi – Vita [2004], pp. 581. alapján.)

Az euklideszi térben a távolság kifejezhető az eltérések négyzetösszegével, illetve annak négyzetgyökével, ezért a klasszikus legkisebb négyzetek módszere a tényleges megfigyelések és a minta alapján becslt értékek négyzetes távolságát minimalizálja a szélsőérték-számítási metodika felhasználásával (Maddala [2004]).

Az eltérések négyzetre emelésének célja kettős:

- egyrészt felnagyítja a tényleges és a becslt értékek közötti különbségeket, ezáltal a kis eltérésekhez képest nagyobb súllyal veszi figyelembe a jelentősebbeket,

- másrészt kiküszöböli azt a problémát, hogy az ellentétes előjelű eltérések négyzetre emelés nélkül kioltanák egymást.

Az eljárás lényege, hogy minden x_i megfigyelést ($i=1,2,\dots,n$) a μ mintaátlag becsléseként értelmez, tekintettel arra, hogy $E(x_i)=\mu$. Ennek alapján a becslés hibája $u_i=x_i-\mu$, tehát a mintán mért teljes eltérés-négyzetösszeg a következő (Hunyadi – Vita [2004]):

$$SSE = \sum_{i=1}^n u_i^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (4.15)$$

A klasszikus legkisebb négyzetek módszere annak a μ értéknek a meghatározására szolgál, amely esetén ez az eltérés-négyzetösszeg minimális. A μ legjobb becslése e metodika szerint a mintaátlag. Formalizálva az $SSE(\hat{\mu})$ -t (Ramanathan [2003]):

$$SSE(\hat{\mu}) = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (\bar{x} - \hat{\mu})^2 + 2 * \sum_{i=1}^n (\bar{x} - \hat{\mu})(x_i - \bar{x}) \quad (4.16)$$

Ez a kifejezés pedig akkor minimális, ha: $\hat{\mu} = \bar{x}$.

A klasszikus legkisebb négyzetek módszere a legelterjedtebb eljárás a regressziós és egyéb leíró modellek paramétereinek meghatározására vonatkozóan. Széleskörű alkalmazása azzal magyarázható, hogy robusztus, nem szükséges hozzá a sokasági eloszlás ismerete, az eloszlás típusától függetlenül alkalmazható.

A k számú magyarázó változót tartalmazó lineáris regressziós modellekben a reziduum számított értéke (Ramanathan [2003]):

$$\hat{u}_i = \hat{y}_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} \quad (4.17)$$

Ebből adódóan a klasszikus legkisebb négyzetek módszerének optimalizálási kritériuma a következő kifejezés minimalizálása:

$$SSE(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij})^2 \quad (4.18)$$

ahol: $i=1,2,\dots,n$: a megfigyelések száma,

$j=1,2,\dots,k$: a magyarázó változók száma.

A klasszikus legkisebb négyzetek módszere tehát azt a regressziót keresi, amelyik a legjobban illeszkedik, azaz amelyik esetében a SSE minimális.

A klasszikus legkisebb négyzetek módszerének egyik alternatívája a legkisebb abszolút eltérés módszere (LAV: Least Absolute Value; LAD: Least Absolute Deviation), amely az eltérések abszolút értékének összegét minimalizálja a négyzetösszegek helyett.

Alkalmazásának egyik példája Bellotti és Crook (*Bellotti – Crook [2008]*) tanulmánya, amelyet az 5.2. alfejezetben ismertetek.

(b) A momentumok módszere

A momentumok módszere elsősorban eloszlások paramétereinek becslését célozza azon alapfeltevés alapján, hogy az ismert típusú empirikus (sokasági) eloszlás paraméterei és momentumai között függvényyszerű kapcsolat áll fenn. A mintából kiszámított momentumokat a paraméterekkel kifejezett sokasági momentumokkal egyenlővé téve következtet a sokasági paraméterek konkrét értékére, tehát olyan sokasági paramétereket keres, amelyek esetén a sokaság és a minta megfelelő momentumai egymással megegyeznek (*Maddala [2004]; Hunyadi – Vita [2004]*).

A momentumok módszere egy k számú ismeretlen paraméterrel jellemezhető eloszlás esetében az első k empirikus momentumot alkalmazza azok megfelelő elméleti momentumának becsléseként (*Ramanathan [2003]*).

A szakirodalom centrális momentumoknak nevezi azokat a momentumokat, amelyek esetében a képletben az átlagtól (μ) való eltérések szerepelnek. Kiszámításuk általános képlete a következő:

$$M(k) = E[(x_i - \mu)^k] \quad (4.19)$$

A legegyszerűbb és leggyakrabban alkalmazott eloszlások (például a normális eloszlás) jellemzésére elegendő az első két momentum kiszámítása (*Ramanathan [2003]*):

- az elsőrendű momentum az elméleti átlag, azaz a várható érték (becsült μ), ami az x_i -k valószínűségekkel súlyozott átlagaként számszerűsíthető,
- a másodrendű centrális momentum pedig a változó varianciája:

$$\sigma^2 = E[(x_i - \mu)^2] \quad (4.20)$$

Mindazonáltal minél nagyobb az eloszlás ismeretlen paramétereinek száma, annál több momentum szükséges a változó megfelelő jellemzésére.

(c) A maximum likelihood (ML) módszer

A maximum likelihood módszer ismert sokasági eloszlást feltételez, és az ismeretlen paraméterek meghatározására irányul, továbbá széleskörűen alkalmazható a különféle statisztikai próbák területén is (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Az ún. likelihood függvény az eloszlás ismeretlen paramétereitől függ, és azt mutatja meg, hogy mekkora annak a valószínűsége, hogy adott eloszlás és különböző

paraméterértékek esetén éppen az adott minta adódik a mintavétel eredményeképpen. Másként fogalmazva a likelihood azt mutatja meg, hogy mekkora az egyes megfigyelt kimenetek valószínűsége (*Maddala [2004]*).

A paraméterértékek meghatározása a likelihood függvény maximalizálásával történik.

A maximum likelihood módszer alkalmazásának feltétele, hogy adott legyen az $\mathbf{x}$ valószínűségi változóra vonatkozó független megfigyelések egy n elemű véletlen mintája ($\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$), ahol az $\mathbf{x}$ valószínűségeloszlása egy ismeretlen θ paramétertől függ. Ekkor az $\mathbf{x}$ valószínűségi változó sűrűségfüggvénye: $f(\mathbf{x}|\theta)$.

Az $\mathbf{x}_i$ értékek egymástól függetlenek, ezért az együttes sűrűségfüggvény egyenlő az elemek sűrűségfüggvényeinek szorzatával, vagyis a valószínűséggel, amit a likelihood függvény mutat (*Ramanathan [2003]*):

$$L(\theta|\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f(\mathbf{x}_i|\theta) = f(\mathbf{x}_1|\theta) * f(\mathbf{x}_2|\theta) * \dots * f(\mathbf{x}_n|\theta) \quad (4.21)$$

Attól függően, hogy a θ paraméter diszkrét vagy folytonos, a maximum likelihood módszert eltérően kell alkalmazni:

- Diszkrét esetben minden lehetséges értékre ki kell számítani a $L(\theta|\mathbf{x})$ likelihood függvény értékét, és megkeresni azok közül a legnagyobbat.
- Ha azonban a θ paraméter folytonos és a $L(\theta|\mathbf{x})$ likelihood függvény differenciálható, akkor deriválással végezhető el a függvény maximalizálása. A likelihood ott maximális, ahol az első derivált 0, a második pedig negatív

$$\left(\frac{dL}{d\theta} = 0, \quad \frac{d^2L}{d\theta^2} < 0 \right).$$

Mivel a logaritmizálás szigorúan monoton transzformáció,⁵² tehát a likelihood függvény és annak természetes alapú logaritmusa ($\ln L(\theta|\mathbf{x})$) ugyanott veszik a fel a maximumukat, ezért általános gyakorlat az $L(\theta|\mathbf{x})$ helyett a log-likelihood függvény maximalizálása. A log-likelihood a következő formában írható fel:

$$\ln L(\theta|\mathbf{x}) = \sum \ln[f(\mathbf{x}|\theta)] \quad (4.22)$$

A maximum likelihood módszer egyik legjelentősebb hátránya, hogy feltételezi a sokasági eloszlás ismeretét. További probléma, hogy sok esetben nagyon bonyolult a feltételes valószínűségek meghatározása, illetve az is előfordulhat, hogy a likelihood függvénynek nem létezik maximuma.

⁵² A szigorú monotonitás leegyszerűsített formában képlettel megadva: ha $x_1 > x_2$, akkor $f(x_1) > f(x_2)$.

Mindazonáltal kedvező tulajdonságai, hogy becslései:

- konzisztensek, azaz a becslőfüggvények torzítatlanok, valamint nagy n esetén a variancia 0-hoz tart,
- aszimptotikusan hatásosak, vagyis nagy n esetén nem létezik olyan konzisztens becslés, amelynek kisebb a varianciája,
- aszimptotikusan normálisak, tehát nagy n esetén – a vizsgált eloszlás típusától függetlenül – közelítőleg normális eloszlást követnek, vagyis határeloszlásuk normális (*Hunyadi – Vita [2004]*).

Érdeemes megemlíteni, hogy a lineáris regressziós modellben a β paraméterek becslése során a likelihood függvény maximalizálása azonos az SSE minimalizálásával, ezért a maximum likelihood eljárás a klasszikus legkisebb négyzetek módszerének is megfelelő eredményt nyújt a β koefficiensekre vonatkozóan, ha a reziduumok egymástól függetlenek (*Ramanathan [2003]*).

4.3.2. Alapvető modell típusok (függvényformák)

A regressziós modellekre vonatkozóan nincs általánosan „legjobb” függvényforma, mindig a modellezés tárgya szerint kell az adott esetben leginkább megfelelő típust kiválasztani. A 12. táblázatban a szakirodalomban leggyakrabban előforduló függvényformák legegyszerűbb formáit mutatom be:

12. táblázat: Regressziós függvényformák

MEGNEVEZÉS	A FÜGGVÉNY KÉPLETE
Lineáris	$y = \beta_0 + \beta_1 * x$
Lin-log	$y = \beta_0 + \beta_1 * \ln x$
Hiperbolikus / Reciprok	$y = \beta_0 + \beta_1 * \frac{1}{x}$
Kvadratikus	$y = \beta_0 + \beta_1 * x + \beta_2 * x^2$
Kereszthatás	$y = \beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_1 x_2$
Log-lin	$\ln y = \beta_0 + \beta_1 * x$
Log-reciprok	$\ln y = \beta_0 + \beta_1 * \frac{1}{x}$
Log-kvadratikus	$\ln y = \beta_0 + \beta_1 * x + \beta_2 * x^2$
Loglineáris (log-log)	$\ln y = \beta_0 + \beta_1 * \ln x$
Logisztikus	$\ln\left(\frac{y}{1-y}\right) = \beta_0 + \beta_1 * x$

(Saját készítésű táblázat *Ramanathan [2003]*, pp. 258. alapján)

A regressziós modell kialakítása során a függvényforma kiválasztásán túlmenően a megfelelő magyarázó változók körének meghatározása is további kérdéseket vet fel. Kezelésükre a szakirodalom számos technikát ajánl, amelyek közül itt két alapvető módszert említ meg:

1. Az egyik esetben különféle mutatószámok alapján a modellek egy előzetesen kialakított köréből kerül kiválasztásra a legjobb modell. Ennek a módszernek az a legnagyobb hátránya, hogy nem az optimális modell megtalálására irányul, hanem az „előre kijelölt” modellek rangsorolására korlátozódik.
2. A másik módszer valamilyen – rendszerint automatizált – többlépéses (stepwise) eljárás alkalmazása, amely iterációval alakítja ki a kívánt modellt.

A következő fejezetben a legalapvetőbb technikákat röviden ismertetem.

4.3.3. Szelekciós kritériumok és eljárások

Az alábbiakban a modell, illetve a magyarázó változók kiválasztásának legfontosabb kritériumait mutatom be. Ezen modellek paramétereinek meghatározása rendszerint a 4.3.1. fejezetben ismertetett becslési módszertanok valamelyikével történhet.

(a) Összehasonlító mutatószámok

A modellilleszkedés gyakran használt mérőszáma az R^2 determinációs együttható, valamint a reziduumok négyzetösszege. Mindazonáltal jelentős problémát jelent, hogy mindkét mutatószám előnyben részesíti azokat a modelleket, amelyek ceteris paribus több változót tartalmaznak, még abban az esetben is, ha az újonnan beléptetett változó alig járul hozzá a modell előrejelző képességéhez (*Hunyadi – Vita [2004]*). Ez alapvetően két problémát vet fel:

- egyrészt a modellbe bevont magyarázó változók számának növekedésével együtt a multikollinearitás veszélye fokozódik, ami a becslések pontosságának csökkenését eredményezi,
- másrészt a szabadságfokot a magyarázó változók száma határozza meg, tehát a túl sok változót tartalmazó modellek esetében a próbafüggvények becsült paramétereinek száma túl magas, ami akadályozza a becslések statisztikai tulajdonságainak érvényre jutását (*Ramanathan [2003]*).

Ezeknek a problémáknak a kiküszöbölésére számos új modellszelekciós kritérium került kialakításra, amelyek közül a Theil-féle szabadságfokkal korrigált determinációs

együtthatót, valamint néhány olyan mutatószámot ismertettek, amelyek a reziduumok négyzetösszegének valamilyen „büntetőfaktorral” történő korrekcióját alkalmazzák.⁵³

A Theil-féle szabadságfokkal korrigált determinációs együttható ($\bar{R}^2$, illetve R^2_{adj}) a „nyers” R^2 mutatószámmal ellentétben tekintetbe veszi a modellben szereplő magyarázó változók számát, és ennek megfelelően korrekciót alkalmaz. A korrekciós tényező kalkulációja során figyelembe veszi mind a megfigyelések mennyiségét (n), mind pedig a magyarázó változók számát (k).

Képlete a következő (Hunyadi – Vita [2004]):

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-k-1} (1 - R^2) \quad (4.23)$$

A modellek egy adott köréből a legjobb az $\bar{R}^2$ maximalizálásával választható ki.

A korrigált mutatószám alkalmazásának az a logika képezi az alapját, hogy amennyiben egy újabb változó nem növeli jelentős mértékben a modell magyarázó erejét, akkor – bár a „nyers” R^2 értéke kis mértékben növekszik – a korrigált R^2 csökkenést mutat, így jelzi, hogy nem jó döntés kibővíteni a modellt az újabb változóval.

Emellett a magyarázó változók t -tesztstatisztikájának értéke alapján is meghatározható, hogy érdemes-e azokat a modellbe bevonni. Ha ugyanis a kérdéses magyarázó változó t -statisztikája abszolút értékben 1-nél nagyobb ($t > 1$ vagy $t < -1$), akkor a változó beléptetése a $\bar{R}^2$ növekedését eredményezi, ami a modell magyarázó erejének fokozódását jelzi. Ellenkező esetben – ha tehát $-1 < t < 1$ – nem érdemes kibővíteni a modellt az új változóval (Ramanathan [2003]).

A „büntetőfaktorral” korrigált reziduum-négyzetösszeg mutatók voltaképpen azt mérik, hogy a megfigyelésekben meglévő információk milyen mértékben épültek be a modellbe. A legjobb információ-felhasználású modellt ezen modellszelekciós kritériumok valamelyikének minimalizálásával lehet kiválasztani. Ezek a mutatószámok rendszerint azonos rangsorba állítják a modelleket, de előfordulhatnak kivételek.

A 13. táblázat a szakirodalomban leginkább elterjedt modellszelekciós kritériumokat foglalja össze.

⁵³ Részletes áttekintés olvasható Engle és Brown [1985] tanulmányában.

13. táblázat: Modellszelekciós kritériumok

MUTATÓSZÁM ⁵⁴	MEGNEVEZÉS
$SGMASQ = \left(\frac{ESS}{n} \right) \left[1 - \left(\frac{k}{n} \right) \right]^{-1}$	Sigma Square
$AIC = \frac{SSE}{n} e^{2k/n}$	Akaike Information Criterion
$FPE = \left(\frac{ESS}{n} \right) \frac{n+k}{n-k}$	Finite Prediction Error (Akaike)
$GCV = \left(\frac{ESS}{n} \right) \left[1 - \left(\frac{k}{n} \right) \right]^{-2}$	Generalized Cross Validation (Craven – Wahba)
$HQ = \left(\frac{ESS}{n} \right) (\ln n)^{2k/n}$	Hannan and Quinn Criterion
$RICE = \left(\frac{ESS}{n} \right) \left[1 - \left(\frac{2k}{n} \right) \right]^{-1}$	Rice Criterion
$SCHWARZ = \left(\frac{ESS}{n} \right) n^{k/n}$	Schwarz Criterion
$SHIBATA = \left(\frac{ESS}{n} \right) \frac{n+2k}{n}$	Shibata Criterion

(Saját készítésű táblázat *Ramanathan [2003], pp. 173. alapján*)

Ezek az összehasonlító mutatószámok a vizsgálat alá vont regressziós modellek abszolút értelemben való minősítésére nem alkalmasak, csak rangsor felállítására képesek.

(b) Modellszelekciós stepwise eljárások

Az automatizált modellszelekciós módszerek általában a két alapvető stepwise eljárás – a backwise elimináció és a forward stratégia – valamelyikét, illetve ezek kombinációját alkalmazzák a magyarázó változók kiválasztása során (*Draper – Smith [1981]; Derksen – Keselman [1992]*).

- A backward elimináció a legtöbb változót tartalmazó modellből kiindulva lépésenként szűkíti a modellt, és a *t*-, illetve *F*-próbák, valamint egyes modellszelekciós mutatószámok értékei alapján dönt az eljárás folytatásáról minden egyes lépést követően.
- A forward stratégia az előzővel ellentétes logikát követve abból a modellből indul ki, amely csak a leginkább korreláló magyarázó változót tartalmazza, majd

⁵⁴ A képletek mindegyikében *k* a becült paraméterek számát, *n* pedig a megfigyelések számát jelöli.

lépésenként bővíti a modellt, hasonlóan alkalmazva a t - és F -próbákat, valamint a modellszelekciós mérőszámokat ($\overline{R}^2$, AIC, SBC).

Tekintettel arra, hogy az egyes változók relevanciája attól is függ, hogy melyik lépésben kerülnek be a modellbe, általában mindkét stratégia alkalmazása során előfordulnak visszaléptetések:

- A backward eljárás esetében ez azt jelenti, hogy olyan változók is visszakerülhetnek a modellbe, amelyek éppen ezen eljárás keretében kerültek ki onnan korábban.
- A forward stratégia esetében pedig éppen ellenkező módon, a már korábban bevont változók közül egyesek újra kikerülhetnek a modellből, amennyiben az új változó bevonása következtében redundánssá váltak (*Hajdu [2004]*).

A modellválasztás során az esetek többségében sem a backward elimináció, sem a forward stratégia nem kizárólagos formában kerül felhasználásra, sokkal inkább elterjedt az eljárások valamilyen kombinációjának az alkalmazása, amelyben a szakértői szempontok is fontos szerepet kapnak.

4.3.4. A modellspecifikáció tesztelése

A modellszelekció vázlatos áttekintését követően az alábbiakban a modellspecifikáció tesztelésére irányuló legjelentősebb eljárásokat mutatom be. Ennek keretében kizárólag azokról a próbákról teszek említést, amelyek beágyazott hipotézisekkel dolgoznak, tehát amelyek esetében a korlátozott modell a korlátozatlan modell „szűkített” változata.

(a) Egyedi együtthatók próbája (t -próba, p -érték megközelítés)

A regressziós együtthatók egyenként történő tesztelésének elterjedt eszköze a t -próba, valamint a p -érték megközelítés alkalmazása.

Ezek az eljárások azon a feltételezésen alapulnak, hogy a becsült együtthatók eloszlása normális, míg az $\frac{SSE}{\sigma^2}$ egy $n-k-1$ szabadságfokú χ^2 -eloszlást követ, ahol n a megfigyelések száma, k pedig a modellben szereplő magyarázó változók mennyisége. A t -próba nullhipotézise ($H_0: \beta_i=0$) azt fogalmazza meg, hogy a modell valamely magyarázó változója (x_i) nem releváns, vagyis a β_i koefficiense nem tér el szignifikánsan 0-tól (*Ramanathan [2003]*).

A t -tesztstatisztikának ($t = \frac{\hat{\beta}_i}{s_{\hat{\beta}_i}}$), amely $n-k-1$ szabadságfokú t -eloszlást követ, az α szignifikancia szintnek megfelelő kritikus értékkel történő összehasonlítása megmutatja, hogy a kérdéses magyarázó változó hozzájárul-e a modell előrejelző erejéhez (Hunyadi – Vita [2004]). A H_0 hipotézis elfogadása azt jelzi, hogy a magyarázó változót ki kell léptetni a modellből, míg a nullhipotézis elvetése a változó relevanciáját mutatja. Ezzel a módszertannal regressziós együtthatók lineáris kombinációja is tesztelhető, az előzőekkel analóg módon.

A p -érték megközelítés a hipotézis elfogadásának eldöntésére kínál alternatív lehetőséget. E szerint a t -tesztstatisztika értékéhez tartozó szignifikancia szintet (p) kell az előre meghatározott α -val összevetni. Amennyiben $p \geq \alpha$, akkor a nullhipotézist el kell fogadni, ellenkező esetben pedig el kell vetni. A p -érték tulajdonképpen az elsőfajú hiba, vagyis annak a valószínűsége, hogy az igaz H_0 hipotézis elvetésre kerül (Hunyadi – Vita [2004]).

(b) Wald-próba

A Wald-próbát a szakirodalomban gyakran többszörös/csoportos F -próbaként említik (például Spanos [1999]), tekintettel arra, hogy ez az eljárás a t -próbától eltérően egynél több magyarázó változóra vonatkozó tesztelést is lehetővé tesz. Az ML- (Maximum Likelihood) teszt elnevezés ugyancsak elterjedt (Hajdu [2003]).

Ezen tesztelési eljárás „segédfüggvénye” az információs mátrix (I), amely a log-likelihood függvény β szerinti második deriváltjának várható értéke, tehát a log-likelihood függvény görbülete (Ramanathan [2003]):

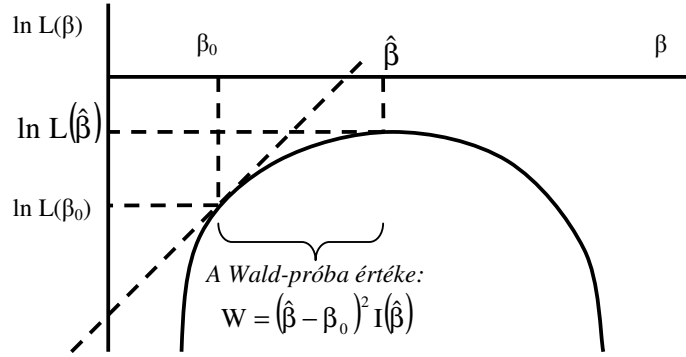
$$I(\beta) = -E \left[\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \beta^2} \right] \quad (4.24)$$

A Wald-próba értékének meghatározása az I információs mátrix felhasználásával:

$$W = (\hat{\beta} - \beta_0)^2 I(\hat{\beta}) \quad (4.25)$$

Az 5. ábra az egyetlen magyarázó változót tartalmazó modell esetében mutatja, hogy a Wald-próba a becsült és a tényleges paraméterérték különbségén alapul.

5. ábra: A Wald-próba szemléltetése egy paramétert tartalmazó modell esetében



(Saját készítésű ábra Ramanathan [2003], pp. 306. alapján.)

A Wald-próba alkalmazása során első lépésben meg kell határozni egy korlátozatlan (U) és egy korlátozott (R) modellt, amelyek abban különböznek egymástól, hogy az utóbbi $k-m$ számú változóval ($x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_k$) kevesebbet tartalmaz (Ramanathan [2003]).

$$U: y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + u \quad (4.26)$$

$$R: y = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_j + v \quad (4.27)$$

A tesztelés arra irányul, hogy a vizsgált $k-m$ számú változónak ($x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_k$) a kiléptetése nem rontja-e jelentős mértékben a regressziós illeszkedést. A vizsgálat célja annak eldöntése, hogy érdemes-e a korlátozott modellel felváltani a korlátozatlant.

A próba nullhipotézise szerint a kihagyott $k-m$ számú változónak a regressziós együtthatója nulla ($H_0: \beta_{m+1} = \beta_{m+2} = \dots = \beta_k = 0$), tehát a nullhipotézis elvetése azt jelenti, hogy legalább az egyik magyarázó változó szignifikáns a modellben.

A Wald-féle F -tesztstatisztika képlete a következő formában írható fel:

$$W=F = \frac{(SSE_R - SSE_U) / (k-m)}{SSE_U / (n-k-1)} = \frac{(R_u^2 - R_R^2) / (k-m)}{(1 - R_u^2) / (n-k-1)} \quad (4.28)$$

A független standard normális eloszlású valószínűségi változók négyzetösszege χ^2 -eloszlást követ, ezért SSE_U / σ^2 és $(SSE_R - SSE_U) / \sigma^2$ is χ^2 -eloszlású $n-k-1$, illetve $k-m$ szabadságfokkal. Az F -tesztstatisztika tehát két χ^2 hányadosa, képlete az egyetlen magyarázó változót tartalmazó modell esetében: $W = \frac{nR^2}{1 - R^2}$, és ez nagy minta esetén ugyancsak χ^2 -eloszlású (Maddala [2004]).

A Wald-féle próba alkalmazása során a nullhipotézis elfogadásáról, illetve elvetéséről szóló döntés alapjául az α szignifikancia szinthez tartozó kritikus értékkel történő összehasonlítás, illetve a p -érték megközelítés szolgálhat. A nullhipotézis elfogadása ebben az esetben azt jelenti, hogy a $k-m$ számú magyarázó változó ($x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_k$) egyike sem járul hozzá jelentős mértékben a regressziós modell előrejelző erejéhez, ezért érdemes azokat a modellből kiléptetni (Engle [1984]).

A Wald-próba speciális esetének tekinthető az a teszt, amely az illeszkedés általános jószágát vizsgálja. A speciális jelleg abból adódik, hogy a korlátozás nélküli modellt (U) az ún. szuperkorlátozott modellel (SR) kell összehasonlítani, amely a következőképpen formalizálható (Ramanathan [2003]):

$$U: y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + u \quad (4.29)$$

$$SR: y = \beta_0 + w \quad (4.30)$$

A teszt ($H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$) ebben az esetben azt vizsgálja, hogy igaz-e az a hipotézis, hogy a konstans tagon kívül a modellben szereplő egyetlen magyarázó változó sem szignifikáns.

Felhasználva, hogy a szuperkorlátozott modellben $\hat{\beta}_0 = \bar{y}$, a Wald-féle F -statisztika képlete is eltér az általános esetbelőtől:

$$W=F = \frac{(SST_U - SSE_U) / k}{SSE_U / (n - k - 1)} = \frac{SSR_U / k}{SSE_U / (n - k - 1)} = \frac{R^2 / k}{(1 - R^2) / (n - k - 1)} \quad (4.31)$$

A nullhipotézis elfogadása esetén a modellt teljesen újra kell specifikálni, mert a benne szereplő magyarázó változók egyike sem képes jelentős mértékben hozzájárulni a modell magyarázó erejéhez.

(c) Lagrange-multiplikátor (LM-) próba

A Lagrange-multiplikátor próba (Silvey [1959]) a Wald-próbával szemben annak eldöntésére szolgál, hogy érdemes-e a modellbe egy vagy több újabb magyarázó változót beléptetni, tehát az LM-próba a modell bővítésére irányuló tesztet végez. A szakirodalomban gyakran Rao-féle score (értékelő) próbaként említik.

A feltételes optimalizálásban elterjedt Lagrange-multiplikátor eljárás alapul: a feltételeket a nullhipotézis keretében a paraméterek értékére vonatkozóan

megfogalmazott korlátozások jelentik, a cél pedig a log-likelihood függvény maximalizálása ezen feltételek mellett (*Ramanathan [2003]*).

Az eljárás lényegét képező jelzőfüggvény maga a Lagrange-multiplikátor:

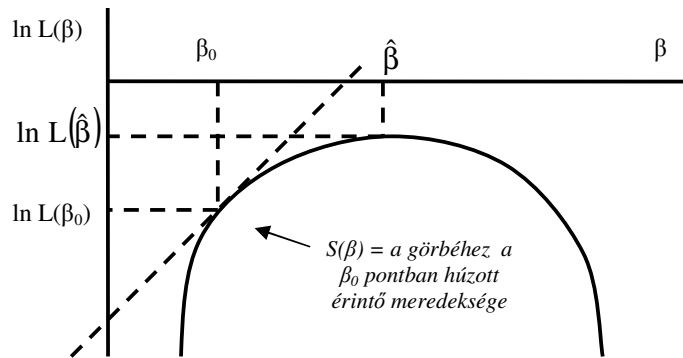
$$S(\beta) = \frac{\partial \ln L}{\partial \beta} \quad (4.32)$$

Ennek alapján a tesztstatisztika a következő képlettel határozható meg:

$$LM = S^2(\beta_0) * I(\beta_0)^{-1} \quad (4.33)$$

A jelzőfüggvény értéke a log-likelihood függvény parciális deriváltja, vagyis a függvényhez húzott érintő meredeksége a β_0 pontban. A 6. ábra ezt szemlélteti az egyetlen magyarázó változót tartalmazó modell esetében.

6. ábra: Az LM-próba szemléltetése egy paramétert tartalmazó modell esetében



(Saját készítésű ábra *Ramanathan [2003]*, pp. 306. alapján.)

A Lagrange-multiplikátor elv annak vizsgálatára irányul, hogy valamely paraméternek a maximum likelihood eljárással becsült értékéhez tartozó log-likelihood parciális deriváltja a korlátozatlan (*U*) modellben 0-e, miközben a korlátozott (*R*) modellben attól eltérő (*Hajdu [2003]*).

Az $S(\beta)=0$ hipotézis abból adódik, hogy a próba értéke akkor 0, ha a becsült paraméterérték megegyezik a ténylegessel (az érintő vízszintes).

Az LM-próba – a Wald-próbával ellentétben – a korlátozotthoz (*R*) hasonlítja a korlátozatlan (*U*) modellt. Ebben az esetben a korlátozatlan modell képezi az alternatívát a korlátozottal szemben, amely *k-m* számú változóval ($x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_k$) kevesebbet tartalmaz (*Ramanathan [2003]*).

$$R: y = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_j + u \quad (4.34)$$

$$U: y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + v \quad (4.35)$$

A próba nullhipotézise itt is azt állítja, hogy a $k-m$ számú változó regressziós együtthatója nulla ($H_0: \beta_{m+1}=\beta_{m+2}=\dots=\beta_k=0$). Ha tehát létezik olyan magyarázó változó a $k-m$ számú között, amelyik jelentősen hozzájárul a modell magyarázó erejéhez, akkor a nullhipotézist el kell vetni.

A korlátozott modell reziduuma a következő képlettel kalkulálható:

$$\hat{u}_R = y - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^m \hat{\beta}_j x_j \quad (4.36)$$

Ezt a reziduumot kell a kihagyott magyarázó változókkal magyarázni egy segédregresszió alkalmazásával.

Nagy minták esetén a segédregresszió nR^2 értéke $k-m$ szabadságfokú χ^2 -eloszlást követ (Engle [1982]; Maddala [2004]), és amennyiben α szignifikancia szinten jó az illeszkedése ($nR^2 > \chi^2_{k-m}(\alpha)$), akkor a nullhipotézist el kell vetni, ugyanis a kihagyott magyarázó változók közül legalább az egyiket érdemes beléptetni a modellbe. A releváns változó kiválasztása további vizsgálatokat igényel.

(d) Ramsey RESET-tesztje

Ramsey RESET-tesztje (Regression Specification Error Test) a regresszió specifikációs hibájának vizsgálatára irányuló egyszerű eljárás (Ramsey [1969]).

Első lépésként a klasszikus legkisebb négyzetek módszere alapján fel kell írni az eredeti modell regresszióját ($\hat{y}_t$), majd ezt az $\hat{y}_t^2$, $\hat{y}_t^3$ és $\hat{y}_t^4$ változókkal kiegészítve újabb becslést végezni. Végrehajtva a Wald-féle F -próbát ennek a három változónak az elhagyására, a nullhipotézis elfogadása a modell nem megfelelő specifikációjára utal.

Ez a teszt nem ad ugyan információt a specifikációs hiba típusára vonatkozóan, de diagnosztizáló eszközként nagyon jól alkalmazható (Wooldridge [2009]).

(e) Likelihood-hányados (LR-) próba

A Likelihood-hányados (LR-) próba klasszikus tesztelési eljárás. Számítását tekintve két likelihood-függvényérték hányadosán alapul, ahol a számlálóban a likelihood-függvény nullhipotézis melletti értéke, a nevezőben pedig ugyanennek a függvénynek a korlátozások nélküli maximális értéke szerepel (Maddala [2004]).⁵⁵

Arra vonatkozóan, hogy egy magyarázó változó hozzájárul-e a modell előrejelző képességéhez, a következő likelihood-hányados írható fel (Ramanathan [2003]):

⁵⁵ Néhány szerző, így például Spanos [1999] a likelihood-hányadost inverz módon értelmezi.

$$\lambda = \frac{L(\beta_0)}{L(\hat{\beta})} \quad (4.37)$$

ahol: $L(\beta_0)$ a likelihood-függvény a $\beta = \beta_0 = 0$ nullhipotézis mellett.

Tekintettel arra, hogy a korlátozatlan modellhez tartozó likelihood-függvényérték (nevező) soha nem lehet kisebb, mint a nullhipotézis melletti érték (számláló), ezért a hányados értéke mindig 0 és 1 közé esik, és a H_0 nullhipotézist abban az esetben kell elutasítani, ha $\lambda \leq K$, ahol a K valamely adott α szignifikancia szinthez tartozóan a következő:

$$P(0 \leq \lambda \leq K | \beta = \beta_0) = \alpha \quad (4.38)$$

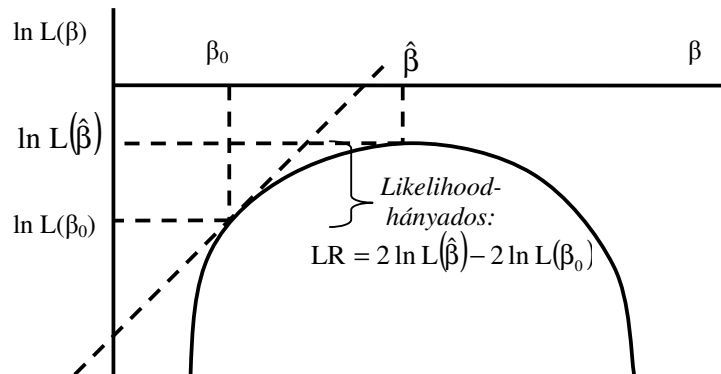
Rendszerint átalakítható valamely egyszerű tesztstatisztikára (például t -, F -, illetve χ^2 -próbára (Mood et al. [1974]), ellenkező esetben nagymintás próbákat lehet alkalmazni. A következő statisztika a korlátozások számának megfelelő szabadságfokú χ^2 -eloszlást követ (Hajdu [2003]):

$$LR = -2 \ln \lambda = 2 \ln L(\hat{\beta}) - 2 \ln L(\beta_0) \quad (4.39)$$

Érdemes megemlíteni, hogy az egyetlen magyarázó változót tartalmazó modell esetében a tesztstatisztika egyszerűbb alakot ölt: $LR = -\ln(1 - R^2)$, ahol R^2 a korlátozatlan modell „nyers” determinációs együtthatója (Maddala [2004]).

A 7. ábra az LR-próba mögöttes logikáját szemlélteti a kizárólag egy magyarázó változót tartalmazó modellre vonatkozóan.

7. ábra: Az LR-próba szemléltetése egy paramétert tartalmazó modell esetében



(Saját készítésű ábra Ramanathan [2003], pp. 306. alapján.)

A teszteljárások összehasonlítása

A β paraméterek szignifikanciájának tesztelése során a Wald-, a Lagrange-multiplikátor (LM-) és a Likelihood-hányados (LR-) próba azonos eredményt ad, amennyiben a log-likelihood függvény másodfokú (Engle [1982]; Buse [1982]).

Ha azonban ez a feltétel nem teljesül, tehát a log-likelihood függvény kettőnél magasabb fokszámú, akkor az egyenlőség ugyan nem érvényesül, de a következő reláció ebben az esetben is fennáll (Maddala [2004]):

$$W \geq LR \geq LM \quad (4.40)$$

A fentiekből következik, hogy minden esetben a Wald-próba a legszigorúbb, a Lagrange-multiplikátor pedig a legkevésbé szigorú tesztelési eljárás. Tekintettel arra, hogy mindhárom próba aszimptotikusan ekvivalens és konzisztens eredményekre vezet, annak eldöntése során, hogy az elemző melyiket alkalmazza, alapvetően az adott feladat sajátosságait kell szem előtt tartani (Hajdu [2003]).

4.4. Dummy eredményváltozót tartalmazó modellek

A modellspecifikációval kapcsolatos aspektusok áttekintését követően az alábbiakban néhány olyan speciális modellel foglalkozom, amelyek dummy eredményváltozót tartalmaznak.

4.4.1. A legfontosabb modell típusok

A 4.3.2. fejezetben már említést tettem a legfontosabb függvény típusokról, a dummy eredményváltozót tartalmazó modelleket mégis érdemes kiemelni, mert speciális jellegük ellenére az LGD-bebecslés szakirodalmában is gyakran előfordulnak. Széleskörű alkalmazásuk azokban az ökonometriai elemzésekben jellemző, ahol a cél valamely kvalitatív (nominális, diszkrét) változó magyarázata.

A dummy változó értékkészlete lehet kételemű vagy többelemű (Maddala [1983]; Amemiya [1981]; Cox [1970]), de jelen értekezés témája szempontjából elsősorban a kétértékű változós (dichotóm) eset tárgyalása indokolt, ezért a többértékű változós (polichotóm) modellek bemutatása csak marginális szerephez jut.

(a) Lineáris valószínűségi modell

A lineáris valószínűségi modell a diszkrét eredményváltozós modellek egyik speciális válfaja: egy olyan k számú magyarázó változóból (x_i) álló lineáris regresszió, amelyben az eredményváltozó értéke valamely előre definiált esemény bekövetkezése esetén 1, egyébként pedig 0 (*Ramanathan [2003]*).

A lineáris valószínűségi modell a következő egyenlettel írható fel:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + u_i \quad (4.41)$$

ahol: u_i a véletlen változó (hibatényező), amelynek várható értéke: $E(u_i)=0$.

A β együtthatók azt mutatják meg, hogy valamely magyarázó változó változása hogyan hat az esemény bekövetkezésének valószínűségére.

Az eredményváltozó feltételes várható értéke a vizsgált esemény bekövetkezésének a magyarázó változó x_i értéke melletti valószínűségét jelenti, tehát a regressziós egyenletből számított y az x valamely adott értéke mellett az esemény bekövetkezési valószínűségére adott becslésként értelmezhető (*Maddala [2004]*).

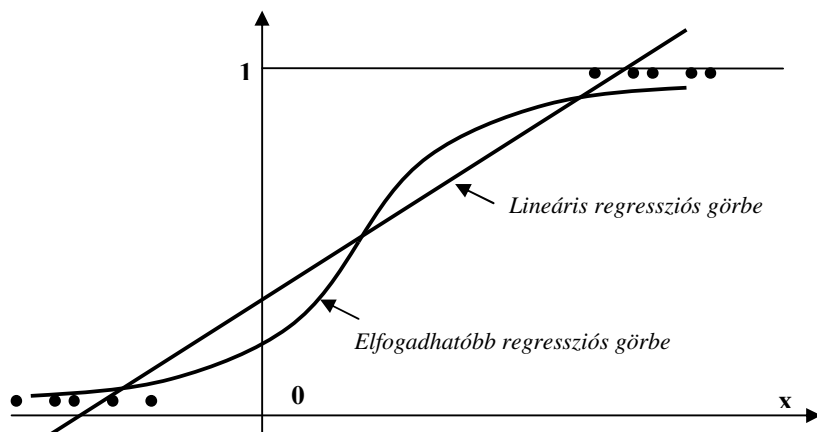
Ebből eredően az LGD modellezése során az y becslésével meghatározható annak a valószínűsége, hogy valamely adott x jellemzőkkel rendelkező ügylet „kigyógyul”, azaz – egy kis leegyszerűsítéssel élve – 100% megtérülés realizálható belőle. Ebben az esetben a dummy változó definíciója:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{ha az ügylet "kigyógyul"} \\ 0, & \text{egyébként} \end{cases} \quad (4.42)$$

Mindazonáltal a lineáris valószínűségi modell gyakorlati alkalmazása meglehetősen ritka, ugyanis az y csak 0 és 1 értéket vehet fel (*Nerlove – Press [1973]*), és ez a modell nem garantálja, hogy a becsült valószínűségek minden esetben 0 és 1 közé esnek (*McGilvray [1970]*).

A 8. ábra azt mutatja, hogy a lineáris valószínűségi modellben a lineáris regressziós egyenesnél jobban illeszkedő görbe is meghatározható.

8. ábra: A lineáris regressziós egyenes és a lineáris valószínűségi modell illeszkedése



(Saját készítésű ábra Maddala [2004], pp. 372. alapján.)

Jelentős hátrányként említhető a reziduumok heteroszkedaszticitása, aminek következtében a klasszikus legkisebb négyzetek módszerének (OLS) alkalmazása nem hatásos becsléseket eredményez (Ramanathan [2003]; Maddala [2004]).

A heteroszkedaszticitás abból adódik, hogy az u_i hibatermerek eloszlása nem normális, hanem binomiális, és a variancia nem állandó, hanem függ az i -től:

$$\text{var}(u_i) = \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) \left(1 - \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) \right) = E(y_i) [1 - E(y_i)] \quad (4.43)$$

Tekintettel arra, hogy az OLS-becslések azonos – nem feltétlenül normális – eloszlású véletlen változók lineáris kombinációi, ezért a központi határeloszlás tétele értelmében teljesül rájuk az aszimptotikusan normális eloszlás feltevése. A statisztikai próbák érvényessége azonban a heteroszkedaszticitás miatt még ebben az esetben is megkérdőjelezhető. Alternatív megoldást jelenthet ugyan a súlyozott legkisebb négyzetek módszerének (WLS: Weighted Least Squares) alkalmazása, de ezzel az eljárással is csupán az aszimptotikus hatásosság biztosítható, az azonban továbbra is megoldatlan probléma, hogy a becsült valószínűségek nem mindig esnek 0 és 1 közé (Ramanathan [2003]).

(b) Lineáris diszkriminancia-függvény

A lineáris diszkriminancia-függvény a megfigyelések két kategória (π_1 és π_2) közötti besorolására szolgál, ha feltesszük, hogy n számú megfigyelés közül n_1 számú a π_1 , n_2 pedig a π_2 csoportba tartozik. A függvény egy k számú magyarázó változót tartalmazó lineáris függvény, amely a következő képlettel adható meg (Maddala [2004]):

$$Z = \lambda_0 + \sum_{i=0}^k \lambda_i x_i \quad (4.44)$$

A lehető legjobb diszkrimináló erejű modell kialakítása érdekében a cél olyan λ_i értékek meghatározása, amelyek esetében a csoportokon belüli szóródás a csoportok közötti szóródáshoz képest elhanyagolható mértékű. Képlettel:

$$\frac{\sigma_{Z_{\text{csoportok közötti}}}^2}{\sigma_{Z_{\text{csoportokon belüli}}}^2} \rightarrow \max \quad (4.45)$$

Fisher [1936] azt is megmutatta, hogy a lineáris diszkriminancia-függvény és a többváltozós regresszió között szoros kapcsolat áll fenn:

$$y = \begin{cases} \frac{n_2}{n_1 + n_2}, & \text{ha a } \pi_1 \text{ csoportba tartozik} \\ -\frac{n_1}{n_1 + n_2}, & \text{ha a } \pi_2 \text{ csoportba tartozik} \end{cases} \quad (4.46)$$

Levezette, hogy mivel a lineáris diszkriminancia-függvény tulajdonképpen a lineáris regressziós modell $-\frac{n_1}{n_1 + n_2}$ hozzáadásával történő transzformáltja, így ez a két modell csak a konstans tag becslt értékében különbözik egymástól.

(c) Probit és logit modellek

A lineáris regressziós modell alternatívája egy olyan monoton transzformáció végrehajtása, amely korlátozza az eredményváltozók lehetséges értéktartományát (*Ramanathan [2003]*), így biztosítja a becslt valószínűség 0 és 1 közé kerülését.

A kiindulópontot ebben az esetben is egy lineáris regresszió képezi:

$$y_i^* = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + u_i \quad (4.47)$$

ahol: y_i^* egy mögöttes látens dummy változó, amelynek a megfigyelésére nincs lehetőség, de a következőképpen definiálható (*Maddala [2004]*):

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{ha } y_i^* > 0 \\ 0, & \text{egyébként} \end{cases} \quad (4.48)$$

A β regressziós paraméterek meghatározása alapvetően ML-eljárással történhet az alábbi likelihood függvény alapján:

$$L = \prod_{p_i=0} F\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right) * \prod_{p_i=1} \left[1 - F\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right)\right] \quad (4.49)$$

ahol: F az u hibatervező eloszlásfüggvénye.

Az egyes modelltípusok abban különböznek egymástól, hogy milyen típusú transzformációt alkalmaznak, milyen feltevéssel élnek az u hibatényező eloszlására vonatkozóan. A legismertebb típusok a probit és a logit modellek (*Maddala [2004]*).

A probit modell esetében a becsült valószínűséget a standard normális eloszlás írja le (*Greene [2003]*):

$$\hat{p}_i = \Phi\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right) = \int_{-\infty}^{\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}} \varphi(z) dz \quad (4.50)$$

ahol: $\Phi(\cdot)$: a standard normális eloszlás eloszlásfüggvénye,

$\varphi(\cdot)$: a standard normális eloszlás sűrűségfüggvénye,

A logit modell abban különbözik ettől, hogy a becsült valószínűség leírására a logisztikus eloszlásfüggvényt alkalmazza (*Ramanathan [2003]*):

$$\hat{p}_i = F\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}}} = \frac{1}{1 + e^{-\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right)}} \quad (4.51)$$

ahol: $F(\cdot)$: a logisztikus eloszlásfüggvény.

A logit modell esetében az eloszlásfüggvény zárt alakban felírható, így a becsült valószínűség esélyhányadosának ($\text{odds} = \frac{\hat{p}_i}{1 - \hat{p}_i}$) természetes alapú logaritmusa a magyarázó változók lineáris függvénye (*Ramanathan [2003]*; *Everitt [2002]*):

$$\ln(\text{odds}) = \log \text{it} = \ln\left(\frac{\hat{p}_i}{1 - \hat{p}_i}\right) = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + u_i \quad (4.52)$$

A logit transzformáció alkalmazását a logisztikus kvalitatív függő változók elemzése területén először *Cox [1970]* publikálta.

Tekintettel arra, hogy a logisztikus regresszió a kockázati paraméterek becslése során is jelentős szerephez jut, ezért a 4.4.2. fejezetben részletesebben is bemutatom.

(d) Cenzúrázott normális regressziós modell

A cenzúrázott normális regressziós modellt – amely az LGD-becslés vonatkozásában ugyancsak releváns speciális regressziós metodika – először *Tobin [1958]* használta, ezért a szakirodalomban Tobit modellként („Tobin probitja”) is ismert.

A megfigyelés tárgya a probit és a logit modellekhez hasonlóan ebben az esetben is az y_i^* látens változó. A különbség abból adódik, hogy míg a probit és a logit modellekben

az eredményváltozó dummy, addig a Tobit modellben $y_i^* > 0$ esetén y_i kerül megfigyelésre.⁵⁶

Maddala [2004] a következőképpen formalizálta ezt a modellt:

$$y_i = \begin{cases} y_i^* = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}, & \text{ha } y_i^* > 0 \\ 0, & \text{egyébként} \end{cases} \quad (4.53)$$

Mivel az $y_i^* \leq 0$ esetben az y_i^* értékei cenzúrázottak, vagyis nem a tényleges értékük kerül megfigyelésre, ezért a hibatényező (u_i) csonkított normális eloszlású, várható értéke β -tól, σ -tól és x_i -től függ, következésképpen megfigyelésenként eltérő. Ebből adódóan a paraméterek becslésére a klasszikus legkisebb négyzetek módszere (OLS) nem megfelelő, hanem a maximum likelihood eljárást (ML) kell követni, ugyanis a becslések nem torzítatlanok.

A Tobit modell likelihood függvénye a következő képlettel számítható ki:

$$L = \prod_{y_i > 0} \frac{1}{\sigma} f\left(\frac{y_i - \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right)}{\sigma}\right) * \prod_{y_i \leq 0} F\left(-\frac{\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}\right)}{\sigma}\right) \quad (4.54)$$

ahol: $\Phi(\cdot)$: a standard normális eloszlás eloszlásfüggvénye,
 $\phi(\cdot)$: a standard normális eloszlás sűrűségfüggvénye.

A becsülni kívánt paraméterek a likelihood függvény β és σ szerinti maximalizálásával adódnak (Maddala [2004]).

Számos esetben egyszerűbb a likelihood függvény helyett a log-likelihood függvénynek – a likelihood függvény logaritmusának – a maximalizálása. Így például Bellotti és Crook [2008] később bemutatásra kerülő tanulmányukban a következő log-likelihood függvényt alkalmazták a β koefficiensek és a reziduálisok varianciájának becslésére:

$$\ln L(\beta, \sigma) = \sum_{y_i > 0} -\frac{1}{2} \left[\ln(2\pi) + \ln \sigma^2 + \frac{(y_i - \beta * x_i)^2}{\sigma^2} \right] + \sum_{y_i = 0} \ln \left[1 - N\left(\frac{\beta * x_i}{\sigma}\right) \right] \quad (4.55)$$

A Tobit modell alapváltozata ugyan csak egyoldali csonkítást tartalmaz, mindazonáltal kétoldali kiterjesztésre is lehetőség van (Greene [2003]), így egyéb transzformációs

⁵⁶ Korlátként más érték is megadható (nem kizárólag 0), továbbá arra is lehetőség van, hogy ne alsó, hanem felső határ kerüljön meghatározásra a modellben.

eljárások alkalmazása nélkül is lehetővé teszi az eredményváltozónak a kívánt határok (például az LGD esetében 0 és 1) közé szorítását.

4.4.2. Logisztikus regresszió – a logit modell alkalmazása

„A logisztikus regresszió bizonytalan kimenetelű, kategóriás jellegű eredményváltozó adott kategóriájának a bekövetkezési valószínűségét hivatott számszerűsíteni egyéb más, magyarázó jellegű változók ismert kimeneteleinek a feltétele mellett” (Hajdu [2004], pp. 279.).

A feltételes valószínűség alapján felírható az a függvény, amelynek megfelelően az egyes megfigyelési egységek az előre meghatározott kategóriák valamelyikébe besorolhatók.

Ez a modell semmiféle feltételezéssel nem él a magyarázó változók eloszlására vonatkozóan, ezért különösen alkalmas a diszkrét eloszlású eredményváltozók klasszifikálására, hiszen ebben az esetben a diszkriminancia-analízis – a magyarázó változók többváltozós normalitásának nemteljesülése miatt – nem alkalmazható.

A dichotóm logisztikus regressziós modell a β paraméterek alapján a megfigyelések kategorizálását úgy valósítja meg, hogy meghatározza az adott esemény bekövetkezésének kritikus értékét (cut-off), és amely megfigyelések esetében a feltételes valószínűség meghaladja ezt az értéket, azokat az adott kategóriába sorolja, a többi megfigyelést pedig a komplementerbe (Hajdu [2004]).

A cut-off meghatározása rendszerint a téves klasszifikációval járó veszteséget jellemző függvény minimalizálásával történik.

A polichotóm (multinomiális) modell annyiban különbözik ettől, hogy a megfigyelések nem kettő, hanem több csoportba kerülnek klasszifikálásra, tehát a polichotóm modell több dichotóm logisztikus regresszióra vezethető vissza. Ha a kategóriák sorrendisége nem hordoz magában információt, akkor valamennyi kategóriapáros odds-aránya értelmezhető, mindazonáltal célszerű az egyes kategóriák esélyét egy tetszőlegesen kiválasztott „bázis” kategória bekövetkezési valószínűségéhez viszonyítani (Amemiya [1981]). Ebben az ún. nominális polichotóm modellben minden egyes kategóriapár logitját egy-egy önálló lineáris regresszió magyarázza.⁵⁷

⁵⁷ A polichotóm modellek másik típusát az ordinális polichotóm modellek képezik, amelyek esetében a kategóriák sorrendisége is jelentéssel bír. Részletes leírás olvasható például Amemiya [1981] művében.

(a) Paraméterek becslése és értelmezése

Az eredményváltozó n számú független, feltételes megfigyelése esetén a kimenetelek Bernoulli-folyamatból származnak, ezért a paraméterek becslése a maximum likelihood eljárással történik. A magyarázó változók adott köre mellett azokat a paraméterértékeket kell meghatározni, amelyek esetén a likelihood függvény, illetve annak logaritmusa maximális (Hajdu [2003]).

A likelihood függvény súlyozott formája:

$$L = \prod_{x_i} P_{xb}^{f_x} (1 - P_{xb})^{n_x - f_x} \quad (4.56)$$

ahol: x_i : kovariáns (a magyarázó változók kimeneteleinek adott kombinációja),

P_{xb} : az esemény bekövetkezésének az x kovariáns melletti valószínűségének a b paraméterekkel becsült értéke,

n_x : az x kovariáns előfordulási gyakorisága,

f_x : az esemény bekövetkezésének az x kovariáns mellett megfigyelt száma.

A log-likelihood függvény maximalizálása visszavezethető a nem lineáris legkisebb négyzetek módszerének alkalmazására. Hajdu [2003] a paraméterek becslésére az iteratív módon újrásúlyozott Gauss-Newton nem lineáris legkisebb négyzetek módszerét javasolta. A feladat ennek alapján a valamennyi kovariánsra összegzett súlyozott eltérés-négyzetösszeg minimalizálása:

$$\sum_x \frac{(f_x - n_x P_{xb})^2}{n_x P_{xb} (1 - P_{xb})} \quad (4.57)$$

Abból az elvből kiindulva, hogy valamely magyarázó változó és az eredményváltozó között akkor áll fenn szignifikáns kapcsolat, ha a parciális regressziós együttható adott megbízhatósági szinten nem 0, alapvetően kétféle módszerrel történhet a paraméterek szignifikanciájának tesztelése (Hajdu [2004]):

- Egy- és kétoldali tesztelésre is alkalmas a $z = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)}$ statisztika,⁵⁸ amely a H_0 :

$\beta_j=0$ nullhipotézis fennállása esetén nagy mintáknál aszimptotikusan standard normális eloszlású.

⁵⁸ Az $se(\hat{\beta}_j)$ a becsült, aszimptotikus standard hiba.

- A kétoldali $H_1: \beta_j < 0$ alternatív hipotézissel szembeni teszt a

$$\chi^2_1 \equiv \left(\frac{\hat{\beta}_j}{\text{se}(\hat{\beta}_j)} \right)^2 \text{ Wald-statisztikával is elvégezhető, amely ugyancsak nagy}$$

minták esetén megközelítőleg $df=1$ szabadságfokú χ^2 -eloszlást követ (Wooldridge [2009]).

A nominális változók kezelése ebben a modellben is speciális. Amennyiben a lehetséges kategóriák száma K , akkor $K-1$ számú dummy változó szükséges.

A nominális változók hatása a következőképpen fejezhető ki:

$$\beta_{j_1} D_{j_1} + \beta_{j_2} D_{j_2} + \dots + \beta_{j_{K-1}} D_{j_{K-1}} \quad (4.58)$$

A logisztikus modellben a magyarázó változók interakciói is szerepeltethetők, ezáltal a nominális változók $x_j * x_k * \dots$ interakciójának jól megválasztott dummy változók szorzataként történő kódolásával csökkenthető a modell paramétereinek száma.

A logit modell eredményei rendszerint könnyen interpretálhatók, az e^{β_j} faktor ugyanis közvetlenül megmutatja, hogy az x_j magyarázó változó egységnyi abszolút növekménye ceteris paribus mekkora parciális multiplikatív hatást gyakorol az odds-ra, vagyis az adott esemény és a komplementer esemény bekövetkezési valószínűségének hányadosára (Maddala [2004]).

Tekintettel arra, hogy

$$\text{odds}^{x_j+1} = e^{\beta_j} * e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}} = e^{\beta_j} * \text{odds}^{x_j}, \quad (4.59)$$

az adott esemény bekövetkezési valószínűségének az x_j magyarázó változó szerinti parciális deriváltja pedig $\beta_j * \hat{p} * (1 - \hat{p})$, ezért az x_j egységnyi abszolút változása az adott esemény valószínűségére $\beta_j * \hat{p} * (1 - \hat{p})$ mértékű additív hatást gyakorol (Ramanathan [2003]).

A β_j az x_j magyarázó változó egységnyi megváltozásának a logitra gyakorolt parciális additív hatását mutatja. Ha azonban x_j és x_t egymással interakcióban áll, és a β_j ennek az interakciónak a logitra gyakorolt hatását jelöli, akkor x_j egységnyi abszolút változásának az oddsra gyakorolt hatása az x_t aktuális értékétől is függ (Hajdu [2004]):

$$e^{\beta_j + \beta_{jt} x_t} = e^{\beta_j} e^{\beta_{jt} x_t} \quad (4.60)$$

(b) A logisztikus modell illeszkedése

A logisztikus modell illeszkedését vizsgáló hipotézisek tesztelésének alapvető módja a Maximum Likelihood arány teszt alkalmazása,⁵⁹ amely b szabadságfokú, és a következő formát ölti (Hajdu [2004]; Wooldridge [2009]):

$$\chi^2_{(b)} \cong -2 \ln \lambda = -2 \ln \frac{L(\hat{\beta}_{H_0})}{L(\hat{\beta}_{H_1})} = -2(l_0 - l_1) \quad (4.61)$$

ahol: $\hat{\beta}_{H_0}$: a paramétervektor H_0 melletti megszorított maximum likelihood becslése,

$\hat{\beta}_{H_1}$: a paramétervektor megszorítás nélküli maximum likelihood becslése,

b : a paraméterek száma, amelyeket a H_1 modellben becsülni kell.

Az alábbiakban ennek a teszteljárásnak a magyarázó változók szelektálására, illetve az illeszkedés jóságának vizsgálatára irányuló egyes változatait ismertetem.

A maximális magyarázó erővel rendelkező modell kialakításának leggyakrabban alkalmazott módszere a stepwise algoritmus (4.3.3. fejezet), amely lépésenként mindig csak egy változót von be vagy hagy ki a modellből, és közben vizsgálja a likelihood függvény értékének alakulását. A b szabadságfokú tesztstatisztika a következő alakban írható fel (Hajdu [2003]):

$$\chi^2_{(b)} \cong -2 \ln \left(\frac{L_{b_0}}{L_{b_1}} \right) = 2 \left| \ln L_{\text{bázis}} - \ln L_{\text{tárgy}} \right| \quad (4.62)$$

ahol: b_0 : a szűkített vagy bővített modell becsült paramétereinek vektora,

b_1 : az aktuális lépésben szereplő modell becsült paramétereinek vektora,

$L_{\text{bázis}}, L_{\text{tárgy}}$: a bázismodell és a tárgymodell likelihood függvénye,

b : a modellek különbségét képező paramétermegszorítások száma.

Adott lépésben mindig a legnagyobb tesztstatisztika-értékű szignifikáns magyarázó változót kell bevonni, illetve a legkisebb tesztstatisztika-értékűt kihagyni a modellből. Így a stepwise algoritmus alkalmazásával soklépéses iteráció keretében kialakítható az „optimális”, vagyis maximális magyarázó erővel rendelkező modell.

Ez az eljárás változó-csoportokra együttesen is alkalmazható annak vizsgálata céljából, hogy a modellből történő egyidejű kihagyásuk, illetve a modellbe történő egyidejű beléptetésük jelentős mértékben befolyásolja-e a tesztelt modell illeszkedését.

⁵⁹ A szakirodalomban más tesztek is előfordulnak. Például Maddala [2004] a reziduális négyzetösszegre alapozott Effron-féle és Amemiya-féle mérőszámot, a Cragg-Uhler-féle pszeudo R^2 -t és a McFadden-féle R^2 -t említi, de megjegyzei, hogy a kvalitatív függő változós modellek esetében ezek nem ekvivalensek.

A modell illeszkedésének átfogó jellemzésére szolgáló elterjedten alkalmazott alternatív teszt a Lagrange-multiplikátor elven nyugvó, $df=n_r-n_b$ szabadságfokú Pearson-féle statisztika (Hajdu [2003]):

$$\chi^2_{\text{Pearson}} = \sum_x \left(\frac{(f_x - n_x P_{xb})^2}{n_x P_{xb}} + \frac{((n_x - f_x) - n_x (1 - P_{xb}))^2}{n_x (1 - P_{xb})} \right) = \sum_x \frac{(f_x - n_x P_{xb})^2}{n_x P_{xb} (1 - P_{xb})} \quad (4.63)$$

Továbbá a Wald-elv is alkalmas egy olyan próbafüggvény készítésére, amely ugyancsak $df=n_r-n_b$ szabadságfokú, és a modell illeszkedését átfogóan jellemzi:

$$\chi^2_{\text{Wald}} = \sum_x \left(\frac{(f_x - n_x P_{xb})^2}{f_x} + \frac{((n_x - f_x) - n_x (1 - P_{xb}))^2}{n_x - f_x} \right) = \sum_x \frac{(f_x - n_x P_{xb})^2}{p_x (n_x - f_x)} \quad (4.64)$$

Tekintettel arra, hogy az extrém értékek erősen befolyásolják az előzőekben bemutatott illeszkedési mutatószámok értékét, ezért a standardizált reziduumok kiszámítása is segíti a megfelelő modell kiválasztását azáltal, hogy támogatja a kiugró értékek kijelölését. A leggyakrabban alkalmazott típus a Pearson-féle standardizált reziduum:

$$e_x^p = \frac{p_x - P_{xb}}{\sqrt{\frac{P_{xb}(1 - P_{xb})}{n_x}}} \quad (4.65)$$

A Pearson-féle reziduum nagy n_x esetén megközelítőleg standard normális eloszlású, így a négyzetösszeg hozzávetőlegesen χ^2 -eloszlású, a mintavételi logitok számának megfelelő szabadságfokkal.

Ha az $n_x P_{xb}$ nem elegendően nagy, illetve az egyes kovariánsok gyakorisága sok esetben 1 (a megfigyelések nagy része önálló mintavételi logitot képez), akkor sem a χ^2_{Pearson} , sem a χ^2_{Wald} , sem pedig az e_x^p nem releváns. Ilyen esetekben a Hosmer-Lemeshow teszt használható az illeszkedés vizsgálatára, ami tulajdonképpen egy speciális Pearson-féle χ_p^2 teszt. A mintavételi logitok becsült valószínűségek alapján nemcsökkenő rangsorának kvantilisei által definiált csoportokra kell végrehajtani, és szabadságfoka $df=g-2$, ahol g a kvantilisek által létrehozott csoportok száma (Hajdu [2004]).

(c) Az általánosított lineáris modell (GLIM)

A logisztikus modell tulajdonképpen egy speciális esete a Nelder és Wedderburn [1972] által kidolgozott általánosított lineáris modellnek (GLIM: Generalized Linear

Interactive Modelling), amely lehetőséget nyújt kevert mérési skálájú magyarázó változók lineáris modellezésére.

A GLIM modell elemei a következők (Füstös *et al.* [2004]):

- y**: az eredményváltozó megfigyelési értékei (y_i , ahol $i=1, \dots, n$),
- μ** : várható érték = $E(y)$, az eredményváltozó szisztematikus komponense (μ_i , ahol $i=1, \dots, n$),
- e**: hibatag, az eredményváltozó véletlen komponense ($y_i = \mu_i + e_i$),
- η** : lineáris becslés,
- $x_1, \dots, x_k$** : magyarázó változók (x_{ij} , ahol $i=1, \dots, n$; $j=1, \dots, k$).

Ez az általános modell feltételezi, hogy az eredményváltozó valószínűségének eloszlása μ várható értékű normális, binomiális, Poisson vagy gamma típusú. A logit és probit modellek eredményváltozójának eloszlásáról a 4.4.1. fejezetben leírtak alapján belátható, hogy teljesül a binomiális eloszlás feltételezése.

A GLIM esetében a lineáris struktúra az ismeretlen β_j paraméterek függvényében a következőképpen formalizálható:

$$\eta_i = \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \quad (4.66)$$

A β_j paraméterek értelmezése pedig az x_{ij} mérési skálájától függ:

- ha x_{ij} dichotóm (tehát a magyarázó változónak az adott kategóriába tartozását jelenti), akkor β_j az adott kategória hatását fejezi ki,
- ha azonban x_{ij} egy mennyiségi változó megfigyelt értéke, akkor β_j a j -edik változó súlya.

A függő változó szisztematikus komponense (η) és a lineáris becslés (μ) közötti kapcsolatot leíró függvény hétféle lehet (Füstös *et al.* [2004]):

- Azonosság: $\eta = \mu$,
- Logaritmus: $\eta = \ln(\mu)$,
- Inverz: $\eta = 1/\mu$,
- Négyzetgyök: $\eta = \mu^{0,5}$,
- Logit: $\eta = \ln(p/(1-p))$,
- Probit: $\eta = N(\mu)$,
- Komplementer log-log: $\eta = \ln(-\ln(1-p))$.

Ebből a felsorolásból már közvetlenül látható, hogy az előzőekben tárgyalt probit és logit modellek az általánosított lineáris modell speciális eseteinek tekinthetők.

Kétségtelen, hogy a logisztikus regresszió sok tekintetben nehezen kezelhető, hiszen az eredményváltozó diszkrét eloszlásából számos speciális probléma adódik, mindazonáltal olyan klasszifikációs módszertant kínál, amely az LGD-kalkuláció során is megfelelően alkalmazható.

5. Elemzések a szakirodalomban

A módszertani aspektusok bemutatását követően a továbbiakban az LGD-kalkuláció empirikus területére koncentrálok. Először a szakirodalomban publikált vizsgálatokat és következtetéseket ismertetem,⁶⁰ majd a következő fejezetben felvázolom saját kutatásomat és annak eredményeit.

A szakirodalom által tárgyalt LGD-modellek alapvetően két típusba sorolhatók:

- az egyik modelltípus tagjai múltbeli megtérülési, illetve LGD-adatokból analitikus eljárásokkal – elsősorban regressziós módszertanok alkalmazásával –, eloszlások modellezésével készítenek előrejelzéseket, míg
- a másik csoportba tartozók alapvetően piaci információk alapján, a megtérülések sztochasztikus változóként történő modellezésével foglalkoznak.

Az utóbbi típusba tartozó modellek közvetlenül nem kapcsolódnak kutatásom témájához, ezért a velük foglalkozó empirikus munkák felvázolásától eltekintek. Továbbá tekintettel arra, hogy a jelen értekezésnek alapvetően a modellek tanulmányozása, illetve új modell kifejlesztése a célja, ezért a kutatók által kalkulált és publikált értékek hangsúlyozása helyett olyan módszertani aspektusokra koncentrálok, mint például a megtérülési rátát befolyásoló tényezők meghatározása, az eloszlások és a modellezés során alkalmazott transzformációs eljárások vizsgálata.

Nem térek ki például az LGD-nek a tőkekövetelmény prociklikusságára gyakorolt hatásának elemzésére. Erről és más kapcsolódó témákról részletes áttekintés olvasható például *Altman [2009]* aktualizált szakirodalmi összefoglaló munkájában.

5.1. Általános empirikus tanulmányok

A lakossági ügyletek LGD-modellezése területén mindezidáig mind az elméleti, mind az empirikus eredményeket illetően meglehetősen kevés tanulmány készült, ezért szükségesnek tartom, hogy a vállalati szegmensre irányuló vizsgálatok nyomán született empiriából is bemutassak néhány nagy jelentőségű publikációt. Ugyanakkor előre bocsátom, hogy a vállalati hitelek megtérülési rátáira vonatkozó empirikus tanulmányok eredményei csak részben relevánsak a lakossági ügyletek tekintetében, ugyanis a vállalati ügyletek esetében szignifikánsnak bizonyult tényezők némelyike

⁶⁰ A szakirodalom áttekintéséről részletes összefoglaló található *Altman et al. [2005b]* művében, amely jelentős segítséget nyújtott számomra a források összegyűjtésében.

nem értelmezhető a lakossági kitettségekre vonatkozóan.⁶¹ Mindazonáltal ezek a tanulmányok is értékes tapasztalatokat nyújtanak az LGD, illetve a megtérülési ráta alakulását befolyásoló tényezőkkel kapcsolatban.

Mivel kezdetben a pénzügyi intézmények általában nem rendelkeztek elegendő adattal, ezért a modellezők és az elemzők a nyilvános forgalomban lévő kötvények piacán kezdték el az első számításokat. Egyes bankok azonban már saját adatbázisaikra alapozva is megkíséreltek olyan modelleket építeni, amelyek megfelelnek a fejlett IRB módszer követelményeinek (*Altman et al. [2005b]*).

A nemteljesítés esetén várható megtérülési rátákkal kapcsolatos első nagy jelentőségű empirikus tanulmány Altman, Haldeman és Narayanan nevéhez fűződik (*Altman et al. [1977]*). Az általuk felhasznált megtérülési adatok forrásaként nem piaci árinformációk szolgáltak, hanem 1971-1975 közötti banki behajtási folyamatok felmérésének eredményei.

A későbbiekben lassan, fokozatosan kezdett ez a téma a kutatók látókörébe helyeződni. Az egyik legrészletesebb elemzés, amely az 1981-1993 közötti periódusban nemteljesítővé vált kötvényekből származó megtérülésekről, illetve e kötvények árának alakulásáról szól, *Altman és Ebenhart [1994]* nevéhez kapcsolódik.

5.1.1. Várható LGD vs. veszteségeloszlás

A következő évek során a kutatók a hitelkockázati paraméterekkel kapcsolatos kérdéseknek egy újabb aspektusát is vizsgálat alá vonták, aminek eredményeképpen számos olyan tanulmány készült, amely a megtérülési rátáknak nem csak a várható értékét próbálta meghatározni, hanem a teljes valószínűségeloszlását.

A kutatások legnagyobb része nem bankhitelek, sokkal inkább kereskedett vállalati kötvények megtérüléseinek elemzésén alapult, mindazonáltal az itt felmerült kérdések részben a hitelek várható veszteségrátájának meghatározása szempontjából is rendelkeznek relevanciával; ez indokolja a tárgyalásukat.

Az eloszlás vizsgálatának irányába tett első lépésként az átlagos LGD mellett a módusz és/vagy medián értékeket, illetve a szórást is meghatározták. Így például már *Carty és Liebermann [1996]* is említést tettek az LGD eloszlásának aszimmetriájáról: az 1989-

⁶¹ Jellegzetes példaként említhető az alkalmazottak száma, a mérlegfőösszeg és a tevékenységi ágazat.

1996 közötti időszakból származó 58 amerikai elsőrendű fedezett szindikált hitelt vizsgálva 29%-os átlagos LGD és 23%-os medián adódott, tehát az átlagosnál alacsonyabb LGD-értékek domináltak.

Altman és Kishore [1996] az 1978-1995 közötti időszakból származó 696 kötvényt vizsgálva 58,3%-os átlagos LGD-t kalkuláltak, meglehetősen nagy szórással, de arra is felfigyeltek, hogy fedezettség, illetve kielégítési sorrend szerinti bontást alkalmazva lényegesen csökkent az alportfóliókon belüli szórás, a részátlagok pedig jelentősen eltértek egymástól: az elsőrendű kötvényeké 42,11%, az elsőrendű alárendelt kötvényeké 65,62%, a másodrendű alárendelt kötvényeké pedig 68,66% volt.

Roche, Brennan, McGirt és Verde (*Roche et al. [1998]*), akik 18 kiskereskedelmi ágazatból származó 1991-1997 közötti időszakbeli 60 fedezett szindikált kölcsön LGD-jének vizsgálatáról értekeztek, azt találták, hogy míg az összes fedezett bankkölcsön átlagos veszteségrátája 18% volt, addig az alárendelt adósságoké 61%, az elsőrendű alárendelt adósságoké pedig 58%.

Keisman és Van de Castle [1999] a Standard & Poor's hitelezési veszteség adatbázisból az 1987-1997 közötti időszakból származó 829 bankkölcsön megtérüléseit elemezték. A szerzők a középértékek számszerűsítésére helyezték a hangsúlyt, és a teljes portfóliót tekintve 15,5%-os átlagos LGD-t, valamint 24,9%-os szórást mértek.

Gupton, Gates és Carty (*Gupton et al. [2000]*) amerikai kereskedelmi kölcsönök, valamint nemteljesítő elsőrendű fedezett, illetve alárendelt vállalati kölcsönök 1989-2000 közötti megtérülési adatainak vizsgálata alapján erős aszimmetriát figyeltek meg, de ebben az esetben – ellentétben például *Carty és Liebermann [1996]* eredményeivel – az átlagnál magasabb LGD volt jellemző. Fontos további megfigyelési eredményük, hogy jelentős eltérést tapasztaltak a fedezett és a fedezetlen ügyletek LGD-je között: míg 30,5%-os átlagos LGD-t mértek az elsőrendű fedezett kölcsönökre vonatkozóan, addig az elsőrendű fedezetlen kölcsönöké 47,5% volt.

Altman, Resti és Sironi tanulmányában (*Altman et al. [2001]*), amely az 1982-2000 közötti időszakbeli 1000 kötvény veszteségrátájának elemzési eredményeit mutatja be, ugyancsak erősen balra ferdült eloszlás szerepel: a megfigyelések szerint az átlagos LGD (64,15%) jelentősen meghaladta a mediánt (59,95%). A szerzők hasonló relációt tapasztaltak abban az esetben is, amikor a kalkulációt az elsőrendű fedezett kötvényekre korlátozva végezték el (ezek átlagos LGD-je 47,03%, míg a medián 42,58% volt).

O'Shea, Bonelli és Grossman (*O'Shea et al. [2001]*) 35 elsőrendű fedezett vállalati bankkölcsön, illetve alárendelt kötvény 1997-2000 közötti időszakra vonatkozó megtérülési adatainak vizsgálata alapján arra mutattak rá, hogy a kölcsönök és a

kötvények LGD-eloszlása egyaránt aszimmetrikus volt, de míg az előbbieket az alacsony LGD jellemezte (az átlagos LGD 37%, a medián pedig 17,01% volt) – tehát az eloszlás balra ferdült –, addig az utóbbiaknál éppen ellenkezőleg: a magas LGD dominált, ami jobbra ferdült eloszlást sugallt. További megfigyelésük, hogy a kölcsönök viszonylag alacsony LGD-jével szemben a kötvényekre vonatkozóan 88%-os átlagos LGD-t tapasztaltak.⁶²

Hu és Perraudin [2002] 958 hosszú futamidejű elsőrendű alárendelt, illetve fedezett kötvény 1971-2002 közötti megtérülési adatait vizsgálva az LGD eloszlását egycsúcsúnak (unimodálisnak) és ugyancsak aszimmetrikusnak találták.

Gupton és Stein [2002] a Moody's LossCalc modellje alapján 1800 nemteljesítő kötvény, elsőbbségi részvény, valamint elsőrendű fedezett és fedezetlen kölcsön 1981-2002 közötti megtérülési adatait elemezve azt figyelték meg, hogy a modellezésben a normális eloszlással szemben sokkal inkább megfelelő a béta eloszlás alkalmazása. Ugyanakkor arra is felhívták a figyelmet, hogy az LGD akár negatív is lehet, amennyiben a kumulált megtérülések összességében meghaladják a nemteljesítési esemény bekövetkezésének időpontjában fennálló kitettséget.

Dermine és Neto de Carvalho [2003] – akik a behajtási LGD módszertant alkalmazták, ezért tanulmányukat az 5.2. fejezetben mutatom be – konkrétan kifejtették azt a felismerésüket, hogy a nemteljesítő hitelek jelentős része vagy csak minimális – 0%-hoz közeli – megtérülést eredményezett, vagy rövid időn belül kikerült a nemteljesítő státuszból, tehát a realizálható megtérülés megközelítette a 100%-ot. Mindezek alapján arra a következtetésre jutottak, hogy az LGD eloszlása nem normális, sokkal inkább nevezhető kétszúcsúnak (bimodálisnak), és sem a fix megtérülési ráta, sem a béta eloszlás feltételezése nem megfelelő.

Hamilton, Varma, Ou és Cantor (*Hamilton et al. [2003]*), akik összességében 2678 nemteljesítő kötvény és kölcsön 1982-2002 közötti időszakra vonatkozó megtérülési adatait elemezték, arra is felfigyeltek, hogy az összes ügyletet együtt tekintve az LGD mediánja (70%) meghaladta az átlagot (62,8%) – tehát az LGD eloszlása jobbra ferdült –, de ha a vizsgálatot a fedezett ügyletekre korlátozták, akkor éppen ellentétes kép rajzolódott ki (az átlagos LGD 38,4%, a medián pedig 33% volt). Ezt a tanulmányt azért is érdemes kiemelni, mert nagy hangsúlyt fektetett a jelzáloghitelekre. Tekintetbe kell venni azonban azt is, hogy alapvetően a vállalati szegmensre vonatkozó adatok alapján

⁶² *O'Shea et al. [2001]* vizsgálatait mindössze 35 vállalat ügyleteire terjedtek ki, ezért következtetéseiket – a kis elemszám miatt – fenntartásokkal kell kezelni.

készült, ezért következtetései a lakossági jelzáloghitel-ügyletekre közvetlenül nem adaptálhatók.

Renault és Scaillet [2004] nemteljesítő kötvények megtérülési rátáit vizsgálták az 1981-1999 közötti időszakban, és kutatásuk az LGD eloszlástípusának meghatározására irányult. Abból indultak ki, hogy a kétcsúcsos jelleg (bimodalitás) megnehezíti a megtérülések parametrikus módszerekkel történő modellezését, ezért nemparametrikus megközelítést igényel. Mindazonáltal a megtérülési ráták sűrűségfüggvényének nemparametrikus módszertant követő becslése során arra a felismerésre jutottak, hogy a megtérülési ráták a kutatók egy jelentős köre által elfogadott feltételezéssel szemben korántsem tekinthető béta eloszlásúnak.

Altman, Brady, Resti és Sironi egy későbbi tanulmányukban (*Altman et al. [2005a]*), amelyben az 1982-2001 közötti időszakra vonatkozóan 1300 nemteljesítő vállalati kötvény megtérüléseit elemezték, azt találták, hogy az LGD nagyon szélsőséges mértékben szóródott a 62,8%-os átlagos érték körül, és az eloszlás messze nem volt normális.

Gupton, Gates és Carty (*Gupton et al. [2000]*) tanulmányához hasonlóan Acharya, Bharath és Srinivasan (*Acharya et al. [2007]*), akik az S&P adatbázisában szereplő bankkölcsönök és vállalati kötvények 1982-1999 közötti időszakra vonatkozó adatai alapján készítették empirikus kutatásukat, ugyancsak szignifikáns eltérést tapasztaltak az LGD középérték-mutatói között: a kötvényekre számított átlagos LGD 58,04% volt 25,34%-os szórással, a medián pedig 62%.

14. táblázat: Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása I.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	ELOSZLÁSTÍPUS	LGD-KÖZÉPÉRTÉKEK
Carty – Liebermann [1996]	1989-1996: 58 amerikai elsőrendű fedezett szindikált hitel	aszimmetrikus, balra ferdült	átlag: 29%, medián: 23%
Altman – Kishore [1996]	1978-1995: 696 kötvény		együttes átlag: 58,3%, elsőrendű kötvények átlaga: 42,11%, elsőrendű alárendelt kötvények átlaga: 65,62%, másodrendű alárendelt kötvények átlaga: 68,66%
Roche et al. [1998]	1991-1997: 60 fedezett szindikált kölcsön		együttes átlag: 18%, alárendelt adósságok átlaga: 61%, elsőrendű alárendelt adósságok átlaga: 58%
Keisman – Van de Castle [1999]	1987-1997: 829 bankkölcsön a Standard & Poor's hitelezési veszteség adatbázisából		átlag: 15,5%, szórás: 24,9%
Gupton et al. [2000]	1989-2000: amerikai kereskedelmi kölcsönök, elsőrendű fedezett és alárendelt vállalati hitelek	aszimmetrikus, jobbra ferdült	elsőrendű fedezett kölcsönök átlaga: 30,5%, elsőrendű fedezetlen kölcsönök átlaga: 47,5%

14. táblázat (folytatás): Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása I.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	ELOSZLÁSTÍPUS	LGD-KÖZÉPÉRTÉKEK
Altman et al. [2001]	1982-2000: 1000 kötvény	balra ferdült	együttes átlag: 64,15%, együttes medián: 59,95% elsőrendű fedezett kötvények átlaga: 47,03%, elsőrendű fedezett kötvények mediánja: 42,58%
O'Shea et al. [2001]	1997-2000: 35 vállalati elsőrendű fedezett bankkölcsön, alárendelt kötvény	aszimmetrikus (kölcsönöké: balra ferdült, kötvényeké: jobbra ferdült)	kölcsönök átlaga: 37%, kölcsönök mediánja: 17,01%; kötvények átlaga: 88%
Hu – Perraudin [2002]	1971-2002: 958 hosszú futamidejű elsőrendű alárendelt, illetve fedezett kötvény	egycsúcsú (unimodális), aszimmetrikus	elsőrendű fedezett kötvények átlaga: 47%
Gupton – Stein [2002]	1981-2002: 1800 kötvény, elsőbbségi részvény, elsőrendű kölcsön	béta eloszlás (negatív érték is lehet)	
Dermine – Neto de Carvalho [2003]		kétsúcsú (bimodális)	
Hamilton et al. [2003]	1982-2002: 2678 kötvény és kölcsön	együttesen jobbra ferdült, fedezett esetben balra ferdült	együttes átlag: 62,8%, együttes medián: 70%; fedezett ügyletek átlaga: 38,4%, fedezett ügyletek mediánja: 33%
Renault – Scaillet [2004]	1981-1999: kötvények	kétsúcsú (bimodális), de nem béta típusú eloszlás	
Altman et al. [2005a]	1982-2001: 1300 vállalati kötvény		átlag: 62,8%, szélsőségesen nagy szórás
Acharya et al. [2007]	1982-1999: bankkölcsönök és vállalati kötvények az S&P adatbázisából		kötvények átlaga: 58,04%, kötvények mediánja: 62%, kötvények szórása: 25,34% (a bankkölcsönöké átlagosan 22%-kal alacsonyabb)

(Saját készítésű táblázat)

Ezek az elemzések, illetve eredményeik a kötvények és a hitelek tekintetében egyaránt jelentősen hozzájárultak az elmúlt években az LGD-modellezés módszertanának területén bekövetkezett fejlődéshez.

5.1.2. Az LGD befolyásoló tényezői

A befolyásoló tényezők vonatkozásában a legtöbb empirikus tanulmány az LGD időbeli alakulását, illetve a nemteljesítési rátákkal – és közvetetten a gazdaság állapotával – való kapcsolatát vizsgálta, de számos további faktor befolyásoló szerepéről is születtek publikációk.

Altman és Kishore [1996] tapasztalatai szerint a kötvények kibocsátása és a nemteljesítési esemény között eltelt idő nem volt számottevő hatással a megtérülések nagyságára, de például a fedezetlen és alárendelt adósságokat a többihez képest nagyobb LGD-értékek jellemezték.

Roche, Brennan, McGirt és Verde (*Roche et al. [1998]*) 1991-1997 közötti időszakbeli 60 fedezett szindikált kölcsön LGD-jéről szóló tanulmánya az ágazati hovatartozás és az LGD között erős szignifikáns kapcsolat fennállásáról számolt be. A szerzők negatív korrelációt tapasztaltak az LGD és a részvények árfolyama (a Dow Jones ágazati átlag) között, továbbá jelentős tényezőnek bizonyult a kielégítési ranghely is, de például a vállalat méretét nem találták jelentős hatásúnak.

Keisman és Van de Castle [1999] a Standard & Poor's hitelezési veszteség adatbázisból az 1987-1997 közötti időszakból származó 829 bankkölcsön megtérülési adatait regressziós módszertannal elemezve azt tapasztalták, hogy az adósság típusa és nagysága, valamint a mögöttes biztosíték típusa befolyásolta legjelentősebb mértékben az LGD-t.

Gupton, Gates és Carty (*Gupton et al. [2000]*), akik a bankhiteleknek a nemteljesítési eseményt 1 hónappal követően a másodlagos piacon jegyzett árai alapján végezték a modellezést, további szignifikáns befolyásoló tényezőket is találtak. Felfigyeltek például arra, hogy a várható megtérülés és behajtási folyamat hossza között negatív irányú korreláció állt fenn, illetve azzal is összefüggött a várható megtérülés, hogy a nemteljesítő ügyleten túlmenően az adott ügyfél rendelkezett-e másik hitellel. Ez az utóbbi kapcsolat a fedezetlen ügyletek esetében – a fedezettekkel összevetve – sokkal erőteljesebbnek mutatkozott, ami azzal magyarázható, hogy amennyiben a hiteltörlesztés kizárólagos forrása a cash-flow, akkor kritikus jelentőség tulajdonítható annak, hogy abból egy vagy több hitelt kell fizetni.⁶³ Ezzel szemben a szakirodalomban publikált számos tanulmány által szignifikáns befolyásoló tényezőként említett iparág nem bizonyult jelentős magyarázó faktornak.

Frye [2000a] egy olyan modellt javasolt a PD és a megtérülési ráta közötti kapcsolat vizsgálatára, ami alapvetően *Finger [1999]* és *Gordy [2000]* megközelítésén alapult.⁶⁴ Abból a feltevésből indult ki, hogy azok a tényezők, amelyek recesszió idején a default esemény valószínűségét növelik, egyúttal a megtérülési rátákat is csökkentik. Például

⁶³ Ez az összefüggés a hitelösszeg vonatkozásában is hasonlóképpen érvényesül, hiszen tulajdonképpen irreleváns, hogy az ügyfélnek egyetlen nagy összegű vagy pedig több kisebb hitele van.

⁶⁴ E szerint az egyetlen szisztematikus tényező a gazdaság aktuális állapota.

recesszió idején csökken a hitelek mögött álló fedezetek értéke, ezért csak alacsonyabb megtérülésekre lehet számítani. Frye tehát arra mutatott rá, hogy a PD és az LGD közötti kapcsolat voltaképpen abból adódik, hogy mindkét paraméter alakulása ugyanattól a szisztematikus faktortól – a gazdaság aktuális állapotától – függ. Ezek a felismerések azt sejtetik, hogy a megtérülési ráta modellezése során jó kiindulópontot jelenthet azoknak a tényezőknek a vizsgálata, amelyek a nemteljesítési rátát is befolyásolják.

Frye egy másik tanulmányában (*Frye [2000c]*) erős negatív korrelációt talált a nemteljesítési és a megtérülési ráta között. Modellje empirikus teszteléséhez a Moody's Default Risk Service adatbázisában szereplő amerikai vállalati és államkötvények 1982-1997 közötti időszakra vonatkozó nemteljesítési, illetve megtérülési adatait használta. Hamilton, Gupton és Berthault (*Hamilton et al. [2001]*) ugyancsak a PD és az LGD együttmozgását tapasztalták.

O'Shea, Bonelli és Grossman (*O'Shea et al. [2001]*) – hasonlóan *Altman [2001]* tanulmányához – erőteljes LGD-növelő tényezőnek találták a nagymértékű eladósodottságot. Azt is megfigyelték továbbá, hogy az LGD pozitívan korrelált a csődhelyzet időtartamával.

Altman, Resti és Sironi (*Altman et al. [2001]*), hasonlóan *Altman és Kishore [1996]*, Roche, Brennan, McGirt és Verde (*Roche et al. [1998]*), valamint Gupton, Gates és Carty (*Gupton et al. [2000]*) tanulmányához, arra figyeltek fel, hogy a fedezetlen és alárendelt adósságokat a többihez képest nagyobb LGD-értékek jellemezték. Ugyanakkor azt is kiemelték, hogy bár az 1982-2000 közötti időszakban a vizsgált kötvények nemteljesítési rátája és az LGD között pozitív korreláció mutatkozott, az általános makrogazdasági mutatók önmagukban nem befolyásolták jelentősen a megtérüléseket.

Hu és Perraudin [2002] ugyancsak összefüggést tapasztaltak az LGD és a fedezettség között: az elsőrendű alárendelt kötvények LGD-je alacsonyabbnak bizonyult az elsőrendű fedezett kötvények átlagos LGD-jénél (47%).

Frye [2003], aki az 1983-2001 közötti időszakból származó 859 kötvény és kölcsön LGD-jét vizsgálta, az elsőrendű fedezett kölcsönök LGD-jét találta legalacsonyabbnak. További megfigyelése, hogy súlyos gazdasági visszaesés – magas nemteljesítési arány idején 20-25 százalékpontos csökkenés volt tapasztalható a megtérülések (kötvényhozamok) alakulásában, tehát a nemteljesítési ráta és a megtérülési ráta között erőteljes negatív korreláció állt fenn a vizsgált időszakban.

Hamilton, Varma, Ou és Cantor (*Hamilton et al. [2003]*) 2678 nemteljesítő kötvény és kölcsön 1982-2002 közötti időszakra vonatkozó megtérülési adatait elemezve pozitív korrelációt tapasztaltak az LGD és a nemteljesítési ráta között, valamint ugyancsak jelentős befolyásoló tényezőnek minősítették az iparágot.

Verde [2003] a vállalati szektor széles ágazati skálájának hitelkockázatát vizsgálva arról számolt be, hogy 2001-2002 között egyik évről a másikra drasztikus változáson mentek keresztül a megtérülési ráták, 2003-ban viszont visszaálltak a korábbi szintre.

Carey és Gordy [2003] a Moody's Default Risk Service, a Society of Actuaries, az S&P és a Portfolio Management Data adatbázis 1970-1999 közötti időszakra vonatkozó adatait elemezték, és tapasztalataik valamelyest ellentmondtak számos korábbi eredménynek, hiszen a teljes időszakot összességében vizsgálva nem találtak számottevő kapcsolatot a nemteljesítési ráta és az LGD között. Amikor azonban a vizsgálat időhorizontját az 1988-1998 közötti időszakra szűkítették, akkor valóban szignifikáns korreláció rajzolódott ki, amiből arra a következtetésre jutottak, hogy a két hitelkockázati paraméter közötti kapcsolatot a gazdasági ciklusok egyéb tényezői is befolyásolják.

Keisman [2004] a Standard&Poor's adatainak vizsgálata alapján arra mutatott rá, hogy 1998-2002 között a válságperiódus során a megtérülési ráták jelentősen elmaradtak a normál gazdasági helyzetben jellemző megtérülési rátáktól.

Altman és Fanjul [2004] ugyancsak vizsgálták a nemteljesítési ráta és a megtérülési ráta kapcsolatát. Eszerint – hasonlóan Altman, Brady, Resti és Sironi (*Altman et al. [2001; 2005a]*) tanulmányaihoz – inverz kapcsolat (negatív korreláció) állt fenn a PD és a megtérülési ráták között, ugyanis 2001-2002-ben – a magas nemteljesítési ráták időszakában – meglehetősen alacsony⁶⁵ megtérülések adódtak, a következő évre azonban a nemteljesítési ráta erőteljes csökkenésével párhuzamosan csaknem megduplázódtak.

Grippa, Ianotti és Leandri, akik empirikus tanulmányukban (*Grippa et al. [2005]*) 20724 olasz kis- és középvállalati, valamint lakossági hitel megtérüléseit elemezték, azt találták, hogy a hitelösszeg, a fedezet, valamint a nemteljesítő hitelek aránya egyaránt negatívan korrelált a megtérülési rátával. Az egyes ügyfélszegmenseket összehasonlítva arra a megfigyelésre jutottak, hogy a lakossági szektor átlagos megtérülési rátája meghaladta a kis- és középvállalati szektort jellemző átlagot, a lakossági szektoron belül

⁶⁵ A vállalati kötvénypiacokon 25% volt a megtérülési ráta.

pedig a lakáscélú hiteleken realizált megtérülés még az egyéb célú hitelekéhez képest is magasabbnak bizonyult.

Schuermann [2005], valamint Altman, Bradi, Resti és Sironi (*Altman et al. [2005a]*) ugyancsak kiemelték az ágazati tényezőnek a veszteségrátára gyakorolt jelentős hatását, továbbá inverz kapcsolatot találtak – hasonlóan például *Altman és Fanjul [2004]* tanulmányához – a PD és a megtérülési ráták között.

Emery, Cantor, Keisman és Ou (*Emery et al. [2007]*) a Moody's adatainak vizsgálata során pozitív korrelációt tapasztaltak a PD és az LGD között.

Acharya, Bharath és Srinivasan (*Acharya et al. [2007]*) empirikus tanulmányukban, amely az S&P adatbázisában szereplő bankkölcsönök és vállalati kötvények 1982-1999 közötti időszakra vonatkozó adatai alapján készült, ugyancsak arról tettek említést, hogy a default esemény időpontjában fennálló ágazati feltételek jelentősen befolyásolták a megtérülési rátákat. A szerzők szignifikáns eltérést mutattak ki a bankkölcsönök és a kötvények LGD-értékei között,⁶⁶ ami felhívja a figyelmet arra, hogy az eredmények adaptációját minden esetben nagy körültekintéssel kell végezni mind az egyes szegmensek (például vállalati / lakossági), mind az ügylettípusok (például fedezett / fedezetlen ügyletek) vonatkozásában.

15. táblázat: Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása II.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	BEFOLYÁSOLÓ TÉNYEZŐK
Altman – Kishore [1996]	1978-1995: 696 kötvény	fedezettség (–), alárendeltség (+), gazdasági ciklus
Roche et al. [1998]	1991-1997: 60 szindikált fedezett kölcsön	fedezettség (–), alárendeltség (+), ágazati hovatartozás, részvények árfolyama (–)
Keisman – Van de Castle [1999]	1987-1997: 829 bankkölcsön a Standard & Poor's hitelezési veszteség adatbázisából	adósság típusa, adósság nagysága (+), mögöttes biztosíték típusa
Gupton et al. [2000]	1989-2000: amerikai kereskedelmi kölcsönök, elsőrendű fedezett és alárendelt vállalati hitelek	fedezettség (–), alárendeltség (+), behajtási folyamat hossza (+), egyéb hitele van-e az adósnak
Frye [2000a; 2000c]	1982-1997: amerikai vállalati és államkötvények a Moody's Default Risk Service adatbázisából	gazdasági ciklus, nemteljesítési ráta (+)
Hamilton et al. [2001]		nemteljesítési ráta (+)
O'Shea et al. [2001]	1997-2000: 35 vállalati elsőrendű fedezett bankkölcsön, alárendelt kötvény	eladósodottság (+), csődhelyzet időtartama (+)

⁶⁶ A bankkölcsönök esetében mintegy 22%-kal alacsonyabb átlagos LGD-t mértek, mint az elsőrendű fedezett kötvényekre vonatkozóan.

15. táblázat (folytatás): Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása II.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	BEFOLYÁSOLÓ TÉNYEZŐK
Altman et al. [2001]	1982-2000: 1000 kötvény	fedezettség (-), alárendeltség (+), nemteljesítési ráta (+)
Hu – Perraudin [2002]	1971-2002: 958 hosszú futamidejű elsőrendű alárendelt, illetve fedezett kötvény	fedezettség (+)
Frye [2003]	1983-2001: 859 kötvény és kölcsön a Moody's adatbázisából	fedezettség (-), alárendeltség (+)
Hamilton et al. [2003]	1982-2002: 2678 kötvény és kölcsön	nemteljesítési ráta (+), iparág
Verde [2003]		gazdasági ciklus
Carey – Gordy [2003]	1970-1999: Moody's Default Risk Service, Society of Actuaries, S&P és Portfolio Management Data adatbázis	gazdasági ciklus
Keisman [2004]	Standard&Poor's veszteség adatbázisa	gazdasági ciklus
Altman – Fanjul [2004]		nemteljesítési ráta (+)
Altman et al. [2005a]	1982-2001: 1300 vállalati kötvény	nemteljesítési ráta (+), ágazati tényező
Grippa et al. [2005]	20724 olasz kis- és középvállalati, valamint lakossági hitel	hitelösszeg (+), fedezettség (+), nemteljesítő hitelek aránya (+), szektor (lakossági / vállalati), hitelcél (lakáscélú-e)
Schuermann [2005]		ágazati tényező
Emery et al. [2007]	Moody's adatai	nemteljesítési ráta (+)
Acharya et al. [2007]	1982-1999: bankkölcsönök és vállalati kötvények az S&P adatbázisából	ágazati feltételek a nemteljesítés időpontjában, adósságtípus kölcsön / kötvény)

(Saját készítésű táblázat)

Ezen alfejezet lezárásaként érdemes kiemelni két további tanulmányt, amelyek a gazdasági helyzet LGD-re gyakorolt hatásának elemzéséről készültek a jelen gazdasági válság időszakát vizsgálva. *Keisman és Marshella [2009]*, valamint *Altman és Karlin [2009]* a 2009-es év I. félévi adatait elemezve arra mutattak rá, hogy a nemteljesítési ráta növekedésének 2008-ban kezdődő és 2009-ben tovább folytatódó rendkívüli felgyorsulásával párhuzamosan a megtérülési ráták rekordszintre csökkentek. A szerzők a gazdasági ciklikusság hitelkockázati paraméterekre gyakorolt hatásának jelentőségére hívták fel ismét a figyelmet. Empirikus kutatásom során én is kísérletet teszek a gazdasági helyzetet jellemző faktorok szerepének feltérképezésére.

5.1.3. Módszertani vonatkozások

Az elmúlt években számos olyan empirikus munka jelent meg, amelyben az LGD-becslés módszertana is bemutatásra került. Az alábbiakban néhány jelentős tanulmányt ismertetek vázlatosan, a teljesség igénye nélkül.

Hu és Perraudin [2002] a Moody's 1971-2000 közötti historikus kötvénypiaci adatait felhasználva a megtérülések és a nemteljesítési ráták összefüggését vizsgálták. Az extrém érték elmélet és egyéb nemparametrikus eljárások alkalmazásával elemezték a negatív korrelációnak a hitel VaR mérőszámokra gyakorolt hatását, és 99%-os konfidenciaszinten statisztikailag szignifikánsnak találták.

Pykhtin [2003] alapvetően *Gordy [2000]* egyfaktoros modelljének logikáját követte, így azzal a feltételezéssel élt, hogy a megtérüléseket egyetlen szisztematikus faktor – a gazdaság aktuális állapota – befolyásolja. Mindazonáltal abban a tekintetben újítást hozott, hogy a megtérülések eloszlását lognormálisnak tekintette.

Jokivuolle és Peura [2003] egy újfajta megközelítést alkalmaztak. Opcióárazási metodikán alapuló modelljükbe, amely szerint a nemteljesítési esemény bekövetkezését a vállalati eszközérték alakulása váltja ki, beépítették a fedezet értéke és a nemteljesítési ráta közötti korrelációt. Azzal a feltevessel éltek, hogy a megtérülési rátát a sztochasztikus fedezetérték határozza meg, a PD pedig egy exogén tényező, ezért az LGD kalkulációjához nem szükséges a vállalati eszközérték modellezése. Vizsgálataik eredményeképpen ők is inverz kapcsolatot találtak a PD és a megtérülési ráták között.

Düllmann és Trapp [2004] az S&P Credit Pro adatbázis kötvényekre és hitelekre vonatkozó 1982-1999 közötti default és megtérülési ráta idősorai alapján arra a következtetésre jutottak, hogy a szisztematikus kockázati faktor jelentősen befolyásolja a megtérülési rátát.

Chabaane, Laurent és Salomon (*Chabaane et al. [2004]*) megmutatták, hogy a Bázeli II ajánlásokon alapuló számítások lefelé torzított becsléseket eredményeznek a várható hitelveszteségre vonatkozóan, hiszen nem veszik figyelembe a korrelációt.

Altman, Brady, Resti és Sironi (*Altman et al. [2005a]*) mintegy 1300 nemteljesítő amerikai vállalati kötvényre vonatkozó 1982-2001 közötti megtérülési adatot vizsgáltak. Az empirikus elemzések során ők is negatív korrelációt tapasztaltak a default és a megtérülési ráták között, mindazonáltal felismerték, hogy a gazdaság állapotát leíró egyetlen szisztematikus faktor helyett más tényezők akár nagyobb magyarázó erővel is

rendelkezhetnek. Arra a következtetésre jutottak, hogy a legfontosabb faktor a nemteljesítő kötvények piaci kínálata, emellett számos egyéb olyan változó, amely a kockázatos kötvények piacának méretét és a gazdasági ciklust jellemzi, ugyancsak viszonylag nagy magyarázó erővel rendelkezett.

Egy későbbi tanulmányukban annak érdekében, hogy felmérjék a nemteljesítési ráták és a megtérülési ráták közötti negatív korreláció hitelkockázati modellekre gyakorolt hatását, Monte Carlo szimulációt végeztek egy bankhitel-portfólió adatai alapján. Azt találták, hogy mind a várható, mind pedig a nem várt kockázat jelentős alulbecslését eredményezte, ha azzal a feltételezéssel éltek, hogy a PD és az LGD nem korrelálnak egymással.

Annak ellenére, hogy a pénzügyi intézmények számára rendkívül fontos, hogy megfelelő előrejelző képességű modellel rendelkezzenek, kezdetben csak nagyon kevés empirikus elemzésben kerültek leírásra az alkalmazott modellek. Különösen nem volt jellemző az olyan egzakt megfogalmazások publikálása, amelyek konkrét gyakorlati segítséget nyújtottak volna az intézmények számára saját LGD-modelljük kialakításához.

E tekintetben jelentős mérföldkövet jelentett a *Gupton és Stein [2005]* által bemutatott Moody's KMV LossCalcTM modell, amely arra irányult, hogy mintegy 3026 nemzetközi (ázsiai, ausztrál, észak- és dél-amerikai, valamint európai) megfigyelési adat alapján 1 éves időhorizonton, számos faktor egyidejű figyelembevételével modellezze a megtérülési ráta alakulását. A szerzők korábbi tanulmányához hasonlóan a megtérülési modell alapjául ebben az esetben is a kötvények, illetve hitelek másodlagos piaci árai szolgáltak.

Az előrejelző faktorokat alapvetően a következő öt csoportba sorolták be:

- fedezetekre vonatkozó adatok,
- ügyletinformációk,
- ügyfélinformációk,
- iparági jellemzők,
- makroökonómiai tényezők.

Azt találták, hogy a fedezetekre vonatkozó adatok figyelembevétele 72%-kal növelte a modell pontosságát. Míg az ügyfelekre vonatkozó információk közül az eladósodottságnak és a default esemény valószínűségének volt jelentős befolyásoló szerepe, addig az ügyletinformációk tekintetében a típus (hitel / kötvény) és a kielégítési ranghely bizonyult szignifikánsnak. Az iparági jellemzőket olyan tényezőkkel ragadták

meg, mint például az egyes iparágak átlagos PD értékei, a makroökonómiai tényezők hatásának vizsgálatával pedig olyan speciális jellemzőket is figyelembe tudtak venni, mint például a végrehajtásbeli jogi eltérések.

Tanulmányuk nem csak azért jelent nagy előrelépést, mert a vizsgált magyarázó tényezőket, illetve a felhasznált adatokat illetően jelentősen szélesebb kört ölelt fel, mint a korábbiak, hanem azért is, mert nem csak az elméletet, illetve a modellezési eredményeket, hanem az LGD-kalkuláció konkrét módszertanát is viszonylag részletesen bemutatta.

Bakshi, Madan és Zhang (Bakshi et al. [2006a]) a PD és a megtérülési ráták közötti korrelációt is figyelembe véve modellezték a BBB minősítésű vállalati kötvények veszteségrátájának alakulását. Empirikus eredményeik egybevágtak a korábbi tapasztalatokkal, amelyek szerint a nemteljesítési valószínűség és a megtérülési ráták között negatív korreláció áll fenn. Azt találták, hogy a megtérülési ráta 1 százalékpontos csökkenése a PD mintegy 4 százalékpontos növekedésével járt együtt.

A későbbiekben a szimulációs eljárások és egyéb komplex módszertanok is egyre inkább teret nyertek. Például *Huang és Oosterlee [2008]* béta eloszláson alapuló regressziókkal modellezték a sztochasztikus random változóként kezelt LGD alakulását. *Hlawatsch és Ostrowski [2010]* ugyancsak a szimulációs eljárások irányába mozdultak el: kutatásuk arra irányult, hogy két béta eloszlás ötvöztetésével olyan modellt alakítsanak ki, amely képes megragadni az LGD eloszlásának kétcsúcsos jellegét (bimodalitását), és egyúttal azt is biztosítja, hogy az értéktartomány a $[0;1]$ intervallumra korlátozódjon. A szerzők a paraméterek becsléséhez a 4.1.1. fejezetben említett Expectation Maximization eljárást alkalmazták.

Az új módszertanok megjelenése és fokozatos elterjedése azonban korántsem jelenti a „hagyományos” analitikus eljárások létjogosultságának megszűnését; alkalmazásuk továbbra is számos újonnan megjelenő tanulmánynak képezi alapját.

16. táblázat: Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása III.

SZERZŐK	ALKALMAZOTT MÓDSZERTAN ÉS KÖVETKEZTETÉSEK
Hu – Perraudin [2002]	Extrém érték elmélet, egyéb nemparametrikus eljárások alkalmazása historikus kötvénypiaci adatokon. A korrelációnak a hitel VaR mérőszámokra gyakorolt hatásának vizsgálata.
Pykhtin [2003]	A megtérülési ráták lognormális eloszlásának feltételezése. Gordy [2000] alapján „egyfaktoros modell” (a gazdaság állapota az egyetlen szisztematikus faktor).
Jokivuolle – Peura [2003]	Feltevés: a PD exogén tényező, a megtérülési rátát a sztochasztikusan változó fedezetérték határozza meg. Opcióárazási módszertan a fedezetérték és a PD közötti korreláció beépítésével.

16. táblázat (folytatás): Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása III.

SZERZŐK	ALKALMAZOTT MÓDSZERTAN ÉS KÖVETKEZTETÉSEK
Düllmann – Trapp [2004]	A szisztematikus kockázati faktor vizsgálata default és megtérülési ráta idősorok alapján.
Chabaane et al. [2004]	A korreláció figyelmen kívül hagyásának hatásvizsgálata. Következtetés: lefelé torzított becsléseket eredményez a várható hitelveszteségre vonatkozóan.
Altman et al. [2005a]	Egy- és többváltozós ökonometriai modellezés. A legfontosabb faktor a nemteljesítő kötvények piaci kínálata. További tényezők: a rossz minősítésű kötvények piacának méretét és a gazdasági ciklust jellemző változók. Monte Carlo szimuláció a PD-LGD korreláció vizsgálatára.
Gupton – Stein [2005]	Többváltozós modell a defaultos kötvények és hitelek másodlagos piaci árai alapján. Az előrejelző faktorok: (1) fedezet-, (2) ügylet-, (3) ügyféladatok, (4) iparági jellemzők, (5) makroökonómiai tényezők. Transzformált kockázati tényezők alkalmazása a regresszióban.
Bakshi et al. [2006a]	A PD és a megtérülési ráták közötti korreláció figyelembevétele. A BBB minősítésű vállalati kötvények esetében a megtérülési ráta 1 százalékpontos csökkenése a PD 4 százalékpontos növekedésével járt együtt
Huang – Oosterlee [2008]	Béta eloszláson alapuló regressziók. Az LGD sztochasztikus random változóként kezelése.
Hlawatsch – Ostrowski [2010]	Béta eloszlások ötvözése a kétsúcsos jelleg (bimodalitás) megragadása és a [0;1] intervallumra korlátozás érdekében. Expectation Maximization eljárás alkalmazása.

(Saját készítésű táblázat)

5.2. Hitelügyletekre vonatkozó behajtási LGD módszertanon alapuló elemzések

A behajtási LGD módszertan első nagy jelentőségű alkalmazása a fejezet elején már említett tanulmány, amely Altman, Haldeman és Narayanan nevéhez fűződik (*Altman et al. [1977]*). A kutatók a nemteljesítő ügyletek 3 év során adódó megtérüléseit vizsgálták, de nem végeztek diszkontálást, ami kétségtelenül torzította az eredményeket. Mindazonáltal ez az empirikus tanulmány tekinthető az első alkalmazott behajtási LGD metodika bemutatásának, amelynek a módszertan megalapozása tekintetében fontos szerep tulajdonítható. Tekintettel azonban arra, hogy a szerzők figyelmen kívül hagyták a pénz időértékét, a számszerű eredmények kevésbé informatívak.

A behajtási LGD módszertant prezentáló munkák ezt követően mintegy két évtizeden keresztül egyáltalán nem jutottak szerephez, de az 1990-es évek közepétől egyre több tanulmány született.

5.2.1. Definíciók és feltételezések

Asarnow és Edwards [1995] a Citibank 1970-1994 közötti 24 éves adatsora alapján az amerikai bankhitelek nemteljesítéséből eredő veszteségeket elemezték. A vizsgált

ügyletek között 831 elsőrendű, fedezett, illetve fedezetlen kereskedelmi és ipari kölcsön, 89 strukturált fedezett kölcsön, nagy- és középvállalati hitelek szerepeltek, amelyeknek a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló összege 1 millió USD és 190 millió USD között alakult.

Diszkontrátaként a hitelezési kamatlábat használták, az általuk alkalmazott default definíció pedig a CRD szabályozásnak is megfelelt, hiszen nemteljesítőnek tekintettek minden olyan ügyletet, amelyet a bank szerint az ügyfél valószínűleg nem fog teljes egészében visszafizetni vagy már késedelembe esett. Ugyanakkor például az ügylet lezárására vonatkozó meghatározásról a CRD-vel való konzisztencia nem mondható el, hiszen a szerzők csak akkor tekintették az ügyleteket lezárultnak, ha a kitettség nullára csökkent.

Megfigyeléseik szerint az LGD a vizsgált 24 éves időszak során viszonylag stabilan alakult, de nem normális, hanem balra ferdült,⁶⁷ illetve kétszcúcsú (bimodális) eloszlás jellemezte.

Carty és Liebermann [1996] a Loan Pricing Corporation veszteség adatbázisában 1990-1996 között szereplő olyan 229 elsőrendű fedezett kis- és középvállalati kölcsön megtérüléseire vonatkozóan végeztek számításokat, amelyeknek a behajtási folyamata már lezárult.

A megtérülési rátát – jelentős leegyszerűsítésekkel élve – a kamat- és tőketörlesztések diszkontált összegzése alapján kalkulálták, figyelmen kívül hagyva a különféle költségeket és díjtételeket, diszkontrátaként pedig olyan hozamokat használtak, amelyeket úgy számszerűsítettek, hogy a LIBOR-t az ügyletkockázat alapján számolt kamatfelárral megnövelték. Az általuk megfigyelt eloszlás erősen balra ferdült: a 8%-os mediánnal szemben 21% volt az átlagos LGD.

Eales és Bosworth [1998] tanulmánya az ausztrál Westpac Banking Corporation megtérülési rátáinak 1992-1995 közötti empirikus vizsgálati eredményeit mutatta be. Ez az elemzés összesen 5782 ügyfél már lezárult, 6,7 millió USD-nél alacsonyabb összegű kisvállalati, fogyasztási és lakáshitelére, valamint ingatlan-beruházási hitelére terjedt ki, amelyen belül csaknem 95% volt a fedezett ügyletek aránya.

Diszkontrátaként a CAPM szerinti alternatív tőkeköltséget alkalmazták, de megmutatták, hogy például *Asarnow és Edwards [1995]* elemzéséhez hasonlóan a hitelezési kamatlábat használva az LGD 10%-kal alacsonyabbnak mutatkozott volna.

⁶⁷ Például az ipari és kereskedelmi kölcsönök átlagos LGD-je 34,79% volt, a medián pedig csak 21%.

A realizált megtérülésekből levonták a nemteljesítést követő további hitelkifizetéseket, valamint a külső és belső behajtási költségeket, és ezeknek a nettó megtérüléseknek az alapján kalkulálták a megtérülési rátát. Az LGD-értékek eloszlását 0%-nál, illetve 100%-nál levágták.

A különböző kölcsöntípusok vonatkozásában ők is eltérő LGD-t tapasztaltak: a kereskedelmi kölcsönök átlagos LGD-je 31% (mediánja 22%), a fogyasztási kölcsönöké pedig 27% (mediánja 20%) volt; továbbá a fedezetlen ügyletek veszteségrátája is magasabbnak mutatkozott, mint a fedezettéké. Felismerték, hogy a fedezetlen és a fedezett ügyletek LGD-eloszlása jelentősen eltért egymástól: míg a fedezetlen hiteleké kétcsúcsú (bimodális) volt, addig a fedezettéket balra ferdült egycsúcsú (unimodális) eloszlás jellemezte. Hamilton, Varma, Ou és Cantor (*Hamilton et al. [2003]*) a már említett kutatásuk során ugyancsak eltérést találtak a fedezetlen és a fedezett ügyletek LGD-eloszlása tekintetében, de ők tulajdonképpen csak a ferdeség irányát vélték eltérőnek.

Felsovalyi és Hurt [1998] olyan 1149 latin-amerikai lezárt kölcsönügyletnek az 1970-1996 közötti időszakbeli megtérüléseit vizsgálták, amelyek meghaladták 100 ezer USD-t. *Eales és Bosworth [1998]* munkájához hasonlóan ők is erősen balra ferdült eloszlást tapasztaltak. Az általuk mért átlagos LGD 31,8% volt 28,8%-os szórással, de miközben kifejezetten nagynak mutatkozott a 15%-nál alacsonyabb LGD-értékek aránya, akadt példa a 100%-ot meghaladó LGD-re is.

A nemteljesítési eseményre vonatkozó definíciójuk megegyezett az *Asarnow és Edwards [1995]* korábban bemutatott tanulmányában alkalmazott meghatározással, tehát nemteljesítőnek tekintettek minden olyan ügyletet, amelyet az ügyfél valószínűleg nem fog teljesen visszafizetni, illetve amely már késedelembe esett.

Araten, Jacobs és Varshey (*Araten et al. [2004]*) 3761 nagyvállalati kölcsön JP Morgan-tól származó 1982-1999 közötti megtérülési adatait elemezték, és azt figyelték meg, hogy az LGD módusza (5%) jelentősen az átlag (39,8%) alatt maradt, az eloszlás balra ferdült. Ugyanakkor más elemzések eredményeivel összevetve az általuk mért LGD-értékek erősebben (35,4%-os szórással) és szélesebb sávban (-10%-tól 173%-ig) szóródtak, de *Eales és Bosworth [1998]* korábban említett módszerétől eltérően nem vágták el az eloszlást 0%-nál és 100%-nál a középértékek számítása előtt.

Dermine és Neto de Carvalho [2003; 2005] a Banco Comercial Portugues kis- és középvállalatok számára 1995 júniusa és 2000 decembere között folyósított nemteljesítő hiteleinek 371 elemű mintáját vonták elemzés alá. Meglehetősen szigorú default definíciót alkalmaztak: már az 1 napos késedelmet is mulasztásnak tekintették, aminek következtében nagyszámú többszörös default szerepelt a megfigyelések között. Az eredmények elemzése során nem lehet elvonatkoztatni attól a sajátosságtól, hogy a szerzők ilyen esetben csak a legelső alkalmat vették figyelembe, és ez a megtérülési ráta felülbecsléséhez vezetett.

Grunert és Weber [2005; 2009] 1992-2003 közötti németországi vállalati hitelekre vonatkozó banki adatokat vizsgáltak, és adatbázisukban 120 vállalat lezárt ügyletei szerepeltek. A kalkuláció ügyfélszinten, egységesen 5%-os diszkontrátával, a bejövő és kimenő pénzáramlások széles körének figyelembevételével készült.

A szerzők részletesen elemezték a megtérülési ráták eloszlását, és erőteljes jobbra ferdülést tapasztaltak, ugyanakkor arra is felfigyeltek, hogy a megtérülési ráták számos esetben negatívak voltak, tehát egyes ügyletek esetében a költségek jelenértéke meghaladta a bruttó megtérülési összegek diszkontált értékét.

Dermine és Neto de Carvalho [2003; 2005] tanulmányaihoz hasonlóan azt tapasztalták, hogy a legjelentősebb költségek a biztosítékok érvényesítéséből eredtek, ezért a kisebb összegű hitelek esetében a költségek relatíve nagyobbak bizonyultak, mint a magas hitelösszegek esetében.

Brady, Chang, Miu, Ozdemir és Schwartz (*Brady et al. [2007]*) a nemteljesítési eseményt követő megtérülések kockázatának megfelelő diszkontráta meghatározását tűzték ki célul. Tanulmányukban piaci árakat és behajtásból származó megtérüléseket tartalmazó adatbázisbeli empirikus adatokat is összevetettek.

Thomas, Mues, Matuszyk és Moore (*Thomas et al. [2007a; 2007b]*) azt vizsgálták, hogy milyen tényezők befolyásolták a banki belső behajtási osztály, illetve a külső cég által végzett behajtási folyamatokból eredő megtérüléseket.

Csak a 180 napnál hosszabb késedelembe lévő ügyleteket tekintették nemteljesítőnek, és csak a default eseményt követő első 24 hónap megtérüléseit vették figyelembe. Tekintettel azonban arra, hogy az elemzést két meglehetősen eltérő adatbázis felhasználásával végezték, a számszerű eredmények összehasonlíthatósága megkérdőjelezhető.

Keisman és Marshella [2009] a Moody's bankhitelekre, valamint adósságpapírokra vonatkozó 1988-2009 közötti időszakbeli megtérülési adataira alkalmazták a behajtási LGD módszertant. Portfóliójuk mintegy 3000 ügyletet tartalmazott. Számításaikat diszkontráta alkalmazása nélkül, valamint a nemteljesítési eseményt megelőző kamatlábbal történő diszkontálással egyaránt elvégezték.

Azt tapasztalták, hogy az elsőrendű bankhitelek – amelyek jelentős részben fedezettek voltak – jellemezte a legmagasabb megtérülési ráta, míg a legalacsonyabb megtérülést a kielégítési rangsorban hátul elhelyezkedő kötvények eredményezték. A nominális és diszkontálásos módszerrel számított ráták összevetése során azt találták, hogy ezek eltérése is az elsőrendű bankhitelek esetében volt a legnagyobb, illetve a kielégítési rangsorban hátul elhelyezkedő kötvények esetében a legkisebb.

Chalupka és Kopecsni [2009] egy anonim cseh kereskedelmi bank adatbázisában szereplő lezárt és folyamatban lévő cseh kis- és középvállalkozási (SME), valamint vállalati hitelügyletek adatait használták fel az LGD modellezéséhez. Szignifikáns eltérést tapasztaltak az 1 éven belül lezárult és az ennél hosszabb behajtási folyamattal rendelkező ügyletek LGD-értékei között, és mivel az előbbi kategóriába tartozó esetek jelentős része „technikai default”⁶⁸ volt, ezért ezeket kizárták az elemzésből.

A kumulált megtérülési ráták alapján azt tapasztalták, hogy a behajtási folyamat első 3 évét követően már nem adódtak számottevő megtérülések, ezért a megtérülési időszak effektív hosszát 3 évnél tekintették. Tehát azokat a lezáratlan ügyleteket is bevonták az elemzésbe, amelyek esetében a behajtási időszak hossza (a default esemény óta eltelt idő) meghaladta ezt az időtartamot.

A közvetlen költségeket figyelmen kívül hagyták, a közvetett költségek allokálása során pedig a kumulált megtérüléseket tekintették vetítési alapnak, így ezeket a költségeket a megtérülési összeg 1,8%-aként becsülték a múltbeli tapasztalat alapján.

A fedezeteket öt különböző kategóriába sorolták, és ezekhez 0, 240, 420, 600, illetve 990 bázispontos kockázati prémiumot rendeltek, majd az egyes ügyfelekhez tartozó kockázati prémiumot az ügyleteik mögött álló fedezetek kockázati osztályai alapján kalkulálták. A diszkontrátát a kockázatmentes hozam és az eszközosztályonként eltérő kockázati prémium összegeként definiálták.

Összehasonlítóképpen egységes 0%-os, 1%-os,..., 8%-os és 9%-os kockázati prémiumot alkalmazva azt tapasztalták, hogy a kockázati prémium 1%-os növekedése az LGD-t hozzávetőlegesen ugyanennyi százalékponttal emelte, és ezt a mérsékelt

⁶⁸ Marginálisan kis összegű vagy rövid ideig tartó késedelem.

hatást a szerzők a behajtási periódus rövidségével magyarázták. A szisztematikus eszközkockázati osztály szerinti megközelítés az 5%-os egységes kockázati prémium alkalmazásához hasonló LGD-értékeket eredményezett.

A megfigyelések évenkénti alacsony számából adódóan az ügyleteket indulásuk, illetve nemteljesítésük időpontja alapján három kategóriába sorolták (1994-ig, 1995-1999, 2000-2005), amely periódusok a cseh bankszektor különböző fejlődési szakaszait, illetve a cseh gazdaság eltérő ciklusait fedték le. Az eltérések az LGD-értékekben is megnyilvánultak, szignifikáns hatást gyakoroltak.

Bellotti és Crook [2008] a lakossági hitelkártyatermékek megtérülési, illetve veszteségrátájának előrejelzésére képes modell kialakítását tűzték ki célul. Egy, az egyesült királyságbeli pénzügyi intézménytől származó adatok négyféle hitelkártyatermék 1998-2004 között indult ügyleteire vonatkoztak.

A szerzők mindössze 12 hónapos megtérülési időszakkal kalkuláltak, továbbá jelentős leegyszerűsítést alkalmazva költségekkel nem számoltak. Kizárólag azokat az ügyleteket vonták be a kalkulációba, amelyek nemteljesítővé válása óta legalább 12 hónap eltelt. Az eloszlás alakjának és statisztikai jellemzőinek meghatározására nem tértek ki, alapvető céljuk ugyanis a modellalkotás és az egyes modellek előrejelző képességének mérése, összevetése volt.

17. táblázat: Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása IV.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	FELTÉTELEZÉSEK	ELOSZLÁSTÍPUS, LGD-KÖZÉPÉRTÉKEK
Asarnow – Edwards [1995]	1970-1994: 831 elsőrendű kereskedelmi és ipari kölcsön, 89 strukturált fedezett kölcsön, nagy- és középvállalati hitelek (Citibank), 1 millió – 190 millió USD	Diszkontráta: hitelezési kamatláb. Nemteljesítés definíciója: a CRD-nek megfelelő. Lezárult ügylet: ha a kitettsége 0.	Balra ferdült, illetve kétszcúszú (bimodális) eloszlás. Az ipari és kereskedelmi kölcsönök átlagos LGD-je: 34,79%, mediánja: 21%.
Carty – Liebermann [1996]	1990-1996: 229 elsőrendű fedezett kis- és középvállalati kölcsön, amelyeknek a behajtási folyamata már lezárult (Loan Pricing Corporation adatbázisa)	A költségek és díjak figyelmen kívül hagyása. Diszkontráta: LIBOR + az ügylet kockázata szerint kalkulált kamatspread.	Erősen balra ferdült eloszlás. Átlag: 21%; Medián: 8%.
Eales – Bosworth [1998]	1992-1995: 5782 ügyfél már lezárult, 6,7 millió USD-nél alacsonyabb összegű kisvállalati, fogyasztási, lakás- és ingatlan-beruházási hitelek (ausztrál Westpac Banking Corporation adatbázisa)	Diszkontráta: CAPM szerinti alternatív tőkekölség. Megtérülések és költségek nettósítása. A 0%-nál kisebb vagy 100%-nál nagyobb LGD-k levágása.	A fedezetlenek eloszlása kétszcúszú (bimodális), a fedezetté balra ferdült egyszcúszú (unimodális), alacsonyabb átlaggal. Kereskedelmi kölcsönök átlagos LGD-je: 31%, mediánja: 22%. Fogyasztási kölcsönök átlaga: 27%, mediánja: 20%.

17. táblázat (folytatás): Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása IV.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	FELTÉTELEZÉSEK	ELOSZLÁSTÍPUS, LGD-KÖZÉPÉRTÉKEK
Felsovalyi – Hurt [1998]	1970-1996: 1149 latin-amerikai 100 ezer USD-nél magasabb összegű kölcsön, már lezárt behajtási folyamat	Nemteljesítés definíciója: a CRD-nek megfelelő.	Erősen balra ferdült eloszlás. Átlag: 31,8%. Szórás: 28,8%. Gyakori a 15%-nál kisebb LGD. Előfordul 100%-nál nagyobb is.
Araten et al. [2004]	1982-1999: 3761 nagyvállalati kölcsön (JP Morgan)	Az LGD kilóghat a [0;1] intervallumból.	Balra ferdült eloszlás. Átlag: 39,8%. Módusz: 5%. Szórás: 35,4%. Tartomány: -10%-tól 173%-ig.
Dermine – Neto de Carvalho [2003; 2005]	1995-2000: 371 kis- és középvállalati hitel (Banco Comercial Portugues)	Nemteljesítés definíciója: 1 napos késedelem. Minden ügyletnél csak az első default esemény figyelembevétele.	
Grunert – Weber [2005; 2009]	1992-2003: 120 németországi vállalati ügyfél már lezárt bankhitelei	Sokféle bejövő és kimenő pénzáramlás figyelembevétele. Diszkontráta: 5%. Ügyfélszintű számítás. Legnagyobb költség: biztosítékértéyesítés.	Erősen jobbra ferdült eloszlás. Gyakori a 100%-nál nagyobb LGD.
Brady et al. [2007]	Piaci árak és behajtásból származó megtérülések.		
Thomas et al. [2007a; 2007b]	11000 személyi kölcsön + 70000 elemű külső behajtási adatbázis	Nemteljesítés definíció: 181 napos késedelem. Effektív megtérülési időszak: 24 hónap.	
Keisman – Marshella [2009]	1988-2009: 3000 bankhitel és adósságpapír (Moody's)	Diszkontráta: 0, illetve a nemteljesítési eseményt megelőző kamatláb.	A kielégítési rangsorban hátul elhelyezkedő kötvények átlagos LGD-je magasabb, mint az elsőrendű fedezett bankhitel.
Chalupka – Kopecsni [2009]	Lezárt és folyamatban lévő cseh kis- és középvállalkozási, valamint vállalati hitelügyletek (anonim kereskedelmi bank)	Közvetlen költségek figyelmen kívül hagyása. Effektív megtérülési időszak: 36 hónap. Költségallokáció: a megtérülés 1,8%-a. A fedezetek kockázat szerint felosztása 5 kategóriára. Diszkontráta: kockázatmentes hozam + kockázati prémium.	Eltérő eloszlás az 1 éven belül lezárt és az ennél hosszabb behajtási folyamat esetén. Az LGD eltérő a bankszektor különböző fejlődési szakaszaiban és a gazdaság eltérő ciklusaiban.
Bellotti – Crook [2008]	1998-2004: Négyféle hitelkártyatermék (Egyesült Királyság)	Effektív megtérülési időszak: 12 hónap. Költségek figyelmen kívül hagyása.	

(Saját készítésű táblázat)

A következő részben azt tárgyalom, hogy a hitelügyletekre vonatkozó behajtási LGD módszertanon alapuló empirikus elemzések szerint milyen tényezők befolyásolják számottevő mértékben a megtérülési ráta, illetve az LGD alakulását.

5.2.2. A megtérülési ráta, illetve az LGD befolyásoló tényezői

Asarnow és Edwards [1995] a Citibank 1970-1994 közötti 24 éves adatsora alapján az amerikai bankhitelek nemteljesítéséből eredő veszteségeket elemezve azt tapasztalták, hogy az LGD értékét jelentősen befolyásolta a kölcsönök fedezettsége, típusa, ugyanakkor például a hitelösszeg hatása nem volt szignifikáns. A különböző ügylettípusok LGD-je között jelentős eltérés mutatkozott: míg a kereskedelmi és ipari kölcsönök átlagos LGD-je 34,79% volt (mediánja 21%), addig a strukturált kölcsönöké mindössze 12,75%.

Carty és Liebermann [1996] elsőrendű fedezett kis- és középvállalati kölcsönök megtérüléseit vizsgálva a fedezettípus és az LGD közötti kapcsolatot tekintve azt tapasztalták, hogy a forgóeszköz-fedezettű hitelek veszteségrátája alacsonyabb volt, mint azoké, amelyek mögött ingatlan vagy valamilyen befektetett tárgyi eszköz állt fedezetként. Ennek lehetséges magyarázata az, hogy a forgóeszközök likvidebbek, így gyorsabban és nagyobb összegű megtérülésre számíthat belőlük a bank.

Eales és Bosworth [1998] a kisvállalati, fogyasztási és lakáshitelek, valamint ingatlan-beruházási hitelek körében inverz kapcsolatot találtak a hitelösszeg és az LGD között, ami ellentmondott számos más tanulmány eredményeinek.

Felsovalyi és Hurt [1998] a kölcsönösszeg és az LGD között pozitív irányú kapcsolatot figyeltek meg, a nemzeti makrogazdasági tényezők hatását azonban nem találták meghatározónak. Ezt támasztja alá az a megfigyelésük is, hogy bár elemzésük 27 éves periódust ölelt fel, az átlagos LGD időben viszonylag stabilnak mutatkozott.

McNabb és Wynn [2000] lakossági hitelek megtérülését vizsgálva arra hívták fel a figyelmet, hogy a nemteljesítési esemény háttérében álló okok különbözősége is jelentős mértékben befolyásolja a behajtási folyamat eredményét, Bos, Kelhoffer és Keisman (*Bos et al. [2002]*) pedig a PD és az LGD közötti korrelációra mutatott rá.

Araten, Jacobs és Varshey (*Araten et al. [2004]*) a JP Morgan nagyvállalati kölcsöneinek 1982-1999 közötti megtérülési adatait elemezve a teljes időszakot egyben vizsgálva nem tapasztaltak összefüggést a nemteljesítési ráta és a veszteségráta alakulása között, de amennyiben az első négy évet kihagyták az elemzésből, akkor pozitív korreláció rajzolódott ki. A szerzők a fedezet típusa és az LGD között minden időtávon szignifikáns kapcsolatot találtak.

Dermine és Neto de Carvalho [2003; 2005] a kis- és középvállalati hitelekre a behajtási LGD módszertant alkalmazva számos korábbi empirikus tanulmánnyal egybehangzó következtetésre jutottak: az elemzési eredmények azt mutatták, hogy a megtérülési ráta leginkább a hitelösszeg nagyságával, valamint a fedezettípussal hozható összefüggésbe. Míg a hitelösszeggel erős negatív irányú korrelációt találtak, addig a fedezettséggel – különösen a tárgyi fedezetek esetében – határozottan pozitív korreláció mutatkozott. További jelentős befolyásoló tényezőnek bizonyult az ágazat, az ügylet indulásának éve, valamint a cég életkora is.

A behajtási folyamattal kapcsolatban felmerülő költségeket tekintve felismerték, hogy a közvetlen költségeket jelentősen befolyásolta a behajtás módja (belső behajtás vagy nem). Azt tapasztalták, hogy a költségösszetevők között meglehetősen magas a fix költségek aránya, és ez részben a hitelösszeg és a megtérülési ráta között tapasztalt negatív irányú kapcsolatra is magyarázatul szolgált.

Ugyanakkor a vizsgálatba bevont valamennyi makrogazdasági jellemzőről általánosságban elmondható, hogy egyik sem bizonyult a megtérülési rátát statisztikailag szignifikánsan befolyásoló tényezőnek.

Querci [2005] egy olaszországi kereskedelmi bank 15827 hitelügyletének az 1980-2004 közötti időszakra vonatkozó adatait elemezte azokat a tényezőket kutatva, amelyek a leginkább befolyásolták az LGD alakulását. Azt tapasztalta, hogy az ügyféljellemzők felhasználása nélküli modellek magyarázó ereje meglehetősen kicsi volt, és önmagában egyetlen változó sem mutatkozott igazán jelentősnek. Végül az a modell bizonyult a legjobbnak, amelyben a hiteltípuson, a földrajzi elhelyezkedésen, a fedezet típusán, az ügyfélszegmensen és a behajtási folyamat hosszan túlmenően ügyféljellemzőket is magában foglalt.

Grunert és Weber [2005; 2009] németországi vállalati hitelek várható veszteségét befolyásoló tényezőket kutattak a behajtási LGD módszertan alapján, és azt találták, hogy a megtérülési rátát jelentősen befolyásolta a behajtási folyamat lezárulásának módja: a default eseményt követően felépülő cégek ügyletei esetében a megtérülési ráták szignifikánsan magasabbnak bizonyultak, mint azok esetében, amelyek felszámolásra kerültek.

A várható megtérülés szempontjából a fedezettség mértéke, a PD, az ügyfél-bank kapcsolat intenzitása, a cég mérete, valamint a behajtási folyamat során felmerülő költségek összege bizonyult a legfontosabb befolyásoló tényezőnek. A szerzők a

fedezettség mértéke és a PD között negatív korrelációt találtak, ami ellentmond egyrészt számos tanulmányban publikált eredménynek, másrészt annak a gyakorlati tapasztalatnak, hogy a gyengébb hitelképességű (nagyobb PD-vel jellemezhető) ügyfelektől a hitelintézetek általában nagyobb fedezeteket követelnek meg.

A tőkeköltséget – mint egy speciális költségtypust – is figyelembe véve a megtérülési ráták számottevő mértékben csökkentek, a céltartalék-képzésből és értékvesztésből eredő adózási előnyökkel is kalkulálva viszont növekedtek, összhangban azzal a tapasztalattal, hogy a behajtási időszak meglehetősen hosszú volt. Az ügyletlezárás módja és a behajtási folyamat hossza között egyébként nem találtak szignifikáns kapcsolatot.

Brady, Chang, Miu, Ozdemir és Schwartz (*Brady et al. [2007]*) piaci árakat és behajtásból származó megtérüléseket egyaránt vizsgáltak, és statisztikailag szignifikáns befolyásoló tényezőnek találták az adós rating besorolását, az adósság típusát, valamint az ágazati-gazdasági körülményeket. Acharya, Bharath és Srinivasan (*Acharya et al. [2007]*), Schuermann [2005], valamint Altman, Brady, Resti és Sironi (*Altman et al. [2005a]*) tanulmányához hasonlóan ők is azt tapasztalták, hogy az ágazati feltételek az általános gazdasági helyzethez képest erősebb hatást gyakoroltak a megtérülés kockázatára.

A fedezetlen és a fedezett ügyletek kockázata között nem találtak jelentős eltérést, de ezt az eredményüket fenntartásokkal kell kezelni, ugyanis a fedezettség mértékére vonatkozó adat nem állt rendelkezésükre, csak a fedezettség tényére vonatkozóan rendelkeztek információval.

Azt tapasztalták, hogy gazdasági visszaesés – magas nemteljesítési ráták – idején a jövőbeni megtérülések kockázata is növekszik, tehát ez a tanulmány is rámutatott a PD és az LGD közötti korreláció létezésére. Ugyanakkor arra is felhívták a figyelmet, hogy a behajtási LGD módszertannal végzett kalkulációit a rendelkezésre álló adatok szűkösségéből adódóan meglehetősen nagy becslési hiba terheli.

Thomas, Mues, Matuszyk és Moore (*Thomas et al. [2007a; 2007b]*) a banki belső behajtási osztály, valamint a külső cég által végzett behajtási folyamatokból eredő megtérülések meghatározó tényezőit kutatták. Azt tapasztalták, hogy a belső behajtás esetében az LGD a hitelösszeggel pozitívan, az igénylési score pontszámmal, a hitel nemteljesítéséig eltelt futamidővel, a teljes futamidő során előforduló késedelmes hónapok számával, valamint a legutóbbi 1 éven belül késedelemben töltött hónapok

számával pedig negatívan korrelált. Ezzel szemben a külső behajtás eredményeként adódó veszteségráta az adós életkorával és a havi törlesztőrészlet összegével állt szignifikáns pozitív irányú kapcsolatban, valamint befolyásoló tényezőként jelentkezett az is, hogy az ügyfél rendelkezett-e telefonnal.

Bellotti és Crook [2008] a lakossági hitelkártyatermékekre vonatkozó kutatásuk során azt tapasztalták, hogy a megtérülési rátát az ügyfél-bank kapcsolat hossza, az ügyfél jövedelme, az igénylési score pontszám, valamint az ügylet indulásától a default esemény bekövetkezéséig eltelt idő hossza pozitívan befolyásolta, míg az ügyfél életkora és a nemteljesítővé válás időpontjában fennálló kitettség nagysága negatívan hatott rá. Szignifikáns hatásúnak bizonyult továbbá az ügyletindulás időpontja, valamint az, hogy ingatlannal fedezett ügyletek esetében az ügyfél volt-e az ingatlan tulajdonosa. A default esemény időpontjában fennálló kitettség és a megtérülési ráta közötti negatív korreláció a korábbi empirikus eredményeknek (például *Dermine – Neto de Carvalho [2005]; Grippa et al. [2005]*) is megfelelt, a földrajzi elhelyezkedés és a viselkedési score pontszám erős magyarázó szerepét azonban nem tudták kimutatni.

A szerzők mind a négy hitelkártyatermék esetében statisztikailag szignifikáns negatív irányú kapcsolatot találtak a nemteljesítési ráta és a megtérülési ráta között, mindazonáltal abban az esetben, ha a többi magyarázó változót is szerepeltették a modellben, akkor ez a kapcsolat nem volt igazolható, tehát tulajdonképpen a PD-t és az LGD-t meghatározó tényezők között állt fenn kapcsolat, nem pedig közvetlenül a PD és az LGD között.

Zhang [2009a] a fedezetek és a megtérülési ráta közötti kapcsolatot vizsgálta amerikai vállalatok hitelügyleteire vonatkozó 1988-2007 közötti adatok alapján, és erős pozitív irányú kapcsolatot talált a fedezetértékek és a megtérülési ráta között. Az üzleti-gazdasági ciklus és a fedezetek közötti összefüggés ráirányította a figyelmét a makroökonómiai körülmények megtérülési rátára gyakorolt késleltetett hatására, ami gazdasági fellendülés idején a fedezetekre vonatkozó előírások lazulásához és a megtérülési ráták csökkenéséhez vezet, recesszió idején pedig a szigorúbb szerződési feltételek révén a magasabb megtérülések irányába hat.

Ez a tanulmány a vállalati hitelekre vonatkozó adatok alapján készült, de érdekes kérdés lehet a lakossági szektor vonatkozásában is, hogy a szerződési feltételek szigorúsága hogyan befolyásolja a megtérülési rátát. Ugyanakkor figyelembe kell venni azt is, hogy

a rendelkezésre álló hazai adatok mennyisége és részletessége ennek vizsgálatához sok esetben még nem elégséges.

18. táblázat: Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása V.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	BEFOLYÁSOLÓ TÉNYEZŐK
Asarnow – Edwards [1995]	1970-1994: 831 elsőrendű kereskedelmi és ipari kölcsön, 89 strukturált fedezett kölcsön, nagy- és középvállalati hitelek (Citibank), 1 millió – 190 millió USD	fedezettség, kölcsöntípus (kereskedelmi és ipari kölcsönök / strukturált kölcsönök)
Carty – Liebermann [1996]	1990-1996: 229 elsőrendű fedezett kis- és középvállalati kölcsön, amelyeknek a behajtási folyamata már lezárult (Loan Pricing Corporation adatbázisa)	fedezettípus (forgóeszköz-fedezett hitelek LGD-je alacsonyabb)
Eales – Bosworth [1998]	1992-1995: 5782 ügyfél már lezárult, 6,7 millió USD-nél alacsonyabb összegű kisvállalati, fogyasztási, lakás- és ingatlan-beruházási hitele (ausztrál Westpac Banking Corporation adatbázisa)	hitelösszeg (-)
Felsovalyi – Hurt [1998]	1970-1996: 1149 latin-amerikai 100 ezer USD-nél magasabb összegű kölcsön, már lezárt behajtási folyamat	kölcsönösszeg (+)
McNabb – Wynn [2000]	lakossági hitelek	nemteljesítés háttérében álló ok
Bos et al. [2002]		nemteljesítési valószínűség
Araten et al. [2004]	1982-1999: 3761 nagyvállalati kölcsön (JP Morgan)	nemteljesítési ráta (+, egyes időszakokban), fedezet típusa
Dermine – Neto de Carvalho [2003; 2005]	1995-2000: 371 kis- és középvállalati hitel (Banco Comercial Portugues)	hitelösszeg (+), fedezettípus, fedezettség (-), ágazat, az ügyletindulás éve, a cég életkora, a behajtás módja
Querci [2005]	1980-2004: egy olaszországi kereskedelmi bank 15827 hitelügylete	hiteltípus, földrajzi elhelyezkedés, fedezettípus, ügyfélszegmens, a behajtási folyama hossza, ügyféljellemzők
Grunert – Weber [2005; 2009]	1992-2003: 120 németországi vállalati ügyfél már lezárult bankhitelei	a behajtási folyamat lezárulásának módja (felszámolás-e), fedezettség mértéke, nemteljesítési valószínűség, ügyfél-bank kapcsolat intenzitása, a cég mérete, behajtási költségek, tőkeköltség, céltartalékképzés és értékvesztés adózási hatásai
Brady et al. [2007]	Piaci árak és behajtásból származó megtérülések.	az adós rating besorolása, adósság típusa, ágazati-gazdasági körülmények, nemteljesítési valószínűség

18. táblázat (folytatás): Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása V.

SZERZŐK	IDŐSZAK, ADATOK	BEFOLYÁSOLÓ TÉNYEZŐK
Thomas et al. [2007a; 2007b]	11000 személyi kölcsön + 70000 elemű külső behajtási adatbázis	belső behajtás esetén: hitelösszeg (+), igénylési score pontszám (-), a nemteljesítésig eltelt futamidő (-), a teljes futamidő során előforduló késedelmes hónapok száma (-), a legutóbbi 1 éven belül késedelembe esett hónapok száma (-); külső behajtás esetén: adós életkora (+), havi törlesztőrészlet (+), rendelkezik-e az ügyfél telefonnal
Bellotti – Crook [2008]	1998-2004: négyféle hitelkártyatermék (Egyesült Királyság)	ügyfél-bank kapcsolat hossza (-), az ügyfél jövedelme (-), igénylési score pontszám (-), a nemteljesítésig eltelt idő (-), az ügyfél életkora (+), a nemteljesítéskori kitettség (+), az ügyletindulás időpontja, az ügyfél-e a tulajdonosa a fedezetül szolgáló ingatlandnak, nemteljesítési ráta (+, közvetetten)
Zhang [2009a]	1988-2007: amerikai vállalatok hitelügyletei	fedezetértékek (-), szerződési feltételek szigorúsága

(Saját készítésű táblázat)

5.2.3. Modellépítéssel kapcsolatos kérdések

Polívka [2008] a parametrikus és nemparametrikus modellezés lehetőségeit vizsgálva azt tapasztalta, hogy a megtérülési ráták eloszlása sok esetben kétszcúszú (bimodális), illetve többszcúszú (multimodális), meglehetősen vastag szélekkel, és előfordulnak 0%-nál kisebb, illetve 100%-nál nagyobb megtérülési ráták is. Annak magyarázataként, hogy az eloszlás miért nem normális, az alábbiakat emelte ki:

- Nem csak a késedelmes ügyletek kaphatnak nemteljesítő minősítést, hanem például azok is, amelyek esetében az adós, adóstárs, illetve garantőr másik hitele vált nemteljesítővé. Ezekből az ügyletekből túlnyomórészt magas – sok esetben 100% körüli – megtérülésekre lehet számítani.
- A hitelintézetek rendszerint csak akkor írják le veszteségként a kitettségeket, ha azok behajtási költségeinek a bruttó megtérülésekhez viszonyított aránya meghaladta a 100%-ot, így a megtérülési ráta negatív.
- Abban az esetben, ha a behajtási folyamat során a felmerülő költségek meghaladják a bevételeket, akkor a nettó megtérülések negatívvá válhatnak. Ehhez a magas diszkontráta alkalmazása is hozzájárul azáltal, hogy a későbbi

megtérüléseket erősebben sújtja, mint az időszak során elszórtan felmerülő költségeket.

- Előfordulhat olyan helyzet is, hogy a hitelintézet magasabb áron tudja értékesíteni az ügylet mögött álló fedezetet, mint a nemteljesítés időpontjában fennálló kitettség és a költségek jelenértékének összege, és ezáltal a nettó megtérülés a 100%-ot meghaladja.
- Árverésen való értékesítés vagy követeléseledás esetében nagyon különböző lehet a nemteljesítő státuszba kerüléstől az ügylet lezárásáig eltelt időszak hossza, és a jelentős eltérések nagy összegek esetén közbenső módusokat eredményezhetnek.

Ezek a sajátosságok késztették a kutatókat arra, hogy speciális modelleket alkalmazzanak, amelyek mindezeket figyelembe tudják venni.

Peter [2006] egy többlépéses megközelítést javasolt, amelynek keretében először meg kell határozni a nemteljesítést követő időszakra vonatkozóan a lehetséges scenáriókat, majd logisztikus regresszióval vagy Markov-láncok alkalmazásával számszerűsített valószínűségekkel súlyozva kalkulálható a megtérülési ráta, illetve az LGD.

Thomas, Mues, Matuszyk és Moore a korábban már említett tanulmányaikban (*Thomas et al. [2007a; 2007b]*) döntési fa módszertant alkalmaztak a banki belső behajtási osztály, valamint a külső cég által végzett behajtási folyamatokból eredő megtérülések vizsgálata és összehasonlítása során. Abból a feltevésből indultak ki, hogy a kétféle eljárás hatékonyságát jelentősen eltérő tényezők befolyásolják, ezért külön regressziók felírására van szükség a pontosabb modellezés érdekében.

Az eloszlás alakjának tanulmányozásából eredő megfigyeléseikre alapozva a következő klasszifikációt végezték logisztikus regresszióval:

- a belső behajtási folyamat esetében az $LGD=0$ és az $LGD>0$ feltételek alapján sorolták csoportokba az ügyleteket,
- a külső behajtás esetében pedig az $LGD=1$ és az $LGD<1$ feltételek szerint valósították meg a kategorizálást.

Ezt követően a modellépítést elvégezték a klasszikus lineáris regresszióval, béta, illetve lognormális transzformáció alkalmazásával, Box-Cox eljárással, valamint WOE (weight of evidence) megközelítéssel. Ez utóbbinak a keretében az ügyleteket valamennyi szignifikáns befolyásoló tényező szerint 10 csoportba sorolták, mindegyik esetében meghatározták az átlag feletti és átlag alatti arányát, majd ezek felhasználásával

számítottak súlyozott átlagokat az LGD meghatározásához. Valamennyi metodika közül ez a WOE eljárás eredményezte a legmagasabb R^2 értéket.

Caselli, Gatti és Querci (*Caselli et al. [2008]*) késedelmes lakossági, valamint kis- és középvállalkozási hitelek 11649 elemű portfólióját vizsgálva behajtási LGD módszertant követve készítettek kalkulációt. Számos modell tesztelését követően végül egy klasszikus legkisebb négyzetek (OLS) módszerével illesztett lineáris regressziós modellt alakítottak ki, amely az összes vizsgált alternatíva közül a legjobb előrejelző képességűnek bizonyult.

Bellotti és Crook [2008] az 1998-2004 között indult négyféle lakossági hitelkártyatermék LGD-modellezése során a legkisebb négyzetek szerinti (OLS) regresszió, a legkisebb abszolút eltérés (LAV) módszer, a Tobit modell és a döntési fa típusú algoritmus teljesítményét vetették össze. Ennél a legutóbbi eljárásnál két logisztikus regressziót alkalmaztak a 0%-os és a 100%-os megtérülési rátákra, a [0;1] intervallumba eső megtérülési rátákra vonatkozóan pedig egy klasszikus sokváltozós lineáris regressziós modellt építettek fel.

Négyféle transzformációs eljárással dolgoztak. A béta eloszlás mellett a logit $(G(\alpha + \beta'x) = (1 + e^{-\alpha + \beta'x})^{-1})$, a $\log(G(\alpha + \beta'x) = e^{-\alpha + \beta'x})$ és a probit transzformáció létjogosultságát is tesztelték. Míg a két utóbbi eljárás ezen a területen meglehetősen újszerű, addig a béta eloszlás és a logit transzformáció viszonylag elterjedtnek minősül az ökonometriai alkalmazásokban (*Papke – Wooldridge [1996]*), illetve azon belül az LGD modellezése terén is. Logit transzformációt alkalmazott például Grippa, Iannotti és Leandri (*Grippa et al. [2005]*), *Dermine és Neto de Carvalho [2006]*, illetve *Bastos [2009]*.

Bellotti és Crook [2008] a modellek illeszkedését úgy mérték, hogy az előrejelzett megtérülési rátákat összevetették a független tesztmintán megfigyelt adatokkal. Vizsgálták az átlagos négyzetes eltérés (MSE), az átlagos abszolút eltérés (MAE), valamint a Pearson-féle korrelációs együttható értékét, és azt tapasztalták, hogy a modellezési algoritmusok teljesítmény szerinti rangsora nagymértékben függött az alkalmazott mérőszámtól.

A szerzők arra a felismerésre jutottak, hogy a transzformációs eljárások egyike sem eredményezte konzekvensen a modellek teljesítményének javulását, és az általuk vizsgált modellek által előállított eloszlások egyike sem volt olyan széles, mint a megfigyelt megtérülési ráták eloszlása, ami azt mutatja, hogy nem tudták megragadni a

szélsőséges értékek (0% és 100%) nagy számát. Részben ebből következően a kifejezetten speciális eloszlások kezelésére irányuló modellek nem nyújtottak az OLS regressziónál jobb teljesítményt, mivel a gyenge illeszkedés következtében az előrejelzések nagy része konzervatív volt, és általában eleve az elméleti [0;1] határok közé esett.

Az egyik legjobb modell a logit transzformációval kombinált LAV regresszió volt, a másik pedig a transzformáció nélküli OLS regresszió, de az eltérések egyik esetben sem bizonyultak jelentősnek. Az alacsony standard hibák ugyanakkor azt jelezték, hogy a következtetések mind a négy ügylettípusra helytállóak voltak.

Zhang és Thomas [2009b] nagyszámú különféle modellezési eljárást hasonlítottak össze az egyszerű lineáris regressziótól a gamma eloszlás alkalmazásán keresztül a döntési fa módszertanokig, a tesztelést pedig az R^2 , a Spearman-féle korrelációs együttható, az átlagos abszolút eltérés (MAE) és az átlagos négyzetes eltérés (MSE) alapján végezték.

Bastos [2009] kétféle módszertant alkalmazott az LGD kalkulációja során. Az egyikbe sorolta a logit transzformációt, illetve a logisztikus regressziót, amelyek biztosították a megtérülési ráta, illetve az LGD [0;1] intervallumba korlátozását, a másik pedig a döntési fákra alapuló regressziós módszertan volt, amely arra irányult, hogy az LGD szempontjából viszonylag homogén klaszterekbe csoportosítsa az ügyleteket.

A teszteljárások tekintetében szélesebb eszköztárat vonultatott fel. A modellek teljesítményének megítélése céljából számos időhorizonton (12, 24, 36, 48 hónap) visszateszteléssel elemezte a becslések pontosságát (az átlagos négyzetes, valamint az átlagos abszolút eltérést). Mindezekon túl azt is ellenőrizte, hogy a modellek által kalkulált értékek becslési hibája kisebb volt-e, mint a múltbeli hosszú távú átlaggal előrejelzett megtérülési rátáké.

A szerző a Banco Comercial Portugues 1995 júniusa és 2000 decembere között nemteljesítő 374 kis- és középvállalkozási hitelének adatait elemezte *Altman [1989]* „mortality based” típusú megközelítését alkalmazva. A nemteljesítési eseményt követő megtérülések diszkontálását az ügyletspecifikus szerződési kamatlábakkal végezte, a behajtási folyamat során felmerülő költségek figyelembevételétől pedig eltekintett.

Azt tapasztalta, hogy a kumulált megtérülési ráták minden vizsgált időhorizonton (12, 24, 36, 48 hónap) kétszcúcsú (bimodális) eloszlást követtek. Ezzel kapcsolatban két további fontos észrevételt is tett:

- egyrészt a megtérülési ráták szórása a hosszabb időtávokon egyre csökkent,

- másrészt a medián a 12. hónaptól a 24. hónapra csaknem megduplázódott, míg ez a jelenség az átlag esetében nem jelentkezett.

A döntési fa alapú megközelítés esetében az elágazási pontok eltérőek voltak a különböző vizsgált időhorizontokon, de általánosságban elmondható, hogy a legfontosabb klasszifikációs ismérvek a hitelösszeg, az ügyfél-bank kapcsolat hossza, a szerződésbe foglalt hitelkamatláb, valamint a rating kategória⁶⁹ bizonyult.

A modellek teljesítményét visszateszteléssel összehasonlítva a szerző azt tapasztalta, hogy a 12 és 24 hónapos időtávokon a döntési fa alapú metodika, a hosszabb időszakokon (36, 48 hónap) viszont a log-log transzformáció nyújtott jobb eredményeket. A modellek előrejelző képességét vizsgálva pedig arra a megfigyelésre jutott, hogy míg a döntési fa módszertan kiemelkedő teljesítményt nyújtott, addig a log-log transzformációs eljárás eredményessége még a múltbeli átlagokon alapuló modellekénél is rosszabb volt.

Chalupka és Kopecsni [2009] a cseh kis- és középvállalkozási (SME), valamint vállalati hitelügyletek adatai alapján készített LGD-modellezésről szóló tanulmányukban háromféle transzformációs függvényt alkalmaztak: a logit, a log-log ($G(\alpha + \beta'x) = e^{-\alpha + \beta'x}$) és a komplementer log-log linket ($G(\alpha + \beta'x) = 1 - e^{-\alpha + \beta'x}$), a modellek paramétereit pedig ML eljárással becsülték.

Az LGD-értékeket 0%-nál és 100%-nál levágták. Az általános, illetve a béta eloszláson alapuló modellek mellett alternatív eljárásként ordinális regresszióval hat diszkrét LGD-kategóriára (grade)⁷⁰ is modellt készítettek, mert azt tapasztalták, hogy az így kialakított viszonylag homogén csoportok között a befolyásoló tényezők koefficienseit, illetve a valószínűséget illetően jelentős különbségek mutatkoztak. Azt találták, hogy míg a megfigyelések teljes körét tekintve a megtérülési ráták, illetve az LGD eloszlása kétcsúcsú (bimodális) volt, addig az egyes csoportokon belül a normálishoz közelített. Összességében elmondható, hogy tapasztalataik szerint a béta eloszláson alapuló modellek illeszkedése a többi modellétől minden tekintetben kissé elmaradt.

Altman és Kalotay [2010] normál eloszlások kombinálásával alakítottak ki olyan eljárást, amely megfelelő rugalmasságú ahhoz, hogy alkalmas legyen nemteljesítő hitelek és kötvények megtérülési rátájának modellezésére. A legutóbbi időben más

⁶⁹ A rating kategória az ügyletek mintegy fele esetében nem állt rendelkezésre, ezért a szerző az átlaggal imputálta. A nagymértékű manipuláció miatt nem zárható ki, hogy az eredmények torzultak.

⁷⁰ A Moody's által alkalmazott határértékeknek megfelelően az LGD-grade határok: 0%-10%, 10%-30%, 30%-50%, 50%-70%, 70%-90%, 90%-100%

kutatók is számos tanulmányt készítettek, amelyek keretében ugyancsak kevert eloszlások alkalmazását mutatták be.

19. táblázat: Szakirodalmi empirikus eredmények összefoglalása VI.

SZERZŐK	ALKALMAZOTT MÓDSZERTAN ÉS KÖVETKEZTETÉSEK
Polívka [2008]	Parametrikus és nemparametrikus modellezés lehetőségeinek vizsgálata. A megtérülési ráták eloszlása sok esetben kétszcúcsú (bimodális), illetve többszcúcsú (multimodális), vastag szélekkel, 0%-nál kisebb és 100%-nál nagyobb értékekkel.
Peter [2006]	Szcenáriók, logisztikus regresszió és Markov-ráncok alkalmazása.
Thomas et al. [2007a; 2007b]	Döntési fákkal a banki belső behajtási osztály és a külső cég által végzett behajtási folyamatokból eredő megtérülések vizsgálata, összehasonlítása. Modellépítés klasszikus lineáris regresszióval, béta, illetve lognormális transzformáció alkalmazásával, Box-Cox eljárással, WOE megközelítéssel. A WOE eljárás eredményezte a legmagasabb R^2 értéket.
Caselli et al. [2008]	A klasszikus legkisebb négyzetek (OLS) módszerével illesztett lineáris regressziós modell bizonyult a legjobb előrejelző képességűnek.
Bellotti – Crook [2008]	A legkisebb négyzetek szerinti (OLS) regresszió, a legkisebb abszolút eltérés (LAV) módszer, a Tobit modell és a döntési fa algoritmus teljesítményének összehasonlítása. Négyféle transzformációs eljárás: béta, logit, log és probit. Tesztelés: az előrejelzések összevetése a független tesztmintán megfigyelt adatokkal. A transzformációs eljárások egyike sem eredményezte konzekvensen a modellek teljesítményének javulását.
Zhang – Thomas [2008]	Nagyszámú különféle modellezése eljárás az egyszerű lineáris regressziótól a gamma eloszlás alkalmazásán keresztül a döntési fa módszertanokig. Tesztelés: R^2 , Spearman-féle korrelációs együttható, átlagos abszolút eltérés (MAE), átlagos négyzetes eltérés (MSE).
Bastos [2009]	Altman [1989] „mortality based” típusú megközelítése. Diszkontráta: ügyletspecifikus szerződési kamatlábak. Eltekintés a behajtási folyamat során felmerülő költségek figyelembevételétől. Logit transzformáció, logisztikus regresszió és döntési fákra alapuló regressziós módszertan alkalmazása. Tesztelés: visszamérés 12, 24, 36 és 48 hónapos időhorizontokon, átlagos négyzetes eltérés, átlagos abszolút eltérés, becslési hiba. A megtérülési ráták kétszcúcsú (bimodális) eloszlást követtek. Legfontosabb klasszifikációs ismérvek: hitelösszeg, ügyfél-bank kapcsolat hossza, szerződésbe foglalt hitelkamatláb, rating kategória.
Chalupka – Kopecsni [2009]	Háromféle transzformáció: logit, log-log és komplementer log-log. Az LGD-értékek levágása 0%-nál és 100%-nál. Alternatív eljárás: ordinális regresszióval modellezés hat diszkrét LGD-kategóriára. A megtérülési ráták és az LGD eloszlása kétszcúcsú (bimodális) volt, de az egyes csoportokon belül a normálishoz közelített.
Altman – Kalotay [2010]	Kevert eloszlások, normál eloszlások kombinálása.

(Saját készítésű táblázat)

Összességében elmondható, hogy az összetettebb módszerek alkalmazása sok esetben nem eredményezett jobb becsléseket, mint a klasszikus legkisebb négyzetek módszere (OLS). A 6. fejezetben saját kutatásom ismertetése során ugyanakkor azt is megmutatom, hogy az általam vizsgált portfólió LGD-értékeinek eloszlása kétszcúcsú (bimodális), és az ügyletek lezárási típusa szerinti kategóriák LGD-eloszlása merőben eltér egymástól, ezért indokolt az elkülönített kezelésük, a „klasszikus” normális eloszlás feltételezése nem állja meg a helyét.

5.3. Behajtási LGD módszertan a jelzáloghitel-ügyletek vonatkozásában

A behajtási LGD módszertannak a jelzáloghitel-ügyletekre vonatkozó alkalmazásáról szóló tanulmányok száma meglehetősen kicsi, mindazonáltal kiemelhető néhány olyan tényező, amelyeknek a megtérülési rátákra gyakorolt hatását a publikációk szerzői részletekbe menően vizsgálták.

Számos tanulmány született a Loan-to-Value (LTV) arány és a megtérülési ráták közötti kapcsolat elemzéséről, így például szoros összefüggést tapasztalt *Claurette és Herzog [1990]*, *Lekkas, Quigley és Van Order (Lekkas et al. [1993])*, valamint *Calem és LaCour-Little [2004]*.

Ugyancsak jelentős befolyásoló tényezőnek bizonyult az ügylet indulásától a nemteljesítésig eltelt időszak hossza, a hitelösszeg nagysága, valamint a behajtási, felszámolási eljárásokban mutatkozó eltérések.

Az a hiányosság, hogy az ingatlanpiaci körülmények változásának, a gazdasági visszaesésnek a megtérülési rátákra, illetve az LGD-re gyakorolt hatására viszonylag kevés figyelmet fordítottak a kutatók, részben azzal magyarázható, hogy nem álltak rendelkezésre az ehhez szükséges adatok. Hazánkban az adathiány még ma is jelentős problémát jelent, így ennek vizsgálata még mindig meglehetősen nehézkes.

Számos tényező befolyásoló szerepének vizsgálatát illetően jelentős – és általában konzisztens – eredmények születtek a nemzetközi szakirodalomban.

Például *Moral és Garcia-Baena [2002]*, valamint *Moral és Oroz [2002]*, akik 1532 nemteljesítő spanyol jelzáloghitel, illetve specializált bankoktól származó 3887 nemteljesítő spanyol lakossági jelzálogkölcson megtérülési adatait elemezték, alapvetően azt vizsgálták, hogy milyen eltérések tapasztalhatók a jogi útra terelt, valamint a többi ügylet veszteségrátája között.

Nemteljesítőnek azokat az ügyleteket tekintették, amelyek 90 napot meghaladó késedelembe estek. Ez a definíció konzisztens a Bázel II szerinti előírással, de merőben eltér a *Felsovalyi és Hurt [1998]*, illetve *Eales és Bosworth [1998]* által alkalmazott, sokkal általánosabb meghatározástól.

A szerzők számos egyszerűsítő feltevéssel éltek: például fix 5%-os diszkontrátával számoltak, a negatív LGD-értékeket 0%-nak tekintették. Az összes költség típus közül csak az „elbirtokláshoz” kapcsolódó, valamint a jogi költségeket vették figyelembe.

Azt tapasztalták, hogy a jogi útra terelt jelzáloghitelek veszteségrátája általában magasabb volt, mint a többi nemteljesítő ügyleté: a legalább 90 napos késedelembe esett spanyol jelzáloghitelek átlagos LGD-je 12,65%, míg a jogi útra tereltéké 28,2% volt. Az eloszlást viszont mindkét esetben aszimmetrikusnak, balra ferdültnek találták (az első esetben 1,1 százalékponttal, a másodikban pedig 2,45 százalékponttal maradt el a medián az átlagtól).

Allan Lucas a 2006 szeptemberében Southamptonban megrendezett „*Workshop and conference on Basel II & Credit Risk Modelling in Consumer Lending*” című konferencián tartott előadásában (említi: *Thomas et al. [2007a]*) a jelzáloghitel-ügyletek LGD-kalkulációjára a behajtási folyamaton alapuló modellezést, a döntési fa alapú megközelítést javasolta. Ennek keretében meg kell határozni a fedezetként szolgáló ingatlan lefoglalásának az esélyét, valamint azt a megtérülést, amely az értékesítés révén realizálható. A kutató a regressziós eljárással, scorecard-építéssel kombinált döntési fák fedezett hiteltermékek LGD-modellezésére történő alkalmazhatóságával foglalkozott.

Thomas, Mues és Matuszyk (*Thomas et al. [2007a; 2007b]*) korábban már bemutatott tanulmányaikban hasonló metodika alkalmazását ismertették, de ők a fedezetlen ügyletekre koncentráltak.

Qi és Yang [*2007; 2009*] lakóingatlanokon alapított jelzáloggal fedezett magas Loan-to-Value (LTV) arányú hitelek veszteségrátáját vizsgálták jelzáloghitel-biztosítók múltbeli ügyletszintű nemteljesítési és megtérülési adatai alapján. 241293 ügylet 1990-2003 közötti időszakra vonatkozó adataival rendelkeztek.

Azt tapasztalták, hogy az LGD alakulására nagyrészt magyarázatot szolgáltatott a hitel, a mögöttes ingatlan, valamint a behajtási, felszámolási eljárás különböző tényezői. Legfontosabb befolyásoló faktornak a CLTV (Current Loan-to-Value) bizonyult, amit a nemteljesítéskori kitettség és az azonos időpontbeli ingatlanérték hányadosaként definiáltak a kutatók.

A gazdasági ciklikusság veszteségrátára gyakorolt hatásának vizsgálata nyomán arra a megfigyelésre jutottak, hogy kedvezőtlen ingatlanpiaci helyzetben a jelzáloghiteleken a veszteség szignifikánsan magasabbnak mutatkozott, mint normál piaci körülmények esetén.

Az LGD számítása során a nemteljesítéskori kitettségen és az ezt követő megtérüléseken túlmenően figyelembe vették az elhatárolt kamatokat, valamint a jogi,

ingatlankezelési, értékesítési és karbantartási költségeket is. A jogi költségeket tapasztalati, illetve szakértői alapon a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettség 5%-ában, az ingatlankezelési költséget pedig egy speciálisan kalkulált⁷¹ ingatlanérték 3%-ában határozták meg.

A diszkontálás tekintetében erős leegyszerűsítéssel éltek: egységesen az 1 éves LIBOR-t alkalmazták, ami az LGD-bebecslésük eredményeit lefelé torzította, hiszen teljesen figyelmen kívül hagyták a pénzáramlások bizonytalanságait, a nemteljesítő ügyletekkel kapcsolatos kockázatokat.

A lakáspiaci helyzet jelzőszámaként az OFHEO (Office of Federal Housing Enterprise and Oversight) által publikált lakásárindexet (HPI – repeat-sales house price index) alkalmazták, és ebből számították a HPR-t (house price ratio) a mindenkor és a 18 hónappal korábbi HPI hányadosaként. Az 1990-1994 közötti időszakot 100%-nál kisebb HPR jellemezte, ezért a szerzők ezt a periódust a lakáspiaci körülmények szempontjából visszaesésnek tekintették. A korábbi elméleti és empirikus eredményekkel összhangban azt tapasztalták, hogy a veszteségráta ceteris paribus együtt változott a lakáspiaci helyzettel, valamint a CLTV-vel.

A CLTV és az LGD között nagyon erős – minden egyéb tényezőhöz képest domináns – pozitív irányú kapcsolat állt fenn. A HPR mind az LGD-vel, mind a CLTV-vel mérsékelten negatívan korrelált, és ugyanilyen összefüggés mutatkozott az induláskori hitelösszeg és a veszteségráta, illetve az LTV között is. Az LGD és az eljárási időszak hossza között gyenge pozitív korreláció rajzolódott ki, míg az induláskori hitelösszeg gyenge negatív összefüggést mutatott az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszak hosszával. A fedezetként szolgáló ingatlan típusa ugyancsak szignifikáns befolyásoló tényezőnek minősült.

A rövidebb idő alatt értékesített ingatlanok esetében az LGD alacsonyabbnak mutatkozott, részben a kisebb értékesítési és karbantartási költségekből adódóan, és ez az eredmény a korábbi tapasztalatokkal is konzisztens volt. A szerzők megfigyelései szerint a behajtási, felszámolási, jogi stb. folyamatokban lévő eltérések ugyancsak befolyásolták az LGD-t.

A hitelügylet indulásától a nemteljesítésig eltelt idő hossza pozitív irányú kapcsolatban állt a veszteségrátával. Ezt a kérdést vizsgálva a szakirodalomban eltérő eredmények olvashatók, például *Calem és LaCour-Little [2004]* ugyancsak pozitív korrelációt talált,

⁷¹ Az ingatlanérték kalkulációja: (1) az ügylet indulásakor érvényes ingatlanérték másfélszerese, illetve (2) az értékesítési és karbantartási költségek levonása utáni nettó „kimenekítési érték” közül a kisebbik.

míg Lekkas, Quigley és Van Order (*Lekkas et al. [1993]*) éppen ellentétes irányú kapcsolatot tapasztalt.

Qi és Yang [2007; 2009] a hitel és az ingatlan jellemzői, valamint a lakáspiaci körülmények alapján általános lineáris regressziós modellt készítettek. Abban az esetben, ha magyarázó változóként szerepeltették a CLTV-t is, akkor a korrigált determinációs együttható 0,662 volt, ami a hasonló témában készült tanulmányokkal összevetve meglehetősen magasnak bizonyult. Ez a regressziós egyenlet egyaránt tartalmazott időben változó (például CLTV, ügyletindulás óta eltelt idő, az ingatlanpiaci helyzetet jellemző indikátor), valamint időben rögzített tényezőket (például LTV, induláskori hitelösszeg, ingatlantípus).

A szerzők az is megvizsgálták, hogy amennyiben a CLTV helyett az LTV-t vonják be a modellbe, akkor ez milyen következménnyel jár a magyarázó erőre. Azt tapasztalták, hogy ebben a regresszióban nagyrészt ugyanazok a változók bizonyultak szignifikánsnak, de a korrigált determinációs együttható értéke drasztikusan lecsökkent (0,662-től 0,07-re).

Mindazonáltal a CLTV és az LTV között nem jelent meg szignifikáns kapcsolat, ami abból adódott, hogy a megfigyelések között túlerepresentáltak voltak a magas LTV rátájú hitelek, tehát az LTV viszonylag szűk sávban szóródott, a CLTV-t viszont a későbbi lakásárváltozások is jelentősen befolyásolták, tehát differenciáltabbá tették az ügylet indulásától a nemteljesítig tartó időszak során.

A tanulmányban publikált eredmények azt jelzik, hogy az LTV helyett a rendszeresen aktualizált CLTV alkalmazása minden tekintetben megfelelőbb az LGD-becslés során. Tekintettel arra, hogy az ingatlanok gyakori újraértékelése meglehetősen költséges, sok esetben nem állnak rendelkezésre megfelelően aktualizált adatok, ugyanakkor kétségtelen, hogy a hitelintézetek számára rendkívül fontos az LGD-kalkuláció megfelelő pontossága, ezért érdemes ebbe pénzt invesztálniuk.

Qi és Yang [2007; 2009] tapasztalataira alapozva empirikus kutatásom során én is nagy hangsúlyt helyezek e tényező LGD-befolyásoló szerepének vizsgálatára.

6. Az empirikus kutatás és eredményei

Jelen értekezés keretében a lakossági jelzáloghitelek LGD-paraméterének specialitásait vizsgálom, valamint egy olyan kalkulációs modell kialakítása érdekében teszek lépéseket, amellyel egzaktabb, pontosabb LGD-becslés válik lehetővé. Az ismertetés során nem a kalkulált LGD-értékekre, hanem a magyarázó tényezők és a modellek bemutatására, teljesítményük értékelésére fókuszálok.

A fejezet első részében bemutatom azt az adatbázist, amely az empirikus kutatásaim alapjaként szolgál, majd ismertetem az alkalmazott fogalmakat és feltételezéseket, valamint néhány módszertani döntést, végül prezentálom a konkrét elemzéseket, illetve azok eredményeit.

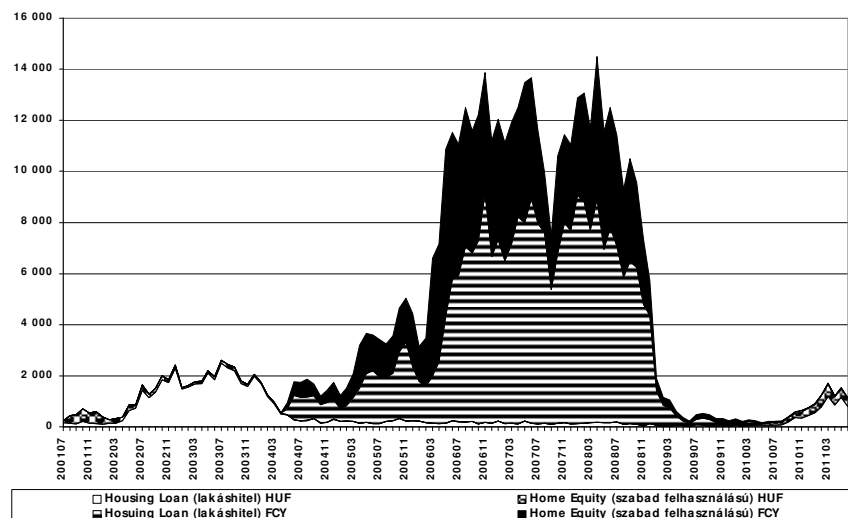
6.1. Adatbázis

Kutatásom során egy anonim kereskedelmi bank lezárt és még folyamatban lévő lakossági jelzálog hiteleinek adatbázisából származó adatokat használtam fel. Nem a teljes portfóliót elemeztem, hanem kihagytam azokat az ügyleteket, amelyek átstrukturálás által érintve voltak, illetve azokat, amelyeket életbiztosítás fedezett, ezek az ügylettípusok ugyanis a többitől nagyon eltérő jellemzőkkel bírtak.

6.1.1. Portfóliójellemzők

A következő ábrák (9. ábra és 10. ábra) az új hitelkihelyezések elmúlt néhány évbeli alakulását mutatják az általam elemzett részportfólió tekintetében. A 9. ábrán az egyes hónapokban folyósított új lakossági jelzáloghitelek teljes összege látható az alapján megbontva, hogy a hitel forintban van denominálva (Hungarian Forint – HUF) vagy külföldi devizanemben (Foreign Currency – FCY).

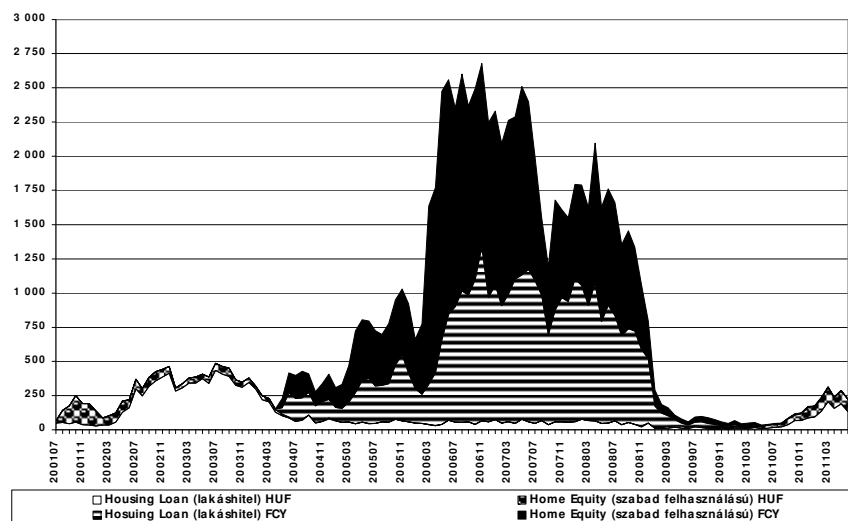
9. ábra: Újonnan indult ügyletek (millió HUF)



(Saját készítésű ábra)

A 10. ábra az egyes hónapokban újonnan folyósított ügyletek mennyiségét mutatja.

10. ábra: Újonnan indult ügyletek (darab)

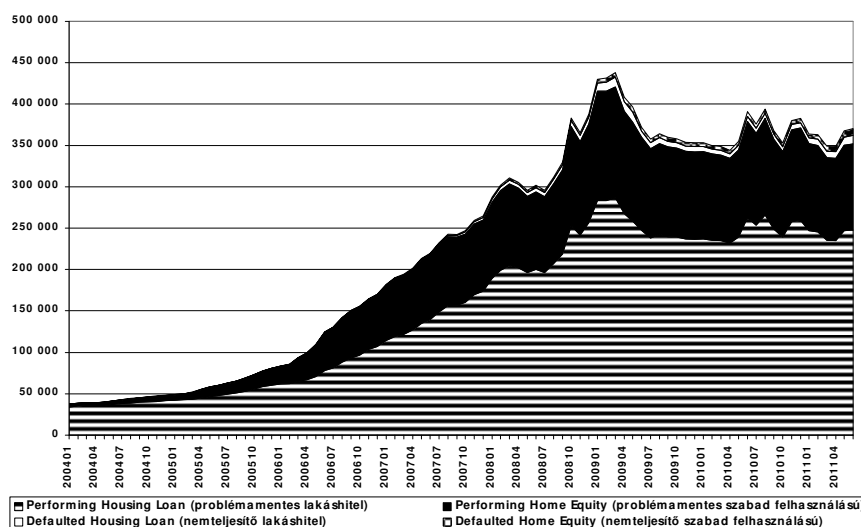


(Saját készítésű ábra)

A következő ábrákon látható 2008-ig tartó dinamikus növekedés főként a hazai hitelezési piac elmúlt évekbeli általános felfutásának eredménye. A 2001-ben indult állami támogatású jelzáloghitel program intenzíven növelte a lakosság hitelfelvételi kedvét, majd amikor 2003 decemberében a Kormány tovább erősítette ezt a politikát, számos hitelintézet döntött úgy, hogy az alacsony kamatszintek előnyeinek kihasználása érdekében bevezeti a devizahitelezést. Ezt követően a külföldi devizában denominált hitelek fokozatosan átvették a forintbitelek helyét, csaknem kiszorították azokat.

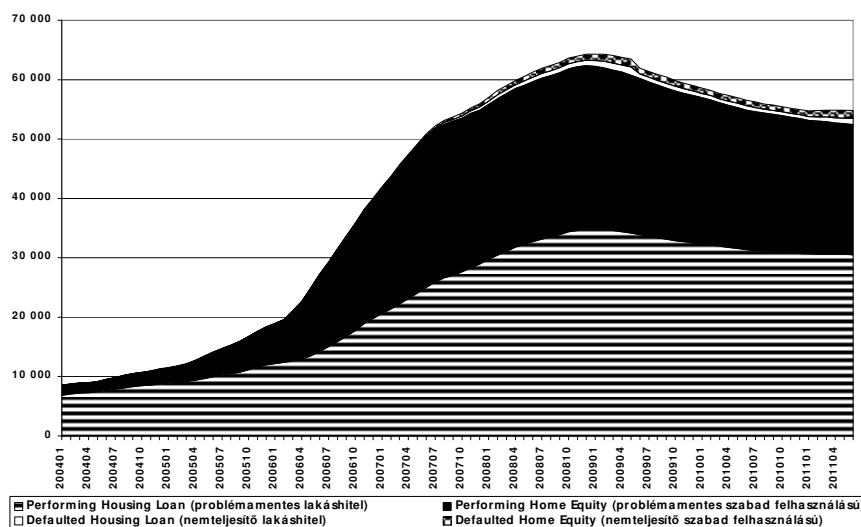
A fordulat 2008 őszén következett be, amikor a hitelintézetek a pénzügyi válság hatására súlyos hitelszigorításokat eszközöltek. A forint drasztikus leértékelődése következtében a CHF hitelkihelyezés gyakorlatilag leállt, és a válság, valamint a megszorítások következményeképpen csak minimális új volumen került folyósításra 2009 és 2010 folyamán. A gazdasági helyzet és a bankok hitelezési politikájának e változásai nyomán a lakossági jelzáloghitelek teljes kitettsége nem növekedett tovább az elmúlt két évben. A következő ábrák millió forintban (11. ábra) és mennyiségben (12. ábra) ábrázolják a teljes kitettség alakulását.

11. ábra: Összes állomány (millió HUF)



(Saját készítésű ábra)

12. ábra: Összes állomány (darab)



(Saját készítésű ábra)

A CRD a kockázattal súlyozott eszközérték kalkulációjának céljára az ún. downturn LGD alkalmazását írja elő, amelynek keretében a gazdasági feltételek ciklikus alakulásából adódó változásokat is figyelembe kell venni. Tekintettel arra, hogy a 2008 szeptemberében indult válság következtében az ügyletek egy jelentős része a gazdasági visszaesés időszakából származik, így az LGD kalkulációja során nincs szükség a gazdasági recesszió hatásainak visszatükrözését célzó további korrekcióra.

6.1.2. Felhasznált adatok

Jelen alfejezetben adatforrások szerinti csoportosításban bemutatom azokat az adatokat, amelyeket az LGD-beclés során felhasználtam, majd a 6.2. fejezetben ismertetem az adatok felhasználásának lépéseit, illetve a kalkuláció folyamatát.

(a) Igénylési adatok

Az első blokkot az igénylési adatok képezik, amelyek többsége a hitelt igénylő ügyfelekre vonatkozik, kisebb részét pedig az ügyletek induláskori jellemzői alkotják. A rendelkezésre álló igen széleskörű adathalmaz alapján az alábbi elemeket tartalmazó strukturált adattáblát állítottam elő:

20. táblázat: Igényléskori (az ügylet indulásának időpontjában ismert) alapadatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
deal_id	Ügyletazonosító.
start_term	Az ügylet szerződés szerinti futamideje (hónapok száma).
loan_purpose	Hitelcél: - Real estate purchase: Ingatlanvásárlási hitel, - Real estate construction: Ingatlanépítési hitel, - Real estate renovation: Ingatlan-felújítási hitel, - Other: Egyéb.
loan_amount_lcy	Igényelt és folyósított hitelösszeg (HUF-ban).
coapplicant_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy van-e társigénylő.
first_instalment	Eredeti havi törlesztőrészlet (HUF-ban).
full_name	Az ügyfél teljes neve.
gender	Az ügyfél neme: - Male: Férfi, - Female: Nő.
citizenship	Az ügyfél állampolgársága: - Hungarian: Magyar, - Other: Egyéb.
birth_settlement	Az ügyfél szülővárosa.
start_age_months	Az ügyfél életkora az ügylet indulásakor (hónapok száma).

20. táblázat (folytatás): Igényléskori (az ügylet indulásának időpontjában ismert) alapadatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
marital_status	Az ügyfél családi állapota: ▪ Single: Egyedülálló, ▪ Married: Házas, ▪ Divorced: Elvált, ▪ Companion: Élettársi kapcsolat, ▪ Widow: Özvegy.
education_level	Az ügyfél iskolai végzettsége: ▪ Elementary: Alapfokú végzettség, ▪ High-school graduate: Középiskolai érettségi, ▪ Other secondary education: Egyéb középfokú végzettség, ▪ BSc: Főiskolai diploma, ▪ MSc: Egyetemi diploma, ▪ Other higher education: Egyéb felsőfokú végzettség.
home_settlement	Az ügyfél lakóhelyének településneve.
landline_phone_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél vezetékes telefonnal.
mobile_phone_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél mobiltelefonnal.
start_address_months	Az ügyfél adott állandó lakhelyen lakásának időtartama az ügylet indulásakor (hónapok száma).
empl_industry	Az ügyfél munkáltatójának ágazata: ▪ Agriculture: Mezőgazdaság, ▪ Commerce / Entertainment: Kereskedelem / Szórakoztatóipar, ▪ Construction: Építőipar, ▪ Education / Medical services / Government: Oktatás / Egészségügy / Közigazgatás, ▪ Finance / Legal services: Pénzügyek / Jog, ▪ Processing industry: Feldolgozóipar, ▪ Other: Egyéb.
empl_type	Az ügyfél munkaviszonyának típusa: ▪ Employee: Alkalmazott, ▪ Entrepreneur: Vállalkozó, ▪ Retired: Nyugdíjas, ▪ Other: Egyéb.
empl_position	Az ügyfél munkahelyi beosztása: ▪ Blue collar: Fizikai dolgozó, ▪ Middle leader: Középvezető, ▪ Upper leader: Felsővezető, ▪ Other intellectual: Egyéb szellemi foglalkozású.
empl_term	Az ügyfél munkaszerződésének típusa: ▪ Definite - Full time: Határozott idejű, teljes munkaidős, ▪ Indefinite - Part time: Határozatlan idejű, részmunkaidős, ▪ Indefinite - Full time: Határozatlan idejű, teljes munkaidős.
start_work_months	Az ügyfél adott munkahelyen dolgozásának időtartama az ügylet indulásakor (hónapok száma).
applicant_net_income	Az ügyfél havi nettó jövedelme.
total_household_income	Az ügyfél háztartásának havi összes jövedelme.
earners_number	Az ügyfél háztartásában élő keresők száma.
dependents_number	Az ügyfél háztartásában élő eltartottak száma.
existing_ca_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél folyószámlával.
existing_card_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél hitelkártyával.
existing_ovd_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél folyószámlahitellel.
existing_loan_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél másik hitellel.
interest	Az ügylet eredeti hitelkamatlába.
apr	Az ügylet induláskori teljes hiteldíjmutatója.

(Saját készítésű táblázat)

Tekintettel arra, hogy a teljes hiteldíjmutató (THM) nem minden ügylet esetében állt rendelkezésre, imputáció vált szükségessé. Ennek keretében meghatároztam minden hónapra devizanemenként és hitelcél szerinti terméktípusonként az átlagos THM-eket, majd ezekkel pótoltam a hiányzó értékeket.

(b) Viselkedési adatok

Míg az igénylési adatok az egyes ügyletek, illetve ügyfelek sajátosságairól egy statikus képet nyújtanak, addig a viselkedési adatok a hitelek teljes futamidejére vonatkozóan időről időre mutatják az ügyletek egyes jellemzőinek alakulását.

A rendelkezésemre álló banki adatbázis az ügyletek viselkedési adatait ügyletszinten minden egyes hónap utolsó munkanapjára vonatkozóan tartalmazta. Tekintettel arra, hogy kutatásom során a lakossági jelzáloghitelekre fókuszáltam, az ügyféltípus és a termékcsoport alapján megszűrtem az adatokat. Abból a célból, hogy lehetővé váljon a lényegességi küszöb változtatásából eredő hatások vizsgálata (IV. hipotézis), dummy változókat definiáltam annak jelzésére, hogy az adott ügylet a különféle lényegességi küszöbök alkalmazása esetén nemteljesítőnek minősült-e az adott hónapban. Ezen túlmenően a nemteljesítés okának jelzésére is létrehoztam indikátorkódokat ugyancsak minden egyes vizsgált lényegességi küszöbre vonatkozóan.

Mindezek alapján az alábbi összetételű adattáblát állítottam össze (21. táblázat):

21. táblázat: Az ügyletek viselkedési alapadatai

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
deal_id	Ügyletazonosító.
basic_number	Ügyfélazonosító.
product	Terméktípus: - Housing Loan: Lakáshitel, - Home Equity: Szabad felhasználású jelzáloghitel.
product_description	Termékaltípus: - Normal: Normál jelzáloghitel, - With lifeinsurance: Életbiztosítással fedezett jelzáloghitel, - Restructuring: Átstrukturáló jelzáloghitel.
application_type	Az igénylés típusa szerinti kategória: - Asset-based: Tisztán fedezet alapú hitel, jövedelemvizsgálat nélkül, - Income-based: Jövedelemvizsgálaton alapuló hitel.
exposure_lcy	Az adott hóvégi aktuális kitettség (HUF-ban).
exposure_ccy	Az adott hóvégi aktuális kitettség (az ügylet eredeti devizanemében).
principal_lcy	Az adott hóvégi aktuális tőkeösszeg (HUF-ban).
principal_ccy	Az adott hóvégi aktuális tőkeösszeg (az ügylet eredeti devizanemében).
start_principal_lcy	A folyósított hitelösszeg (HUF-ban).
start_principal_ccy	A folyósított hitelösszeg (az ügylet eredeti devizanemében).
dpd	Az adott hóvégi késedelmes napok száma.
past_due_amount_lcy	Az adott hóvégi késedelmes összeg (HUF-ban).

21. táblázat (folytatás): Az ügyletek viselkedési alapadatai

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
past_due_amount_ccy	Az adott hóvégi késedelmes összeg (az ügylet eredeti devizanemében).
defaulted_minwage	Dummy változó, amely jelzi, hogy az adott hónapban nemteljesítő státuszú-e az ügylet a legkisebb havi minimálbér alapján meghatározott lényegességi küszöb szerint.
default_reason_minwage	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a legkisebb havi minimálbér alapján meghatározott lényegességi küszöb szerint.
defaulted_huf50000	Dummy változó, amely jelzi, hogy az adott hónapban nemteljesítő státuszú-e az ügylet az 50000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
default_reason_huf50000	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó az 50000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
defaulted_huf20000	Dummy változó, amely jelzi, hogy az adott hónapban nemteljesítő státuszú-e az ügylet a 20000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
default_reason_huf20000	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a 20000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
defaulted_huf2000	Dummy változó, amely jelzi, hogy az adott hónapban nemteljesítő státuszú-e az ügylet a 2000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
default_reason_huf2000	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a 2000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
defaulted_huf0	Dummy változó, amely jelzi, hogy az adott hónapban nemteljesítő státuszú-e az ügylet a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
default_reason_huf0	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
write_off_lcy	Az adott hónapban leírt veszteség.
ccy	Az ügylet eredeti devizaneme.
start_date	Az ügylet indulási dátuma.
maturity_date	Az ügylet szerződés szerinti lejárat dátuma.

(Saját készítésű táblázat)

A terméktípusok (*product_description*) kialakítása során törekedtem a viszonylag homogén csoportok létrehozására, mert feltételeztem, hogy ezek LGD-értékei között szignifikáns eltérések tapasztalhatók. Az elhatárolás azt a célt szolgálta, hogy az átstrukturálással érintett, illetve az életbiztosítással fedezett hitelek ki tudjam szűrni az elemzésből. Nem csak azokat az ügyleteket tekintettem átstrukturálással érintettnek, amelyeket az ügyfelek már meglévő hitelek átstrukturálása céljából igényeltek (utódügyletek), hanem azokat is, amelyek elődügyletként szolgáltak. Erre azért volt szükség, mert ezen hitelek esetében nem lehetett volna ugyanazt a default definíciót alkalmazni, ezért lehetetlenné vált volna a default definíció változtatásából eredő hatások tesztelése (IV. hipotézis). Az érintett ügyletek egymáshoz kapcsolását technikailag az ügyfélazonosító (*basic_number*) rendelkezésre állása tette lehetővé számomra.

Az igénylés típusa szerinti kategóriák (*application_type*) elhatárolását az indokolta, hogy a jövedelemvizsgálaton alapuló hitelek esetében a maximális LTV-arány jelentősen magasabb, mint a tisztán fedezet alapú finanszírozások esetében, ezért a

kockázati szint tekintetében is jelentős eltéréseket valószínűsítettem. Ennek a jellemzőnek az LGD-értékekre gyakorolt hatását a II. hipotézisem keretében vizsgáltam.

(c) Fedezetekre vonatkozó adatok

Az ügyletek mögött álló minden egyes fedezetre vonatkozóan ugyancsak havi szintű adatok álltak rendelkezésemre. Annak érdekében, hogy az általam vizsgált hitelügyletek megtérülései összevethetők legyenek a magyar bankközi LGD-adatbázisban (3.5. fejezet) szereplő megtérülésekkel, a fedezetekre vonatkozó információk alapján egy olyan adattáblát kíséreltem meg előállítani, amely a magyar bankközi LGD-adatbázissal ekvivalens tartalommal bír (22. táblázat). Egyes adatmezők (például az alapterület, a szobaszám, az építés és a felújítás éve) esetében olyan nagy volt az adathiány, hogy imputációval megbízható módon nem lehetett volna kezelni, ezért ezeket a változókat végül kihagytam az elemzésből.

22. táblázat: A fedezetekre vonatkozó alapadatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
collateral_id	Fedezetazonosító.
deal_id	Ügyletazonosító.
appraisaldate	Az eredeti (a hitel folyósítását megelőző) értékbecslés dátuma.
revaluedate	Az adott hónapban aktuális legutóbbi ártértékelés dátuma.
priorcharge_amount	A fedezeten lévő előzetes terhelések összege (HUF-ban).
start_collvalue	A fedezet hitelbiztosítéki értéke az ügylet indulásakor.
loancoll_value	A fedezet hitelbiztosítéki értéke az adott hónap végén.
start_marketvalue	A fedezet piaci értéke az ügylet indulásakor.
marketvalue	A fedezet piaci értéke az adott hónap végén.
zipcode	A fedezetül szolgáló ingatlan irányítószáma.
settlement	A fedezetül szolgáló ingatlan településének neve.
realestate_type	A fedezetül szolgáló ingatlan típusa: ▪ Detached house: Családi ház, ▪ Owner-occupied block: Társasház, ▪ Other residential property: Egyéb lakóingatlan.
material	A fedezetül szolgáló ingatlan építésmódja: ▪ Brick or stone: Téglá vagy kő, ▪ Prefabricated: Panel, ▪ Light construction or wood: Könnyűszerkezetes vagy fa, ▪ Other: Egyéb.

(Saját készítésű táblázat)

Az ingatlan típusa (*realestate_type*) és az építésmód (*material*) szerinti kategorizálás során mindvégig szem előtt tartottam azt a követelményt, hogy eredményeképpen ugyanolyan csoportosítás jöjjön létre, mint ami a magyar bankközi LGD-adatbázisban szerepel, hogy a megtérülések összevetése megvalósítható legyen.

(d) Megtérülések és közvetlen költségek

A megtérülési összegekből és a közvetlen költségekből ugyancsak összeállítottam egy adattáblát. Az ügyletazonosítón, a devizanemen és az ügylet eredeti devizanemében megadott összegeken túlmenően rendelkezésemre állt a megtérülés befolyásának, illetve a költség felmerülésének a dátuma is, és tekintettel arra, hogy a teljes LGD-becslési eljárás HUF-összegeken alapul, a megtérüléseket és a költségeket a felmerülésük időpontjában érvényes árfolyamon átváltottam az ügylet eredeti devizaneméről HUF-ra. Az alábbi táblázat (23. táblázat) az így összeállított adattábla tartalmát mutatja.

23. táblázat: Megtérülések és közvetlen költségek

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
deal_id	Ügyletazonosító.
ccy	Az ügylet eredeti devizaneme.
repayment_date	A megtérülés, illetve a közvetlen költség elszámolásának értéknapja.
principal_lcy	A tőkemegtérülés összege (HUF-ban).
interest_lcy	A kamatmegtérülés összege (HUF-ban).
charge_lcy	A díjmegtérülés összege, illetve a felmerülő közvetlen költség (HUF-ban).
principal_ccy	A tőkemegtérülés összege (az ügylet eredeti devizanemében).
interest_ccy	A kamatmegtérülés összege (az ügylet eredeti devizanemében).
charge_ccy	A díjmegtérülés összege, illetve a felmerülő közvetlen költség (az ügylet eredeti devizanemében).

(Saját készítésű táblázat)

(e) Makrogazdasági adatok

Az általános makrogazdasági helyzet LGD-re gyakorolt hatásainak vizsgálata érdekében összegyűjtöttem néhány indikátort, amelyeket mint potenciális LGD-befolyásoló tényezőket figyelembe vettem az empirikus kutatásaim során. Az adatok többségének forrásaként a Központi Statisztikai Hivatal (KSH) STADAT adatbázisa szolgált, míg a nemteljesítési valószínűségek a banki belső becslések eredményei.

24. táblázat: Makrogazdasági alapadatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
month	Az a hónap, amelyre a makrogazdasági indikátorok vonatkoznak.
unempl_rate	Negyedéves átlagos munkanélküliségi ráta (STADAT 3.10.).
min_wage	A hivatalos legkisebb havi minimálbér (STADAT 2.1.40.).
avg_netincome	Átlagos havi nettó jövedelem: 2007 decemberéig az éves átlagokból számított 12 havi mozgóátlagok (STADAT 2.1.34.1., STADAT 2.1.34.2.), 2008 januárjától pedig a KSH szerinti havi értékek (STADAT 2.1.37.).
CPI	Éves fogyasztói árindex: 2006 decemberéig az éves átlagokból számított 12 havi mozgóátlagok (STADAT 3.6.1., 2.1.41.), 2007 januárjától pedig a KSH szerinti havi értékek (STADAT 3.6.1.).
cum_CPI	Fogyasztói bázis árindex a STADAT 3.6.1. alapján (bázis: 2001. január).

24. táblázat (folytatás): Makrogazdasági alapadatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
realwage_index	Éves reálkereseti index: az átlagos havi nettó jövedelem (avg_netincome) éves változásából számított 12 havi mozgóátlag és az éves fogyasztói árindex (CPI) hányadosa.
cum_realwage_index	A havi reálkereset bázisviszonyzáma a realwage_index alapján (bázis: 2001. január).
cum_GDP_growth	A GDP-növekedés bázisviszonyzáma: a negyedéves bontású szezonálisan kiigazított GDP értékek növekedéséből (STADAT 3.1.6.) mértani átlaggal kalkulált értékekből számított bázisviszonyszám (bázis: 2001. január).
GDP_growth	Éves GDP-növekedési index: a cum_GDP_growth alapján kalkulált éves GDP-növekedési indexekből számított 12 havi mozgóátlag.
HomeEquity_PD	Szabad felhasználású jelzáloghitelek adott havi átlagos PD-je.
HousingLoan_PD	Lakáshitelek adott havi átlagos PD-je.
avg_PD	Jelzáloghitelek adott havi átlagos PD-je.

(Saját készítésű táblázat)

A 24. táblázatban felsorolt adatokon túlmenően a jegybanki alapkamatokat is felhasználtam az LGD-beclés során, de tekintettel arra, hogy ezek esetenként hónap közben is változtak, ezért közvetlenül az egyes ügyletekhez rendeltem hozzá a devizanemüknek megfelelő jegybanki alapkamatnak a nemteljesítési esemény időpontjában érvényes értékét, valamint a 2011. június 30-án érvényes alapkamatértékeket.

Elemzéseim során az előzőekben ismertetett adatok felhasználásával készítettem el a becsléseket, illetve építettem regressziós modelleket. Mindazonáltal a konkrét elemzések, illetve azok eredményeinek prezentálása előtt szükségesnek tartom ismertetni az alkalmazott fogalmakat és feltételezéseket, valamint bemutatni és indokolni néhány módszertani döntést. Ezeket az aspektusokat foglalom össze a következő alfejezetben.

6.2. Definíciók és feltételezések

Az előzőekben bemutatott adattáblák még a normál státuszú (nem default státuszú) ügyleteket is tartalmazzák, ezért a következő lépésben meghatároztam minden egyes ügylet valamennyi nemteljesítési eseményének dátumát, és a viselkedési adatokból (21. táblázat) létrehoztam egy olyan adattáblát, amely már csak a nemteljesítő ügyleteket foglalja magában. Fontosnak tartom megjegyezni, hogy amennyiben egy adott ügylet a nemteljesítés után „kigyógyult”, majd később újra nemteljesítővé vált, akkor

valamennyi default eseményt külön-külön kezeltem, tehát az LGD-számítás szempontjából valamennyi nemteljesítési eseményt külön-külön esetnek tekintettem.

A nemteljesítő ügyletek kiválogatásához első lépésben definiálnom kellett magát a default eseményt.

6.2.1. A nemteljesítési (default) esemény

A „nemteljesítési esemény” fogalmának meghatározásához a CRD és a hazai előírások (Hkr. 68-69. §) szolgáltak alapul.

A nemteljesítés definíciója szempontjából alapvető fontosságú a késedelmes napok (days past due – DPD) számának kalkulációja. Ha egy ügyfél nem teljesíti valamely hitelének egy vagy több törlesztését, akkor az ügylet „mulasztóvá” válik. A DPD számlálása az első olyan napon indul, amikor egy törlesztőrészlet lejár, tehát a DPD a legkorábbi, még ki nem fizetett késedelmes kötelezettség esedékessége óta eltelt napok számát méri. Ha az ügyfél a későbbiekben befizetést teljesít a számlájára, akkor ez először a legrégebbi hátralékot fedezi, tehát elsőként a legrégebbi késedelmes kötelezettség kerül kiegyenlítésre, majd sorra egymás után a többi törlesztőrészlet. Ha a késedelem teljes egészében kifizetésre kerül, akkor az ügylet ismét normál státuszba kerül és a DPD 0-ra visszaáll.

Annak érdekében, hogy a jelentéktelen összegű, illetve a technikai okokból eredő késedelmek esetében az ügyletek ne minősüljenek nemteljesítőnek, szükségessé vált a „lényegességi küszöb” fogalmának bevezetése. Az alapmodellben az a legmagasabb késedelmes összeg, amely még nem számít mulasztásnak (a lejárt összeg nem minősül lényegesnek) az alábbi értékek minimuma:

- a késedelembe esés időpontjában érvényes legkisebb havi minimálbér,
- az ügyfél kötelezettségeinek 2%-a és
- egy havi törlesztőrészlet.

Ez azt jelenti, hogy a késedelmes napok (DPD) számlálása azon a napon indul, amikor a lejárt kötelezettségek meghaladják ezt a kalkulált összeget. A nemteljesítő státuszba kerülés leggyakoribb oka az, hogy az ügylet DPD-je 90 fölé emelkedik és ugyanakkor a teljes késedelmes kötelezettség meghaladja az előírt lényegességi küszöböt. Ha az ügyfél ezt követően fizetést eszközöl, és így a DPD 90 alá csökken, akkor ez az ügylet „kigyógyulását” eredményezi. Ezen szabály alól az az eset képez kivételt, ha az ügylet lényeges összegű késedelme eléri a 181 napot, ilyenkor ugyanis a teljes kitettség

esedékessé válik, így a későbbiekben az ügylet függetlenül az aktuális DPD-jétől és késedelmes kötelezettségétől egészen a lezárásáig nemteljesítőnek minősül.

Két további lehetséges kiváltó oka is létezik az ügyletek nemteljesítővé minősítésének: az ügyfél halála, valamint a csalás. Az ügyfél halála az adott ügylet default státuszba kerülését eredményezi, de amennyiben az örökös átvállalja a hitelt, akkor az ügylet ismét normál státuszba kerül. A csalás (például a fedezetértékelés manipulációja) ugyancsak kiváltja a nemteljesítővé minősítést, ez a default státusz azonban végleges, azonnal a teljes kitettség esedékessé válását eredményezi.

Általánosságban szólva tehát akkor minősül egy ügylet nemteljesítőnek az alapmodellben, ha az alábbi feltételek valamelyike teljesül:

- Az ügyfél már több mint 90 napja késik az ügylet törlesztésével, és a késedelmes kötelezettség nagyobb a késedelmessé válás időpontjában érvényes legkisebb havi minimálbérnél, vagy az ügyfél kötelezettségeinek 2%-ánál, vagy egy havi törlesztőrészletnél.
- Az ügyfél bármikor 180 napnál hosszabb ideje késett az ügylet törlesztésével, és a késedelmes kötelezettség meghaladta a késedelmessé válás időpontjában érvényes legkisebb havi minimálbért, vagy az ügyfél kötelezettségeinek 2%-át, vagy egy havi törlesztőrészletet.
- Valószínűsíthető, hogy a hitel nem kerül visszafizetésre, mert az ügyfél elhalálozott, illetve csalás történt.

Ha ezen feltételek bármelyike fennáll egy ügyfél valamely hitelével kapcsolatban, akkor az adott ügyfél minden más hitele is nemteljesítőnek minősül (cross-default), tehát empirikus elemzésemben a „default státusz” fogalma ügyfélszintű kategóriaként szerepel.

A IV. hipotézisem annak felmérésére irányult, hogy miként befolyásolja az LGD-értékeket a lényegességi küszöb változtatása. Ennek érdekében négyféle alternatív lényegességi küszöb (50000 HUF, 20000 HUF, 2000 HUF, 0 HUF) alkalmazása mellett döntöttem, de a default definíció egyéb paramétereit (DPD-számlálás, cross-default, egyéb nemteljesítési okok figyelembevétele) – az összehasonlíthatóság érdekében – változtatlanul hagytam, így téve lehetővé a lényegességi küszöb módosításából eredő hatások elkülönült tanulmányozását.

Tekintettel arra, hogy az LGD-számítás során a vetítési alapot a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettség jelenti, meghatároztam mind ezt az összeget, mind pedig a nemteljesítő státuszt kiváltó default okokat (25. táblázat), majd hozzákapcsoltam az ügyletek viselkedési adataihoz.

25. táblázat: Nemteljesítéssel kapcsolatos adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
default_date	Az ügylet nemteljesítési eseményének dátuma.
default_month	Az ügylet nemteljesítési eseményének periódusa (év, hónap).
months_to_default	Az ügylet indulásától a nemteljesítési eseményig tartó időszak hossza (hónapok száma).
defaulted_exposure_lcy	Az ügyletnek a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettsége (HUF-ban).
orig_default_reason_minwage	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó az adott hónapban érvényes legkisebb havi minimálbér alapján meghatározott lényegességi küszöb szerint a default esemény időpontjában.
orig_default_reason_huf50000	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó az 50000 HUF-os lényegességi küszöb szerint a default esemény időpontjában.
orig_default_reason_huf20000	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a 20000 HUF-os lényegességi küszöb szerint a default esemény időpontjában.
orig_default_reason_huf2000	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a 2000 HUF-os lényegességi küszöb szerint a default esemény időpontjában.
orig_default_reason_huf0	A nemteljesítés okát jelző indikátorváltozó a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint a default esemény időpontjában.
defaulted_per_start_exposure	A nemteljesítéskori kitettség a folyósított összeg arányában.
reason_fraud	Dummy változó, amely jelzi, hogy csalás miatt minősül-e az ügylet nemteljesítőnek.
reason_death	Dummy változó, amely jelzi, hogy halál miatt minősül-e az ügylet nemteljesítőnek.
reason_pastdue_minwage	Dummy változó, amely jelzi, hogy az érvényes legkisebb havi minimálbér alapján meghatározott lényegességi küszöb szerint késedelem miatt minősül-e nemteljesítőnek az ügylet.
reason_pastdue_huf50000	Dummy változó, amely jelzi, hogy az 50000 HUF-os lényegességi küszöb szerint késedelem miatt minősül-e nemteljesítőnek az ügylet.
reason_pastdue_huf20000	Dummy változó, amely jelzi, hogy a 20000 HUF-os lényegességi küszöb szerint késedelem miatt minősül-e nemteljesítőnek az ügylet.
reason_pastdue_huf2000	Dummy változó, amely jelzi, hogy a 2000 HUF-os lényegességi küszöb szerint késedelem miatt minősül-e nemteljesítőnek az ügylet.
reason_pastdue_huf0	Dummy változó, amely jelzi, hogy a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint késedelem miatt minősül-e nemteljesítőnek az ügylet.
default_age_months	Az ügyfél életkora az ügylet nemteljesítésének időpontjában (hónapok száma).
default_address_months	Az ügyfél adott állandó lakhelyen lakásának időtartama a nemteljesítési esemény időpontjában (hónapok száma).
default_work_months	Az ügyfél adott munkahelyen dolgozásának időtartama a nemteljesítési esemény időpontjában (hónapok száma).
default_fx_rate	Az ügylet devizanemének árfolyama a nemteljesítés időpontjában.
default_unempl_rate	Munkanélküliségi ráta a nemteljesítés időpontjában.
default_min_wage	Legkisebb havi minimálbér a nemteljesítés időpontjában.
default_avg_netincome	Átlagos havi nettó jövedelem a nemteljesítés időpontjában.
default_realwage_index	Éves reálkereseti index a nemteljesítés időpontjában.
default_CPI	Éves fogyasztói árindex a nemteljesítés időpontjában.
default_GDP_growth	Éves GDP-növekedési index a nemteljesítés időpontjában.

(Saját készítésű táblázat)

6.2.2. Az ügyletszintű nettó megtérülések kalkulációja

A megtérülések felmérése kiterjedt minden pénzbeli és nem pénzbeli tételre, tekintet nélkül azok forrására (például az ügyfelek befizetései, a fedezetek birtokba vétele vagy

értékesítése). Az egyes megtérülésekre vonatkozóan sajnos csak a befolyás dátuma és az összeg állt rendelkezésre az általam vizsgált adatbázisban, emiatt a különböző típusú megtérülések eltérő kezelése nem volt lehetséges, de tekintettel arra, hogy a behajtási osztály külön nyilvántartást vezet azon hitelek ügyletazonosítóiról, amelyek esetében a fedezetként szolgáló ingatlan értékesítésre került, lehetővé vált számomra a magyar bankközi LGD-adatbázisban szereplő megtérüléseknek az általam vizsgált ügyletek megtérüléseivel való összevetése.

A késedelmi díjakat és késedelmi kamatokat, akár csak a belső (például telefonhívás, felszólító levél) és külső behajtási költségeket negatív pénzáramlásként kezeltem az LGD kalkulációja során. Tekintettel arra, hogy a költségek egy része nem volt közvetlenül összefüggésbe hozható az egyes ügyletekkel (közvetett költségek), és ebből kifolyólag nem állt rendelkezésre a konkrét ügyletszintű költségösszeg, minden egyes hónapban az adott havi összes behajtási költséget egyenletesen osztottam rá az aktuálisan nemteljesítő státuszú ügyletekre. E döntés hátterében az a megfontolás áll, hogy az általam vizsgált portfólió csak lakossági jelzáloghiteleket tartalmazott, amelyek vonatkozásában a behajtási eljárás intenzitását nem befolyásolta jelentősen sem a hitelösszeg, sem a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettség, sem más hasonló tényező, amely alapján az arányosítás megvalósítható és logikailag indokolható. A következő lépésben minden egyes ügyletkezhez hozzárendeltem a rendelkezésre álló ügyletszintű megtérüléseket és közvetlen költségeket, valamint a közvetett költségekből számított havi átalányokat, amelyeket úgy kalkuláltam, hogy az egyes hónapokban felmerült összes közvetett behajtási költséget elosztottam az adott hónapban nemteljesítő státuszban lévő ügyletek számával. Annak érdekében, hogy vizsgálni tudjam a különböző diszkontráták alkalmazásának az LGD-értékekre gyakorolt hatását (III. hipotézis), négyféle diszkontrátát is hozzárendeltem az ügyletekhez.

26. táblázat: A diszkontált nettó megtérülések kalkulációjához szükséges adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
recovery	Az ügylet megtérüléseinek összege adott hónap során (HUF-ban).
direct_cost	Az ügylet behajtásával kapcsolatban az adott hónapban felmerült közvetlen költségek összege (HUF-ban).
indirect_cost	Az adott havi közvetett behajtási költség-átalány (HUF-ban).
interest	Az ügylet eredeti hitelkamatlába.
apr	Az ügylet induláskori teljes hiteldíjmutatója.
def_rate	A nemteljesítéskor érvényes jegybanki alapkamat az ügylet eredeti devizanemében.
curr_rate	A 2011. június 30-i jegybanki alapkamat az ügylet eredeti devizanemében.

(Saját készítésű táblázat)

A megtérülések és a költségek összegyűjtését követően ügyletenként havi szinten kiszámítottam a nettó megtérüléseket, majd ezeket a következő képlet alkalmazásával egyenként visszadiszkontáltam a nemteljesítés időpontjára:

$$PV_i = \frac{Megtérülés_i - Közvetlen\ költségek_i - Közvetett\ költségek_i}{(1+r)^{i/12}} \quad (6.1)$$

ahol: t : a nemteljesítés óta eltelt idő hossza (év),

r : diszkontráta.

Az alapmodell esetében diszkontrátaként az egyes ügyletek szerződéskori hitelkamatlábát alkalmaztam, mert ez egyrészt visszatükrözi az ügyletek indulásakor aktuális kamatszintek eltéréseit, másrészt azok devizanemétől függően is eltér. Mindazonáltal a különböző diszkontráták alkalmazásából adódó LGD-eltérések tanulmányozása céljából a nettó megtérülések diszkontálás nélküli és az alternatív diszkontráták alkalmazásából adódó jelenértékeit is kiszámítottam, majd a diszkontált havi nettó megtérüléseket ügyletszinten összegeztem.

27. táblázat: A nominális és a diszkontált nettó megtérülések

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
disc_rec_null_lcy	Az ügylet kumulált (nem diszkontált) megtérüléseinek összege (HUF-ban).
disc_rec_interest_lcy	Az ügylet kumulált, induláskori kamatlábbal diszkontált megtérüléseinek összege (HUF-ban).
disc_rec_apr_lcy	Az ügylet kumulált, induláskori teljes hiteldíjmutatóval diszkontált megtérüléseinek összege (HUF-ban).
disc_rec_def_rate_lcy	Az ügylet kumulált, az ügylet devizanemének megfelelő nemteljesítéskori jegybanki alapkamattal diszkontált megtérüléseinek összege (HUF-ban).
disc_rec_curr_rate_lcy	Az ügylet kumulált, az ügylet devizanemének megfelelő 2011. június 30-i jegybanki alapkamattal diszkontált megtérüléseinek összege (HUF-ban).

(Saját készítésű táblázat)

A következő lépésben a kumulált diszkontált megtérüléseket a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettséggel elosztva számszerűsítettem a kumulált diszkontált megtérülési rátát minden egyes hónapra vonatkozóan:

$$CRM_t = \frac{\sum_{i=1}^t PV_i}{EAD} \quad (6.2)$$

ahol: CRM_t : kumulált diszkontált megtérülési ráta a nemteljesítés után t hónappal,

PV_i : diszkontált nettó megtérülés a nemteljesítés utáni i -dik hónapban,

EAD : a nemteljesítés időpontjában fennálló kitettség.

Ezen eljárás eredményeképpen minden egyes ügyletre vonatkozóan rendelkezésemre állt a kumulált diszkontált megtérülési ráták havi sorozata,⁷² amelyeknek az utolsó tagja alapján vált számszerűsíthetővé az ügyletszintű LGD:

$$LGD = \begin{cases} 0, & \text{ha } 1 - CRM_{t_{MAX}} \leq 0 \\ 1 - CRM_{t_{MAX}}, & \text{ha } 0 < 1 - CRM_{t_{MAX}} < 1 \\ 1, & \text{ha } 1 - CRM_{t_{MAX}} \geq 1 \end{cases} \quad (6.3)$$

ahol: t_{MAX} : a figyelembe vett megtérülési időszak teljes hossza.

Elemzéseim során a t_{MAX} az adott ügylet nemteljesítésétől a „kigyógyulásáig”, illetve lezárulásáig eltelt időszak hossza.

A fenti képlet alapján nyilvánvaló, hogy az ügyletszintű LGD-értékeket a szakirodalomban gyakran említett eljárásnak megfelelően 0%-nál és 100%-nál csonkoltam, tehát úgy tekintettem, hogy a bank nem veszíthet a nemteljesítés időpontjában fennálló kitettségnél nagyobb összeget (az LGD nem haladhatja meg a 100%-ot), illetve nem realizálhat a nemteljesítéskori kitettségnél nagyobb összesített megtérülést (az LGD nem lehet negatív).

6.2.3. Az ügyletek kategorizálása (pooling) a lezárás típusa alapján

A kategorizálás célja rendszerint a portfólió kockázati szempontból homogén csoportokra osztása a termék, az ügylet, az ügyfél, illetve a mögöttes fedezet jellemzői alapján, amely tényezők várhatóan jelentősen befolyásolják a megtérüléseket. Ezzel kapcsolatos az I. és a II. hipotézisem, amelyek keretében az LGD-értékek eltéréseit a hitelcél (*loan_purpose*) és az igénylés típusa (*application_type*) alapján kialakított alportfóliók vonatkozásában vizsgáltam. A csoportosítás alapjául mindhárom esetben olyan jellemzők szolgáltak, amelyek már az ügylet indulásakor ismertek voltak, így az egyes ügyleteket egyértelműen be lehetett sorolni a megfelelő csoportba.

Ezen alfejezetben a kategorizálásnak egy másfajta szemléletű alkalmazását mutatom be: empirikus kutatásom során az ügyleteket a behajtási folyamat lezárulásának típusa szerint szegmentáltam, és ennek érdekében meghatároztam az ügylet lezárásának dátumát és néhány kapcsolódó adatot erre a dátumra vonatkozóan.

⁷² A későbbiek során a „megtérülési ráta” fogalma alatt mindvégig e sorozat utolsó tagját értem.

28. táblázat: Az ügylet lezárásával kapcsolatos adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
write_off_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy veszteséglefrással zárult-e az adott ügylet behajtása.
woe_month	Az ügylet lezárásának periódusa (év, hónap).
woe_months_since_default	Az ügylet indulásától a lezárásáig tartó időszak hossza (hónapok száma).
woe_exposure_lcy	Az ügyletnek a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettsége (HUF-ban).
woe_defaulted_minwage	Dummy változó, amely jelzi, hogy a lezárás periódusában nemteljesítő státuszú-e az ügylet az adott hónapban érvényes legkisebb havi minimálbér alapján meghatározott lényegességi küszöb szerint.
woe_defaulted_huf50000	Dummy változó, amely jelzi, hogy a lezárás periódusában nemteljesítő státuszú-e az ügylet az 50000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
woe_defaulted_huf20000	Dummy változó, amely jelzi, hogy a lezárás periódusában nemteljesítő státuszú-e az ügylet a 20000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
woe_defaulted_huf2000	Dummy változó, amely jelzi, hogy a lezárás periódusában nemteljesítő státuszú-e az ügylet a 2000 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
woe_defaulted_huf0	Dummy változó, amely jelzi, hogy a lezárás periódusában nemteljesítő státuszú-e az ügylet a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint.
fv_crm_lcy	Az ügylet kumulált nominális (nem diszkontált) megtérülési rátája a megtérülési folyamat utolsó periódusára vonatkozóan.
real_term	Az ügylet tényleges futamideje (hónapok száma).

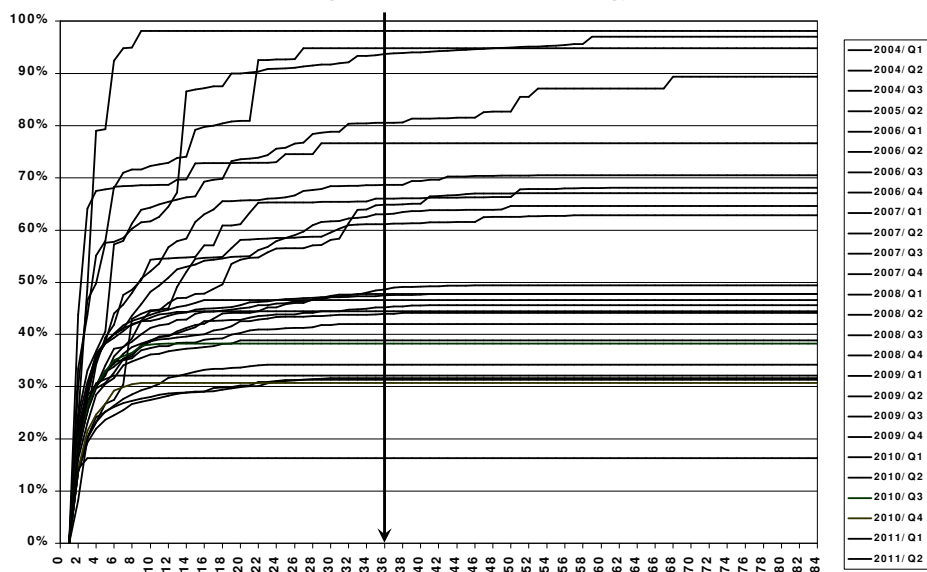
(Saját készítésű táblázat)

Mindezek alapján az alábbi kategóriákat (*deal_status*) alakítottam ki:

- „*WorkoutEnd*”: Azok az ügyletek, amelyek már nincsenek default státuszban, mert a késedelmes összeget az ügyfél megfizette, veszteségként leírásra került a kitettség vagy értékesítésre került a mögöttes fedezetként szolgáló ingatlan.
- „*NoFurtherRec*”: Azok a továbbra is default státuszban lévő ügyletek, amelyek nemteljesítővé válása óta az effektív megtérülési időszaknál hosszabb idő telt el, illetve amelyek esetében a default esemény időpontjában fennálló kitettségnek már legalább a 90%-a megtérült (nominálisan, nem diszkontálva: *fv_crm_lcy*).
- „*NotClosed*”: Az előző két kategóriába be nem sorolható ügyletek, amelyek esetében a behajtási eljárás még folyamatban van.

Az elemzéseim során a megtérülési időszak effektív hosszát 36 hónapnak tekintettem, mert az adatbázis adatait elemezve a diszkontált kumulált megtérülési ráták alapján azt tapasztaltam, hogy a negyedévek túlnyomó részét tekintve a behajtási folyamat első 36 hónapját követően már nem adódtak számottevő megtérülések (13. ábra).

13. ábra: A diszkontált kumulált megtérülési ráta alakulása negyedéves bontásban

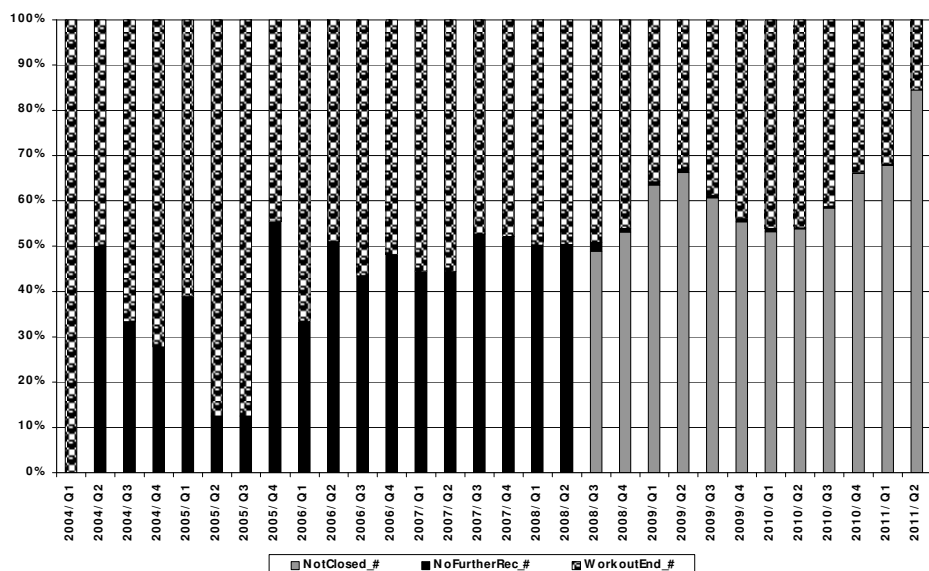


(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Azok a lezáratlan ügyletek, amelyek esetében a behajtási időszak hossza (a default esemény óta eltelt idő) meghaladta a 36 hónapot, a „NoFurtherRec” kategóriába kerültek besorolásra, növelve az elemzésbe bevonható ügyletek számát, hiszen az alapmodell esetében kizárólag az első két csoportba („WorkoutEnd”, „NoFurtherRec”) tartozó ügyletek alapján végeztem a kalkulációkat, a harmadik kategóriába sorolt ügyleteket figyelmen kívül hagytam az LGD számszerűsítése során.

A következő grafikon (14. ábra) az egyes ügyletcsoportok portfólión belüli arányait mutatja, ugyancsak negyedéves bontásban.

14. ábra: Az egyes ügyletcsoportok portfólión belüli arányai negyedéves bontásban



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Természetesnek tekinthető, hogy az utóbbi kategória részaránya időben erősen emelkedik, hiszen minél később vált nemteljesítő az adott ügylet, annál kevesebb idő állt rendelkezésre arra, hogy átkerüljön valamelyik másik csoportba. Ezen ügyletek egy jelentős része – a múltbeli tapasztalatok szerint – a „*WorkoutEnd*” kategóriába kerül, mert az ügyfél rendezi a tartozását vagy például értékesítésre került a mögöttes fedezetként szolgáló ingatlan. Ellenkező esetben az ügylet a nemteljesítéstől számított legfeljebb 36 hónap múlva a „*NoFurtherRec*” kategóriába sorolódik át, mert ekkor ér véget az effektív megtérülési időszak, így ezt követően már nem várhatók belőle jelentős megtérülések.

Összefoglalva: előbb vagy utóbb (legfeljebb a default eseménytől számított 36 hónap múlva) minden ügylet az első két kategória valamelyikébe fog tartozni. Tekintettel arra, hogy elemzési eredményeim szerint kijelenthető, hogy jelentős eltérés tapasztalható a két csoport LGD-értékei között (I. hipotézis), empirikus kutatásom során azt is vizsgáltam, hogy feltárhatók-e olyan tényezők, amelyek alapján előrejelezhető, hogy az egyes ügyletek végül melyik kategóriába fognak kerülni (V. hipotézis), hiszen amennyiben sikerül ilyen faktorokat találni, akkor a jelenlegi „*NotClosed*” kategóriába sorolt ügyletek is bevonhatókká válnak az LGD kalkulációjába.

6.2.4. A pool szintű LGD kalkulációja

Tekintettel arra, hogy a bázeli szabályozás értelmében az LGD portfóliószintű mérésére vonatkozóan hosszú távú átlagot kell alkalmazni, az ügyleteket a nemteljesítési esemény bekövetkezésének időpontja szerint úgynevezett kohorszokba csoportosítottam. Hónaponkénti felosztást alkalmaztam, tehát az azonos hónap során nemteljesítővé vált ügyleteket soroltam be egy-egy kohorszba, majd az ügyletszintű LGD-értékeket ügyletkategóriánként („*WorkoutEnd*”, „*NoFurtherRec*”) kohorszszinten átlagoltam.

A lehető legpontosabb becslési eljárás kialakítása érdekében a default események számát tekintettem súlyoknak a hosszú távú átlag számítása során, mert ez a módszer figyelembe veszi azt a tényt, hogy a nagyobb ügyletszámú kohorszok LGD-értékeinek kalkulációja során több ügylet megtérülési és költségadatai kerültek felhasználásra, tehát statisztikailag megalapozottabbak, így ez a módszertan a modell nagyobb fokú megbízhatóságát eredményezi.

A nemteljesítő ügyletek számával súlyozott hosszú távú ügyletkategória-szintű átlagot az alábbi képlettel számszerűsítettem az empirikus kutatás során:

$$LGD_{kategoria} = \frac{\sum_{i=1}^M [LGD_i * N_i]}{\sum_{i=1}^M N_i} \quad (6.4)$$

ahol: LGD_i : az i -dik kohorsz átlagos LGD-értéke,

M : kohorszok száma,

N_i : nemteljesítő ügyletek száma az i -dik kohorszban.

Az LGD-kalkuláció során az ügyletkategóriákat mindvégig elkülönülten kezeltem, így lehetővé vált az egyes kategóriák LGD-értékeinek tanulmányozása és összevetése, mindazonáltal az utolsó lépésben a teljes vizsgált portfólió aggregált LGD-értékének meghatározásaként átlagot számítottam a kategóriasintű LGD-értékekből. Szem előtt tartva a konzisztens eljárás igényét, a súlyozás alapjaként ebben az esetben is az egyes kategóriákban szereplő ügyletek száma szolgált:

$$LGD = \frac{LGD_{WorkoutEnd} * N_{WorkoutEnd} + LGD_{NoFurtherRec} * N_{NoFurtherRec}}{N_{WorkoutEnd} + N_{NoFurtherRec}} \quad (6.5)$$

6.2.5. A befolyásoló tényezők vizsgálatához alkalmazott adatok

Empirikus kutatásaim keretében azt is vizsgálat alá vontam, hogy milyen jellemzők befolyásolják szignifikánsan az LGD alakulását. Ezen elemzések megalapozása céljából először az ügyletek mögött álló fedezetekről rendelkezésre álló adatokból egy olyan táblát állítottam elő, amely ügyletenként és nemteljesítési eseményenként tartalmazza a következő adatokat:

29. táblázat: A fedezetekre vonatkozó másodlagos adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
deal_id	Ügyletazonosító.
start_month	Az ügylet indulásának periódusa (év, hónap).
default_month	Az ügylet nemteljesítési eseményének periódusa (év, hónap).
start_value_month	Az ügylet indulásakor érvényes fedezetérték meghatározásának periódusa (év, hónap).
default_value_month	Az ügylet nemteljesítésekor érvényes fedezetérték meghatározásának periódusa (év, hónap).
priorcharge_amount	A fedezeten lévő előzetes terhelések összege (HUF-ban).
priorcharge_rate	A fedezeten lévő előzetes terhelések aránya az ügylet indulásakor hitelbiztosítéki értékhez képest.
start_collvalue	A fedezet hitelbiztosítéki értéke az ügylet indulásakor.
default_collvalue	A fedezet hitelbiztosítéki értéke az ügylet nemteljesítésekor.
start_marketvalue	A fedezet piaci értéke az ügylet indulásakor.
default_marketvalue	A fedezet piaci értéke az ügylet nemteljesítésekor.
start_LTV	A hitelösszeg és a fedezet induláskori piaci értékének aránya.

29. táblázat (folytatás): A fedezetekre vonatkozó másodlagos adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
current_LTV	A nemteljesítéskor fennálló kitettségek és a fedezet nemteljesítéskori piaci értékének aránya.
zipcode	A fedezetül szolgáló ingatlan irányítószáma.
settlement	A fedezetül szolgáló ingatlan településének neve.
region	A fedezetül szolgáló ingatlan régiója: ▪ Budapest & environs: Budapest és vonzáskörzete, ▪ Central-Western: Közép-Nyugat, ▪ Eastern: Kelet, ▪ North-Eastern: Észak-Kelet, ▪ North-Western: Észak-Nyugat, ▪ South-Central: Dél-Közép, ▪ South-Eastern: Dél-Kelet, ▪ South-Western: Dél-Nyugat, ▪ Western: Nyugat.
county	A fedezetül szolgáló ingatlan megyéje: ▪ Baranya, ▪ Borsod-Abaúj-Zemplén, ▪ Budapest, ▪ Bács-Kiskun, ▪ Békés, Csongrád, ▪ Fejér, ▪ Győr-Moson-Sopron, ▪ Hajdu-Bihar, ▪ Heves, ▪ Jász-Nagykun-Szolnok, ▪ Komárom-Esztergom, ▪ Nógrád, ▪ Pest, ▪ Somogy, ▪ Szabolcs-Szatmár-Bereg, ▪ Tolna, ▪ Vas, ▪ Veszprém, ▪ Zala.
settlement_type	A fedezetül szolgáló ingatlan településtípusa: ▪ Budapest & environs: Budapest és vonzáskörzete, ▪ County town & environs: Megyeszékhely és vonzáskörzete, ▪ Other city & environs: Egyéb város és vonzáskörzete, ▪ Village: Község, falu, ▪ Small village: Kisközség.
realestate_type	A fedezetül szolgáló ingatlan típusa: ▪ Detached house: Családi ház, ▪ Owner-occupied block: Társasház, ▪ Other residential property: Egyéb lakóingatlan.
material	A fedezetül szolgáló ingatlan építésmódja: ▪ Brick or stone: Téglá vagy kő, ▪ Prefabricated: Panel, ▪ Light construction or wood: Könnyűszerkezetes vagy fa, ▪ Other: Egyéb.

(Saját készítésű táblázat)

Ennek során az ügylet indulásakor és nemteljesítésekori fedezetértékek meghatározási dátumaként az eredeti értékbecslés dátuma (*appraisaldate*) és az ügylet indulásakor, illetve nemteljesítésekori aktuális legutóbbi ártértékelés időpontja (*revaluedate*) közül a későbbit tekintetem. Ez alól azok az esetek képeztek kivételt, amikor a

nemteltjesítéskori értékek eltértek az ügylet indulásakori értékektől, ilyenkor ugyanis a nemteltjesítési esemény dátumát tekintettem a nemteltjesítéskori értékek meghatározási dátumának.

Azokban az esetekben, amikor nem állt rendelkezésre az eredeti értékbecslés dátuma, akkor az ügyletindulás dátumával imputáltam, a nemteltjesítéskori értékek hiánya esetén azokat az ügylet indulásakori értékekkel pótoltam (*start_collvalue*, *start_marketvalue*).

Tekintettel arra, hogy ugyanazon ügylet mögött egynél több ingatlan is állhat fedezetként, illetve ugyanaz az ingatlan több ügylet fedezeteként is szolgálhat, meg kellett valósítanom a fedezetek hitelbiztosítéki és piaci értékeinek allokálását. Ennek érdekében ügyletszinten összegeztem a fedezetértékeket, és minden esetben a legnagyobb értékű ingatlan jellemzőit kapcsoltam hozzá az egyes ügyletekhez. Amennyiben ugyanaz a fedezet több ügyletbe tartozott, akkor az értékeket a nemteltjesítéskori kitettség arányában megosztva rendeltem hozzá az egyes ügyletekhez. Ezt követően az adattáblában ügyletenként már csak egy-egy rekord szerepelt, amelyekhez már hozzá tudtam kapcsolni az ingatlan fekvése szerinti régiót, megyét és településtípust, és így álltak elő végül a 29. táblázatban bemutatott adatok.

Az imént bemutatott adatstruktúrák lehetővé tették, hogy a fedezetekre vonatkozó másodlagos adatokat hozzárendeljem az ügyfelekre, illetve ügyletekre vonatkozó adatokhoz, és kialakítsam azt az adattáblát, amely az LGD befolyásoló tényezőinek elemzését megalapozza. Az alábbi táblázatban (30. táblázat) ismertetem azokat az adatmezőket, amelyekkel ebben az utolsó lépésben kiegészítettem a regresszióépítés alapjául szolgáló végső adattáblát.

30. táblázat: Makrogazdasági másodlagos adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
<i>start_fx_rate</i>	Az ügylet devizanemének árfolyama az indulásakor.
<i>start_unempl_rate</i>	Munkanélküliségi ráta az ügylet indulásakor.
<i>start_min_wage</i>	Legkisebb havi minimálbér az ügylet indulásakor.
<i>start_avg_netincome</i>	Átlagos havi nettó jövedelem az ügylet indulásakor.
<i>start_realwage_index</i>	Éves reálkereseti index az ügylet indulásakor.
<i>start_CPI</i>	Éves fogyasztói árindex az ügylet indulásakor.
<i>start_GDP_growth</i>	Éves GDP-növekedési index az ügylet indulásakor.
<i>fx_index_ds</i>	A nemteltjesítéskori és az indulásakori devizaárfolyam indexe (arány).
<i>collvalue_index_ds</i>	A fedezet nemteltjesítéskori és indulásakori hitelbiztosítéki értékének indexe (arány).
<i>marketvalue_index_ds</i>	A fedezet nemteltjesítéskori és indulásakori piaci értékének indexe (arány).
<i>unempl_rate_index_ds</i>	A nemteltjesítéskori és az indulásakori munkanélküliségi ráta indexe (arány).
<i>min_wage_index_ds</i>	A nemteltjesítéskori és az indulásakori legkisebb havi minimálbér indexe (arány).

30. táblázat (folytatás): Makrogazdasági másodlagos adatok

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
avg_netincome_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori átlagos havi nettó jövedelem indexe (arány).
cum_realwage_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori reálkeresetek aránya.
cum_CPI_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori fogyasztói árak indexe (a kumulált fogyasztói árindexek hányadosa).
GDP_growth_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori GDP indexe (a kumulált GDP-növekedési indexek hányadosa).

(Saját készítésű táblázat)

6.3. Hipotézisek és eredmények

A vizsgált portfólió sajátosságai, a felhasznált adatok, valamint az alapmodellben alkalmazott definíciók és feltételezések áttekintése után a következőkben rátérek a konkrét számítások ismertetésére.

6.3.1. Hitelcél szerinti terméktípusok

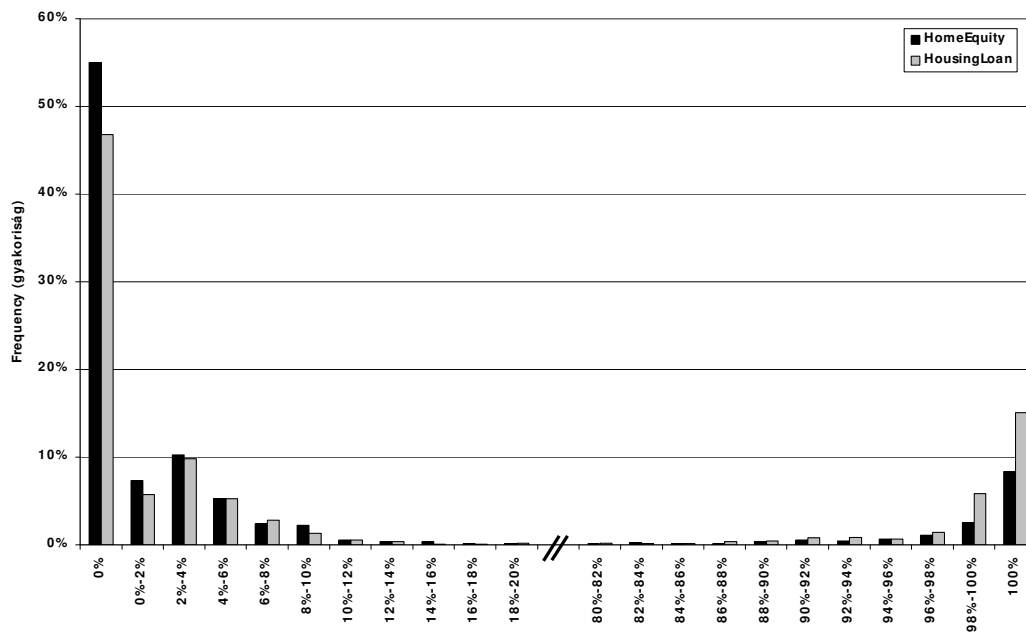
Az I. hipotézisem tárgyát a hitelcél és az LGD közötti kapcsolat képezte. Előzetes várakozásaim szerint azon ügyletek esetében, amelyeknél a hitelcél a fedezetként szolgáló lakóingatlan építése, illetve vásárlása, a szabad felhasználású jelzáloghitelekkel összevetve nagyobb megtérülésekre lehet számítani. Ennek háttérében az a feltételezés áll, hogy az ügyfelek kevésbé merik felvállalni az otthonuk elvesztésének kockázatát abban az esetben, ha éppen annak megszerzése érdekében döntöttek a hitel felvétele mellett. Ezzel kapcsolatban érdemesnek tartom megemlíteni Grippa, Ianotti és Leandri empirikus tanulmányát (*Grippa et al. [2005]*) is, amelyben a szerzők arról számoltak be, hogy az általuk vizsgált hitelek esetében a lakáscélú hiteleken realizált megtérülések az egyéb célú hitelekéhez képest magasabbnak bizonyultak.

I. hipotézis: A lakáscélú hitelek LGD-értékei alacsonyabbak a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-értékeinél.

E hipotézis igazolása céljából az általam vizsgált adatbázisban szereplő ügyleteket két csoportba soroltam: az egyik kategóriát 4278 szabad felhasználású jelzáloghitel (*product=HomeEquity*), a másikat pedig 2558 lakáscélú hitel (*product=HousingLoan*) alkotja. Első lépésként oszlopdiagrammal (15. ábra) ábrázolva grafikusan összehasonlítottam a két csoport LGD-eloszlását. Tekintettel arra, hogy az ügyletek

98,4%-ának az LGD-je a 20% alatt vagy 80% felett volt, a grafikonon csak ezeket a tartományokat jelenítettem meg a jobb áttekinthetőség érdekében.⁷³

15. ábra: A különböző célú hitelek LGD-eloszlása



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Az oszlopdiagram a hipotézisemben megfogalmazott állításnak ellentmondani látszik, hiszen bár mindkét eloszlás kétszcúsú (bimodális), a lakáscélú hitelek aránya a szabad felhasználású jelzáloghitelekével összevetve az alacsonyabb LGD-sávokban jelentősen kisebb, a magasabb LGD-sávokban pedig nagyobb. A 31. táblázatban látható, hogy a szabad felhasználású jelzáloghitelek átlagos LGD-je (16,263%) is jóval alacsonyabb a lakáscélú hitelek átlagos LGD-jénél (27,117%), valamint a mintabeli variancia tekintetében is jelentős eltérés tapasztalható: a szabad felhasználású jelzáloghitelek csoportjában kisebb az LGD-értékek átlagtól való átlagos eltérése. A ferdeségi és csúcsossági mutatók ugyancsak tükrözik az eloszlásoknak mind egymástól, mind pedig a normál eloszlástól való erőteljes különbözőségét.

⁷³ A teljes tartományt ábrázoló grafikon megtalálható a mellékletben.

31. táblázat: A hitelcél szerint képzett ügyletsoportok leíró statisztikái

	HOMEEQUITY (szabad felhasználású)	HOUSINGLOAN (lakáscélú)
Átlag	0.162627035	0.27117426
Standard hiba	0.005268231	0.008408898
Medián	0	0.0087174
Módusz	0	0
Szórás	0.344576112	0.425294106
Mintabeli variancia	0.118732697	0.180875077
Csúcsosság	1.729229435	-0.828533239
Ferdeség	1.905276031	1.064302719
Terjedelem	1	1
Minimum	0	0
Maximum	1	1
Elemszám	4278	2558

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Következő lépésben homogenitásvizsgálatot végeztem a két különböző kategóriába sorolt ügyletek LGD-értékei eloszlásának egyezőségére vonatkozóan (32. táblázat). Ebben az esetben tehát a nullhipotézis azt állítja, hogy az eloszlások azonosak, míg a nullhipotézis elvetése csak az egyezőséget képes cáfolni, de nem ad semmiféle konkrét információt az eloszlások típusára vonatkozóan. Összesen 16 LGD-sávot (osztályt) alakítottam ki, de ezeket nem egyenlő szélességűre szabtam, hanem a 0%-hoz és a 100%-hoz közeli szakaszon szűk, a középső szakaszon pedig szélesebb intervallumokat tekintettem egy-egy LGD-sávnak, sőt a 0%-os és a 100%-os LGD-értékeknek külön osztályt képeztem, figyelembe véve a szélsőséges értékek nagy számát.

32. táblázat: Homogenitásvizsgálat a különböző hitelcélú ügyletek LGD-értékeinek eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	n_{Yi+n_{Xi}}	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} * \left(\frac{n_{Yi}}{n_{Yi}} - \frac{n_{Xi}}{n_{Xi}} \right)^2$
0%	2352	1197	3549	0.5497896213	0.4679437060	0.0000018875
0%-2%	312	146	458	0.0729312763	0.0570758405	0.0000005489
2%-4%	438	251	689	0.1023842917	0.0981235340	0.0000000263
4%-6%	224	134	358	0.0523609163	0.0523846755	0.0000000000
6%-8%	101	72	173	0.0236091632	0.0281469898	0.0000001190
8%-10%	95	33	128	0.0222066386	0.0129007037	0.0000006766
10%-20%	66	29	95	0.0154277700	0.0113369820	0.0000001762
20%-50%	29	21	50	0.0067788686	0.0082095387	0.0000000409
50%-80%	41	18	59	0.0095839177	0.0070367475	0.0000001100
80%-90%	40	29	69	0.0093501636	0.0113369820	0.0000000572
90%-92%	22	20	42	0.0051425900	0.0078186083	0.0000001705
92%-94%	17	21	38	0.0039738195	0.0082095387	0.0000004721
94%-96%	29	16	45	0.0067788686	0.0062548866	0.0000000061
96%-98%	47	37	84	0.0109864423	0.0144644253	0.0000001440
98%-100%	108	149	257	0.0252454418	0.0582486317	0.0000042382
100%	357	385	742	0.0834502104	0.1505082095	0.0000060603
Total	4278	2558	6836	1	1	0.0000147339

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Y_i} + n_{X_i}} \left(\frac{n_{Y_i}}{n_Y} - \frac{n_{X_i}}{n_X} \right)^2 = 4278 * 2558 * 0.0000147339 = 161.2346342$$

A szabadságfok $\nu=16-1=15$, így a felső kritikus érték $\alpha=5\%$ szignifikancia szinten $c_f=25,0197923046055$, tehát a nullhipotézist el kell vetni. A p -érték 0, tehát egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem lehet állítani az eloszlások egyezőségét.

Tekintettel a meglehetősen nagy elemszáma, aszimptotikus z -próbával vizsgáltam azt a nullhipotézist, hogy a szabad felhasználású jelzáloghitelek átlagos LGD-je megegyezik a lakáscélú hitelek átlagos LGD-értékével (33. táblázat). Amikor alternatív hipotézisként azt az állítást tekintettem, hogy a lakáscélú hitelek átlagos LGD-je meghaladja a szabad felhasználású jelzáloghitelek átlagos LGD-értékét (egyoldali aszimptotikus z -próba), akkor a nullhipotézis 5%-os szignifikancia szinten elvethetőnek bizonyult, sőt egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem mutatkozott elfogadhatónak, a p -érték 0 volt. A két ügyletkategória átlagos LGD-jének egyezőségét állító nullhipotézist azzal az alternatív hipotézissel szemben is vizsgáltam, hogy az átlagok eltérnek egymástól (kétoldali aszimptotikus z -próba), és ebben az esetben is hasonló eredményre jutottam: a két ügyletcsoport átlagos LGD-je egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem volt azonosnak tekinthető, p -értékként ebben az esetben is 0 adódott.

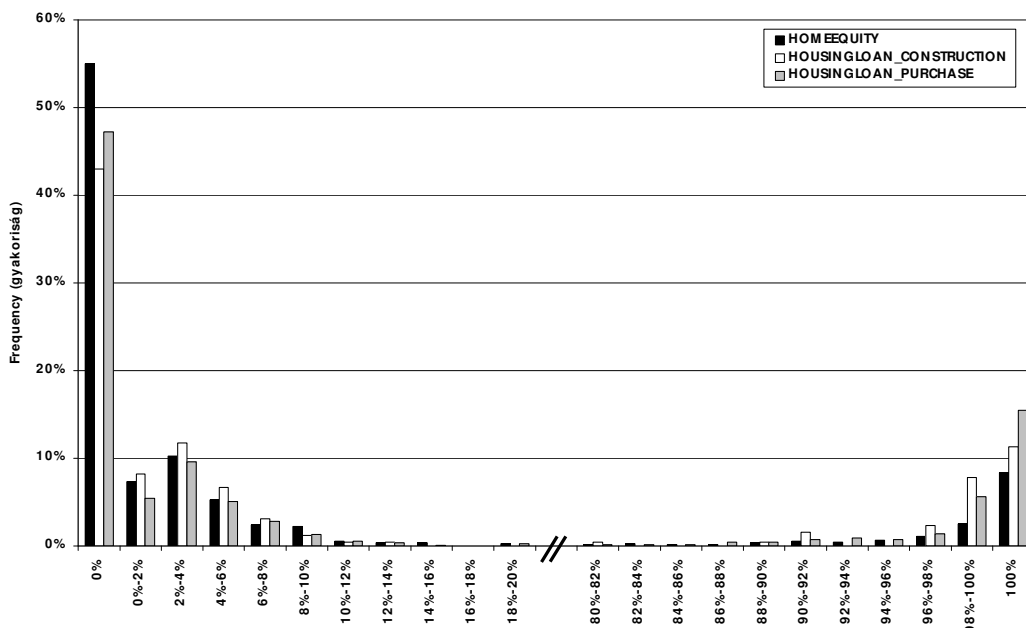
33. táblázat: Kétmintás aszimptotikus z -próba a különböző hitelcélú ügyletek átlagos LGD-értékeinek egyezőségére ($\alpha=0,05$)

	<i>HOMEEQUITY</i> (szabad felhasználású)	<i>HOUSINGLOAN</i> (lakáscélú)
Átlag	0.162627035	0.27117426
Ismert variancia	0.118732697	0.180875077
Megfigyelések száma	4278	2558
Átlagok feltételezett eltérése	0	
Z	10.93906937	
P($Z \leq z$) egyoldali	0.000000000	
Egyoldali z -próba kritikus értéke	1.644853627	
P($Z \leq z$) kétoldali	0.000000000	
Kétoldali z -próba kritikus értéke	1.959963985	

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A lakáscélú hitelek csoportját tovább bontottam annak megfelelően, hogy a hitelfelvétel célja lakásépítés vagy -vásárlás volt, majd elvégeztem ugyanazokat a vizsgálatokat, amelyeket a lakáscélú hitelek és a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-értékeinek összevetése során megtettem.

16. ábra: A különböző célú hitelek LGD-eloszlása (részletes)



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Mind az LGD-eloszlásokat grafikusán megjelenítő oszlopdiagram (16. ábra), mind pedig a leíró statisztikák (34. táblázat) azt mutatják, hogy a lakáscélú hitelek két alcsoportja (építés és vásárlás) közötti eltérések jelentősen kisebbek, mint a lakáscélú hitelek és a szabad felhasználású jelzáloghitelek csoportjai között tapasztalt különbségek. Ez igaz a középértékekre, a szóródási, a csúcossági és a ferdeségi mutatókra egyaránt.

34. táblázat: A hitelcél szerint képzett üzletcsoportok leíró statisztikái (részletes)

	<i>HOMEEQUITY</i> (szabad felhasználású)	<i>HOUSINGLOAN</i> (lakáscélú)		
		<i>CONSTRUCTION</i> (lakásépítés)	<i>PURCHASE</i> (lakásvásárlás)	Σ <i>HOUSINGLOAN</i> (együttesen)
Átlag	0.162627035	0.253701927	0.273117317	0.27117426
Standard hiba	0.005268231	0.025928438	0.008888925	0.008408898
Medián	0	0.01536913	0.00765416	0.0087174
Módusz	0	0	0	0
Szórás	0.344576112	0.414855002	0.426483166	0.425294106
Mintabeli variancia	0.118732697	0.172104673	0.181887891	0.180875077
Csúcosság	1.729229435	-0.551732077	-0.855203487	-0.828533239
Ferdeség	1.905276031	1.184816173	1.052163548	1.064302719
Terjedelem	1	1	1	1
Minimum	0	0	0	0
Maximum	1	1	1	1
Elemszám	4278	256	2302	2558

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Ezúttal a lakásépítési és -vásárlási célú jelzáloghitelek LGD-eloszlásának egyezőségét fogalmaztam meg a homogenitásvizsgálat (35. táblázat) nullhipotéziseként. Ebben az esetben is 16 LGD-sávot (osztályt) alakítottam ki, az előzőekben bemutatottakkal azonos módon. Tekintettel arra, hogy az általam vizsgált mintában mindössze 256 lakásépítési hitel szerepelt, egyes osztályokba így is meglehetősen kevés ügylet került, de a további összevonásokat nem láttam feltétlenül indokoltnak.

35. táblázat: Homogenitásvizsgálat a különböző hitelcélú ügyletek LGD-értékeinek eloszlására (részletes)

	n_{Yi}	n_{Xi}	$n_{Yi}+n_{Xi}$	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} * \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2$
0%	110	1087	1197	0.4296875000	0.4721980886	0.0000015097
0%-2%	21	125	146	0.0820312500	0.0543006082	0.0000052670
2%-4%	30	221	251	0.1171875000	0.0960034752	0.0000017879
4%-6%	17	117	134	0.0664062500	0.0508253692	0.0000018117
6%-8%	8	64	72	0.0312500000	0.0278019114	0.0000001651
8%-10%	3	30	33	0.0117187500	0.0130321460	0.0000000523
10%-20%	2	27	29	0.0078125000	0.0117289314	0.0000005289
20%-50%	3	18	21	0.0117187500	0.0078192876	0.0000007241
50%-80%	1	17	18	0.0039062500	0.0073848827	0.0000006723
80%-90%	2	27	29	0.0078125000	0.0117289314	0.0000005289
90%-92%	4	16	20	0.0156250000	0.0069504778	0.0000037624
92%-94%	0	21	21	0.0000000000	0.0091225022	0.0000039629
94%-96%	0	16	16	0.0000000000	0.0069504778	0.0000030193
96%-98%	6	31	37	0.0234375000	0.0134665508	0.0000026870
98%-100%	20	129	149	0.0781250000	0.0560382276	0.0000032740
100%	29	356	385	0.1132812500	0.1546481321	0.0000044447
Total	256	2302	2558	1	1	0.0000341982

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2 = 256 * 2302 * 0.0000341982 = 20,15342246$$

A szabadságfok ismét $\nu=16-1=15$, a felső kritikus érték $\alpha=5\%$ szignifikancia szinten $c_f=25,0197923$, tehát a nullhipotézis elfogadhatónak bizonyult. A p -érték 0,16612589, tehát az a legkisebb szignifikancia szint, amelyen az eloszlások egyezőségének állítása már elvethető lenne, 16,613%, ami magasabb a szokásosan alkalmazott szignifikancia szinteknél. A nullhipotézis elfogadása azt jelenti, hogy a lakásépítési és lakásvásárlási célú hitelek csoportjának LGD-eloszlása azonosnak tekinthető, de az eloszlás típusára és jellemzőire vonatkozóan pontos információk nem származnak a homogenitásvizsgálatból.

Aszimptotikus z -próbával azt a nullhipotézist is vizsgáltam, hogy egyenlőnek tekinthető-e a lakásépítési és -vásárlási célú jelzáloghitelek átlagos LGD-je (36.

táblázat). Az átlagok különbözőségét állító alternatív hipotézissel szemben (kétoldali aszimptotikus z -próba) 5%-os szignifikancia szinten el tudtam fogadni a nullhipotézist, a p -érték 0,4787356, tehát minden 47,87%-nál kisebb szignifikancia szinten igaznak minősíthető az átlagok azonosságára vonatkozó állítás.

36. táblázat: Kétmintás aszimptotikus z -próba a különböző hitelcélú ügyletek átlagos LGD-értékeinek egyezőségére ($\alpha=0,05$) (részletes)

	CONSTRUCTION (lakásépítés)	PURCHASE (lakásvásárlás)
Átlag	0.253701927	0.273117317
Ismert variancia	0.172104673	0.181887891
Megfigyelések száma	256	2302
Átlagok feltételezett eltérése	0	
Z	-0.708337653	
$P(Z \leq z)$ egyoldali	0.2393678	
Egyoldali z -próba kritikus értéke	1.644853627	
$P(Z \leq z)$ kétoldali	0.4787356	
Kétoldali z -próba kritikus értéke	1.959963985	

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Feltétlenül meg kell azonban azt is megjegyezni, hogy a normális eloszlástól való jelentős eltérések és az ügyletszámok közötti nagy különbség (a lakásépítési hitelek relatíve alacsony száma) miatt a homogenitásvizsgálat és az átlagok azonosságának ellenőrzésére irányuló aszimptotikus z -próba eredményei fenntartásokkal kezelendők.

Összefoglalva a vizsgálatok tanulságait: az I. hipotézisem nem bizonyult igaznak, a lakáscélú hitelek LGD-értékei egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem mutatkoztak alacsonyabbnak a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-értékeinél, a tesztek eredményei éppen ennek ellenkezőjét mutatják. Az elemzések arra is rávilágítottak, hogy a lakáscélú hitelekben belül kialakított két csoport (lakásépítés és lakásvásárlás) LGD-eloszlása sokkal kevésbé tér el egymástól, mint a lakáscélú és a szabad felhasználású jelzáloghitelek LGD-eloszlása, ezért a kategorizálás során csak a két utóbbi csoport elkülönült kezelésének van relevanciája, a részletesebb bontás alkalmazásának nincs jelentős hozzáadott értéke.

6.3.2. Az igénylés típusa alapján kialakított ügyletcsoportok

A II. hipotézisem keretében azt kutattam, hogy a mintában szereplő 4171 tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitel (*application_type=AssetBased*) és a 2665 jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghitel (*application_type=IncomeBased*)

LGD-értékei szignifikánsan különböznek-e egymástól. Feltételezésem szerint az előbbi csoportba tartozó ügyletekből csak alacsonyabb megtérülésekre lehet számítani az esetleges default eseményt követően, hiszen azon ügyleteknek, akik ilyen hitelt vesznek igénybe, feltehetően alacsonyabb, illetve kevésbé biztos a jövedelme, összevetve azokkal, akik a hiteligényléskor a bank számára készek rendelkezésre bocsátani a jövedelemigazolásukat.

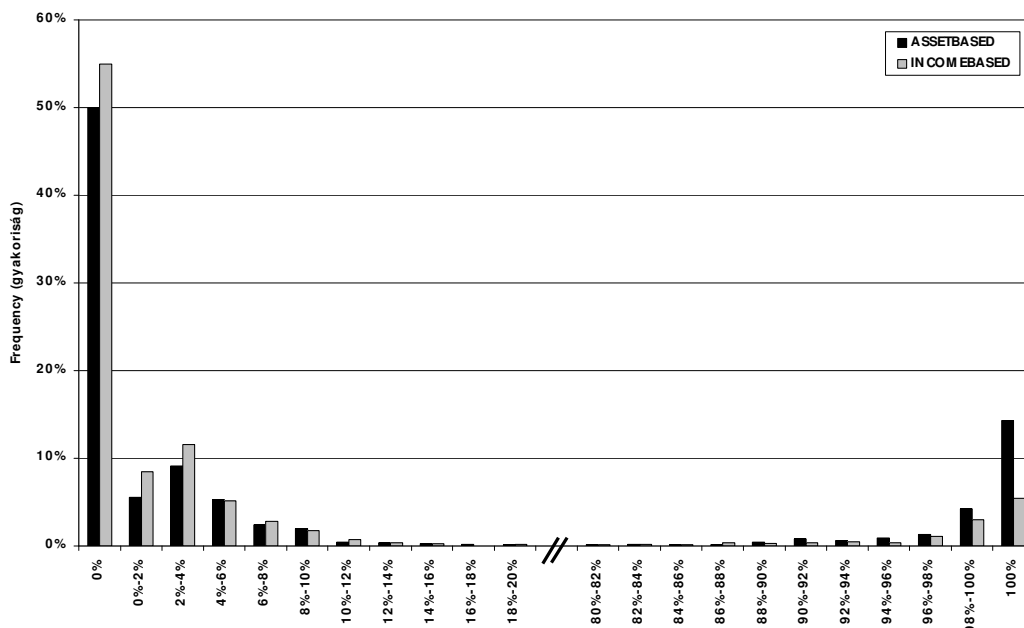
Amennyiben várakozásom igaznak bizonyul, akkor ez akár a hitelcélok szerint kialakított ügyletcsoportok LGD-értékei között tapasztalt különbségekre is magyarázatként szolgálhat. Erre a kérdésre a II. hipotézis vizsgálata után visszatérek, elemezve, hogy milyen arányt képviselnek a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott és a jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghitelek a hitelcél szerint kialakított ügyletkategóriákon belül.

II. hipotézis: A tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghiteleket magasabb LGD-k jellemzik, mint a jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghiteleket.

A hipotézis vizsgálata során az előzőekben ismertetett egyszerűsítésekkel éltem, így a grafikus ábrázolás során csak a 20% alatti és a 80% feletti LGD-tartományokat jelenítettem meg, továbbá a normális eloszlástól való jelentős eltérések (kétcsúcsú eloszlás) ellenére alkalmaztam az aszimptotikus z -próbát, valamint a homogenitásvizsgálatot, tekintettel a relatíve nagy elemszámra mindkét ügyletkategóriában.

Az alábbi oszlopdiagram a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek, illetve a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyletek LGD-eloszlását szemlélteti a vizsgált minta alapján (17. ábra). A kirajzolódott kép alátámasztani látszik a hipotézisemet, hiszen a jövedelemvizsgálaton alapuló jelzáloghitelekkel összevetve a tisztán fedezet alapú ügyletek esetében jelentősen magasabbnak mutatkozott a 100%-os vagy ahhoz közeli LGD-k aránya.

17. ábra: A különböző igénylési típusú ügyletek LGD-értékeinek eloszlása



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Ezt jelzik a leíró statisztikák is (37. táblázat), hiszen a tisztán fedezet alapú jelzáloghitelek átlagos LGD-je 24,502%, míg a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyleteké mindössze 13,786% volt. Ez az utóbbi kategória egyébként homogenitás szempontjából is jobbnak bizonyult, mintabeli varianciájaként 10,022%-ot, miközben a jövedelemvizsgálat nélkül folyósított hitelek esetében 16,871%-ot kalkuláltam.

37. táblázat: A különböző igénylési típusú alportfóliók leíró statisztikái

	<i>ASSETBASED</i> (tisztán fedezet alapú)	<i>INCOMEBASED</i> (jövedelemvizsgálaton alapuló)
Átlag	0.245021546	0.137860167
Standard hiba	0.006359844	0.006132507
Medián	0.00008417	0
Módusz	0	0
Szórás	0.410739577	0.316582337
Mintabeli variancia	0.168707	0.100224376
Csúcsosság	-0.451306855	2.97670009
Ferdeség	1.227357148	2.195753619
Terjedelem	1	1
Minimum	0	0
Maximum	1	1
Elemszám	4171	2665

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A két ügyletkategória LGD-eloszlásának egyezőségére vonatkozóan ismét homogenitásvizsgálatot végeztem az előzőekben ismertetett 16 LGD-sáv alkalmazásával (38. táblázat). Nullhipotézisként ezúttal azt az állítást fogalmaztam meg,

hogy a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek és a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyletek LGD-értékei azonos eloszlást követnek. Ennek elfogadása egyúttal a II. hipotézisem cáfolását is jelentené.

38. táblázat: Homogenitásvizsgálat a különböző igénylési típusú ügyletek LGD-eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	$n_{Yi}+n_{Xi}$	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} * \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2$
0%	2085	1464	3549	0.4998801247	0.5493433396	0.0000006894
0%-2%	232	226	458	0.0556221530	0.0848030019	0.0000018592
2%-4%	381	308	689	0.0913450012	0.1155722326	0.0000008519
4%-6%	222	136	358	0.0532246464	0.0510318949	0.0000000134
6%-8%	99	74	173	0.0237353153	0.0277673546	0.0000000940
8%-10%	82	46	128	0.0196595541	0.0172607880	0.0000000450
10%-20%	55	40	95	0.0131862863	0.0150093809	0.0000000350
20%-50%	24	26	50	0.0057540158	0.0097560976	0.0000003203
50%-80%	26	33	59	0.0062335171	0.0123827392	0.0000006409
80%-90%	41	28	69	0.0098297770	0.0105065666	0.0000000066
90%-92%	33	9	42	0.0079117718	0.0033771107	0.0000004896
92%-94%	26	12	38	0.0062335171	0.0045028143	0.0000000788
94%-96%	36	9	45	0.0086310237	0.0033771107	0.0000006134
96%-98%	55	29	84	0.0131862863	0.0108818011	0.0000000632
98%-100%	177	80	257	0.0424358667	0.0300187617	0.0000005999
100%	597	145	742	0.1431311436	0.0544090056	0.0000106086
Total	4171	2665	6836	1	1	0.0000170094

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2 = 4171 * 2665 * 0.0000170094 = 189,07117095$$

A szabadságfok $\nu=16-1=15$, így a felső kritikus érték $\alpha=5\%$ szignifikancia szinten $c_f=25,0197923$, tehát a nullhipotézist el kell vetni, vagyis 5%-os szignifikancia szinten állítható, hogy a két ügyletkategória LGD-eloszlása eltér egymástól. A p -érték 0, tehát egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem fogadható el a nullhipotézis, vagyis az eloszlások egyezősége.

Tekintettel arra, hogy a homogenitásvizsgálat semmit sem árul el az eloszlások típusáról, illetve egyéb jellemzőiről, kétmintás aszimptotikus z-próbát végeztem annak a hipotézisnek a tesztelésére, hogy a két vizsgált ügyletkategória átlagos LGD-értékei megegyeznek egymással (39. táblázat). Mind az egyoldali, mind a kétoldali alternatív hipotézissel szemben elvégzett teszt azt mutatta, hogy minden szokásos szignifikancia szinten (a p -érték 0) elvethető a nullhipotézis, tehát nagy bizonyossággal állítható, hogy az átlagos LGD-értékek eltérnek egymástól.

39. táblázat: Kétmintás aszimptotikus z-próba a különböző igénylési típusú ügyletek átlagos LGD-értékeinek egyezőségére ($\alpha=0,05$)

	<i>ASSETBASED</i> (<i>tisztán fedezet alapú</i>)	<i>INCOMEBASED</i> (<i>jövedelemvizsgálaton alapuló</i>)
Átlag	0.245021546	0.137860167
Ismert variancia	0.168707	0.100224376
Megfigyelések száma	4171	2665
Átlagok feltételezett eltérése	0	
Z	12.12934108	
P($Z \leq z$) egyoldali	0.000000000	
Egyoldali z-próba kritikus értéke	1.644853627	
P($Z \leq z$) kétoldali	0.000000000	
Kétoldali z-próba kritikus értéke	1.959963985	

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Valamennyi elvégzett vizsgálat azt jelzi, hogy a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek és a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyletek LGD-értékei jelentősen eltérnek egymástól, az eloszlások grafikus ábrázolása és a leíró statisztikák pedig egyértelműen azt mutatják, hogy a vizsgált portfólióban az utóbbi kategória LGD-értékei alacsonyabbak. Ezek az eredmények egyöntetűen igazolni látszanak a II. hipotézisemet.

Jelen alfejezet elején említést tettem arról, hogy ez egyúttal akár a hitelcélok szerint kialakított ügyletcsoporthoz LGD-értékei közötti különbségekre is magyarázatként szolgálhat. Tekintettel arra, hogy a jövedelemvizsgálaton alapuló ügyletek LGD-értékei szignifikánsan alacsonyabbnak bizonyultak a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek LGD-értékeinél, amennyiben a lakáscélú hitelek között az utóbbi kategóriába tartozó ügyletek dominálnak, akkor ez valamelyest indokolhatja, hogy miért nem minősült helytállónak az I. hipotézisben megfogalmazott állítás. Ennek ellenőrzése céljából a 40. táblázatban feltüntettem a hitelcél, valamint az igénylés típusa alapján kialakított ügyletcsoporthoz átlagos LGD-értékeit.

40. táblázat: A hitelcél, valamint az igénylés típusa alapján kialakított ügyletcsoporthoz átlagos LGD-értékei

Termék \ Igénylés típusa	<i>ASSETBASED</i> (<i>tisztán fedezet alapú</i>)	<i>INCOMEBASED</i> (<i>jövedelemvizsgálaton alapuló</i>)
<i>HOME EQUITY (szabad felhasználású)</i>	0.1878344	0.1138721
<i>HOUSING LOAN (lakáscélú)</i>	0.3643907	0.1668367

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Szembevetendő, hogy a lakáscélú hitelek ($product=HousingLoan$) átlagos LGD-értékei a szabad felhasználású jelzáloghitelekével ($product=HomeEquity$) összevetve az igénylés típusa alapján kialakított mindkét ügyletkategória esetében magasabbak, így ez nem ad

magyarázatot arra, hogy miért nem állta meg a helyét az I. hipotézisben megfogalmazott állítás. Sőt, az a tény, hogy a vizsgált portfólióban a szabad felhasználású hitelek csoportjában a tisztán fedezet alapú, jövedelemvizsgálat nélkül nyújtott jelzáloghitelek nagyobb részarányt képviselnek (65,919%), mint a lakáscélú hitelek kategóriájában (52,815%), intuitíve éppen azt indokolná, hogy a szabad felhasználású hiteleket jellemezzék magasabb LGD-értékek. Az I. hipotézis hamisnak bizonyulására tehát ez sem szolgáltat megfelelő magyarázatot.

6.3.3. Az alkalmazott diszkontráta szerepe

Tulajdonképpen sem a CRD, sem a hazai szabályozás nem tartalmaz konkrét előírást arra vonatkozóan, hogy milyen módszerrel kell meghatározni a diszkontrátát, továbbá a kutatók körében sem alakult ki egységes álláspont, így a szakirodalomban is számos változat szerepel, amelyek közül a legjelentősebbeket a 3.2.1. fejezetben ismertettem.

Az empirikus kutatásokat bemutató „korai” munkák közül fontosnak tartom ismét megemlíteni Altman, Haldeman és Narayanan tanulmányát (*Altman et al. [1977]*), amelyben a szerzők nem végeztek diszkontálást. *Keisman és Marshella [2009]* ugyancsak ezt az eljárást választották, de számításaikat alternatív megoldásként a nemteljesítési eseményt megelőző kamatlábbal történő diszkontálással is elvégezték. *Eales és Bosworth [1998]* a CAPM szerinti alternatív tőke költséget, illetve a hitelezési kamatlábat alkalmazták, és ezen utóbbi változat mellett döntött *Asarnow és Edwards [1995]* is. *Bastos [2009]* a nemteljesítési eseményt követő megtérülések diszkontálását ugyancsak az ügyletspecifikus szerződési kamatlábakkal végezte. *Moral és Garcia-Baena [2002]*, *Moral és Oroz [2002]*, valamint *Grunert és Weber [2005; 2009]* fix 5%-os diszkontrátával számoltak, *Qi és Yang [2007; 2009]* pedig az 1 éves LIBOR-t alkalmazták diszkontrátaként.

A szofisztikáltabb eljárások ismertetése közül kiemelem még *Carty és Liebermann [1996]* munkáját, akik a diszkontrátát úgy számszerűsítették, hogy a LIBOR-t az ügyletkockázat alapján számolt kamatfelárral megnövelték; valamint *Chalupka és Kopecsni [2009]* tanulmányát, amelyben a szerzők a kockázatmentes hozam és az eszközosztályonként eltérő kockázati prémium összegeként definiálták a diszkontrátát, illetve alternatív megoldásként egységes 0%-os, 1%-os, ..., 8%-os és 9%-os kockázati prémiumot alkalmaztak.

Az alábbiakban a III. hipotézisem vizsgálata keretében a különböző diszkontráták alkalmazásából eredő eltérések jelentőségét mutatom be.

III. hipotézis: Az alkalmazott diszkontráta típusa jelentősen befolyásolja a kalkulált LGD-értéket.

Az alapmodell esetében diszkontrátaként az egyes ügyletek szerződés kori hitelkamatlábát („*interest*”) alkalmaztam, mert ez egyrészt visszatükrözi az ügyletek indulás kori aktuális kamatszintek eltéréseit, másrészt azok devizanemétől függően is eltér. Jelen hipotézis vizsgálata keretében az alternatív diszkontrátákkal kalkulált LGD-értékeket minden esetben az alapmodellbeliekkel vettem össze, tehát azt kutattam, hogy az egyes alternatívák milyen mértékben térítik el az LGD-értékeket az alapmodellbeliektől.

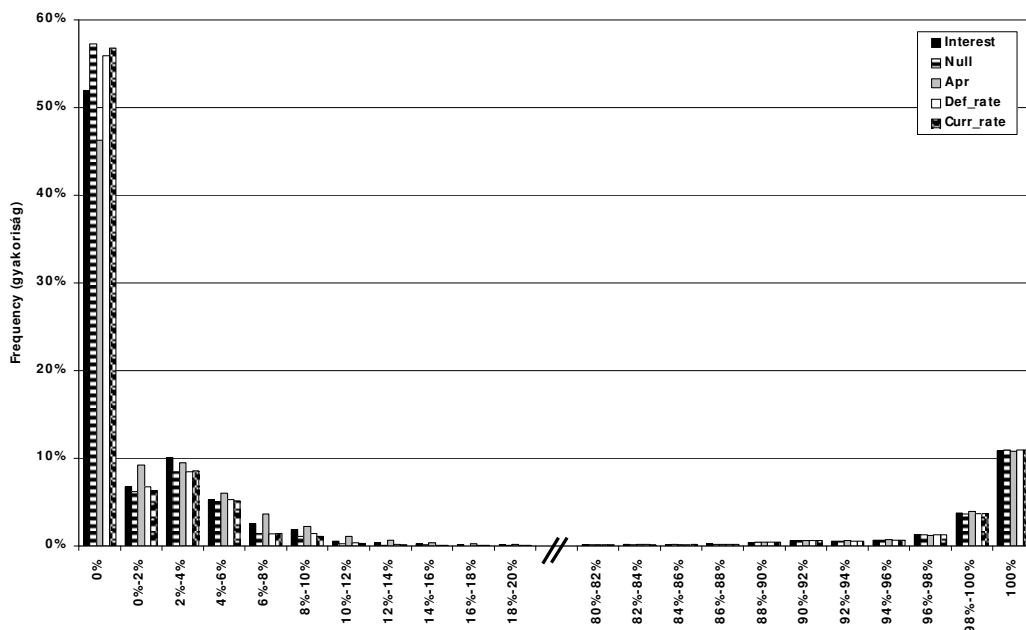
A következő alternatív diszkontráták alkalmazását vontam vizsgálat alá:

- „*null*”: 0%-os diszkontráta (az időérték és a megtérülések kockázatainak figyelmen kívül hagyása),
- „*apr*”: az egyes ügyletek szerződés kori teljes hiteldíjmutatója,
- „*def_rate*” az ügylet devizanemének (CHF, EUR, HUF) megfelelő nemteljesítés kori jegybanki alapkamat,
- „*curr_rate*”: az ügylet devizanemének (CHF, EUR, HUF) megfelelő 2011. június 30-i jegybanki alapkamat.

A hipotézis vizsgálata során az előzőekben ismertetett egyszerűsítésekkel éltem, így a grafikus ábrázolás során csak a 20% alatti és a 80% feletti LGD-tartományokat jelenítettem meg, továbbá a normális eloszlástól való jelentős eltérések (kétcsúcsú eloszlás) ellenére alkalmaztam az aszimptotikus z-próbát, valamint a homogenitásvizsgálatot, tekintettel a relatíve nagy elemszáma mindkét ügyletkategóriában.

Az alábbi oszlopdiagram az öt különböző diszkontráta alkalmazásával számított LGD-értékek eloszlását szemlélteti a 20% alatti és a 80% feletti LGD-tartományokban a vizsgált minta alapján (18. ábra). Jól látható, hogy bár a magas LGD-tartományban nem mutatkoztak nagy eltérések, a 0%-nál, illetve ahhoz közeli LGD-sávokban jelentős különbségek tapasztalhatók az egyes alternatív diszkontrátákkal kalkulált LGD-értékek arányai között.

18. ábra: A különböző diszkontráták alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlása



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Mind a grafikus ábrázolás (18. ábra), mind a leíró statisztikák (41. táblázat) azt mutatják, hogy legjelentősebb mértékben a 0%-os diszkontráta, illetve a szerződés kori teljes hiteldíjmutatók alkalmazása térítette el az LGD-értékeket az alapmodellbeliektől. Míg a 0%-os diszkontráta használata mintegy 0,5 százalékponttal alacsonyabb átlagos LGD-t eredményezett, addig a szerződés kori teljes hiteldíjmutatók alkalmazása csaknem ugyanennyivel az ellentétes irányba módosította az átlagot.

41. táblázat: A különböző diszkontráták alkalmazásával számított LGD-értékek leíró statisztikái

	<i>INTEREST</i> (szerződés kori hitelkamatláb)	<i>NULL</i> (nulla)	<i>APR</i> (szerződés kori teljes hiteldíjmutató)	<i>DEF_RATE</i> (nem teljesítés kori jegybanksi alapkamat)	<i>CURR_RATE</i> (2011. június 30-i jegybanksi alapkamat)
Átlag	0.203244911	0.198844196	0.207594251	0.200291612	0.199231004
Standard hiba	0.004601158	0.004609843	0.004592045	0.004609268	0.004608961
Medián	0	0	0.00340063	0	0
Módusz	0	0	0	0	0
Szórás	0.380424211	0.38114232	0.379670788	0.381094755	0.381069366
Mintabeli variancia	0.14472258	0.145269468	0.144149907	0.145233212	0.145213862
Csúcsosság	0.403478081	0.442640378	0.366144612	0.425334024	0.439336471
Ferdeség	1.529258321	1.545757602	1.512888225	1.538929405	1.544303567
Terjedelem	1	1	1	1	1
Minimum	0	0	0	0	0
Maximum	1	1	1	1	1
Elemszám	6836	6836	6836	6836	6836

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Az eloszlások egyezőségére vonatkozóan páronként homogenitásvizsgálatot végeztem ismét a már korábban ismertetett logika alapján kialakított 16 LGD-sáv alkalmazásával (42. táblázat-45. táblázat). Nullhipotézisként valamennyi esetben azt az állítást fogalmaztam meg, hogy az egyes alternatív diszkontrátával kalkulált LGD-értékek eloszlása megegyezik a szerződés kori kamatláb alkalmazásával adódó LGD-értékekével, tehát az összehasonlítást mindegyik esetben az alapmodellel szemben végeztem. Az alternatív hipotézis az eloszlások egyezőségének egyszerű tagadását jelenti, tehát amennyiben a nullhipotézist el kell utasítani, akkor ez az alkalmazott diszkontráta jelentős LGD-befolyásoló szerepét támasztja alá.

Először azokra a diszkontrátákra (0%, illetve szerződés kori teljes hiteldíjmutató) vonatkozóan végeztem el a homogenitásvizsgálatot, amelyek a grafikus ábrázolás (18. ábra) és a leíró statisztikák (41. táblázat) szerint a legjelentősebb mértékben térítettek el az LGD-értékeket az alapmodellbeliektől.

42. táblázat: Homogenitásvizsgálat a szerződés kori kamatláb („interest”) és a 0%-os diszkontráta („null”) alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	$n_{Yi}+n_{Xi}$	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_Y + n_X} * \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2$
0%	3549	3916	7465	0.519163253	0.57284962	0.0000003861
0%-2%	458	424	882	0.066998245	0.062024576	0.0000000280
2%-4%	689	577	1266	0.100789936	0.084406085	0.0000002120
4%-6%	358	345	703	0.052369807	0.05046811	0.0000000051
6%-8%	173	96	269	0.025307197	0.0140433	0.0000004717
8%-10%	128	72	200	0.0187244	0.010532475	0.0000003355
10%-20%	95	35	130	0.0138970158	0.0051199532	0.0000005926
20%-50%	50	45	95	0.0073142188	0.0065827970	0.0000000056
50%-80%	59	51	110	0.0086307782	0.0074605032	0.0000000125
80%-90%	69	71	140	0.0100936220	0.0103861908	0.0000000006
90%-92%	42	42	84	0.006143944	0.006143944	0.0000000000
92%-94%	38	35	73	0.005558806	0.005119953	0.0000000026
94%-96%	45	45	90	0.006582797	0.006582797	0.0000000000
96%-98%	84	85	169	0.012287888	0.012434172	0.0000000001
98%-100%	257	249	506	0.037595085	0.03642481	0.0000000027
100%	742	748	1490	0.108543008	0.109420714	0.0000000005
Total	6836	6836	13672	1	1	0.0000020558

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2 = 6838 * 6838 * 0.0000020558 = 96,06875698$$

43. táblázat: Homogenitásvizsgálat a szerződésperi kamatláb („interest”) és a szerződésperi teljes hiteldíjmutató („apr”) alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	$n_{Yi}+n_{Xi}$	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} * \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2$
0%	3549	3160	6709	0.519163253	0.462258631	0.0000004827
0%-2%	458	632	1090	0.066998245	0.092451726	0.0000005944
2%-4%	689	648	1337	0.100789936	0.094792276	0.0000000269
4%-6%	358	410	768	0.052369807	0.059976594	0.0000000753
6%-8%	173	250	423	0.025307197	0.036571094	0.0000002999
8%-10%	128	150	278	0.0187244	0.021942657	0.0000000373
10%-20%	95	169	264	0.0138970158	0.0247220597	0.0000004439
20%-50%	50	73	123	0.0073142188	0.0106787595	0.0000000920
50%-80%	59	65	124	0.0086307782	0.0095084845	0.0000000062
80%-90%	69	68	137	0.0100936220	0.0099473376	0.0000000002
90%-92%	42	40	82	0.006143944	0.005851375	0.0000000010
92%-94%	38	39	77	0.005558806	0.005705091	0.0000000003
94%-96%	45	47	92	0.006582797	0.006875366	0.0000000009
96%-98%	84	83	167	0.012287888	0.012141603	0.0000000001
98%-100%	257	267	524	0.037595085	0.039057929	0.0000000041
100%	742	735	1477	0.108543008	0.107519017	0.0000000007
Total	6836	6836	13672	1	1	0.0000020659

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2 = 6836 * 6836 * 0.0000020659 = 96,54286238$$

A szabadságfok $\nu=16-1=15$, így a felső kritikus érték $\alpha=5\%$ szignifikancia szinten $c_f=25,0197923$, tehát 5%-os szignifikancia szinten el kell vetni a nullhipotézist, vagyis az LGD-eloszlások nem tekinthetők azonosnak. A p -érték mindkét esetben 0, tehát az eredmények nem voltak meglepőek, hiszen azt mutatták, hogy egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem lehetett igazolni az eloszlások egyezőségének feltételezését.

A következő lépésben a homogenitásvizsgálatot a másik két alternatív diszkontrátára vonatkozóan is elvégeztem, amelyek esetében az LGD-re gyakorolt befolyásoló szerep az előzők során kisebbnek mutatkozott (44. táblázat-45. táblázat).

44. táblázat: Homogenitásvizsgálat a szerződésperi kamatláb („interest”) és az ügyletek devizanemének megfelelő nemteljesítésperi jegybanki alapkamat („def_rate”) alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	n_{Yi+n_{Xi}}	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_Y + n_{X_i}} * \left(\frac{n_{Y_i}}{n_Y} - \frac{n_{X_i}}{n_X} \right)^2$
0%	3549	3819	7368	0.519163253	0.558660035	0.0000002117
0%-2%	458	458	916	0.066998245	0.066998245	0.0000000000
2%-4%	689	579	1268	0.100789936	0.084698654	0.0000002042
4%-6%	358	361	719	0.052369807	0.05280866	0.0000000003
6%-8%	173	92	265	0.025307197	0.013458163	0.0000005298
8%-10%	128	97	225	0.0187244	0.014189585	0.0000000914
10%-20%	95	48	143	0.0138970158	0.0070216501	0.0000003306
20%-50%	50	53	103	0.0073142188	0.0077530720	0.0000000019
50%-80%	59	53	112	0.0086307782	0.0077530720	0.0000000069
80%-90%	69	69	138	0.0100936220	0.0100936220	0.0000000000
90%-92%	42	41	83	0.006143944	0.005997659	0.0000000003
92%-94%	38	38	76	0.005558806	0.005558806	0.0000000000
94%-96%	45	46	91	0.006582797	0.006729081	0.0000000002
96%-98%	84	84	168	0.012287888	0.012287888	0.0000000000
98%-100%	257	251	508	0.037595085	0.036717379	0.0000000015
100%	742	747	1489	0.108543008	0.109274429	0.0000000004
Total	6836	6836	13672	1	1	0.0000013791

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Y_i} + n_{X_i}} \left(\frac{n_{Y_i}}{n_Y} - \frac{n_{X_i}}{n_X} \right)^2 = 6836 * 6836 * 0.0000013791 = 64,44589542$$

45. táblázat: Homogenitásvizsgálat a szerződésperi kamatláb („interest”) és az ügylet devizanemének megfelelő 2001. június 30-i jegybanki alapkamat („curr_rate”) alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	n_{Yi+n_{Xi}}	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_Y + n_{X_i}} * \left(\frac{n_{Y_i}}{n_Y} - \frac{n_{X_i}}{n_X} \right)^2$
0%	3549	3881	7430	0.519163253	0.567729666	0.0000003175
0%-2%	458	432	890	0.066998245	0.063194851	0.0000000163
2%-4%	689	587	1276	0.100789936	0.085868929	0.0000001745
4%-6%	358	350	708	0.052369807	0.051199532	0.0000000019
6%-8%	173	97	270	0.025307197	0.014189585	0.0000004578
8%-10%	128	75	203	0.0187244	0.010971328	0.0000002961
10%-20%	95	40	135	0.0138970158	0.0058513751	0.0000004795
20%-50%	50	47	97	0.0073142188	0.0068753657	0.0000000020
50%-80%	59	52	111	0.0086307782	0.0076067876	0.0000000094
80%-90%	69	71	140	0.0100936220	0.0103861908	0.0000000006
90%-92%	42	42	84	0.006143944	0.006143944	0.0000000000
92%-94%	38	35	73	0.005558806	0.005119953	0.0000000026
94%-96%	45	45	90	0.006582797	0.006582797	0.0000000000
96%-98%	84	84	168	0.012287888	0.012287888	0.0000000000
98%-100%	257	251	508	0.037595085	0.036717379	0.0000000015
100%	742	747	1489	0.108543008	0.109274429	0.0000000004
Total	6836	6836	13672	1	1	0.0000017601

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Y_i} + n_{X_i}} \left(\frac{n_{Y_i}}{n_Y} - \frac{n_{X_i}}{n_X} \right)^2 = 6838 * 6838 * 0.0000017601 = 82,24972273$$

Az eredmények ezúttal is minden szokásos szignifikancia szinten az eloszlások jelentős különbözőségéről tanúskodtak, tehát alátámasztották a III. hipotézisben megfogalmazott állításomat.

Bár az eloszlások jelentősen eltérnek a normálistól, a meglehetősen nagy elemszámból adódóan úgy ítélt meg, hogy páros mintás *t*-próbákkal vizsgálható a különböző diszkontrátákkal kalkulált LGD-értékek egyezősége. Az összehasonlítás alapjaként mindegyik esetben a szerződés kori kamatláb alkalmazásával számított átlagos LGD szolgált, ezzel vettem össze az alternatív diszkontrátákkal kalkulált átlagos LGD-értékeket.

46. táblázat: Páros mintás *t*-próba a különböző diszkontráták alkalmazásával számított LGD-értékek egyezőségére ($\alpha=0,05$)

	<i>INTEREST</i> (szerződés kori hitelkamatláb)	<i>NULL</i> (nulla)	<i>APR</i> (szerződés kori teljes hiteldíjmutató)	<i>DEF_RATE</i> (nemteljesítés kori jegybanksi alapkamat)	<i>CURR_RATE</i> (2011. június 30-i jegybanksi alapkamat)
Átlag	0.203244911	0.198844196	0.207594251	0.2002916	0.199231004
Variancia	0.14472258	0.145269468	0.144149907	0.1452332	0.145213862
Megfigyelések száma	6836	6836	6836	6836	6836
Pearson-féle korreláció		0.998835294	0.999469259	0.99956728	0.999281453
Átlagok feltételezett eltérése		0	0	0	0
Szabadságfok		6835	6835	6835	6835
<i>t</i> -statisztika		19.78300145	-28.98863658	21.76018117	22.96975192
P(T<=t) kétoldali		0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
Kétoldali <i>t</i> -próba kritikus értéke		1.960311067	1.960311067	1.960311067	1.960311067

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Az eredmények valamennyi alternatív diszkontráta vonatkozásában azt jelzik, hogy az átlagok egyezőségét állító nullhipotézist egyetlen szokásos szignifikancia szinten sem lehet elfogadni, a *p*-érték minden esetben 0, tehát nemcsak az eloszlások, hanem még az átlagos LGD-értékek sem tekinthetők egyenlőnek.

A III. hipotézisem a bemutatott eredmények alapján igazoltnak minősíthető, hiszen egyetlen elvégzett teszt sem támasztotta alá a különböző diszkontrátákkal kalkulált LGD-értékek egyezőségét.

6.3.4. A lényegességi küszöb megválasztásának jelentősége

A lényegességi küszöb (*materiality threshold*) meghatározásával kapcsolatos előírásokat a nemteljesítési esemény definiálásának kapcsán a 2.3.1. fejezetben ismertettem, kitérve arra is, hogy a hitelintézetek az előírtaktól eltérő kritériumokat is alkalmazhatnak (*Hkr. 68. § (5)-(7) bekezdése*), ha ennek szükségességét, indokoltságát képesek alátámasztani.

Az empirikus tanulmányok között a default esemény definíciója tekintetében elsősorban abban mutatkozik eltérés, hogy hány napos késedelem esetén tekintik nemteljesítőnek az ügyleteket: példaként említhető *Dermine és Neto de Carvalho [2003; 2005]* tanulmánya, amelyben a szerzők már az 1 napos késedelmet is default eseménynek minősítették, míg például Thomas, Mues, Matuszyk és Moore (*Thomas et al. [2007a; 2007b]*) csak a 180 napnál hosszabb késedelemben lévő ügyleteket kezelték nemteljesítőként. A lényegességi határ az irodalomban rendszerint nem kapott nagy hangsúlyt, mindazonáltal fontos kérdésnek tekintem, ezért ezzel kapcsolatos a IV. hipotézisem, amely szerint az alapmodellben alkalmazott lényegességi küszöb csökkentése nem gyakorol jelentős hatást az LGD-kalkuláció eredményére.

Előzetes várakozásaim szerint a jelzáloghitelek esetében a kisösszegű késedelmek meglehetősen ritkák, hiszen sok esetben akár egyetlen havi törlesztőrészlet is meghaladja a legkisebb összegű havi minimálbért, tehát viszonylag kicsi annak a valószínűsége, hogy az ügyfelek ennél kisebb összeggel esnek késedelembe.⁷⁴

IV. hipotézis: Az alapmodellben alkalmazott lényegességi küszöb alacsonyabbra szabása a lakossági jelzáloghitelek esetében nem gyakorol jelentős mértékű hatást az LGD-kalkuláció eredményére.

Hipotézisem tesztelése céljából az alapmodellben szereplő lényegességi küszöb mellett négy alternatív határérték alkalmazásának az LGD-kalkuláció eredményére gyakorolt hatását vizsgáltam.

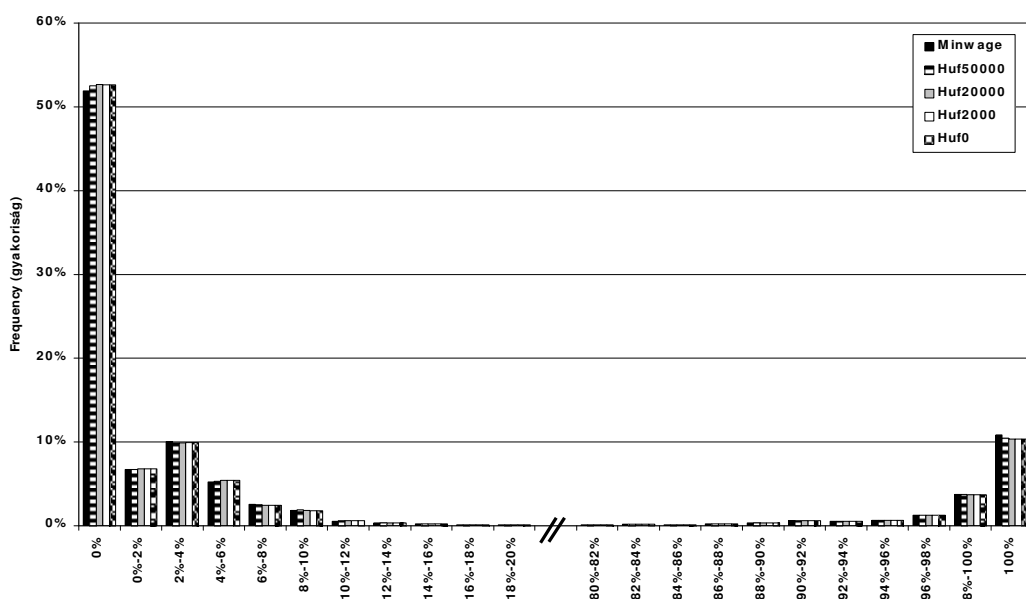
Az alapmodellben az a legmagasabb késedelmes összeg, amely még nem számít mulasztásnak (a lejárt összeg nem minősül lényegesnek) az alábbi értékek minimuma:

- a késedelembe esés időpontjában érvényes legkisebb havi minimálbér,
- az ügyfél kötelezettségeinek 2%-a és
- egy havi törlesztőrészlet.

⁷⁴ Más hiteltípusok esetében a lényegességi küszöbérték megválasztása feltehetően nagyobb LGD-befolyásoló szereppel rendelkezik.

Alternatív küszöbértékként 50000 HUF-ot, 20000 HUF-ot, 2000 HUF-ot, valamint 0 HUF-ot alkalmaztam, és azt vizsgáltam, hogy az alacsonyabb lényegességi küszöbök alkalmazásának számottevő szerep tulajdonítható-e az LGD-kalkuláció eredménye szempontjából. Az alábbi oszlopdiagrammal (19. ábra) szemléltetett eloszlások között első ránézésre nem látható szignifikáns eltérés.

19. ábra: Az LGD-értékek eloszlása különböző lényegességi küszöbök alkalmazása esetén



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

A leíró statisztikák (47. táblázat) azt jelzik, hogy az alacsonyabban megszabott lényegességi küszöbértékek valamelyest kisebb átlagos LGD-t eredményeztek, illetve esetükben az LGD-értékek szóródása is némiképpen alacsonyabbnak bizonyult, de az eltérések nem tűnnek számottevőnek.

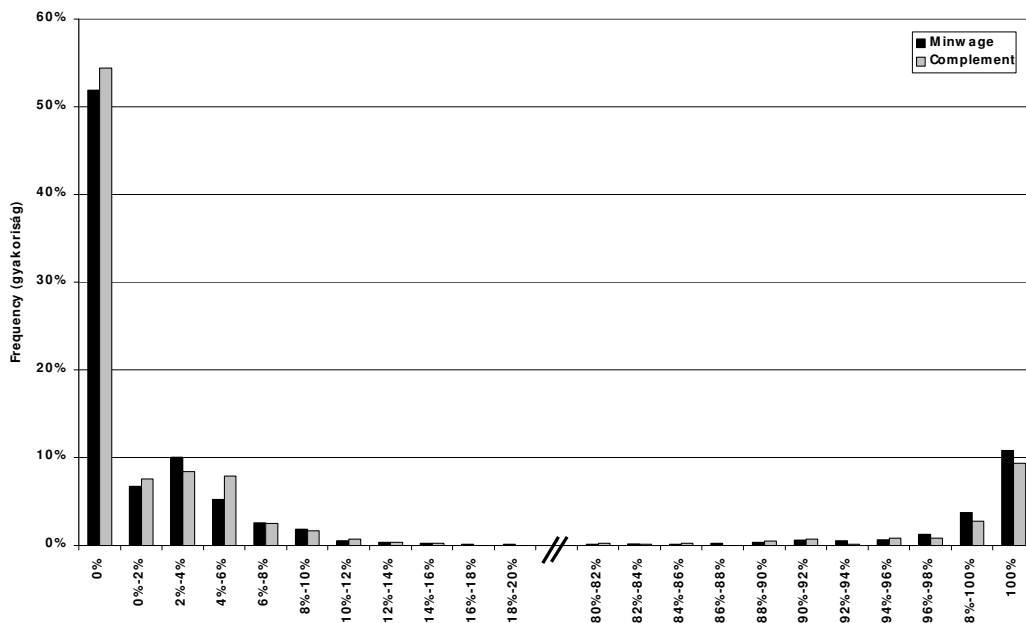
47. táblázat: A különböző lényegességi küszöbök alkalmazásával számított LGD-értékek leíró statisztikái

	<i>MINWAGE</i> (<i>alapmodell</i>)	<i>HUF50000</i>	<i>HUF20000</i>	<i>HUF2000</i>	<i>HUF0</i>
Átlag	0.203244911	0.198818676	0.196525283	0.196592032	0.196592032
Standard hiba	0.004601158	0.004478672	0.004433066	0.004431299	0.004431299
Medián	0	0	0	0	0
Módusz	0	0	0	0	0
Szórás	0.380424211	0.377113715	0.375478313	0.375485556	0.375485556
Mintabeli variancia	0.14472258	0.142214754	0.140983963	0.140989403	0.140989403
Csúcsosság	0.403478081	0.515390649	0.573990891	0.572648524	0.572648524
Ferdeség	1.529258321	1.565071542	1.583713466	1.583178996	1.583178996
Terjedelem	1	1	1	1	1
Minimum	0	0	0	0	0
Maximum	1	1	1	1	1
Elemsszám	6836	7090	7174	7180	7180

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Ezek az eredmények a IV. hipotézisben megfogalmazott állítás helytállóságát korántsem cáfolják, de további kutatást indokolnak, ezért a következő lépésben elkülönítettem a „technikai defaultokat”, tehát azokat, amelyek az alapmodellbeli definíció szerint nem minősültek nemteljesítésnek, a 0 HUF-os lényegességi küszöb szerint azonban igen. A további vizsgálatok során ennek a részportfóliónak („complement”) az LGD-értékeit vetettem össze az alapmodellbeli („minwage”) LGD-értékekkel.

20. ábra: Az alapmodellbeli és a „technikai defaultok” LGD-értékeinek eloszlása



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

Ez az összehasonlítás a korábbinál sokkal jelentősebb eltéréseket jelez mind az eloszlások grafikus képét (20. ábra), mind pedig a leíró statisztikákat (48. táblázat) tekintve. Az eloszlás itt is mindkét részportfólió esetében kétcsúcsúnak (bimodálisnak) bizonyult, de a „technikai defaultok” aránya az alapmodellbeliekkel összevetve az alacsonyabb LGD-sávokban jelentősen nagyobb, a magasabb LGD-sávokban pedig kisebb volt. A két kategória átlagos LGD-je között mintegy 3,5 százalékpontos különbség jelentkezett: míg az alapmodellbeli átlagos LGD 20,324%, addig a „technikai defaultok” átlagos LGD-je mindössze 16,877% volt.

48. táblázat: Az alapmodellbeli és a „technikai defaultok” LGD-értékeinek leíró statisztikái

	<i>MINWAGE</i> (<i>alapmodell</i>)	<i>COMPLEMENT</i> (<i>„technikai defaultok”</i>)
Átlag	0.203244911	0.16877126
Standard hiba	0.004601158	0.012237682
Medián	0	0
Módusz	0	0
Szórás	0.380424211	0.353836236
Mintabeli variancia	0.14472258	0.125200082
Csúcsosság	0.403478081	1.472245433
Ferdeség	1.529258321	1.847190108
Terjedelem	1	1
Minimum	0	0
Maximum	1	1
Elemszám	6836	836

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Az előzőekkel analóg módon jelen esetben is homogenitásvizsgálattal ellenőriztem az eloszlások azonosságát. Nullhipotézisként azt fogalmaztam meg, hogy a „technikai defaultok” LGD-értékeinek eloszlása megegyezik az alapmodellbeli lényegességi határ alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlásával. A nullhipotézis elvetése azt jelentené, hogy az eloszlások eltérőek, tehát a lényegességi határ alacsonyabbra szabása számottevő mértékben befolyásolja az LGD-kalkuláció eredményét.

49. táblázat: Homogenitásvizsgálat az alapmodellbeli és a „technikai defaultok” LGD-értékeinek eloszlására

	n_{Yi}	n_{Xi}	$n_{Yi}+n_{Xi}$	g_{Yi}	g_{Xi}	$\frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} * \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2$
0%	3549	455	4004	0.5191632534	0.5442583732	0.0000001573
0%-2%	458	63	521	0.0669982446	0.0753588517	0.0000001342
2%-4%	689	70	759	0.1007899356	0.0837320574	0.0000003834
4%-6%	358	66	424	0.0523698069	0.0789473684	0.0000016660
6%-8%	173	21	194	0.0253071972	0.0251196172	0.0000000002
8%-10%	128	14	142	0.0187244002	0.0167464115	0.0000000276
10%-20%	95	11	106	0.0138970158	0.0131578947	0.0000000052
20%-50%	50	2	52	0.0073142188	0.0023923445	0.0000004659
50%-80%	59	3	62	0.0086307782	0.0035885167	0.0000004101
80%-90%	69	9	78	0.0100936220	0.0107655502	0.0000000058
90%-92%	42	6	48	0.0061439438	0.0071770335	0.0000000222
92%-94%	38	1	39	0.0055588063	0.0011961722	0.0000004880
94%-96%	45	7	52	0.0065827970	0.0083732057	0.0000000616
96%-98%	84	7	91	0.0122878877	0.0083732057	0.0000001684
98%-100%	257	23	280	0.0375950848	0.0275119617	0.0000003631
100%	742	78	820	0.1085430076	0.0933014354	0.0000002833
Total	6836	836	7672	1	1	0.0000046421

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

$$\chi^2 = n_Y n_X \sum_{i=1}^k \frac{1}{n_{Yi} + n_{Xi}} \left(\frac{n_{Yi}}{n_Y} - \frac{n_{Xi}}{n_X} \right)^2 = 6836 * 836 * 0.0000046421 = 26,52901346$$

A szabadságfok $\nu=16-1=15$, így a felső kritikus érték $\alpha=5\%$ szignifikancia szinten $c_f=25,0197923$, tehát a nullhipotézist ezen a megbízhatósági szinten el kellett vetni, vagyis nem állítható, hogy a „technikai defaultok” LGD-értékeinek eloszlása nem tér el számottevő mértékben az alapmodellbeli lényegességi határ alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlásától. A p -érték 0,0328165, tehát csak a 3,28%-nál kisebb szignifikancia szinteken minősíthető igaznak az eloszlások azonosságára vonatkozó állítás.

Annak ellenére, hogy az eloszlások meglehetősen speciálisak, a normális eloszlástól jelentősen különböznek, úgy ítélt meg, hogy a viszonylag nagy elemszáma való tekintettel kétmintás aszimptotikus z -próbával tesztelhető ebben az esetben is az átlagos LGD-értékek azonosságát állító nullhipotézis helytállósága az átlagok különbözőségét megfogalmazó alternatív hipotézissel szemben (kétoldali aszimptotikus z -próba, 50. táblázat).

50. táblázat: Kétmintás aszimptotikus z -próba az alapmodellbeli és a „technikai defaultok” átlagos LGD-értékeinek egyezőségére ($\alpha=0,05$)

	MINWAGE (<i>alapmodell</i>)	COMPLEMENT (<i>„technikai defaultok”</i>)
Átlag	0.203244911	0.16877126
Ismert variancia	0.14472258	0.125200082
Megfigyelések száma	6836	836
Átlagok feltételezett eltérése	0	
Z	2.636794038	
P($Z \leq z$) kétoldali	0.008369363	
Kétoldali z -próba kritikus értéke	1.959963985	

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A próba eredményeképpen a nullhipotézist 5%-os szignifikancia szinten el kellett vetni, a meglehetősen alacsony p -érték (0,008369363) pedig azt jelezte, hogy a „technikai defaultok” átlagos LGD-je és az alapmodellbeli átlagos LGD azonosságának állítása csak 0,837%-nál alacsonyabb szignifikancia szinteken fogadható el igaznak.

Tekintettel az eloszlások speciális jellegére és a homogenitásvizsgálat, valamint a kétmintás aszimptotikus z -próba alacsony p -értékeire, a kapott eredményeket fenntartásokkal érdemes kezelni. Mindazonáltal leszögezhető, hogy az elvégzett vizsgálatok alapján csak meglehetősen alacsony szignifikancia szinteken lehet elfogadni a IV. hipotézisemben megfogalmazott állítást, mely szerint a különböző lényegességi küszöbök alkalmazása nem gyakorol jelentős hatást az LGD-kalkuláció eredményére.

6.3.5. Az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák

A 6.2.3. alfejezetben ismertettem az ügyletek lezárási típus (*deal_status*) alapján történő szegmentálását, amelynek keretében a vizsgált portfólióban szereplő default eseményeket három csoportba („*WorkoutEnd*”, „*NoFurtherRec*”, „*NotClosed*”) soroltam. Ezzel kapcsolatos az V. hipotézisem, amelynek tárgya az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák jellemzőinek felkutatása, alkalmazva a 4.4.2. fejezetben ismertetett logisztikus regressziós módszertant. Előzetes várakozásaim szerint a különböző lezárási típusú kategóriákat alkotó esetek olyannyira különböző jellemzőkkel bírnak, hogy statisztikai módszerek segítségével jól klasszifikálhatók. Tekintettel arra, hogy az LGD-kalkulációba kizárólag a „*WorkoutEnd*” és a „*NoFurtherRec*” kategóriákba sorolt eseteket vontam be, jelen hipotézisemet is ezekre vonatkozóan teszteltem.

V. hipotézis: Az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák LGD-értékei erőteljesen különböznek egymástól, és a két lezárt megtérülési folyamattal rendelkező csoport („NoFurtherRec”, „WorkoutEnd”) elemei logisztikus regresszióval jól elkülöníthetők.

A szegmentálás során a „*WorkoutEnd*” kategóriába azokat soroltam, amelyek már nincsenek default státuszban, mert a késedelmes összeget az ügyfél megfizette, vesztésként leírásra került a kitettség vagy értékesítésre került a mögöttes fedezetként szolgáló ingatlan. Ezzel szemben a „*NoFurtherRec*” kategória azokat a továbbra is default státuszban lévő ügyleteket foglalja magában, amelyek nemteljesítővé válása óta 36 hónapnál hosszabb idő telt el, illetve amelyek esetében a default esemény időpontjában fennálló kitettségnek már legalább a 90%-a megtérült (nominálisan, nem diszkontálva).

A regressziós módszertan alkalmazását megelőzően meggyőződtem arról, hogy e csoport LGD-értékei valóban erősen eltérnek egymástól.

Mind az eloszlásokat ábrázoló oszlopdiagram (21. ábra), mind a leíró statisztikák (51. táblázat) alátámasztják az V. hipotézisben megfogalmazott állítást, amely szerint az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák LGD-értékei erőteljesen különböznek egymástól. Míg a „*NoFurtherRec*” kategória átlagos LGD-je 88,563% volt, addig a „*WorkoutEnd*” kategóriában átlagként mindössze 1,647% adódott. Ezen túlmenően mind a szóródási, mind pedig a csúcossági, illetve ferdeségi mutatók is az eloszlások meglehetősen nagy eltéréseiről tanúskodnak.

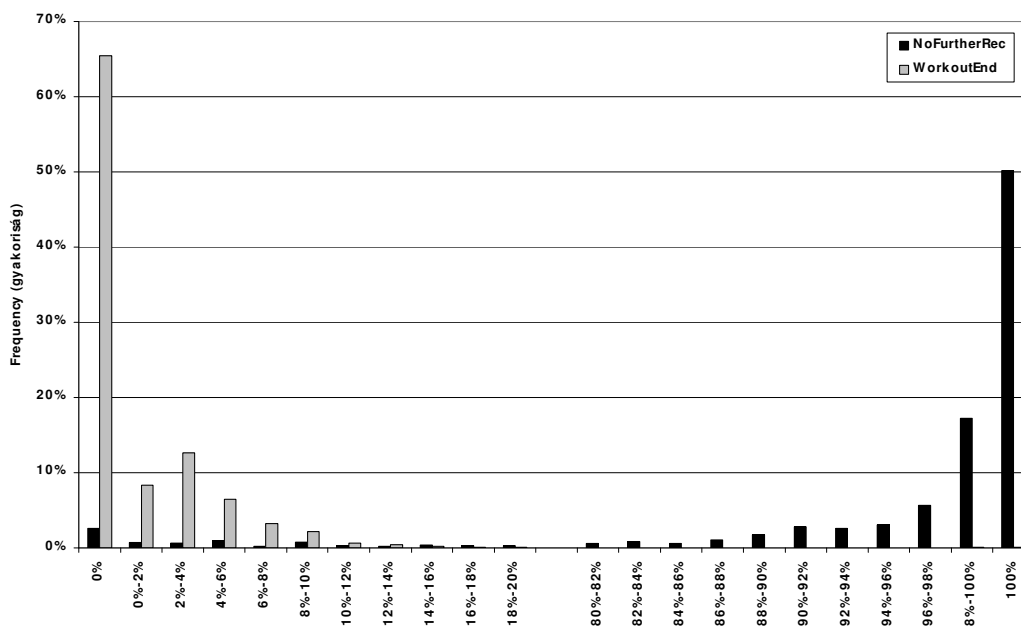
51. táblázat: A különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeinek leíró statisztikái

	NOFURTHERREC	WORKOUTEND
Átlag	0.885630279	0.016469412
Standard hiba	0.006875633	0.000744533
Medián	1	0
Módusz	1	0
Szórás	0.263526086	0.054544343
Mintabeli variancia	0.069445998	0.002975085
Csúcsosság	4.954960454	215.6652553
Ferdeség	-2.51700625	12.94456878
Terjedelem	1	1
Minimum	0	0
Maximum	1	1
Elemszám	1469	5367

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Az oszlopdiagramot elemezve az is szemetűnő, hogy az alacsony LGD-sávokban egyértelműen a „WorkoutEnd” csoport tagjai vannak túlnyomó többségben, míg a magas LGD-tartományt éppen a másik kategória dominanciája jellemzi.

21. ábra: A különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeinek eloszlása



(Saját készítésű ábra: saját számítási eredmények)

A fenti eredmények alapján levontam a következtetést, hogy a két eloszlás valóban nagyon erősen eltér egymástól, és valószínűsíthető a regressziós módszertan sikeressége a klasszifikáció megvalósítása terén.

A logisztikus regressziót SAS Enterprise MinerTM 5.2 segítségével építettem stepwise modellszelekciós eljárást alkalmazva. Inputként csak azokat a változókat⁷⁵ használtam

⁷⁵ A változók felsorolását a melléklet tartalmazza.

fel, amelyek már a default esemény időpontjában ismertek voltak, hiszen egy olyan modell kialakítását tűztem ki célként, amely már a nemteljesítés időpontjában nagy valószínűséggel képes megállapítani, hogy az adott ügylet megtérülési időszaka miként fog lezárulni. Számos modelltípust és transzformációs eljárást tesztelve végül arra az eredményre jutottam, hogy a standardizált változókra épített egyszerű logisztikus regressziók nyújtották a legjobb teljesítményt: a legígéretesebbnek a logit linket, illetve a probit linket alkalmazó, transzformáció nélküli modellváltozatok bizonyultak. Az inputváltozók standardizálása a logisztikus modellek teljesítményét nem befolyásolta, de szükségesnek ítéltam a változók szerepének értékelése és a végső modellszelekciós döntések elősegítése érdekében.

Az 52. táblázat a legjobb teljesítményt nyújtó regressziók illeszkedési mutatóit tartalmazza, világosszürke színnel kiemelve azokat a mutatószámokat, amelyek a két modell esetében eltérnek egymástól.

52. táblázat: A kiválasztott logisztikus regressziós modellek illeszkedési mutatói

	LOGIT LINK	PROBIT LINK
Kolmogorov-Smirnov Statistic	0.69125	0.68515
Akaike's Information Criterion	4274.34	4325.86
Average Squared Error	0.10	0.10
Roc Index	0.90207	0.90208
Average Error Function	0.31	0.31
Capture Response	6.29402	6.29402
Degrees of Freedom for Error	6824.00	6809.00
Model Degrees of Freedom	12.00	27.00
Total Degrees of Freedom	6836.00	6836.00
Divisor for ASE	13672.00	13672.00
Error Function	4250.34	4271.86
Final Prediction Error	0.10	0.10
Gain	25.88	25.88
Gini Coefficient	0.80	0.80
Bin-Based Two-Way Kolmogorov-Smirnov Statistic	0.68225	0.67492
Lift	1.25880	1.25880
Maximum Absolute Error	1.00	1.00
Misclassification Rate	0.15579	0.15448
Mean Square Error	0.10019	0.10129
Sum of Frequencies	6836.00	6836.00
Number of Estimate Weights	12.00	27.00
Root Average Sum of Squares	0.32	0.32
Percent Response	98.8297	98.8297
Root Final Prediction Error	0.32	0.32
Root Mean Squared Error	0.32	0.32
Schwarz's Bayesian Criterion	4356.30	4510.27
Sum of Squared Errors	1369.77	1384.81
Sum of Case Weights Times Freq	13672.00	13672.00

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A fentiek alapján kijelenthető, hogy e két modellváltozat között teljesítmény szempontjából csak minimális különbség figyelhető meg, mindazonáltal végül a logit

linket alkalmazó modell mellett döntöttem, mert a ROC-index és a téves klasszifikációk aránya (Misclassification Rate) kivételével minden illeszkedési statisztikát tekintve legalább olyan jónak bizonyult, mint a másik, és hátránya e két mutató vonatkozásában sem számottevő.

Az 53. táblázatban feltüntettem a Maximum Likelihood becslés eredményeit: a logit linket alkalmazó modell magyarázó változóit, az egyes változók becsült β együtthatóit, a becslések standard hibáját, a Wald-féle F -próba értékét és a hozzájuk tartozó p -értékeket, valamint az e^{β} -kat.

A 4.4.2. alfejezetben leírtak alapján az e^{β_j} faktor mutatja meg azt, hogy az x_j magyarázó változó egységnyi abszolút növekménye ceteris paribus mekkora parciális multiplikatív hatást gyakorol az odds-ra, vagyis az adott esemény és a komplementer esemény bekövetkezési valószínűségének hányadosára. Ebből következően azon változók esetében, amelyeknek pozitív a β együtthatója, a magas érték jelzi azt, hogy az ügylet nagy valószínűséggel a „NoFurtherRec” kategóriába kerül, míg a negatív β -val rendelkező változók esetében éppen ellenkezőleg: az adott változó alacsony értéke jár együtt a „NoFurtherRec” kategóriába kerülés nagyobb valószínűségével.

53. táblázat: A logit linket alkalmazó logisztikus regresszió változói

<i>Paraméter</i>	<i>Becslés</i>	<i>Standard hiba</i>	<i>Wald χ^2</i>	<i>Pr > χ^2 (p-érték)</i>	<i>Exp (becslés)</i>
Intercept	2.4906	0.1940	164.76	<.0001	12.069
REASON_DEATH = 0	1.0071	0.1595	39.88	<.0001	2.738
REASON_PASTDUE = 0	0.9365	0.2344	15.96	<.0001	2.551
SETTLEMENT_TYPE = Budapest & environs	0.3630	0.1383	6.89	0.0087	1.438
SETTLEMENT_TYPE = County town & environs	0.4630	0.1228	14.22	0.0002	1.589
SETTLEMENT_TYPE = Other city & environs	-0.0689	0.1024	0.45	0.5010	0.933
SETTLEMENT_TYPE = Small village	-0.4707	0.1395	11.38	0.0007	0.625
STD_CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	0.4041	0.0531	57.82	<.0001	1.498
STD_DEFAULT_REALWAGE_INDEX	-0.2433	0.0616	15.58	<.0001	0.784
STD_GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	-1.3934	0.0983	200.95	<.0001	0.248
STD_MONTHS_TO_DEFAULT	1.1343	0.1064	113.74	<.0001	3.109
STD_START_LTV	-0.3588	0.0671	28.55	<.0001	0.699

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A nemteljesítési események kategorizálását tekintve tehát mindössze 8 változó bizonyult szignifikánsnak, amelyeket jellegük alapján csoportosítva ismertetek.

A nemteljesítés okai

A *reason_death* dummy változó azt jelzi, hogy halál miatt minősül-e az ügylet nemteljesítőnek, míg a *reason_pastdue* dummy annak jelzésére szolgál, hogy a késedelem-e az oka a default minősítésnek. Az 53. táblázat utolsó oszlopában szereplő e^{β} értékek úgy értelmezhetők, hogy a halál (*reason_death*=1) ceteris paribus 2,738-

szorosára növeli a „*WorkoutEnd*” kategóriába esés valószínűségének, valamint a „*NoFurtherRec*” kategóriába kerülés valószínűségének a hányadosát (odds), összevetve azzal az esettel, amikor a nemteljesítés nem halál miatt következett be. Hasonlóképpen, a késedelem miatti default minősítés minden egyéb tényező változatlansága esetén 2,551-szeresére növeli azt odds értékét.

Az ingatlan településtípusa

A fedezetül szolgáló ingatlan településtípusa ugyancsak jelentős befolyásoló tényezőnek minősült. A falusi ingatlanokhoz (*settlement_type=Village*) viszonyítva a Budapesten és vonzáskörzetében (*settlement_type=Budapest & environs*), illetve megyeszékhelyen és vonzáskörzetében (*settlement_type=County town & environs*) elhelyezkedő ingatlanok esetében hozzávetőlegesen másfélszer (1,438, 1,589) akkora a „*WorkoutEnd*” kategóriába, illetve a „*NoFurtherRec*” kategóriába esés valószínűségének a hányadosa. A többi településtípus esetében a reláció éppen ellentétes, tehát még a falusi ingatlanokhoz képest is kisebb a „*WorkoutEnd*” típusú ügyletlezárás valószínűsége. Ennek alapján azt a következtetést lehet levonni, hogy a nagyvárosokban, illetve azok vonzáskörzetében lévő ingatlanokkal fedezett ügyletek a többivel összevetve gyakrabban zárulnak olyan módon, hogy az ügyfél rendezi a tartozását, illetve nagyobb valószínűséggel kerül értékesítésre az ingatlan vagy kerül számvitelileg leírásra az ügyfél tartozása.

Makrogazdasági tényezők

A nemteljesítéskori és az induláskori GDP indexéből számított évesített mutató (*GDP_growth_index_ds_y*: a kumulált GDP-növekedési indexek hányadosából számszerűsített éves átlagos növekedés) ugyancsak szignifikáns változónak minősült a modellben. Az $e^{\beta} = 0,248$ azt mutatja, hogy minél nagyobb ütemben növekedett a hitel folyósítása és az ügylet nemteljesítővé válása közötti időszakban a GDP, annál nagyobb a „*NoFurtherRec*” kategóriába esés valószínűsége, tehát annál kisebb eséllyel teljesített az ügyfél a későbbiekben nagyszámú befizetést, illetve került az ingatlan értékesítésre (esetleg egyes speciális esetekben a hitelösszeg leírásra). Ez az eredmény valamelyest ellentmond az előzetes várakozásaimnak, hiszen a GDP növekedése rendszerint az ingatlanok értékének növekedésével jár együtt, így egyrészt magasabb áron lehetséges az értékesítés, másrészt az ügyfél is erősebben érdekelt tartozásának rendezésében, hiszen a nagyobb értékű ingatlant nem akarja kockára tenni. A háttérben feltehetően

más tényezők állnak, például az, hogy a gazdasági növekedés különböző szakaszaiban eltérő volt a hitelbírálati követelmények szigorúságának mértéke, illetve az, hogy az erőteljes gazdasági növekedés időszakában a bérek növekedése nem mindig tudott lépést tartani az inflációval. Ezen változó szignifikánsnak minősülésének hátterében tehát feltehetően más magyarázó tényezőkkel való erőteljes korreláció áll.

A nemteljesítéskori és az induláskori reálkeresetek arányából számított éves átlagos reálkereset-index (*cum_realwage_index_ds_y*) esetében az $e^{\beta} = 1,498$ azt jelzi, hogy minél nagyobb ütemben növekedett a hitel folyósítása és az ügylet nemteljesítővé válása közötti időszakban a reálkereset, annál nagyobb a „*WorkoutRec*” kategóriába esés valószínűsége. Ennek az eredménynek az állhat a hátterében, hogy amennyiben a hitelfelvételtől a nemteljesítésig tartó időszakban a reálbérek gyors ütemben növekedtek, akkor a default eseményt követően viszonylag nagy megtérülésekre lehetett számítani, tehát az ügyfelek sok esetben rendezni tudták fennálló tartozásuk nagy részét (például megtakarításaiból, illetve az ingatlan önkéntes eladásából), illetve a bank értékesíteni tudta a hitelügyletet vagy a mögöttes ingatlant.

A *default_realwage_index* az éves reálkereseti indexnek a nemteljesítéskori értékét mutatja, tehát az átlagos havi nettó jövedelem éves változásából számított 12 havi mozgóátlag és az éves fogyasztói árindex hányadosa. Az e^{β} 1-nél kisebb értéke (0,784) azt jelzi, hogy azon hitelek esetében, amelyeknek a nemteljesítése olyan időszakban történt, amikor a reálbér intenzíven csökkent, kisebb volt a „*NoFurtherRec*” típusú lezárások aránya: az ügyfél nagyobb eséllyel rendezte a tartozását, illetve nagyobb valószínűséggel került értékesítésre az ingatlan akár a bank, akár az ügyfél által. Ennek egyik lehetséges magyarázata lehet az, hogy ilyen gazdasági körülmények között sok ügyfél felismerte, hogy a helyzetüket csak kisebb lakásba költözéssel tudják megoldani, ezért önként értékesítették az ingatlant és abból rendezték a bankkal szembeni hiteltartozásukat.

Loan-to-value arány: start LTV

A hitelösszeg és a fedezet induláskori piaci értékének arányához (*start_LTV*) tartozó $e^{\beta} = 0,699$ azt mutatja, hogy a magas LTV-arányú ügyletek esetében ceteris paribus nagyobb a „*NoFurtherRec*” kategóriába kerülés aránya, tehát kisebb annak a valószínűsége, hogy az ügyfél a későbbiekben rendezi a tartozását. Ilyen esetekben a hitelösszeg az ingatlan értékéhez viszonyítva jelentős, ezért az ügyfélnek kisebb a késztetése arra, hogy erőfeszítéseket tegyen a helyzet rendezése érdekében.

Fizetési múlt: months to default

Az eredmények azt jelzik, hogy az ügylet indulásától a nemteljesítési eseményig tartó időszak hossza (*months_to_default*) ugyancsak meglehetősen erősen befolyásolta az ügylet lezárulásának módját ($e^{\beta} = 3,109$). Azokban az esetekben, amikor az ügyfél a default eseményt megelőzően hosszú időn keresztül rendszeren teljesítette fizetési kötelezettségeit, végül nagyobb eséllyel került az ügylet a „*WorkoutEnd*” kategóriába. Erre az szolgálhat magyarázatként, hogy ilyenkor a háttérben rendszerint nem a rossz fizetési fegyelem állt,⁷⁶ hanem valamilyen váratlan esemény, amelynek következtében az ügyfél nehéz helyzetbe került, de tekintettel arra is, hogy már jelentős összegeket fizetett be törlesztésként a hitel felvétele óta, a későbbiekben is mindent megtett a tartozásainak kiegyenlítése érdekében.

Összehasonlításképpen az alábbi táblázatban a probit linket tartalmazó modell változóira vonatkozó Maximum Likelihood becslés eseményeit is bemutatom.

54. táblázat: A probit linket alkalmazó logisztikus regresszió változói

<i>Paraméter</i>	<i>Becslés</i>	<i>Standard hiba</i>	<i>Wald χ^2</i>	<i>Pr > χ^2 (p-érték)</i>
Intercept	1.2822	0.1098	136.31	<.0001
EMPL_INDUSTRY = Agriculture	0.0819	0.1456	0.32	0.5736
EMPL_INDUSTRY = Commerce, Entertainment	-0.1589	0.0726	4.79	0.0286
EMPL_INDUSTRY = Construction	-0.1932	0.0968	3.98	0.0461
EMPL_INDUSTRY = Education, Medical services, Gov	0.4436	0.1071	17.16	<.0001
EMPL_INDUSTRY = Finance, Legal services	-0.1503	0.1685	0.80	0.3725
EMPL_INDUSTRY = Other	-0.0713	0.0891	0.64	0.4233
PRODUCT = Home Equity	0.1363	0.0359	14.45	0.0001
REASON_DEATH = 0	0.5971	0.0867	47.47	<.0001
REASON_PASTDUE = 0	0.5073	0.1262	16.16	<.0001
REGION = Budapest & environs	0.2233	0.1446	2.39	0.1224
REGION = Central-Western	0.0124	0.0997	0.02	0.9012
REGION = Eastern	-0.4134	0.1049	15.52	<.0001
REGION = North-Eastern	-0.2266	0.0772	8.63	0.0033
REGION = North-Western	0.0202	0.1079	0.04	0.8516
REGION = South-Central	0.1153	0.1394	0.68	0.4082
REGION = South-Eastern	0.1327	0.1213	1.20	0.2740
REGION = South-Western	0.1097	0.1382	0.63	0.4272
SETTLEMENT_TYPE = Budapest & environs	0.0364	0.1388	0.07	0.7934
SETTLEMENT_TYPE = County town & environs	0.3116	0.0816	14.58	0.0001
SETTLEMENT_TYPE = Other city & environs	-0.0203	0.0683	0.09	0.7667
SETTLEMENT_TYPE = Small village	-0.1990	0.0871	5.22	0.0224
STD_CUM_CPI_DS_Y	-0.1572	0.0349	20.26	<.0001
STD_DEFAULT_CPI	-0.1328	0.0444	8.95	0.0028
STD_FIRST_INSTALMENT	-0.1215	0.0349	12.11	0.0005
STD_GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	-0.5156	0.0404	163.04	<.0001
STD_MONTHS_TO_DEFAULT	0.6218	0.0535	135.32	<.0001

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

⁷⁶ Rossz fizetési fegyelem esetén a nemteljesítés rendszerint hamarabb bekövetkezik.

Ebben a modellben nem szerepelnek a reálbér növekedési ütemével kapcsolatos változók (*cum_realwage_index_ds_y*, *default_realwage_index*), de mintegy ennek kompenzálásaként a fogyasztói árak változását mérő indexek (*cum_CPI_ds_y*, *default_CPI*) szignifikánsnak bizonyultak. Hasonlóan, a hitelösszeg és a fedezet induláskori piaci értékének arányát mutató *start_LTV* nem szerepel a probit linket tartalmazó modellben, de a terméktípus (*product*), amely ezzel a változóval szoros kapcsolatban áll, szignifikánsnak minősült. További változóként jelent meg az ügyfél munkáltatójának ágazata, az ingatlan elhelyezkedése szerinti régió, valamint az első törlesztőrészlet nagysága.

Fontos tanulság, hogy a nemteljesítés okai (*reason_death*, *reason_pastdue*), a fedezetként szolgáló ingatlan településtípusa (*settlement_type*), a GDP-nek a hitel folyósításától a nemteljesítésig tartó időszakbeli éves átlagos növekedési üteme (*GDP_growth_index_ds_y*), valamint a nemteljesítésig eltelt időszak hossza (*months_to_default*) e modell esetében is szignifikánsnak bizonyult, és e változók tekintetében a kapcsolatok iránya is megegyezik a logit linket tartalmazó modellbeliekkel. Összességében tehát elmondható, hogy a két modell mind a magyarázó változók körét, mind a kapcsolatok irányát tekintve sok hasonlóságot mutat.

Mindezen eredmények alapján az V. hipotézisem igazoltnak tekinthető, hiszen az elvégzett vizsgálatok alátámasztják az ügyletek lezárulásának típusa szerinti kategóriák LGD-értékeinek jelentős különbözőségét, a logisztikus regresszióval pedig sikerült kialakítani olyan modellt, amely esetében mindössze 15,5% a téves klasszifikációk aránya, a Gini együttható 0,902, a ROC-index pedig 0,80, amely ugyancsak kedvezőnek tekinthető (52. táblázat).

6.3.6. A magyar bankközi LGD-adatbázis

Az LGD becslésének a CRD, illetve a Hkr. előírásai⁷⁷ szerint elsősorban a belső adatokra kell épülnie, de külső, illetve közös adatbázis is felhasználható, ha bizonyíthatóan nincs jelentős eltérés például az adatok összetétele tekintetében a belső és a külső források között, illetve ha az eltérések megfelelő módon korrigálhatók a reprezentativitás teljesülése érdekében. Ezzel összefüggésben a VI. hipotézisem a 3.5. fejezetben bemutatott magyar bankközi LGD-adatbázis vizsgálatára irányult. Céлом

⁷⁷ A részleteket a 2.3.3. alfejezetben ismertettem.

azoknak a tényezőknek a feltérképezése volt, amelyek statisztikailag megalapozottan képesek előrejelezni a fedezet-, illetve követelésértékesítésből származó megtérüléshez szükséges időszak hosszát, illetve magát a megtérülési rátát.

A befolyásoló tényezők vizsgálatához alkalmazott adatokról szóló 6.2.5. fejezetben bemutatott eljáráshoz hasonlóan, a fedezetek hitelbiztosítéki és piaci értékeinek megfelelő allokálása érdekében itt is ügyletszintű összegzést végeztem, és minden esetben csak a legnagyobb értékű ingatlan jellemzőit kapcsoltam hozzá az egyes ügyletekhez. Amennyiben ugyanaz a fedezet több ügyletbe tartozott, akkor az értékeket a nemteljesítéskori kitettség arányában megosztva rendeltem hozzá az egyes ügyletekhez.

VI. hipotézis: A magyar bankközi LGD-adatbázis adatai alapján készített lineáris regressziós modellekkel a „NotClosed” kategóriába tartozó ügyletek is bevonhatók a kalkulációkba, és egzaktabb, pontosabb ügyletszintű LGD-bebecslés válik lehetővé.

Jelen hipotézis keretében a magyar bankközi LGD-adatbázis adatainak felhasználásával egy olyan komplex modell kialakítása érdekében tettem lépéseket, amellyel a „NotClosed” kategóriába tartozó ügyletek is bevonhatók a kalkulációkba. Ennek azonban nagyon fontos feltétele olyan regressziók felírása, amelyekkel a nemteljesítéskor rendelkezésre álló adatok alapján nagy pontosságú előrejelzés készíthető a „NotClosed” kategóriába tartozó ügyletek megtérülési időszakának várható hosszára, valamint az értékesítésből származó megtérülési rátára vonatkozóan. Amennyiben sikerül megtalálni azokat a faktorokat, amelyek e két célváltozó (megtérülési időszak várható hossza, értékesítésből származó megtérülési ráta) varianciájának nagy hányadát megmagyarázzák, akkor VI. hipotézisem igazoltnak tekinthető, hiszen ezen regressziók alapján megbízhatóbb előrejelzés készíthető az ügyletszintű LGD-kre vonatkozóan, összevetve azzal az esettel, amikor ezeket az információkat figyelmen kívül hagyjuk.

A megtérülési időszak hossza

Hipotézisem igazolása céljából első lépésben lineáris regressziót építettem a megtérülési időszak várható hosszára vonatkozóan. A célváltozó a nemteljesítési eseménytől az ügylet, illetve a mögöttes ingatlan értékesítéséig eltelt hónapok száma (*months_to_cut_off*) volt, míg inputváltozóként az alábbiak szerepeltek:

- a magyar bankközi LGD-adatbázis kötelezően töltendő adatmezői, amelyek már a default esemény időpontjában ismertek voltak, és amelyek a banki adatbázisokban is rendelkezésre állnak,⁷⁸
- makrogazdasági adatok, amelyeket az indulás, illetve a nemteljesítési esemény időpontja alapján tudtam hozzárendelni az egyes ügyletekhez.

Abból adódóan, hogy az adatbázisban szereplő adatmezők egy jelentős része csak opcionálisan töltendő, és/vagy a felhasznált banki adatbázisban nem áll rendelkezésre, meglehetősen kicsinek bizonyult a modellezésbe bevonható adatmezők száma, ugyanis sok ígéretesnek tűnő tényező felhasználását ellehetetlenítette a nagy adathiány. A modellezés alapjául szolgáló változókészlet elemeit a 10. melléklet tartalmazza: ezeket és ezek transzformált változóit alkalmaztam potenciális faktorokként a modellépítés során.

A lineáris regressziót SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával stepwise eljárással építettem, majd mivel az így kialakított modell meglehetősen gyenge magyarázó erővel rendelkezett, szakértői alapon módosításokat hajtottam végre, de egyetlen korrekciós lépéssel sem tudtam jelentősen javítani a modell teljesítményét. Az alábbiakban bemutatom a korrigált determinációs együttható alapján legjobbnak bizonyult modell Wald-próbájának (55. táblázat) és az egyes változók szignifikanciáját vizsgáló *F*-próbáknak az eredményeit (56. táblázat).

55. táblázat: A megtérülési időszak hosszára készített modell Wald-próbája

<i>Forrás</i>	<i>Szabadságfok</i>	<i>Négyzetösszeg (SS)</i>	<i>Átlagos négyzetösszeg (MS)</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
Modell	28	12561	448.604493	5.82	.0001
Hiba	1517	116992	77.120925		
Összesen	1545	129553			

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

56. táblázat: A megtérülési időszak hosszára készített modell változóinak szignifikancia tesztje

<i>Hatás</i>	<i>Szabadságfok</i>	<i>Négyzetösszeg</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
COUNTY	19	3777.0358	2.58	0.0002
LOAN_PURPOSE	3	1137.6503	4.92	0.0021
CUM_CPI_DS_Y	1	1635.1704	21.20	<.0001
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	1	312.0183	4.05	0.0445
DEFAULT_CPI	1	523.9663	6.79	0.0092
DEFAULT_MIN_WAGE	1	1896.4627	24.59	.0001
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	1	1178.1484	15.28	<.0001
CURRENT_LTV	1	2524.8006	32.74	<.0001

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

⁷⁸ Ez a feltétel azért szükséges, hogy a modell a saját banki adatbázisra is alkalmazható legyen.

Ugyan mind a Wald-próba, mind az egyes magyarázó változók szignifikanciájának vizsgálata során alacsony *p*-értékek adódtak, összességében mégis meglehetősen gyenge a modell, hiszen a korrigált determinációs együttható mindössze 0,0803 (a nyers determinációs együttható 0,0970), tehát a faktorok a megtérülési időszak hosszának varianciáját csak nagyon kicsi arányban képesek magyarázni.

Mindazonáltal érdemesnek tartom áttekinteni, hogy a Maximum Likelihood becslés alapján mely faktorok bizonyultak jelentőségteljesnek a megtérülési időszak hosszának modellezése során, ezért az 57. táblázatban feltüntettem a magyarázó tényezőket, a becsült paramétereket, azok standardizált értékeit, standard hibáját, valamint a *t*-próbák eredményeit és a hozzájuk tartozó *p*-értékeket. A kialakított modell változóinak egy része magával az ügylettel, illetve a mögöttes fedezettel kapcsolatos, másik részét pedig az ügylet indulása óta eltelt időszakban bekövetkezett makrogazdasági változások, illetve a nemteljesítéskori makrogazdasági helyzet jellemzői teszik ki.

57. táblázat: A megtérülési időszak hosszára készített regresszió változói

<i>Paraméter</i>	<i>Becslés (nem standard- dizált)</i>	<i>Becslés (standard- dizált)</i>	<i>Standard hiba (standard- dizált)</i>	<i>t</i>	<i>Pr > t (p-érték)</i>
Intercept	-100.7	14.9128	0.4085	36.51	<.0001
COUNTY=Baranya	1.1004	1.1004	1.3274	0.83	0.4072
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	-2.4692	-2.4692	0.9468	-2.61	0.0092
COUNTY=Budapest	1.8953	1.8953	0.7837	2.42	0.0157
COUNTY=Bács-Kiskun	1.0652	1.0652	1.2701	0.84	0.4018
COUNTY=Békés	-3.7576	-3.7576	1.2714	-2.96	0.0032
COUNTY=Csongrád	3.2227	3.2227	1.1520	2.80	0.0052
COUNTY=Fejér	0.1592	0.1592	1.3159	0.12	0.9037
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	0.4562	0.4562	1.5834	0.29	0.7733
COUNTY=Hajdu-Bihar	-0.3116	-0.3116	1.1118	-0.28	0.7793
COUNTY=Heves	-1.5188	-1.5188	0.9731	-1.56	0.1188
COUNTY=Jász-Nagykun-Szolnok	-0.2926	-0.2926	0.9262	-0.32	0.7521
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.4112	-0.4112	1.1715	-0.35	0.7256
COUNTY=Nógrád	0.7071	0.7071	0.9255	0.76	0.4450
COUNTY=Pest	-0.1437	-0.1437	0.6565	-0.22	0.9268
COUNTY=Somogy	-0.3566	-0.3566	0.9087	-0.39	0.6948
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-1.6533	-1.6533	0.6420	-2.58	0.0101
COUNTY=Tolna	5.6115	5.6115	2.2564	2.49	0.0130
COUNTY=Vas	-2.7035	-2.7035	2.6723	-1.01	0.3118
COUNTY=Veszprém	0.7974	0.7974	1.5420	0.52	0.6052
LOAN_PURPOSE=Other	0.3749	0.3749	0.4136	0.91	0.3649
LOAN_PURPOSE=Real estate construction	1.5622	1.5622	0.6627	2.36	0.0185
LOAN_PURPOSE=Real estate purchase	-1.2811	-1.2811	0.4434	-2.89	0.0039
CUM_CPI_DS_Y	88.6327	1.2608	0.2738	4.60	<.0001
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	4.4630	0.5840	0.2930	2.01	0.0445
DEFAULT_CPI	42.6944	0.7877	0.3022	2.61	0.0092
DEFAULT_MIN_WAGE	-0.00033	-1.4144	0.2852	-4.96	<.0001
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	-10.1692	-1.2241	0.3132	-3.91	<.0001
CURRENT_LTV	8.7642	1.4951	0.2613	5.72	<.0001

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Az egyes megyéket (*county*) tekintve elég jelentős eltérések mutatkoztak: minden egyéb tényező változatlansága esetén két különböző megyében elhelyezkedő ingatlan esetében akár 9 hónap eltérés is lehet a megtérülési időszak hosszában.⁷⁹

A hitelcél (*loan_purpose*) vonatkozásában a viszonyítási alapot a lakásfelújítás jelentette, ehhez képest a lakásvásárlási célú (*loan_purpose=Real estate purchase*) hitelek esetében ceteris paribus rövidebb, míg a többi hitelcél esetében hosszabb a megtérülési időszak. Ennek az lehet a magyarázata, hogy például az ügyfél által saját ízlése szerint épített, illetve felújított ingatlan iránt egyedi jellegéből adódóan kisebb a kereslet a piacon, míg a lakásvásárlási célú hitelek egy jelentős része mögött forgalomképesebb „sabloningatlanok” állnak fedezetként.

A makrogazdasági tényezők közül a fogyasztói áraknak és a munkanélküliségi rátának az ügylet indulásától a default eseményig tartó időszakbeli éves átlagos növekedése (*cum_CPI_ds_y*, *unempl_rate_index_ds_y*), valamint a nemteljesítéskori fogyasztói árindex és a minimálbér szintje (*default_CPI*, *default_min_wage*) jelent meg a modellben. Általánosságban elmondható, hogy a modell szerint míg az inflációs nyomás és a súlyos munkanélküliség ceteris paribus valamelyest növeli a megtérülési időszak hosszát, addig a magas minimálbérszint a megtérülési időszak hosszának csökkentése irányába hat.

Ugyancsak szignifikánsnak bizonyult mind a nemteljesítéskori kitettségnek a folyósított összeghez viszonyított aránya (*defaulted_per_start_exposure*), mind pedig a nemteljesítéskor fennálló kitettségnek a fedezet azonos időpontbeli értékéhez viszonyított hányada (*current_LTV*). Ezek a tényezők elsősorban a behajtási eljárás intenzitásának befolyásolásán keresztül gyakorolhatnak hatást a megtérülési időszak hosszára. Amennyiben ugyanis a bank azt látja, hogy az ügyfél tartozása az ügylet indulása óta nem csökkent számottevően (illetve akár növekedhetett is például a devizaárfolyam jelentős változása esetén), akkor rövidebb ideig kezeli az ügyletet a „normál” behajtási folyamatban, és hamarabb dönt az értékesítés mellett. Ezzel ellentétesen, ha a hitelösszeg a fedezet értékéhez viszonyítva nagyon jelentős, akkor az értékesítés hosszabb időt vehet igénybe, mert a bank egyrészt a megfelelő megtérülés realizálása érdekében versenyezteti egymással a vevőket, másrészt a fedezetérték növekedésében bízva is racionális döntés az értékesítés későbbre halasztása.

Általánosságban elmondható, hogy a változók mindegyike logikailag könnyen interpretálható, mindazonáltal a modell magyarázó ereje összességében olyannyira alacsony, hogy nem támasztja alá a VI. hipotézisben megfogalmazott állítást, hiszen a

⁷⁹ Az egyik véglet Tolna, a másik Békés megye: együttthatók különbsége $5,6115 - (-3,7576) = 9,3691$ hónap.

magyar bankközi LGD-adatbázis adatainak felhasználásával nem sikerült jó magyarázó erővel rendelkező lineáris regressziós modellt építeni.

Az értékesítésből származó megtérülési ráta

A következő lépésben ugyancsak stepwise eljárással lineáris regressziót készítettem a megtérülési rátára. Ebben az esetben a célváltozót az értékesítésből származó megtérülésnek a nemteljesítés időpontjára diszkontált összegének és a nemteljesítéskori kitettségnek az aránya (*disc_nr_interest*) képezte. Diszkontrátaként a szerződésbeli hitelkamatlábát alkalmaztam, amit úgy határoztam meg, hogy a banki adatbázis alapján számszerűsítettem devizanemenként az azonos hónapban indult ügyletek átlagos szerződésbeli hitelkamatlábát, és azokat rendelttem hozzá a magyar bankközi LGD-adatbázisban szereplő ügyletekhez. Az inputváltozók köre megegyezett a megtérülési időszak hosszának modellezése keretében alkalmazottal (10. melléklet).

A modellépítést jelen esetben is SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával végeztem. A kialakított modell a megtérülési időszak hosszára készített modellel összevetve jobb teljesítményt mutat (a korrigált determinációs együttható 0,2272), de az előzetes várakozásaimtól még ez is elmarad. A következő táblázatok a Wald-próba eredményeit (58. táblázat) és az egyes változók szignifikanciáját vizsgáló *F*-próbák értékeit (59. táblázat) tartalmazzák.

58. táblázat: Az értékesítésből származó megtérülési rátára készített modell Wald-próba

<i>Forrás</i>	<i>Szabadságfok</i>	<i>Négyzetösszeg (SS)</i>	<i>Átlagos négyzetösszeg (MS)</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
Modell	30	23.131504	0.771050	16.14	<.0001
Hiba	1515	72.378447	0.047775		
Összesen	1545	95.509951			

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

59. táblázat: Az értékesítésből származó megtérülési rátára készített modell változóinak szignifikancia tesztje

<i>Hatás</i>	<i>Szabadságfok</i>	<i>Négyzetösszeg</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
COUNTY	19	1.8659	2.06	0.0047
SETTLEMENT_TYPE	4	0.4738	2.48	0.0423
CUM_CPI_DS_Y	1	1.7868	37.40	<.0001
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	1	0.3569	7.47	0.0063
CURRENT_LTV	1	9.9364	207.98	<.0001
PRIORCHARGE_RATE	1	2.4968	52.26	<.0001
LOAN_PURPOSE	3	0.6484	4.52	0.0036

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Szembetűnő, hogy a magyarázó változók között számos olyan található, amely a megtérülési időszak hosszára készített modellben is szerepel, tehát a két modell faktorai között nagy az átfedés: voltaképpen nagyon hasonló tényezők befolyásolják a megtérülési időszak hosszát és az értékesítésből származó megtérülési ráta nagyságát. A 60. táblázatban összefoglaltam az értékesítésből származó megtérülési rátára készített regresszió Maximum Likelihood becslésének eredményeit: a magyarázó változókat, a becsült paramétereket, azok standardizált értékeit, standard hibáját, valamint a *t*-próbák eredményeit és a hozzájuk tartozó *p*-értékeket.

60. táblázat: Az értékesítésből származó megtérülési rátára készített regresszió változói

<i>Paraméter</i>	<i>Becslés (nem standard- dizált)</i>	<i>Becslés (standard- dizált)</i>	<i>Standard hiba (standard- dizált)</i>	<i>t</i>	<i>Pr > t (p-érték)</i>
Intercept	3.7596	0.5866	0.0112	52.37	<.0001
COUNTY=Baranya	-0.0772	-0.0772	0.0334	-2.31	0.0208
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	0.0192	0.0192	0.0237	0.81	0.4175
COUNTY=Budapest	0.1468	0.1468	0.0363	4.04	<.0001
COUNTY=Bács-Kiskun	-0.0192	-0.0192	0.0317	-0.60	0.5462
COUNTY=Békés	-0.0134	-0.0134	0.0318	-0.42	0.6737
COUNTY=Csongrád	-0.0444	-0.0444	0.0291	-1.52	0.1279
COUNTY=Fejér	0.0194	0.0194	0.0329	0.59	0.5547
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	0.000177	0.000177	0.0395	0.00	0.9964
COUNTY>Hajdu-Bihar	0.0314	0.0314	0.0278	1.13	0.2591
COUNTY=Heves	-0.0360	-0.0360	0.0244	-1.48	0.1399
COUNTY=Jász-Nagykun-Szolnok	-0.0246	-0.0246	0.0323	-1.06	0.2885
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.00372	-0.00372	0.0293	-0.13	0.8988
COUNTY=Nógrád	-0.0253	-0.0253	0.0234	-1.08	0.2810
COUNTY=Pest	0.0125	0.0125	0.0190	0.66	0.5120
COUNTY=Somogy	-0.00909	-0.00909	0.0228	-0.40	0.6902
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-0.0377	-0.0377	0.0160	-2.35	0.0187
COUNTY=Tolna	0.0299	0.0299	0.0563	0.53	0.5960
COUNTY=Vas	-0.0377	-0.0377	0.0667	-0.57	0.5719
COUNTY=Veszprém	0.0735	0.0735	0.0385	1.91	0.0565
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.00621	0.00621	0.0266	0.23	0.8155
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	0.0353	0.0353	0.0144	2.45	0.0145
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	-0.0117	-0.0117	0.0113	-1.03	0.3021
SETTLEMENT_TYPE=Small village	-0.0180	-0.0180	0.0136	-1.32	0.1858
CUM_CPI_DS_Y	-2.5920	-0.0369	0.00603	-6.12	<.0001
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	-0.1342	-0.0176	0.00642	-2.73	0.0063
CURRENT_LTV	-0.5953	-0.1016	0.00704	-14.42	<.0001
PRIORCHARGE_RATE	-0.3176	-0.0498	0.00688	-7.23	<.0001
LOAN_PURPOSE=Other	0.0185	0.0185	0.00998	1.85	0.0643
LOAN_PURPOSE=Real estate construction	-0.0566	-0.0566	0.0166	-3.41	0.0007
LOAN_PURPOSE=Real estate purchase	0.0257	0.0257	0.0112	2.30	0.0216

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Az egyes megyék (*county*) vonatkozásában az értékesítésből származó megtérülési ráta meglehetősen eltérő. A modell szerint Budapest és Baranya megye között van a legnagyobb eltérés, az értékesítésből származó megtérülési ráta minden egyéb tényező változatlansága esetén mintegy 22,4 százalékponttal magasabb Budapesten, mint

Baranya megyében.⁸⁰ A meglehetősen alacsony megtérülési rátával jellemezhető megyék közé tartozik Baranyán túl Csongrád, Szabolcs-Szatmár-Bereg, valamint Heves is, míg például Veszprémben ceteris paribus viszonylag magasak a megtérülések.

A településtípus (*settlement_type*) ugyancsak fontos faktornak bizonyult. A viszonyítási alapot e változó esetében azok az ügyletek képezték, amelyek mögött községi, falusi ingatlan áll fedezetként. Hozzájuk képest a megyeszékhelyen vagy vonzáskörzetében elhelyezkedő ingatlannal fedezett ügyletek esetében ceteris paribus mintegy 3,53 százalékponttal magasabb az értékesítésből származó megtérülési ráta, míg például a kisközségi ingatlannal fedezett ügyletek esetében minden egyéb tényező változatlansága esetén 1,8 százalékponttal alacsonyabb megtérülés várható a modell szerint.

A makrogazdasági tényezők közül a fogyasztói áraknak és a munkanélküliségi rátának az ügylet indulásától a default eseményig tartó időszakbeli éves átlagos növekedése (*cum_CPI_ds_y*, *unempl_rate_index_ds_y*) bizonyult jelentősnek. Mindkét említett faktor fordított irányú kapcsolatban áll az értékesítésből származó megtérülési rátával, tehát mind az inflációs nyomás, mind pedig a súlyos munkanélküliség ceteris paribus csökkenti a megtérülést.

Meglehetősen fontos tényezőnek bizonyult a nemteljesítéskor fennálló kitettségnek a fedezet azonos időpontbeli értékéhez viszonyított hányada (*current_LTV*) is. Habár *Qi és Yang [2007; 2009]* 5.3. fejezetben ismertetett tanulmányaikban a CLTV és az LGD kapcsolatát vizsgálták,⁸¹ mégis párhuzamot lehet vonni a hivatkozott szerzők eredményei és az általam készített modell között: minél magasabb a default eseménykori LTV, ceteris paribus annál kisebb az értékesítésből származó megtérülési ráta, tehát némi leegyszerűsítéssel élve annál magasabb LGD várható.

A szignifikánsnak bizonyult magyarázó változók között további tényezőként szerepel a fedezeten lévő előzetes terheléseknek az ügylet indulásakor hitelbiztosítéki értékéhez viszonyított aránya. Ez a nemteljesítéskori LTV-hez (*current_LTV*) hasonlóan ugyancsak negatív irányú kapcsolatban áll az értékesítésből származó megtérülési rátával.

A hitelcél (*loan_purpose*) szignifikánsnak minősülése ugyancsak nem meglepő. A lakásépítési célú ügyletek (*loan_purpose=Real estate construction*) alacsonyabb megtérülési rátájára logikus magyarázatként szolgálhat az, hogy amennyiben a fizetési nehézségek az építkezés folyamán is fennálltak, akkor a kivitelezés színvonala valószínűleg elmaradt a kívánatostól, sőt amennyiben az építkezés még nem fejeződött

⁸⁰ Az együtthatók különbsége: $0,1468 - (-0,0772) = 0,2240$, azaz 22,4 százalékpont.

⁸¹ Jelen hipotézis *Qi és Yang [2007; 2009]* tanulmányaival ellentétben nem az LGD, hanem az értékesítésből származó megtérülési ráta vizsgálatára fókuszál.

be, akkor ez a körülmény tovább csökkenti a várható megtérülést. Ezzel szemben a lakásvásárlási célú hitelek esetében az értékesítésből származó megtérülési ráta minden egyéb tényező változatlansága esetén mintegy 8,23 százalékponttal magasabb.⁸²

Hasonlóan a megtérülési időszak hosszára készített regresszióhoz, itt is elmondható, hogy a modell logikailag messzemenőig megállja a helyét, de a magyarázó ereje alacsonynak bizonyult. Úgy ítélem meg, hogy a VI. hipotézisben megfogalmazott állítást, amely szerint a magyar bankközi LGD-adatbázis adatainak felhasználásával a „NotClosed” kategóriába tartozó ügyletek is bevonhatók a kalkulációkba, és ezáltal egzaktabb, pontosabb LGD-becslés válik lehetővé, nem sikerült alátámasztani: a magyar bankközi LGD-adatbázis adataira épített lineáris regressziós modellek magyarázó ereje meglehetősen alacsonynak bizonyult, ezért előrejelzési célokra való alkalmazhatóságuk megkérdőjelezhető.

6.3.7. A különböző kategóriák LGD-értékét befolyásoló tényezők

Kutatásaimhoz további szempontokat szolgáltatott Thomas, Mues, Matuszyk és Moore tanulmányai (*Thomas et al. [2007a; 2007b]*)⁸³, amelyekben a szerzők a banki belső behajtási osztály, valamint a külső cég által végzett behajtási folyamatokból eredő megtérülések meghatározó tényezőit kutatták. Mindkét tanulmány arra mutatott rá, hogy a befolyásoló tényezők köre jelentősen eltért egymástól a két különböző behajtási csatorna alkalmazása esetében.

A hivatkozott szerzők tanulmányai ihlették jelen hipotézisemet, amelynek keretében azt vizsgáltam, hogy számottevően eltérnek-e egymástól a különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeinek befolyásoló tényezői.

VII. hipotézis: A különböző lezárulási típusú ügyletek („WorkoutEnd”, „NoFurtherRec”) LGD-értékeit eltérő faktorok befolyásolják, ezért nem helyes ezeket a kategóriákat összevontan kezelni az ügyletszintű LGD modellezése során.

Hipotézisem igazolása céljából SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával stepwise eljárással lineáris regressziós modelleket építettem külön-külön az ügyletek lezárulási típusa szerinti kategóriákra, és ezek alapján vizsgáltam a szignifikánsnak bizonyult

⁸² Az együtthatók különbsége: $0,0257 - (-0,0566) = 0,0823$, azaz 8,23 százalékpont.

⁸³ Ezekkel a tanulmányokkal a hitelügyletekre vonatkozó behajtási LGD módszertanon alapuló elemzéseket bemutató 5.2. fejezetben foglalkoztam.

faktorokat. A modellekben a célváltozó az ügylet szerződés kori kamatlábával történő diszkontálással számított ügyletszintű LGD (*account_lgd_interest*) volt, míg input tényezőként szerepelt minden olyan, a 6.1.2. fejezetben bemutatott adatmező, amely már az egyes ügyletek nemteljesítési eseményének időpontjában rendelkezésre állt. Első lépésben a devizanemet (*ccy*) is bevontam a modellezésbe, de az egyes devizanemekhez tartozó becsült paraméterek között olyannyira nagy volt az eltérés, hogy például a „*NoFurtherRec*” ügyletkategória esetében ceteris paribus mintegy 40 százalékpontos LGD-különbséget jelzett a CHF-hitelek és az EUR-hitelek között. Ez vélhetően mögöttes tényezők következménye, ezért tekintettel arra is, hogy ez a változó mindkét ügyletkategória esetében dominánssá vált (a variancia 80-90%-át magyarázta), végül kihagytam az inputváltozók közül.⁸⁴

A modellezés alapjául szolgáló változókészlet elemeit a 11. melléklet tartalmazza.

A „WorkoutEnd” ügyletkategória LGD-jét befolyásoló tényezők

A „*WorkoutEnd*” kategória azokat az ügyleteket foglalja magában, amelyek már nincsenek default státuszban, mert a késedelmes összeget az ügyfél megfizette, veszteségként leírásra került a kitettség vagy értékesítésre került a mögöttes fedezetként szolgáló ingatlan. Ez az ügyletosztály tehát meglehetősen heterogén, és nem meglepő, hogy itt is hasonló problémába ütköztem, mint a magyar bankközi LGD-adatbázisbeli megtérülési időszak hosszának modellezése során: a SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával stepwise eljárással épített regresszió meglehetősen kicsi magyarázó erővel rendelkezett. A korrigált determinációs együttható mindössze 0,0751 (a nyers determinációs együttható 0,0836), tehát a magyarázó változók a megtérülési időszak hossza varianciájának csak kis hányadát képesek magyarázni, mindazonáltal a Wald-próba (61. táblázat) és az egyes változók szignifikanciáját vizsgáló *F*-próbák eredményei (62. táblázat) megfelelően alacsony *p*-értékeket mutatnak. A modell tehát szignifikáns, bár előrejelzési célokra való alkalmazhatósága megkérdőjelezhető.

61. táblázat: A „WorkoutEnd” ügyletkategória LGD-jére készített modell Wald-próbája

<i>Forrás</i>	<i>Szabadságfok</i>	<i>Négyzetösszeg (SS)</i>	<i>Átlagos négyzetösszeg (MS)</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
Modell	27	0.754840	0.027957	9.81	0.0001
Hiba	2905	8.275638	0.002849		
Összesen	2932	9.030478			

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

⁸⁴ Ugyanezen ok miatt hagytam ki az inputváltozók közül a nemteljesítési és az induláskori devizaárfolyam indexét (*fx_index_ds*) is.

62. táblázat: A „WorkoutEnd” ügyletkategória LGD-jére készített modell változóinak szignifikancia tesztje

<i>Hatás</i>	<i>Szabad-ságfok</i>	<i>Négyzetösszeg</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
COUNTY	19	0.1339	2.47	0.0004
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	1	0.0211	7.42	0.0065
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	1	0.0304	10.67	0.0011
PRIORCHARGE_RATE	1	0.0188	6.59	0.0103
AVG_PD	1	0.0704	24.71	<.0001
DEFAULT_AVG_NETINCOME	1	0.0113	3.97	0.0464
DEFAULT_CPI	1	0.1010	35.45	<.0001
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	1	0.0838	29.42	<.0001
DEFAULT_UNEMPL_RATE	1	0.0195	6.84	0.0090

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A 62. táblázatból szembetűnő, hogy egyetlen ügyféljellemező sem bizonyult szignifikáns befolyásoló faktornak annak ellenére, hogy az input tényezők között meglehetősen sok ilyen adatmező szerepelt. A legdominánsabb szerephez a nemteljesítéskori makrogazdasági helyzetet leíró tényezők, valamint egyes ügylet- és fedezetjellemezők jutottak.

A 63. táblázatban összefoglaltam a „WorkoutEnd” ügyletkategória LGD-jére készített regresszió Maximum Likelihood becslésének eredményeit: a magyarázó változókat, a becsült paramétereket, azok standardizált értékeit, standard hibáját, valamint a *t*-próbák eredményeit és a hozzájuk tartozó *p*-értékeket.

A fedezetként szolgáló ingatlan megyéje (*county*) e modellben is megjelent mint jelentős befolyásoló tényező. A becsült paraméterek azt jelzik, hogy a különböző megyékben elhelyezkedő ingatlannal fedezett ügyletek LGD-je között *ceteris paribus* akár 2,492 százalékpont eltérés is lehet. Az egyik véglet Tolna, a másik pedig Csongrád megye: a modell szerint minden egyéb tényező változatlansága esetén a Tolna megyei ingatlannal fedezett ügylet LGD-je mintegy 2,492 százalékponttal magasabb, mint a Csongrád megyében fekvő ingatlannal fedezett ügyleté. Ha figyelembe vesszük azt is, hogy a „WorkoutEnd” kategória átlagos LGD-értéke mindössze 1,647% volt, ez a differencia egyáltalán nem elhanyagolható mértékű.

Érdekes eredmény, hogy míg Csongrád megye a magyar bankközi LGD-adatbázis adatai alapján az alacsony megtérülési rátával jellemezhető megyék közé tartozott, addig jelen esetben éppen ennek ellenkezője adódott eredményül. Fontosnak tartom hangsúlyozni, hogy míg a magyar bankközi LGD-adatbázis csak olyan ügyleteket tartalmaz, amelyek esetében értékesítésre került sor, addig jelen hipotézis vizsgálata a banki adatbázison nyugszik, amelyben nagy arányt képviselnek azok az ügyletek, amelyek például már azért nincsenek default státuszban, mert az ügyfél megfizette a késedelmes összeget.

63. táblázat: A „WorkoutEnd” ügyletkategória LGD-jére készített regresszió változói

<i>Paraméter</i>	<i>Becsítés (nem standar- dizált)</i>	<i>Becsítés (standar- dizált)</i>	<i>Standard hiba (standar- dizált)</i>	<i>t</i>	<i>Pr > t (p-érték)</i>
Intercept	0.7496	0.0186	0.00123	15.10	<.0001
COUNTY=Baranya	-0.00725	-0.00725	0.00551	-1.32	0.1885
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	-0.00111	-0.00111	0.00394	-0.28	0.7776
COUNTY=Budapest	-0.00671	-0.00671	0.00283	-2.37	0.0179
COUNTY=Bács-Kiskun	-0.00444	-0.00444	0.00417	-1.06	0.2870
COUNTY=Békés	-0.00560	-0.00560	0.00452	-1.24	0.2151
COUNTY=Csongrád	-0.00802	-0.00802	0.00494	-1.62	0.1048
COUNTY=Fejér	-0.00648	-0.00648	0.00419	-1.55	0.1223
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	-0.00099	-0.00099	0.00439	-0.22	0.8220
COUNTY>Hajdu-Bihar	-0.00417	-0.00417	0.00407	-1.02	0.3055
COUNTY=Heves	0.00716	0.00716	0.00567	1.26	0.2069
COUNTY>Jász-Nagykun-Szolnok	-0.00251	-0.00251	0.00618	-0.41	0.6854
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.00220	-0.00220	0.00409	-0.54	0.5914
COUNTY=Nógrád	0.00510	0.00510	0.00584	-0.87	0.3824
COUNTY=Pest	-0.00101	-0.00101	0.00290	-0.35	0.7277
COUNTY=Somogy	-0.00658	-0.00658	0.00683	-0.96	0.3354
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-0.00509	-0.00509	0.00384	-1.33	0.1847
COUNTY=Tolna	0.0169	0.0169	0.00831	2.03	0.0421
COUNTY=Vas	-0.00375	-0.00375	0.00708	-0.53	0.5965
COUNTY=Veszprém	-0.00213	-0.00213	0.00400	-0.53	0.5947
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	5.28E-10	0.00275	0.00101	2.72	0.0065
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	0.0216	0.00399	0.00122	3.27	0.0011
PRIORCHARGE_RATE	0.0173	0.00250	0.000973	2.57	0.0103
AVG_PD	-0.6131	-0.0153	0.00307	-4.97	<.0001
DEFAULT_AVG_NETINCOME	-4.08E-7	-0.00349	0.00175	-1.99	0.0464
DEFAULT_CPI	-0.5301	-0.00774	0.00130	-5.95	<.0001
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	-0.1616	-0.00587	0.00108	-5.42	<.0001
DEFAULT_UNEMPL_RATE	0.5051	0.00805	0.00308	2.61	0.0090

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A szakirodalomban számos kutató számolt be az induláskori hitelösszeg és az LGD közötti erős pozitív irányú kapcsolatáról (például *Felsovalyi és Hurt [1998]*, *Derminé és Neto de Carvalho [2003; 2005]*, valamint *Thomas et al. [2007a; 2007b]*), ugyanakkor találhatunk példát ennek ellenkezőjére is: például *Eales és Bosworth [1998]*, valamint *Qi és Yang [2007; 2009]* az induláskori hitelösszeg és az LGD közötti negatív korrelációról tettek említést. Az általam épített modellben az induláskori hitelösszeg helyett a nemteljesítés időpontjában fennálló kitettség (*defaulted_exposure_lcy*) bizonyult jelentős tényezőnek, és összhangban például *Bellotti és Crook [2008]* tanulmányával pozitív irányú kapcsolatot tapasztaltam.

Modellemben az ügylettel, illetve a mögöttes ingatlannal kapcsolatos adatmezők közül fontos befolyásoló tényezőnek minősült továbbá a nemteljesítéskori kitettségnek a folyósított összeghez viszonyított aránya (*defaulted_per_start_exposure*), valamint a fedezeten lévő előzetes terheléseknek az ügylet indulásakor hitelbiztosítéki értékéhez viszonyított hányada (*priorcharge_rate*) is. A becsült paraméterértékek alapján elmondható, hogy mindkét faktor magas értéke az ügyletszintű LGD növelése irányába

hat, tehát *ceteris paribus* minél kevésbé csökkent a fennálló hitelösszeg az ügylet indulása óta és minél nagyobb a fedezetként szolgáló ingatlan előzetes terheltsége, annál magasabb az LGD (alacsonyabb a megtérülési ráta) a modell szerint.

A további szignifikáns magyarázó változók mindegyike a nemteljesítéskori makrogazdasági helyzetet jellemzi: a jelzáloghitelek átlagos nemteljesítési rátája (*avg_PD*), az átlagos nettó jövedelem (*default_avg_netincome*), a fogyasztói árindex (*default_CPI*), a reálbérek éves növekedési üteme (*default_realwage_index*), valamint a munkanélküliségi ráta (*default_unempl_rate*). Szükségesnek tartom hangsúlyozni a nemteljesítési ráta (*avg_PD*) becsült paraméterének negatív előjelét, ugyanis a szakirodalomban rendszerint az LGD és a nemteljesítési ráta közötti pozitív korrelációról (például *Grunert és Weber [2005; 2009]*, *Brady et al. [2007]*, *Bellotti és Crook [2008]*), illetve esetenként függetlenségről (*Carey – Gordy [2003]*) olvashatunk. Mindazonáltal a többi tényező esetében az eredmények nem okoztak meglepetést: míg a magas jövedelmek, a reálbér-növekedés gyors üteme, valamint a magas fogyasztói árindex minden egyéb tényező változatlanága esetén csökkenti az LGD-t, addig a magas munkanélküliségi ráta az LGD növelése irányába hat.

A „NoFurtherRec” ügyletkategória LGD-jét befolyásoló tényezők

A „NoFurtherRec” kategória azokat a továbbra is default státuszban lévő ügyleteket foglalja magában, amelyek nemteljesítővé válása óta 36 hónapnál hosszabb idő telt el, illetve amelyek esetében a default esemény időpontjában fennálló kitettségnek már legalább a 90%-a megtérült (nominálisan, nem diszkontálva). Előzetes várakozásaim szerint ez a csoport a „WorkoutEnd” kategóriával összevetve sokkal inkább homogén, és az ügyletszintű LGD-t befolyásoló tényezők jobban megragadhatók.

Az alábbi táblázatok a SAS Enterprise MinerTM 5.2 alkalmazásával stepwise eljárással épített regresszió Wald-próbájának (64. táblázat) és az egyes változók szignifikanciáját vizsgáló *F*-próbáknak az eredményeit (65. táblázat) mutatják.

64. táblázat: A „NoFurtherRec” ügyletkategória LGD-jére készített modell Wald-próbája

<i>Forrás</i>	<i>Szabadságfok</i>	<i>Négyzetösszeg (SS)</i>	<i>Átlagos négyzetösszeg (MS)</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
Modell	20	25.154705	1.257735	28.55	<.0001
Hiba	503	22.158698	0.044053		
Összesen	523	47.313403			

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

65. táblázat: A „NoFurtherRec” ügyletkategória LGD-jére készített modell változóinak szignifikancia tesztje

<i>Hatás</i>	<i>Szabad-ságfok</i>	<i>Négyzetösszeg</i>	<i>F</i>	<i>Pr > F (p-érték)</i>
DEFAULT_AGE_MONTHS	1	0.2438	5.54	0.0190
LANDLINE_PHONE_FLAG	1	0.1830	4.15	0.0421
REASON_PASTDUE	1	1.4432	32.76	<.0001
MONTHS_TO_DEFAULT	1	1.6908	38.38	<.0001
REGION	8	0.7113	2.02	0.0426
SETTLEMENT_TYPE	4	0.5189	2.94	0.0200
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	1	0.9748	22.13	<.0001
CUM_CPI_DS	1	0.2262	5.13	0.0239
GDP_GROWTH_INDEX_DS	1	6.2741	142.42	<.0001
AVG_PD	1	0.4073	9.25	0.0025

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

Előzetes várakozásaimmal összhangban ez a modell valóban sokkal erősebb, a korrigált determinációs együttható 0,5130 (a nyers determinációs együttható 0,5317), ami a szakirodalomban publikált eredményekkel összevetve is meglehetősen magas.

A „NoFurtherRec” ügyletkategória LGD-jére készített regresszió Maximum Likelihood becslésének eredményeit: a magyarázó változókat, a becsült paramétereket, azok standardizált értékeit, standard hibáját, valamint a *t*-próbák eredményeit és a hozzájuk tartozó *p*-értékeket a 66. táblázat ismerteti.

66. táblázat: A „NoFurtherRec” ügyletkategória LGD-jére készített regresszió változói

<i>Paraméter</i>	<i>Becslés (nem standar-dizált)</i>	<i>Becslés (standar-dizált)</i>	<i>Standard hiba (standar-dizált)</i>	<i>t</i>	<i>Pr > t (p-érték)</i>
Intercept	-7.9544	0.7094	0.0323	21.96	<.0001
DEFAULT_AGE_MONTHS	-0.00018	-0.0251	0.0106	-2.35	0.0190
LANDLINE_PHONE_FLAG=0	0.0209	0.0209	0.0103	2.04	0.0421
REASON_PASTDUE=0	-0.1702	-0.1702	0.0297	-5.72	<.0001
MONTHS_TO_DEFAULT	-0.0304	-0.2216	0.0358	-6.20	<.0001
REGION=Budapest & environs	-0.0347	-0.0347	0.0388	-0.89	0.3714
REGION=Central-Western	-0.0308	-0.0308	0.0283	-1.09	0.2766
REGION=Eastern	0.0284	0.0284	0.0263	1.08	0.2811
REGION=North-Eastern	0.0488	0.0488	0.0198	2.46	0.0142
REGION=North-Western	-0.0580	-0.0580	0.0305	-1.90	0.0577
REGION=South-Central	0.0361	0.0361	0.0407	0.89	0.3751
REGION=South-Eastern	-0.0347	-0.0347	0.0326	-1.06	0.2878
REGION=South-Western	0.000328	0.000328	0.0422	0.01	0.9938
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.0253	0.0253	0.0383	0.66	0.5091
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	-0.0721	-0.0721	0.0227	-3.17	0.0016
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	0.00688	0.00688	0.0180	0.38	0.7034
SETTLEMENT_TYPE=Small village	0.0298	0.0298	0.0234	1.27	0.2030
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	-2.7167	-0.0573	0.0122	-4.70	<.0001
CUM_CPI_DS	2.3466	0.0884	0.0390	2.27	0.0239
GDP_GROWTH_INDEX_DS	9.0760	0.1762	0.0148	11.93	<.0001
AVG_PD	3.6371	0.0417	0.0137	3.04	0.0025

(Saját készítésű táblázat: saját számítási eredmények)

A fenti táblázatot szemlélve szembetűnő, hogy a „*WorkoutRec*” ügyletkategóriára készített regresszióval ellentétben ebben a modellben az ügyféljellemzők is jelentős szerephez jutottak. Az ügyfél nemteljesítéskori életkora (*default_age_months*) ceteris paribus kismértékben negatívan befolyásolja az LGD-t, tehát minden egyéb tényező változatlansága esetén minél fiatalabb az ügyfél a nemteljesítéskor, annál magasabb az LGD. Ezt a tényezőt viszonylag kevés kutató vizsgálta a szakirodalomban, de például *Thomas et al. [2007a; 2007b]*, valamint *Bellotti és Crook [2008]* az általam kapott eredmény ellenkezőjét tapasztalták. A vezetékes telefont jelző dummy (*landline_phone_flag*) LGD-befolyásoló szerepét tekintve azonban *Thomas et al. [2007a; 2007b]* tanulmányaival azonos következtetésre jutottam: azon ügyletek LGD-je, amelyek esetében az ügyfél nem rendelkezik vezetékes telefonnal, ceteris paribus magasabb. Modellem szerint a vezetékes telefonnal rendelkező ügyfelek esetében minden egyéb tényező változatlansága esetén mintegy 2,09 százalékponttal alacsonyabb LGD mutatkozott.

Az a körülmény, hogy az ügylet késedelem miatt vált-e nemteljesítővé (*reason_pastdue* dummy), valamint az ügylet indulásától a default eseményig eltelt időszak hossza (*months_to_default*) ugyancsak szignifikáns tényezőnek bizonyult. Hasonlón például *Thomas et al. [2007a; 2007b]*, valamint *Bellotti és Crook [2008]* tanulmányaihoz az én modellem szerint is minél hosszabb az ügyletindulástól eltelt időszak, ceteris paribus annál alacsonyabb az LGD. Ennek hátterében az állhat, hogy amennyiben az ügyfél a default eseményt megelőzően hosszú időn keresztül rendesen teljesítette fizetési kötelezettségeit, akkor feltehetően a későbbiekben is nagyobb erőfeszítéseket tesz helyzetének rendezése érdekében, mint azok az ügyfelek, akik eleve rosszabb fizetési fegyellemmel rendelkeznek.

További fontos tényezőnek bizonyult a fedezetül szolgáló ingatlan régiója (*region*) és településtípusa (*settlement_type*) is. Érdeemes figyelni arra, hogy ezek a faktorok a korábban bemutatott modellek egyikében sem jelentek meg, a megye (*county*) azonban mindegyikben szignifikáns tényezőnek mutatkozott. Ennek az lehet a magyarázata, hogy ezen ügyletkategória esetében a megtérülés nem a mögöttes ingatlanokból származik, sokkal inkább az ügyfelek fizetőképessége (és fizetési hajlandósága) befolyásolja, ezért nagyobb a jelentősége például annak, hogy az ügyfél milyen munkalehetőségeket teremtő régióban él. Nem lehet figyelmen kívül hagyni azt a tényt, hogy az emberek lakhelye és munkahelye sok esetben nem azonos településen, de azonos régióban van, ezért a regionális jellemzőknek nagyobb a befolyásoló ereje.

A modell szerint *ceteris paribus* az északnyugati régióban (*region=North-Western*) elhelyezkedő ingatlanokkal fedezett ügyletek LGD-je a legalacsonyabb, az északkeletieké (*region=North-Eastern*) pedig a legmagasabb. Becsült paramétereik alapján az ügyletszintű LGD-k különbsége minden egyéb tényező változatlansága esetén mintegy 10,68 százalékpont⁸⁵, tehát igencsak jelentős. A településtípusok esetében a különbség hasonló nagyságrendű⁸⁶: a viszonyítási alapot a községi ingatlannal fedezett ügyletek képezik, ehhez képest a megyeszékhelyen és vonzáskörzetében fekvő ingatlannal fedezett ügyletek LGD-je *ceteris paribus* 7,21 százalékponttal alacsonyabb, míg a falvakban és kisközségekben elhelyezkedőké 2,98 százalékponttal magasabbnak bizonyult.

A magyarázó tényezők utolsó csoportját a makrogazdasági jellemzők képezik. Ezek egyik része az ügylet indulásától a nemteljesítésig eltelt időszakban bekövetkezett változásokat jelzi: a reálbér-növekedést (*cum_realwage_index_ds*), a fogyasztói árak változását (*cum_CPI_ds*), valamint a GDP növekedését (*GDP_growth_index_ds*). A modell szerint míg a növekvő reálbérek minden egyéb tényező változatlansága esetén az LGD csökkentése irányába hatnak, addig a másik két tényező éppen ellentétesen befolyásolja az LGD-t, tehát az inflációs nyomás és a gyorsabb gazdasági növekedés *ceteris paribus* magasabb LGD-t eredményez. Ugyancsak a makrogazdasági jellemzők közé sorolható a jelzáloghitelek átlagos nemteljesítési rátája (*avg_PD*), amely jelen modell esetében a szakirodalomban publikált eredményekhez hasonlóan pozitív irányú kapcsolatban áll az LGD-vel.

A „*WorkoutEnd*”, valamint a „*NoFurtherRec*” ügyletkategóriákra készített lineáris regressziós modellek áttekintése alapján összefoglalóan elmondható, hogy az eredmények alátámasztják a VII. hipotézisemben megfogalmazott állítást, amely szerint a különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeit eltérő faktorok befolyásolják, tehát nem helyes őket összevontan kezelni az ügyletszintű LGD-modellezés során.

6.4. Összegzés: az eredmények gyakorlati hasznosíthatósága

Az elmúlt időszakban a tőke megfeleléssel kapcsolatos kérdések kiemelten fontossá váltak a hitelintézetek számára. A fokozódó gazdasági problémák, a növekedő kockázatok, valamint a tőke megfelelési előírások szigorodása mind abba az irányba

⁸⁵ Az együttthatók különbsége: $0,0488 - (-0,0580) = 0,1068$, azaz 10,68 százalékpont.

⁸⁶ Az együttthatók különbsége: $0,0298 - (-0,0721) = 0,1019$, azaz 10,19 százalékpont.

hatnak, hogy az intézmények rendelkezésére álló tőke egyre szűkösebb. Ilyen feltételek között elengedhetetlen a megfelelő tőke- és portfóliómenedzsment, ezért a hitelkockázati paraméterek egzakt meghatározása is egyre nagyobb jelentőséggel bír. Ezt a szempontot is figyelembe véve vitathatatlan az osztályokba, poolokba sorolási kritériumok körültekintő meghatározásának fontossága, hiszen a kockázati paraméterek eltérése egyúttal eltérő tőkekövetelményt is eredményez, ezért a hitelkockázati paraméterek a portfóliómenedzsmenttel kapcsolatos döntések fontos input tényezőiként is szolgálnak. Az általam vizsgált portfólió esetében mind a hitelcél, mind az igénylés típusa szerinti kategorizálás során szignifikáns eltéréseket tapasztaltam az egyes részportfóliók LGD-értékei vonatkozásában. Természetesen a megfelelő poolképzési kritériumok intézményenként eltérhetnek egymástól, sőt akár időben is változhatnak, ezért alkalmazásuk során elengedhetetlen a dinamikus szemlélet, a rendszeres felülvizsgálat. A statisztikai modellek vonatkozásában a CRD egyébként is előírja, hogy legalább éves gyakorisággal átfogó ellenőrzést kell végezni, amelynek magában kell foglalnia az előrejelző képesség, a torzításmentesség és a stabilitás figyelemmel kísérését, a specifikációk felülvizsgálatát, az előrejelzett és a ténylegesen megvalósult eredmények összevetését (Back Testing). Az objektivitás és a modell hiányosságainak feltárása érdekében további előírás a szakmai értékeléssel történő felülvizsgálat követelménye (*EC [2011c] 170. cikk; Hkr. 63. §*).

Az alkalmazott diszkontráta LGD-befolyásoló szerepének jelentősnek bizonyulása azért fontos eredmény, mert tulajdonképpen sem a CRD, sem a hazai szabályozás nem tartalmaz konkrét előírást arra vonatkozóan, hogy milyen módszerrel kell meghatározni a diszkontáláshoz használt rátát. Véleményem szerint az ügyletek szerződés kori hitelkamatlába tekinthető a leginkább megfelelőnek, hiszen ez egyrészt visszatükrözi az ügyletek indulás kori aktuális kamatszintek eltéréseit, másrészt azok devizanemétől függően is eltér. Az empirikus eredmények ugyanakkor azt jelzik, hogy a definíció számottevő mértékben befolyásolja a kalkulált LGD-értékeket.

A lényegességi küszöb (materialitási határ) megfelelő megválasztása általánosságban véve fontos, mert elősegíti nagyszámú technikai default esemény kiküszöbölését, hiszen ennek következtében az „elhanyagolható összegek” késedelme nem eredményez automatikusan nemteljesítő státuszba kerülést. Ugyanakkor empirikus kutatásaim szerint a lényegességi határ megválasztása a jelzáloghitelek esetében is jelentős hatást gyakorol a kockázati paraméterek kalkulált értékére, ezért a *Hkr. 68. § (5)-(7) bekezdésében* megfogalmazott opció, amely szerint a hitelintézetek az előírtaktól eltérő

kritériumokat is alkalmazhatnak, a jelzáloghitelek esetében is nagy jelentőséggel rendelkezik.

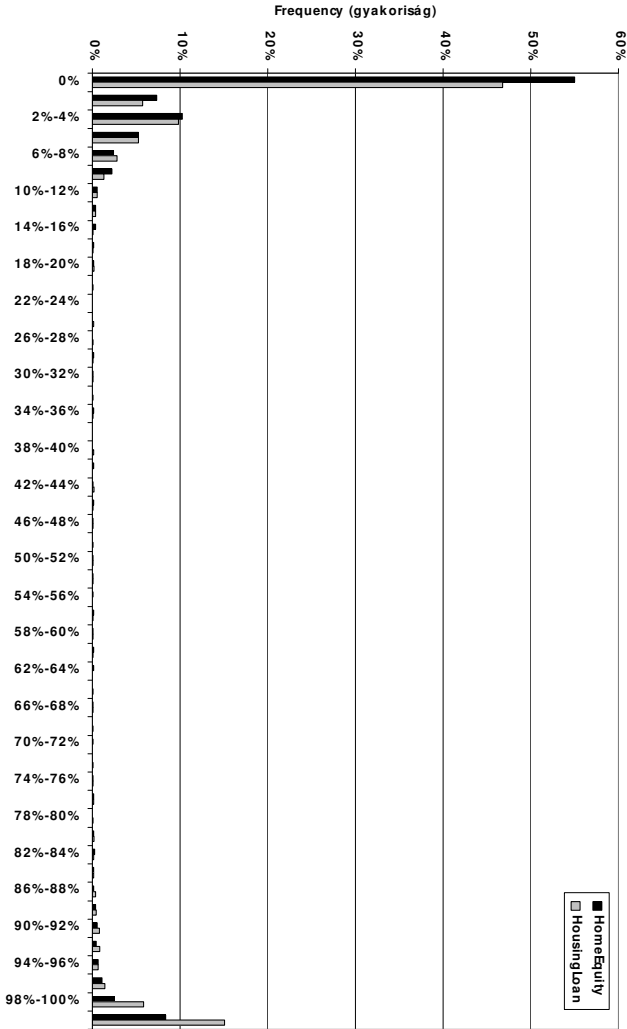
Kutatásaim során nem sikerült olyan nagy magyarázó erővel rendelkező regressziós modelleket építeni a magyar bankközi LGD-adatbázisból származó adatokra, hogy ezáltal azok az ügyletek is bevonhatók legyenek a kalkulációkba, amelyeknek a behajtási folyamata még nem zárult le, de várakozásaim szerint az adatbázisban szereplő ügyletek számának növekedésével később erre is lehetőség fog nyílni. Tekintettel arra, hogy a közös adatbázisból származó adatok felhasználása valamennyi hitelintézet számára sok előnyt rejthet magában, célszerű lenne minél több intézménynek csatlakoznia és adataik historikus felöltésével egy viszonylag nagy és sokszínű adatbázist kialakítani, amely valamennyi intézmény számára lehetővé tenné a portfóliójuk egyedi sajátosságainak figyelembe vételét is a megfelelő szűréseket alkalmazva.

Ezt szem előtt tartva helyeztem nagy hangsúlyt disszertációm keretében az ügyletek lezárulási típusa szerinti kategóriák elemzésére: vizsgáltam az egyes csoportok LGD-értékei közötti eltéréseket, a klasszifikáció lehetőségeit, valamint az egyes kategóriák LGD-értékeit befolyásoló tényezőket, és valamennyi eredményem alátámasztotta előzetes várakozásaimat, amely szerint ezen csoportokat indokolt elkülönülten kezelni. Sikerült felírnom olyan logisztikus regressziót, amellyel a le nem zárt behajtási periódussal rendelkező ügyletek jövőbeni lezárulásának típusa is viszonylag nagy megbízhatósággal előrejelezhető, ezért nagy potenciált látok a magyar bankközi LGD-adatbázis adatainak a fedezetértékesítésből származó megtérülésekre vonatkozó előrejelzések készítésében történő későbbi felhasználhatóságát illetően.

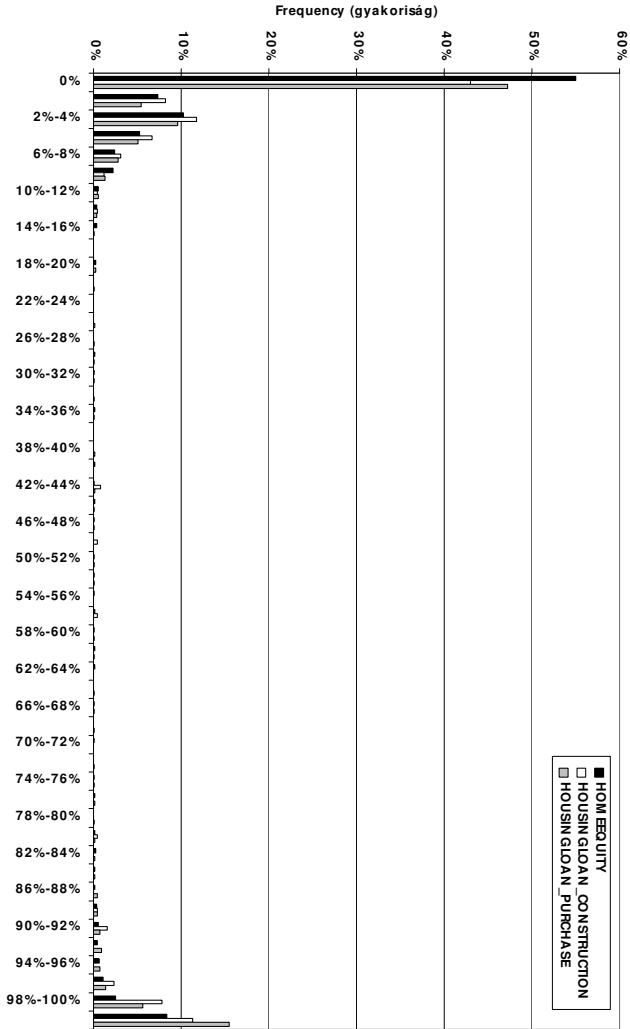
7. Mellékletek

7.1. Az eloszlások grafikus képe

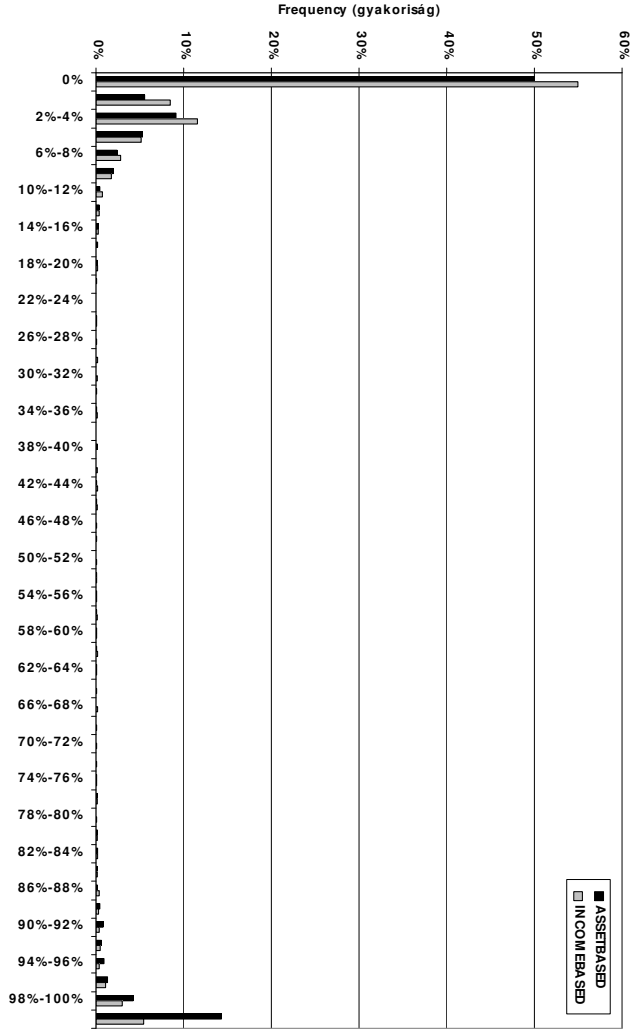
1. melléklet: A különböző célú hitelek LGD-eloszlása



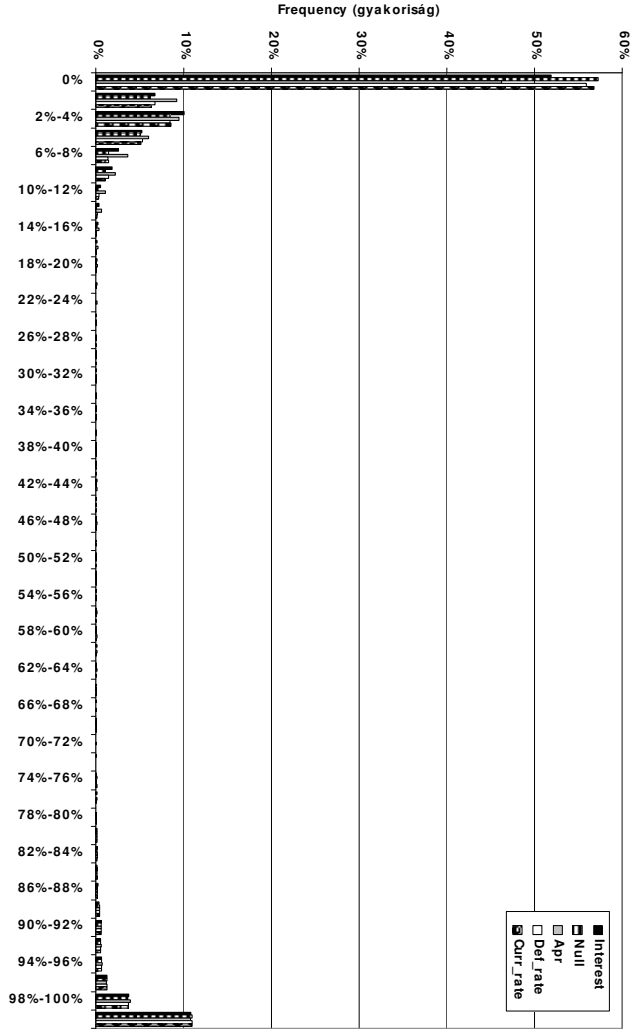
2. melléklet: A különböző célú hitelek LGD-eloszlása (részletes)



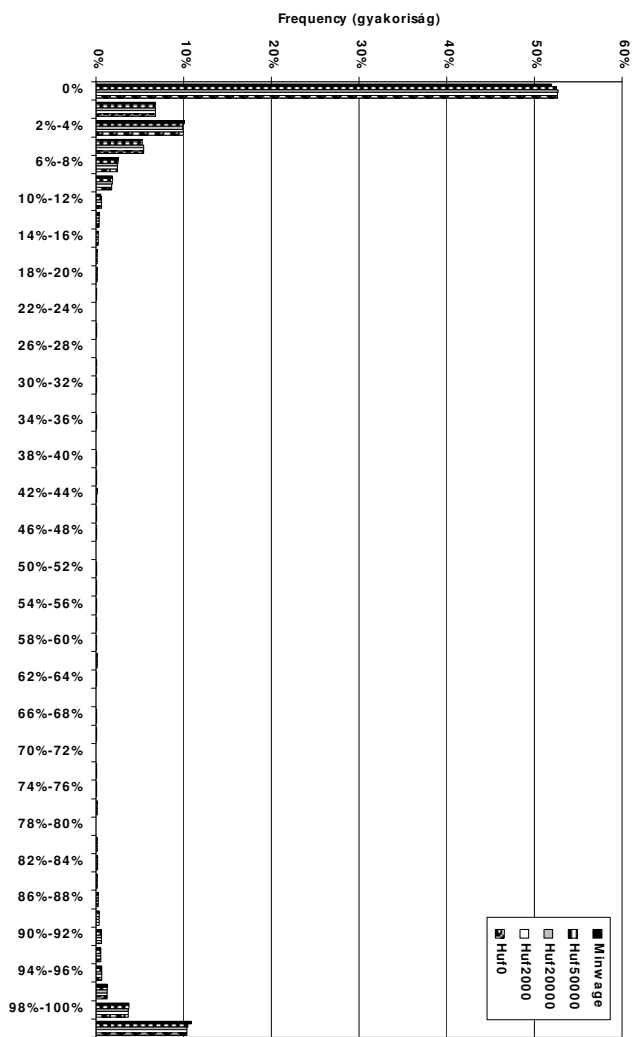
3. melléklet: A különböző igénylési típusú ügyletek LGD-értékeinek eloszlása



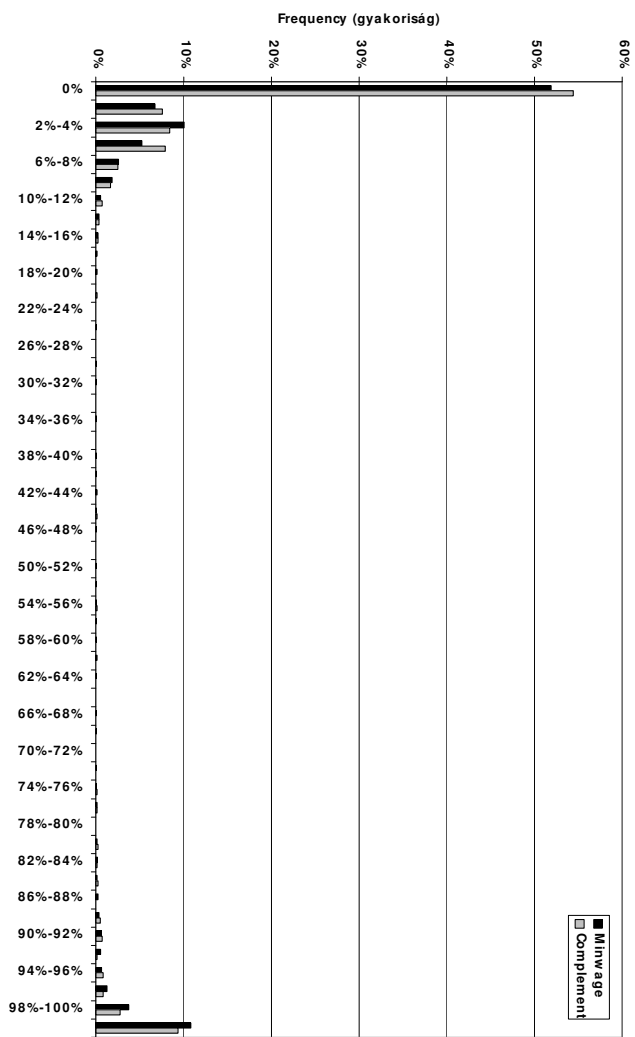
4. melléklet: A különböző diszkontráták alkalmazásával kalkulált LGD-értékek eloszlása



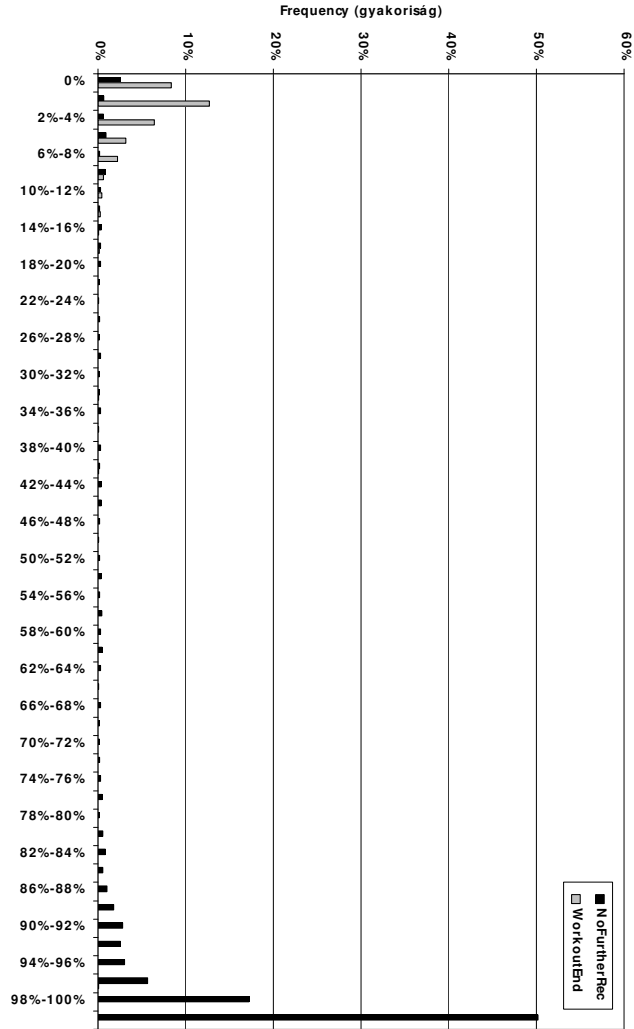
5. melléklet: Az LGD-értékek eloszlása különböző lényegességi küszöbök alkalmazása esetén



6. melléklet: Az alapmodellbeli és a „technikai defaultok” LGD-értékeinek eloszlása



7. melléklet: A különböző lezárulási típusú ügyletek LGD-értékeinek eloszlása



7.2. A modellezés alapjául szolgáló változók

8. melléklet: A teljes változókészlet

ADATMEZŐ NEVE	ADATMEZŐ TARTALMA
deal_id	Ügyletazonosító.
product	Terméktípus: - Housing Loan: Lakáshitel, - Home Equity: Szabad felhasználású jelzáloghitel.
application_type	Az igénylés típusa szerinti kategória: - Asset-based: Tisztán fedezet alapú hitel, jövedelemvizsgálat nélkül, - Income-based: Jövedelemvizsgálaton alapuló hitel.
ccy	Az ügylet eredeti devizaneme.
deal_status	Az ügylet megtérülési időszakának lezárási típusa.
start_date	Az ügylet indulási dátuma.
default_date	Az ügylet nemteljesítési eseményének dátuma.
start_principal_lcy	A folyósított hitelösszeg (HUF-ban).
defaulted_exposure_lcy	Az ügyletnek a nemteljesítési esemény időpontjában fennálló kitettsége (HUF-ban).
start_month	Az ügylet indulásának periódusa (év, hónap).
default_month	Az ügylet nemteljesítési eseményének periódusa (év, hónap).
woe_month	Az ügylet lezárásának periódusa (év, hónap).
start_term	Az ügylet szerződés szerinti futamideje (hónapok száma).
loan_purpose	Hitelcél: - Real estate purchase: Ingatlanvásárlási hitel, - Real estate construction: Ingatlanépítési hitel, - Real estate renovation: Ingatlan-felújítási hitel, - Other: Egyéb.
coapplicant_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy van-e társigénylő.
first_instalment	Eredeti havi törlesztőrészlet (HUF-ban).
basic_number	Ügyfélazonosító.
full_name	Az ügyfél teljes neve.
gender	Az ügyfél neme: - Male: Férfi, - Female: Nő.
citizenship	Az ügyfél állampolgársága: - Hungarian: Magyar, - Other: Egyéb.
birth_settlement	Az ügyfél szülővárosa.
start_age_months	Az ügyfél életkora az ügylet indulásakor (hónapok száma).
default_age_months	Az ügyfél életkora az ügylet nemteljesítésének időpontjában (hónapok száma).
marital_status	Az ügyfél családi állapota: - Single: Egyedülálló, - Married: Házas, - Divorced: Elvált, - Companion: Élettársi kapcsolat, - Widow: Özvegy.
education_level	Az ügyfél iskolai végzettsége: - Elementary: Alapfokú végzettség, - High-school graduate: Középiskolai érettségi, - Other secondary education: Egyéb középfokú végzettség, - BSc: Főiskolai diploma, - MSc: Egyetemi diploma, - Other higher education: Egyéb felsőfokú végzettség.
home_settlement	Az ügyfél lakóhelyének településneve.

landline_phone_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél vezetékes telefonnal.
start_address_months	Az ügyfél adott állandó lakhelyen lakásának időtartama az ügylet indulásakor (hónapok száma).
default_address_months	Az ügyfél adott állandó lakhelyen lakásának időtartama a nemteljesítési esemény időpontjában (hónapok száma).
mobile_phone_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél mobiltelefonnal.
empl_industry	Az ügyfél munkáltatójának ágazata: ▪ Agriculture: Mezőgazdaság, ▪ Commerce / Entertainment: Kereskedelem / Szórakoztatóipar, ▪ Construction: Építőipar, ▪ Education / Medical services / Government: Oktatás / Egészségügy / Közigazgatás, ▪ Finance / Legal services: Pénzügyek / Jog, ▪ Processing industry: Feldolgozóipar, ▪ Other: Egyéb.
empl_type	Az ügyfél munkaviszonyának típusa: ▪ Employee: Alkalmazott, ▪ Entrepreneur: Vállalkozó, ▪ Retired: Nyugdíjas, ▪ Other: Egyéb.
empl_position	Az ügyfél munkahelyi beosztása: ▪ Blue collar: Fizikai dolgozó, ▪ Middle leader: Középvezető, ▪ Upper leader: Felsővezető, ▪ Other intellectual: Egyéb szellemi foglalkozású.
empl_term	Az ügyfél munkaszerződésének típusa: ▪ Definite - Full time: Határozott idejű, teljes munkaidős, ▪ Indefinite - Part time: Határozatlan idejű, részmunkaidős, ▪ Indefinite - Full time: Határozatlan idejű, teljes munkaidős.
start_work_months	Az ügyfél adott munkahelyen dolgozásának időtartama az ügylet indulásakor (hónapok száma).
default_work_months	Az ügyfél adott munkahelyen dolgozásának időtartama a nemteljesítési esemény időpontjában (hónapok száma).
applicant_net_income	Az ügyfél havi nettó jövedelme.
total_household_income	Az ügyfél háztartásának havi összes jövedelme.
earners_number	Az ügyfél háztartásában élő keresők száma.
dependents_number	Az ügyfél háztartásában élő eltartottak száma.
existing_ca_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél folyószámlával.
existing_card_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél hitelkártyával.
existing_ovd_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél folyószámlahittel.
existing_loan_flag	Dummy változó, amely jelzi, hogy rendelkezik-e az ügyfél másik hitellel.
real_term	Az ügylet tényleges futamideje (hónapok száma).
defaulted_per_start_exposure	A nemteljesítéskori kitettség a folyósított összeg arányában.
reason_fraud	Dummy változó, amely jelzi, hogy csalás miatt minősül-e az ügylet nemteljesítőnek.
reason_death	Dummy változó, amely jelzi, hogy halál miatt minősül-e az ügylet nemteljesítőnek.
reason_pastdue	Dummy változó, amely jelzi, hogy a lényegességi küszöb szerint késedelem miatt minősül-e nemteljesítőnek az ügylet.
months_to_default	Az ügylet indulásától a nemteljesítési eseményig tartó időszak hossza (hónapok száma).
woe_months_since_default	Az ügylet indulásától a lezárásáig tartó időszak hossza (hónapok száma).
start_fx_rate	Az ügylet devizanemének árfolyama az induláskor.

default_fx_rate	Az ügylet devizanemének árfolyama a nemteljesítés időpontjában.
fx_index_ds	A nemteljesítéskori és az indulásakori devizaárfolyam indexe (arány).
start_value_month	Az ügylet indulásakor érvényes fedezetérték meghatározásának periódusa (év, hónap).
default_value_month	Az ügylet nemteljesítéskor érvényes fedezetérték meghatározásának periódusa (év, hónap).
priorcharge_amount	A fedezeten lévő előzetes terhelések összege (HUF-ban).
priorcharge_rate	A fedezeten lévő előzetes terhelések aránya az ügylet indulásakori hitelbiztosítéki értékhez képest.
start_collvalue	A fedezet hitelbiztosítéki értéke az ügylet indulásakor.
default_collvalue	A fedezet hitelbiztosítéki értéke az ügylet nemteljesítéskor.
start_marketvalue	A fedezet piaci értéke az ügylet indulásakor.
default_marketvalue	A fedezet piaci értéke az ügylet nemteljesítéskor.
zipcode	A fedezetül szolgáló ingatlan irányítószáma.
settlement	A fedezetül szolgáló ingatlan településének neve.
region	A fedezetül szolgáló ingatlan régiója: ▪ Budapest & environs: Budapest és vonzáskörzete, ▪ Central-Western: Közép-Nyugat, ▪ Eastern: Kelet, ▪ North-Eastern: Észak-Kelet, ▪ North-Western: Észak-Nyugat, ▪ South-Central: Dél-Közép, ▪ South-Eastern: Dél-Kelet, ▪ South-Western: Dél-Nyugat, ▪ Western: Nyugat.
county	A fedezetül szolgáló ingatlan megyéje: ▪ Baranya, ▪ Borsod-Abaúj-Zemplén, ▪ Budapest, ▪ Bács-Kiskun, ▪ Békés, Csongrád, ▪ Fejér, ▪ Győr-Moson-Sopron, ▪ Hajdu-Bihar, ▪ Heves, ▪ Jász-Nagykun-Szolnok, ▪ Komárom-Esztergom, ▪ Nógrád, ▪ Pest, ▪ Somogy, ▪ Szabolcs-Szatmár-Bereg, ▪ Tolna, ▪ Vas, ▪ Veszprém, ▪ Zala.
settlement_type	A fedezetül szolgáló ingatlan településtípusa: ▪ Budapest & environs: Budapest és vonzáskörzete, ▪ County town & environs: Megyeszékhely és vonzáskörzete, ▪ Other city & environs: Egyéb város és vonzáskörzete, ▪ Village: Község, falu, ▪ Small village: Kisközség.
realestate_type	A fedezetül szolgáló ingatlan típusa: ▪ Detached house: Családi ház, ▪ Owner-occupied block: Társasház, ▪ Other residential property: Egyéb lakóingatlan.
material	A fedezetül szolgáló ingatlan építésmódja: ▪ Brick or stone: Téglá vagy kő, ▪ Prefabricated: Panel, ▪ Light construction or wood: Könnyűszerkezetes vagy fa, ▪ Other: Egyéb.
start_LTV	A hitelösszeg és a fedezet induláskori piaci értékének aránya.

current_LTV	A nemteljesítéskor fennálló kitettségnek és a fedezet nemteljesítéskori piaci értékének aránya.
collvalue_index_ds	A fedezet nemteljesítéskori és induláskori hitelbiztosítéki értékének indexe (arány).
marketvalue_index_ds	A fedezet nemteljesítéskori és induláskori piaci értékének indexe (arány).
HomeEquity_PD	Szabad felhasználású jelzáloghitelek adott havi átlagos PD-je.
HousingLoan_PD	Lakáshitelek adott havi átlagos PD-je.
avg_PD	Jelzáloghitelek adott havi átlagos PD-je.
start_unempl_rate	Munkanélküliségi ráta az ügylet indulásakor.
default_unempl_rate	Munkanélküliségi ráta a nemteljesítés időpontjában.
start_min_wage	Legkisebb havi minimálbér az ügylet indulásakor.
default_min_wage	Legkisebb havi minimálbér a nemteljesítés időpontjában.
start_avg_netincome	Átlagos havi nettó jövedelem az ügylet indulásakor.
default_avg_netincome	Átlagos havi nettó jövedelem a nemteljesítés időpontjában.
start_realwage_index	Éves reálkereseti index az ügylet indulásakor.
default_realwage_index	Éves reálkereseti index a nemteljesítés időpontjában.
start_CPI	Éves fogyasztói árindex az ügylet indulásakor.
default_CPI	Éves fogyasztói árindex a nemteljesítés időpontjában.
start_GDP_growth	Éves GDP-növekedési index az ügylet indulásakor.
default_GDP_growth	Éves GDP-növekedési index a nemteljesítés időpontjában.
unempl_rate_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori munkanélküliségi ráta indexe (arány).
min_wage_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori legkisebb havi minimálbér indexe (arány).
avg_netincome_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori átlagos havi nettó jövedelem indexe (arány).
cum_realwage_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori reálkeresetek aránya.
cum_CPI_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori fogyasztói árak indexe (a kumulált fogyasztói árindexek hányadosa).
GDP_growth_index_ds	A nemteljesítéskori és az induláskori GDP indexe (a kumulált GDP-növekedési indexek hányadosa).
unempl_rate_index_ds_y	A munkanélküliségi ráta éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban.
min_wage_index_ds_y	A legkisebb havi minimálbér éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban.
avg_netincome_index_ds_y	Az átlagos havi nettó jövedelem éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban.
cum_realwage_index_ds_y	A reálkeresetek éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban.
cum_CPI_ds_y	A fogyasztói árindex éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban.
GDP_growth_index_ds_y	A GDP éves átlagos növekedése az ügylet indulásától a nemteljesítésig tartó időszakban.
apr	Az ügylet induláskori teljes hiteldíjmutatója.
interest	Az ügylet eredeti hitelkamatlába.
def_rate	A nemteljesítéskor érvényes jegybanki alapkamat az ügylet eredeti devizanemében.
curr_rate	A 2011. június 30-i jegybanki alapkamat az ügylet eredeti devizanemében.
account_lgd_null	A diszkontálás nélkül számított ügyletszintű LGD.
account_lgd_interest	Az induláskori kamatlábbal történő diszkontálással számított ügyletszintű LGD.
account_lgd_apr	Az induláskori teljes hiteldíjmutatóval történő diszkontálással számított ügyletszintű LGD.
account_lgd_def_rate	Az ügylet devizanemének megfelelő nemteljesítéskori jegybanki alapkammal történő diszkontálással számított ügyletszintű LGD.
account_lgd_curr_rate	Az ügylet devizanemének megfelelő 2011. június 30-i jegybanki alapkammal történő diszkontálással számított ügyletszintű LGD.

9. melléklet: Az V. hipotézis változókészlete

ADATMEZŐ NEVE	SZEREPE	MÉRÉSI SKÁLA
APPLICANT_NET_INCOME	input	intervallum
APR	input	intervallum
AVG_NETINCOME_INDEX_DS	input	intervallum
AVG_NETINCOME_INDEX_DS_Y	input	intervallum
AVG_PD	input	intervallum
CCY	input	nominális
CITIZENSHIP	input	bináris
COAPPLICANT_FLAG	input	bináris
COLLVALUE_INDEX_DS	input	intervallum
COUNTY	input	nominális
CUM_CPI_DS	input	intervallum
CUM_CPI_DS_Y	input	intervallum
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	input	intervallum
CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	input	intervallum
CURRENT_LTV	input	intervallum
CURR_RATE	input	intervallum
DEAL_STATUS	célváltozó	bináris
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	input	intervallum
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	input	intervallum
DEFAULT_ADDRESS_MONTHS	input	intervallum
DEFAULT_AGE_MONTHS	input	intervallum
DEFAULT_AVG_NETINCOME	input	intervallum
DEFAULT_COLLVALUE	input	intervallum
DEFAULT_CPI	input	intervallum
DEFAULT_GDP_GROWTH	input	intervallum
DEFAULT_MARKETVALUE	input	intervallum
DEFAULT_MIN_WAGE	input	intervallum
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	input	intervallum
DEFAULT_UNEMPL_RATE	input	intervallum
DEFAULT_WORK_MONTHS	input	intervallum
DEF_RATE	input	intervallum
DEPENDENTS_NUMBER	input	nominális
EARNERS_NUMBER	input	nominális
EDUCATION_LEVEL	input	nominális
EMPL_INDUSTRY	input	nominális
EMPL_POSITION	input	nominális
EMPL_TERM	input	nominális
EMPL_TYPE	input	nominális
EXISTING_CARD_FLAG	input	bináris
EXISTING_CA_FLAG	input	bináris
EXISTING_LOAN_FLAG	input	bináris
EXISTING_OVD_FLAG	input	bináris
FIRST_INSTALLMENT	input	intervallum
FX_INDEX_DS	input	intervallum
GDP_GROWTH_INDEX_DS	input	intervallum
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	input	intervallum
GENDER	input	bináris
INTEREST	input	intervallum
LANDLINE_PHONE_FLAG	input	bináris
APPLICATION_TYPE	input	bináris
LOAN_PURPOSE	input	nominális
MARITAL_STATUS	input	nominális
MARKETVALUE_INDEX_DS	input	intervallum
MATERIAL	input	nominális
MIN_WAGE_INDEX_DS	input	intervallum
MIN_WAGE_INDEX_DS_Y	input	intervallum

MOBILE_PHONE_FLAG	input	bináris
MONTHS_TO_DEFAULT	input	intervallum
PRIORCHARGE_AMOUNT	input	intervallum
PRIORCHARGE_RATE	input	intervallum
PRODUCT	input	bináris
REALESTATE_TYPE	input	nominális
REASON_DEATH	input	bináris
REASON_FRAUD	input	bináris
REASON_PASTDUE	input	bináris
REGION	input	nominális
SETTLEMENT_TYPE	input	nominális
START_ADDRESS_MONTHS	input	intervallum
START_AGE_MONTHS	input	intervallum
START_AVG_NETINCOME	input	intervallum
START_COLLVALUE	input	intervallum
START_CPI	input	intervallum
START_GDP_GROWTH	input	intervallum
START_LTV	input	intervallum
START_MARKETVALUE	input	intervallum
START_MIN_WAGE	input	intervallum
START_PRINCIPAL_LCY	input	intervallum
START_REALWAGE_INDEX	input	intervallum
START_TERM	input	intervallum
START_UNEMPL_RATE	input	intervallum
START_WORK_MONTHS	input	intervallum
TOTAL_HOUSEHOLD_INCOME	input	intervallum
UNEMPL_RATE_INDEX_DS	input	intervallum
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	input	intervallum

10. melléklet: A VI. hipotézis változókészlete

ADATMEZŐ NEVE	SZEREPE A MEGTÉRÜLÉSI IDŐSZAK HOSSZÁT MODELLEZŐ REGRESSZIÓBAN	SZEREPE AZ ELADÁSBÓL SZÁRMAZÓ MEGTÉRÜLÉST MODELLEZŐ REGRESSZIÓBAN	MÉRÉSI SKÁLA
AVG_NETINCOME_INDEX_DS	input	input	intervallum
AVG_NETINCOME_INDEX_DS_Y	input	input	intervallum
AVG_PD	input	input	intervallum
CCY	input	input	nominális
COLLVALUE_INDEX_DS	input	input	intervallum
COUNTY	input	input	nominális
CUM_CPI_DS	input	input	intervallum
CUM_CPI_DS_Y	input	input	intervallum
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	input	input	intervallum
CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	input	input	intervallum
CURRENT_LTV	input	input	intervallum
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	input	input	intervallum
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	input	input	intervallum
DEFAULT_AVG_NETINCOME	input	input	intervallum
DEFAULT_COLLVALUE	input	input	intervallum
DEFAULT_CPI	input	input	intervallum
DEFAULT_GDP_GROWTH	input	input	intervallum
DEFAULT_MARKETVALUE	input	input	intervallum
DEFAULT_MIN_WAGE	input	input	intervallum
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	input	input	intervallum
DEFAULT_UNEMPL_RATE	input	input	intervallum
DISC_NR_INTEREST	-	célváltozó	intervallum
GDP_GROWTH_INDEX_DS	input	input	intervallum
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	input	input	intervallum
LOAN_PURPOSE	input	input	nominális
MARKETVALUE_INDEX_DS	input	input	intervallum
MATERIAL	input	input	nominális
MIN_WAGE_INDEX_DS	input	input	intervallum
MIN_WAGE_INDEX_DS_Y	input	input	intervallum
MONTHS_TO_CUT_OFF	célváltozó	-	intervallum
MONTHS_TO_DEFAULT	input	input	intervallum
PRIORCHARGE_AMOUNT	input	input	intervallum
PRIORCHARGE_RATE	input	input	intervallum
REALESTATE_TYPE	input	input	nominális
REGION	input	input	nominális
SETTLEMENT_TYPE	input	input	nominális
START_AVG_NETINCOME	input	input	intervallum
START_COLLVALUE	input	input	intervallum
START_CPI	input	input	intervallum
START_GDP_GROWTH	input	input	intervallum
START_MARKETVALUE	input	input	intervallum
START_MIN_WAGE	input	input	intervallum
START_PRINCIPAL_LCY	input	input	intervallum
START_REALWAGE_INDEX	input	input	intervallum
START_TERM	input	input	intervallum
START_UNEMPL_RATE	input	input	intervallum
UNEMPL_RATE_INDEX_DS	input	input	intervallum
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	input	input	intervallum

11. melléklet: A VII. hipotézis változókészlete

ADATMEZŐ NEVE	SZEREPE	MÉRÉSI SKÁLA
ACCOUNT_LGD_INTEREST	célváltozó	intervallum
APPLICANT_NET_INCOME	input	intervallum
APR	input	intervallum
AVG_NETINCOME_INDEX_DS	input	intervallum
AVG_NETINCOME_INDEX_DS_Y	input	intervallum
AVG_PD	input	intervallum
CCY	-	nominális
CITIZENSHIP	input	bináris
COAPPLICANT_FLAG	input	bináris
COLLVALUE_INDEX_DS	input	intervallum
COUNTY	input	nominális
CUM_CPI_DS	input	intervallum
CUM_CPI_DS_Y	input	intervallum
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	input	intervallum
CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	input	intervallum
CURRENT_LTV	input	intervallum
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	input	intervallum
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	input	intervallum
DEFAULT_ADDRESS_MONTHS	input	intervallum
DEFAULT_AGE_MONTHS	input	intervallum
DEFAULT_AVG_NETINCOME	input	intervallum
DEFAULT_COLLVALUE	input	intervallum
DEFAULT_CPI	input	intervallum
DEFAULT_GDP_GROWTH	input	intervallum
DEFAULT_MARKETVALUE	input	intervallum
DEFAULT_MIN_WAGE	input	intervallum
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	input	intervallum
DEFAULT_UNEMPL_RATE	input	intervallum
DEFAULT_WORK_MONTHS	input	intervallum
DEPENDENTS_NUMBER	input	nominális
EARNERS_NUMBER	input	nominális
EDUCATION_LEVEL	input	nominális
EMPL_INDUSTRY	input	nominális
EMPL_POSITION	input	nominális
EMPL_TERM	input	nominális
EMPL_TYPE	input	nominális
EXISTING_CARD_FLAG	input	bináris
EXISTING_CA_FLAG	input	bináris
EXISTING_LOAN_FLAG	input	bináris
EXISTING_OVD_FLAG	input	bináris
FIRST_INSTALMENT	input	intervallum
FX_INDEX_DS	-	intervallum
GDP_GROWTH_INDEX_DS	input	intervallum
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	input	intervallum
GENDER	input	bináris
INTEREST	input	intervallum
LANDLINE_PHONE_FLAG	input	bináris
APPLICATION_TYPE	input	bináris
LOAN_PURPOSE	input	nominális
MARITAL_STATUS	input	nominális
MARKETVALUE_INDEX_DS	input	intervallum
MATERIAL	input	nominális
MIN_WAGE_INDEX_DS	input	intervallum
MIN_WAGE_INDEX_DS_Y	input	intervallum
MOBILE_PHONE_FLAG	input	bináris
MONTHS_TO_DEFAULT	input	intervallum

PRIORCHARGE_AMOUNT	input	intervallum
PRIORCHARGE_RATE	input	intervallum
PRODUCT	input	bináris
REALESTATE_TYPE	input	nominális
REASON_DEATH	input	bináris
REASON_FRAUD	input	bináris
REASON_PASTDUE	input	bináris
REGION	input	nominális
SETTLEMENT_TYPE	input	nominális
START_ADDRESS_MONTHS	input	intervallum
START_AGE_MONTHS	input	intervallum
START_AVG_NETINCOME	input	intervallum
START_COLLVALUE	input	intervallum
START_CPI	input	intervallum
START_GDP_GROWTH	input	intervallum
START_LTV	input	intervallum
START_MARKETVALUE	input	intervallum
START_MIN_WAGE	input	intervallum
START_PRINCIPAL_LCY	input	intervallum
START_REALWAGE_INDEX	input	intervallum
START_TERM	input	intervallum
START_UNEMPL_RATE	input	intervallum
START_WORK_MONTHS	input	intervallum
TOTAL_HOUSEHOLD_INCOME	input	intervallum
UNEMPL_RATE_INDEX_DS	input	intervallum
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	input	intervallum

7.3. A logit linket tartalmazó logisztikus regresszió

12. melléklet: Logit Link: Likelihood Ratio Test for Global Null Hypothesis: BETA=0

-2 Log Likelihood (Intercept Only)	-2 Log Likelihood (Intercept & Covariates)	Likelihood Ratio χ^2	DF	Pr > χ^2
2941.451	1783.345	1158.1052	11	<.0001

13. melléklet: Logit Link: Analysis of Effects

Effect	DF	Wald χ^2	Pr > χ^2
CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	1	57.8225	<.0001
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	1	15.5777	<.0001
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	1	200.9459	<.0001
MONTHS_TO_DEFAULT	1	113.7396	<.0001
REASON_DEATH	1	39.8771	<.0001
REASON_PASTDUE	1	15.9568	<.0001
SETTLEMENT_TYPE	4	28.2323	<.0001
START_LTV	1	28.5511	<.0001

14. melléklet: Logit Link: Analysis of ML-estimates (non-standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	Wald χ^2	Pr > χ^2	Exp (Estimate)
Intercept	42.0667	4.6443	82.04	<.0001	999.000
CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	31.6436	4.1614	57.82	<.0001	999.000
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	-6.7027	1.6982	15.58	<.0001	0.001
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	-65.4953	4.6203	200.95	<.0001	0.000
MONTHS_TO_DEFAULT	0.0750	0.00703	113.74	<.0001	1.078
REASON_DEATH = 0	1.0071	0.1595	39.88	<.0001	2.738
REASON_PASTDUE = 0	0.9365	0.2344	15.96	<.0001	2.551
SETTLEMENT_TYPE = Budapest & environs	0.3630	0.1383	6.89	0.0087	1.438
SETTLEMENT_TYPE = County town & environs	0.4630	0.1228	14.22	0.0002	1.589
SETTLEMENT_TYPE = Other city & environs	-0.0689	0.1024	0.45	0.5010	0.933
SETTLEMENT_TYPE = Small village	-0.4707	0.1395	11.38	0.0007	0.625
START_LTV	-1.9218	0.3597	28.55	<.0001	0.146

15. melléklet: Logit Link: Analysis of ML-estimates (standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	Wald χ^2	Pr > χ^2	Exp (Estimate)
Intercept	2.4906	0.1940	164.76	<.0001	12.069
REASON_DEATH = 0	1.0071	0.1595	39.88	<.0001	2.738
REASON_PASTDUE = 0	0.9365	0.2344	15.96	<.0001	2.551
SETTLEMENT_TYPE = Budapest & environs	0.3630	0.1383	6.89	0.0087	1.438
SETTLEMENT_TYPE = County town & environs	0.4630	0.1228	14.22	0.0002	1.589
SETTLEMENT_TYPE = Other city & environs	-0.0689	0.1024	0.45	0.5010	0.933
SETTLEMENT_TYPE = Small village	-0.4707	0.1395	11.38	0.0007	0.625
STD_CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	0.4041	0.0531	57.82	<.0001	1.498
STD_DEFAULT_REALWAGE_INDEX	-0.2433	0.0616	15.58	<.0001	0.784
STD_GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	-1.3934	0.0983	200.95	<.0001	0.248
STD_MONTHS_TO_DEFAULT	1.1343	0.1064	113.74	<.0001	3.109
STD_START_LTV	-0.3588	0.0671	28.55	<.0001	0.699

16. melléklet: Logit Link: Odds Ratio Estimates

<i>Effect</i>	<i>Point Estimate (non-standardised)</i>	<i>Point Estimate (standardised)</i>
CUM_REALWAGE_INDEX_DS_Y	999.000	1.498
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	0.001	0.784
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	<0.001	0.248
MONTHS_TO_DEFAULT	1.078	3.109
REASON_DEATH (0 vs 1)	7.495	7.495
REASON_PASTDUE (0 vs 1)	6.508	6.508
SETTLEMENT_TYPE (Budapest & environs vs Village)	1.914	1.914
SETTLEMENT_TYPE (County town & environs vs Village)	2.116	2.116
SETTLEMENT_TYPE (Other city & environs vs Village)	1.243	1.243
SETTLEMENT_TYPE (Small village vs Village)	0.832	0.832
START_LTV	0.146	0.699

17. melléklet: Logit Link: Fit Statistics

<i>Fit statistics</i>	<i>Statistics Label</i>	<i>Train</i>
AIC	Akaike's Information Criterion	4274.34
ASE	Average Squared Error	0.10
AVERR	Average Error Function	0.31
DFE	Degrees of Freedom for Error	6824.00
DFM	Model Degrees of Freedom	12.00
DFT	Total Degrees of Freedom	6836.00
DIV	Divisor for ASE	13762.00
ERR	Error Function	4250.34
FPE	Final Prediction Error	0.10
MAX	Maximum Absolute Error	1.00
MSE	Mean Square Error	0.10
NOBS	Sum of Frequencies	6836.00
NW	Number of Estimate Weights	12.00
RASE	Root Average Sum of Squares	0.32
RFPE	Root Final Prediction Error	0.32
RMSE	Root Mean Squared Error	0.32
SBC	Schwarz's Bayesian Criterion	4356.30
SSE	Sum of Squared Errors	1369.77
SUMW	Sum of Case Weights Times Freq	13692.00
MISC	Misclassification Rate	0.16

18. melléklet: Logit Link: Classification Table

<i>Target</i>	<i>Outcome</i>	<i>Target Percentage</i>	<i>Outcome Percentage</i>	<i>Count</i>	<i>Total Percentage</i>
NoFurtherRec	NoFurtherRec	68.1004	51.7359	760	11.1176
WorkoutEnd	NoFurtherRec	31.8996	6.6331	256	5.2077
NoFurtherRec	WorkoutEnd	12.3951	48.2641	709	10.3716
WorkoutEnd	WorkoutEnd	87.6049	93.3669	5011	73.3031

19. melléklet: Logit Link: Event Classification Table

<i>Target</i>	<i>False Negative</i>	<i>True Negative</i>	<i>False Positive</i>	<i>True Positive</i>
DEAL_STATUS	356	760	709	5011

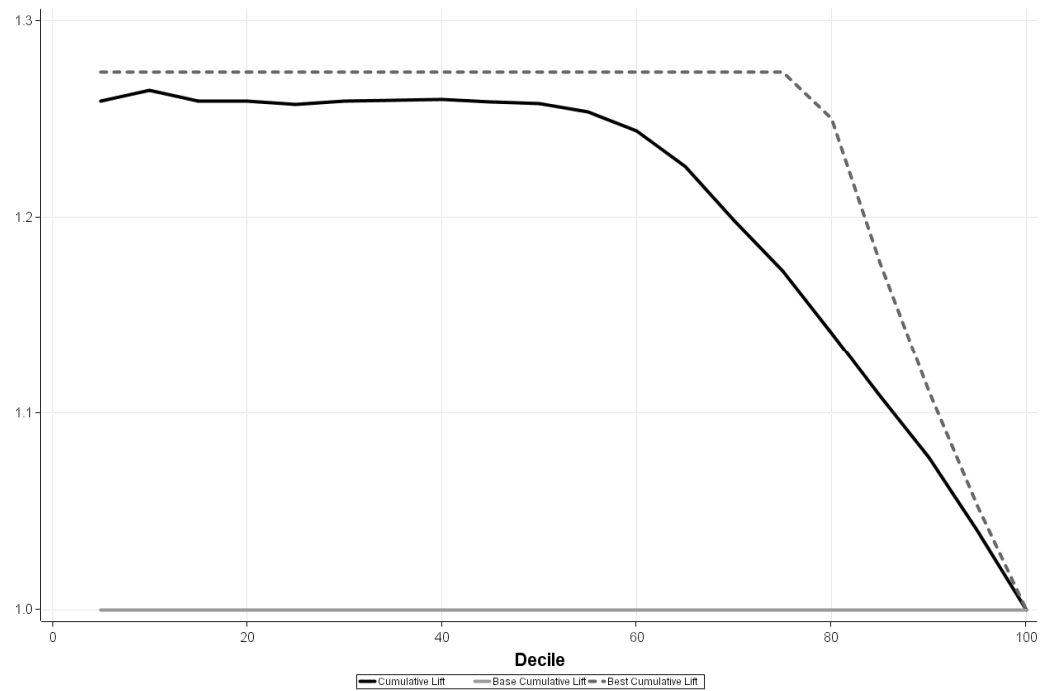
20. melléklet: Logit Link: Assessment Score Rankings

<i>Decile</i>	<i>Gain</i>	<i>Lift</i>	<i>Cumulative Lift</i>	<i>% Response</i>	<i>Cumulative % Response</i>	<i>Observation Number</i>	<i>Posterior Probability Mean</i>
0	.	.	.	.	.	.	.
5	25.8804	1.25880	1.25880	98.8297	98.8297	341.8	0.99668
10	26.4394	1.26998	1.26439	99.7074	99.2686	341.8	0.99451
15	25.8804	1.24762	1.25880	97.9520	98.8297	341.8	0.99282
20	25.8804	1.25880	1.25880	98.8297	98.8297	341.8	0.99112
25	25.7313	1.25135	1.25731	98.2446	98.7127	341.8	0.98930
30	25.8804	1.26626	1.25880	99.4149	98.8297	341.8	0.98732
35	25.9336	1.26253	1.25934	99.1223	98.8715	341.8	0.98517
40	25.9735	1.26253	1.25974	99.1223	98.9029	341.8	0.98236
45	25.8390	1.24762	1.25839	97.9520	98.7972	341.8	0.97811
50	25.7686	1.25135	1.25769	98.2446	98.7420	341.8	0.96946
55	25.3383	1.21036	1.25338	95.0263	98.4042	341.8	0.94304
60	24.3587	1.13583	1.24359	89.1750	97.6351	341.8	0.87662
65	22.5552	1.00913	1.22555	79.2276	96.2191	341.8	0.79416
70	19.8382	0.84516	1.19838	66.3546	64.0859	341.8	0.71438
75	17.2598	0.81163	1.17260	63.7215	92.0616	341.8	0.64857
80	14.0768	0.66331	1.14077	52.0772	89.5626	341.8	0.58344
85	10.8398	0.58878	1.10830	46.2259	87.0134	341.8	0.51625
90	7.7242	0.54928	1.07724	43.1246	84.5751	341.8	0.44431
95	3.9883	0.36743	1.03988	28.8473	81.6421	341.8	0.36608
100	0.0000	0.24222	1.00000	19.0170	78.5108	341.8	0.23192

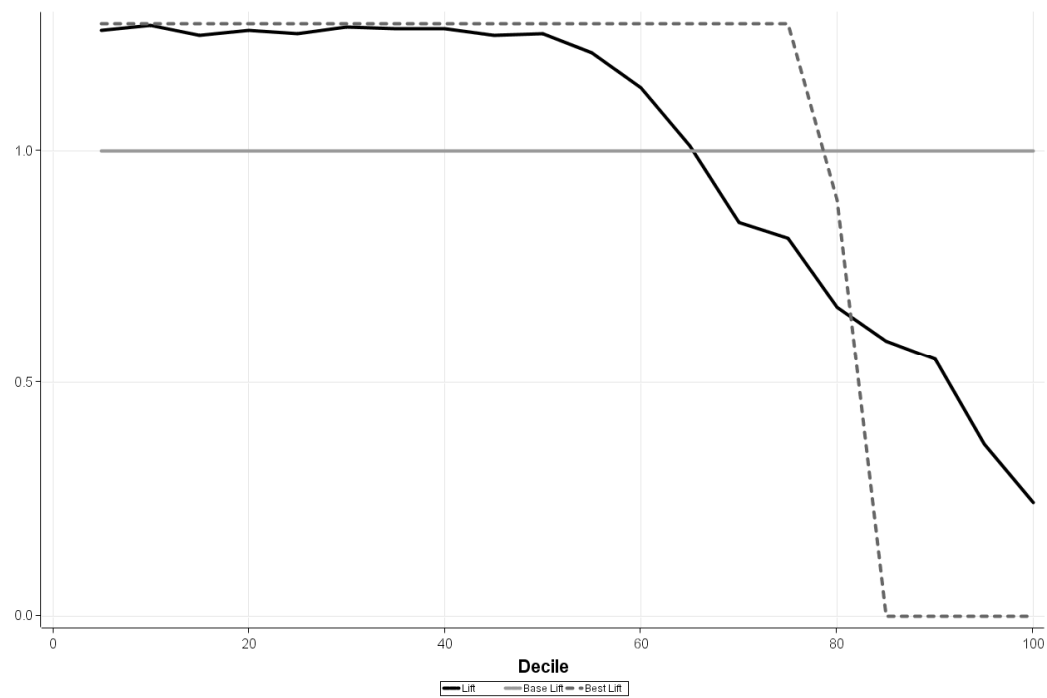
21. melléklet: Logit Link: Assessment Score Distribution

<i>Posterior Probability Range</i>	<i>Number of Events</i>	<i>Number of Nonevents</i>	<i>Posterior Probability Mean</i>	<i>Percentage</i>
0.95 – 1.00	3506	45	0.98554	51.9456
0.90 – 0.95	260	20	0.92765	4.0960
0.85 – 0.90	193	22	0.87524	3.1451
0.80 – 0.85	175	32	0.82375	3.0281
0.75 – 0.80	145	51	0.77555	2.8672
0.70 – 0.75	163	73	0.72440	3.4523
0.65 – 0.70	165	98	0.67384	3.8473
0.60 – 0.65	156	105	0.62592	3.8180
0.55 – 0.60	133	120	0.57624	0.7010
0.50 – 0.55	115	143	0.52621	3.7741
0.45 – 0.50	102	126	0.47552	3.3353
0.40 – 0.45	103	137	0.42589	3.5108
0.35 – 0.40	66	135	0.37674	2.9403
0.30 – 0.35	31	122	0.32578	2.2382
0.25 – 0.30	24	101	0.27548	1.8286
0.20 – 0.25	12	61	0.23130	1.0679
0.15 – 0.20	10	40	0.17610	0.7314
0.10 – 0.15	7	14	0.12892	0.3072
0.05 – 0.10	0	18	0.07530	0.2633
0.00 – 0.05	1	6	0.04272	0.1024

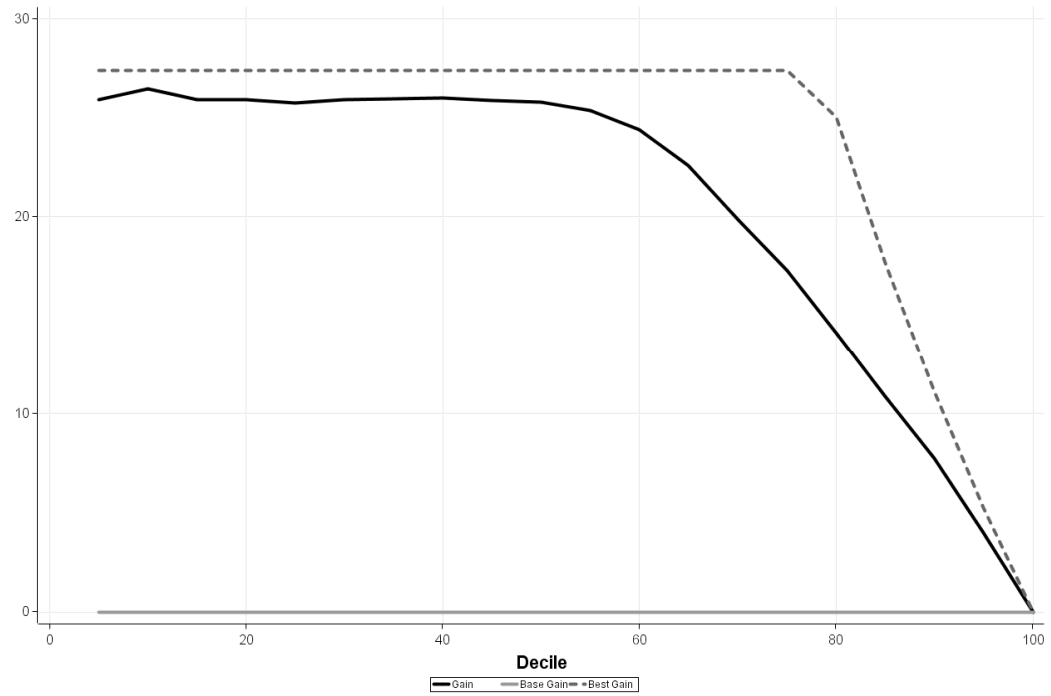
22. melléklet: Logit Link: Cumulative Lift



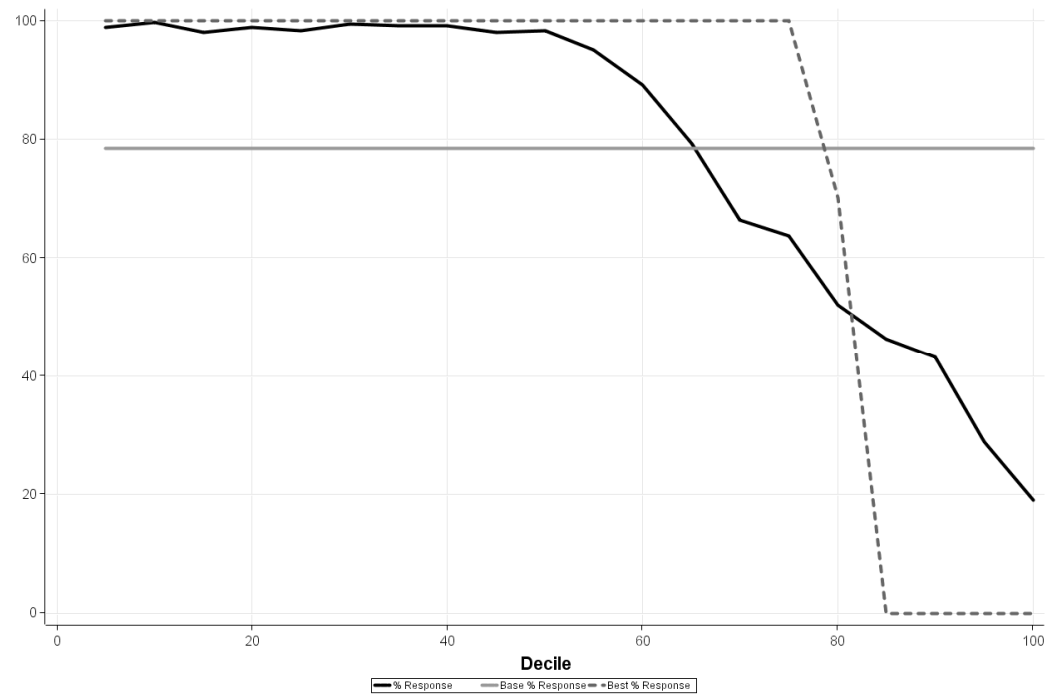
23. melléklet: Logit Link: Lift



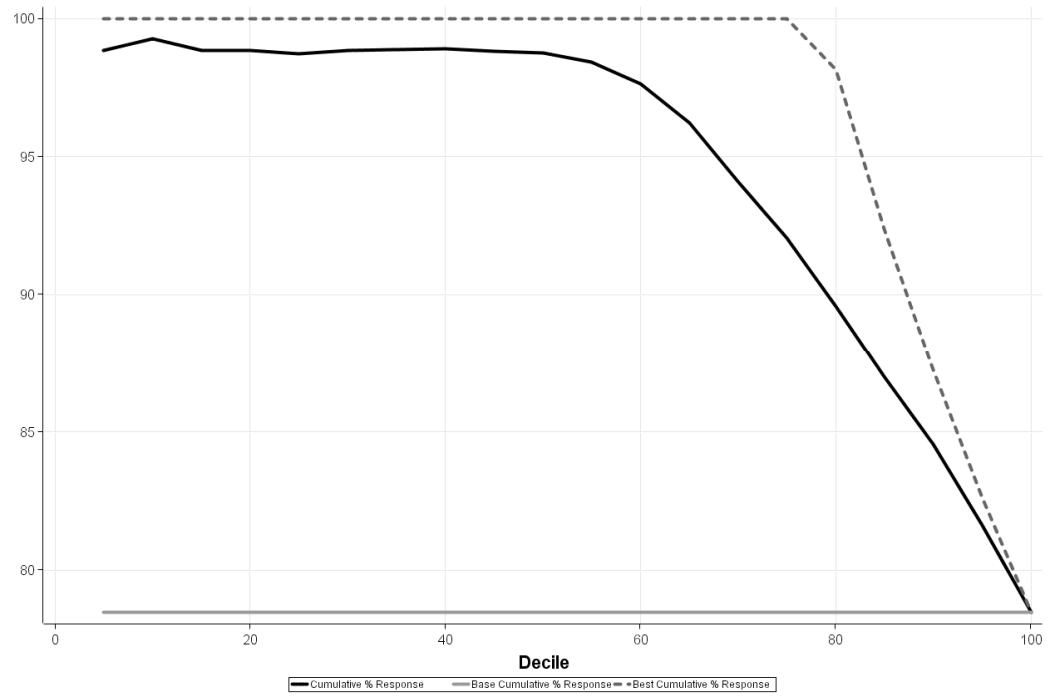
24. melléklet: Logit Link: Gain



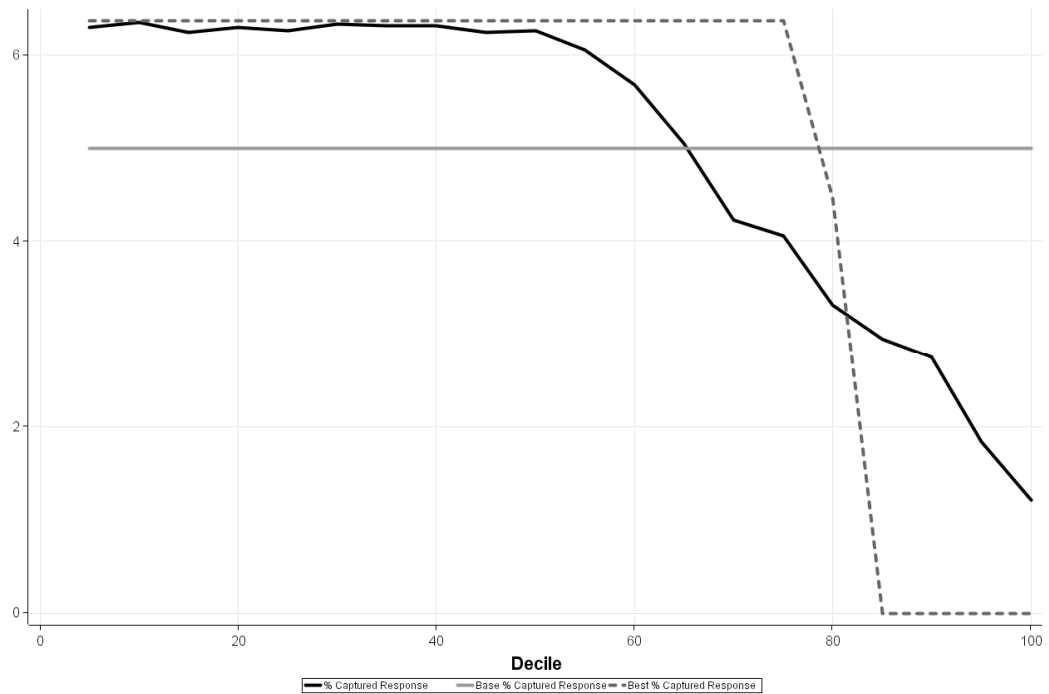
25. melléklet: Logit Link: % Response



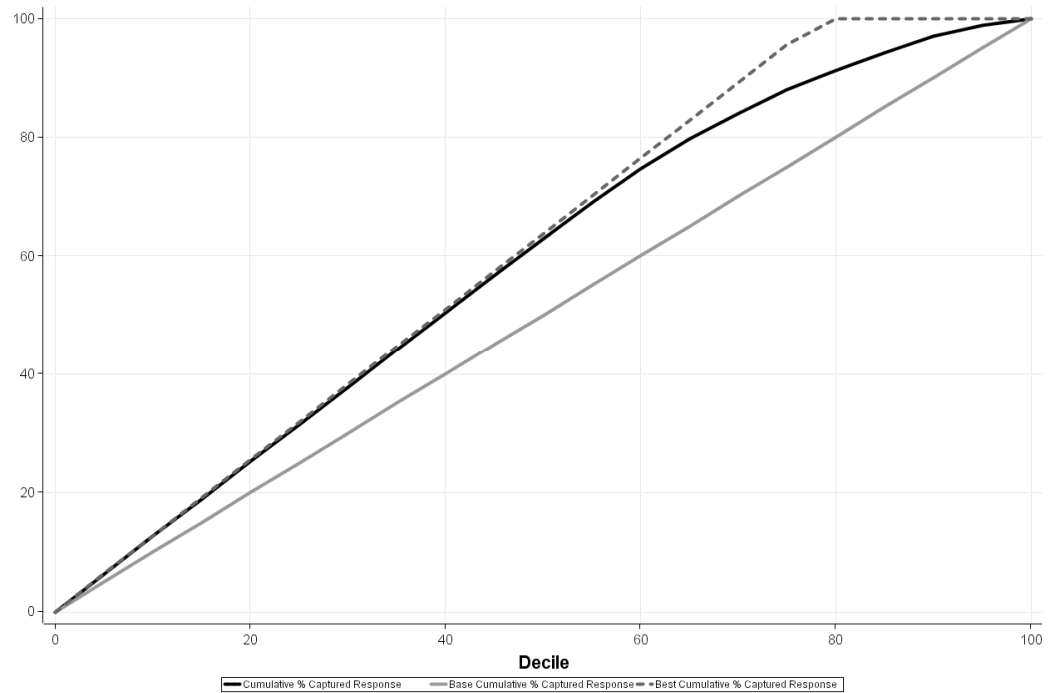
26. melléklet: Logit Link: Cumulative % Response



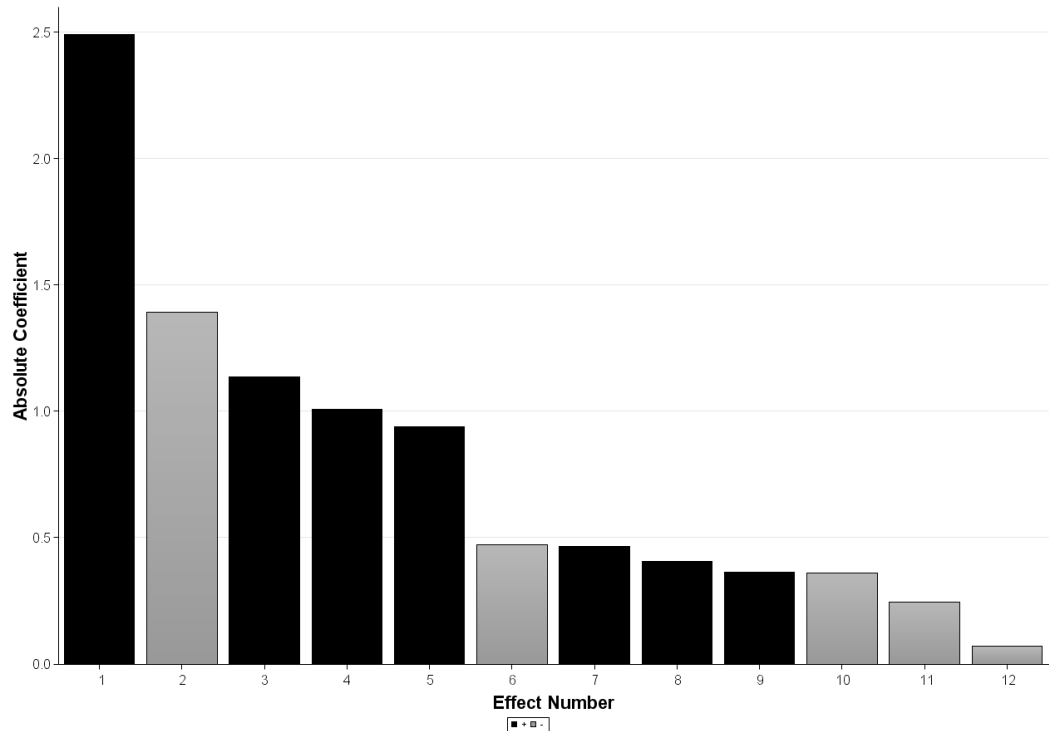
27. melléklet: Logit Link: % Captured Response



28. melléklet: Logit Link: Cumulative % Captured Response



29. melléklet: Logit Link: Effects Plot (standardised)



7.4. A probit linket tartalmazó logisztikus regresszió

30. melléklet: Probit Link: Likelihood Ratio Test for Global Null Hypothesis: BETA=0

-2 Log Likelihood (Intercept Only)	-2 Log Likelihood (Intercept & Covariates)	Likelihood Ratio χ^2	DF	Pr > χ^2
2941.451	1745.971	1195.4792	26	<.0001

31. melléklet: Probit Link: Analysis of Effects

Effect	DF	Wald χ^2	Pr > χ^2
CUM_CPI_DS_Y	1	20.2583	<.0001
DEFAULT_CPI	1	8.9536	0.0028
EMPL_INDUSTRY	6	25.5083	0.0003
FIRST_INSTALMENT	1	12.1104	0.0005
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	1	163.0441	<.0001
MONTHS_TO_DEFAULT	1	135.3249	<.0001
PRODUCT	1	14.4498	0.0001
REASON_DEATH	1	47.4718	<.0001
REASON_PASTDUE	1	16.1598	<.0001
REGION	8	26.6244	0.0008
SETTLEMENT_TYPE	4	21.8685	0.0002

32. melléklet: Probit Link: Analysis of ML-estimates (non-standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	Wald χ^2	Pr > χ^2
Intercept	48.5854	3.8321	160.74	<.0001
CUM_CPI_DS_Y	-14.1127	3.1355	20.26	<.0001
DEFAULT_CPI	-8.6062	2.8762	8.95	0.0028
EMPL_INDUSTRY=Agriculture	0.0819	0.1456	0.32	0.5736
EMPL_INDUSTRY=Commerce, Entertainment	-0.1589	0.0726	4.79	0.0295
EMPL_INDUSTRY=Construction	-0.1932	0.0968	3.98	0.0461
EMPL_INDUSTRY=Education, Medical services, Gov	0.4436	0.1071	17.16	<.0001
EMPL_INDUSTRY=Finance, Legal services	-0.1503	0.1685	0.80	0.3725
EMPL_INDUSTRY=Other	-0.0713	0.0891	0.64	0.4233
FIRST_INSTALMENT	-4.31E-6	1.24E-6	12.11	0.0005
GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	-24.2347	1.8980	163.04	<.0001
MONTHS_TO_DEFAULT	0.0411	0.00353	135.32	<.0001
PRODUCT=Home Equity	0.1363	0.0359	14.45	0.0001
REASON_DEATH=0	0.5971	0.0867	47.47	<.0001
REASON_PASTDUE=0	0.5073	0.1262	16.16	<.0001
REGION=Budapest & environs	0.2233	0.1446	2.39	0.1224
REGION=Central-Western	0.0124	0.0997	0.02	0.9012
REGION=Eastern	-0.4134	0.1049	15.52	<.0001
REGION=North-Eastern	-0.2266	0.0772	8.63	0.0033
REGION=North-Western	0.0202	0.1079	0.04	0.8516
REGION=South-Central	0.1153	0.1394	0.68	0.4082
REGION=South-Eastern	0.1327	0.1213	1.20	0.2740
REGION=South-Western	0.1097	0.1382	0.63	0.4272
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.0364	0.1388	0.07	0.7934
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	0.3116	0.0816	14.58	0.0001
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	-0.0203	0.0683	0.09	0.7667
SETTLEMENT_TYPE=Small village	-0.1990	0.0871	5.22	0.0224

33. melléklet: Probit Link: Analysis of ML-estimates (standardised)

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Wald χ^2</i>	<i>Pr > χ^2</i>
Intercept	1.2822	0.1098	136.31	<.0001
EMPL_INDUSTRY=Agriculture	0.0819	0.1456	0.32	0.5736
EMPL_INDUSTRY=Commerce, Entertainment	-0.1589	0.0726	4.79	0.0295
EMPL_INDUSTRY=Construction	-0.1932	0.0968	3.98	0.0461
EMPL_INDUSTRY=Education, Medical services, Gov	0.4436	0.1071	17.16	<.0001
EMPL_INDUSTRY=Finance, Legal services	-0.1503	0.1685	0.80	0.3725
EMPL_INDUSTRY=Other	-0.0713	0.0891	0.64	0.4233
PRODUCT=Home Equity	0.1363	0.0359	14.45	0.0001
REASON_DEATH=0	0.5971	0.0867	47.47	<.0001
REASON_PASTDUE=0	0.5073	0.1262	16.16	<.0001
REGION=Budapest & environs	0.2233	0.1446	2.39	0.1224
REGION=Central-Western	0.0124	0.0997	0.02	0.9012
REGION=Eastern	-0.4134	0.1049	15.52	<.0001
REGION=North-Eastern	-0.2266	0.0772	8.63	0.0033
REGION=North-Western	0.0202	0.1079	0.04	0.8516
REGION=South-Central	0.1153	0.1394	0.68	0.4082
REGION=South-Eastern	0.1327	0.1213	1.20	0.2740
REGION=South-Western	0.1097	0.1382	0.63	0.4272
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.0364	0.1388	0.07	0.7934
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	0.3116	0.0816	14.58	0.0001
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	-0.0203	0.0683	0.09	0.7667
SETTLEMENT_TYPE=Small village	-0.1990	0.0871	5.22	0.0224
STD_CUM_CPI_DS_Y	-0.1572	0.0349	20.26	<.0001
STD_DEFAULT_CPI	-0.1328	0.0444	8.95	0.0028
STD_FIRST_INSTALMENT	-0.1215	0.0349	12.11	0.0005
STD_GDP_GROWTH_INDEX_DS_Y	-0.5156	0.0404	163.04	<.0001
STD_MONTHS_TO_DEFAULT	0.6218	0.0535	135.32	<.0001

34. melléklet: Probit Link: Fit Statistics

<i>Fit statistics</i>	<i>Statistics Label</i>	<i>Train</i>
AIC	Akaike's Information Criterion	4325.86
ASE	Average Squared Error	0.10
AVERR	Average Error Function	0.31
DFE	Degrees of Freedom for Error	6809.00
DFM	Model Degrees of Freedom	27.00
DFT	Total Degrees of Freedom	6836.00
DIV	Divisor for ASE	13672.00
ERR	Error Function	4271.86
FPE	Final Prediction Error	0.10
MAX	Maximum Absolute Error	1.00
MSE	Mean Square Error	0.10
NOBS	Sum of Frequencies	6836.00
NW	Number of Estimate Weights	27.00
RASE	Root Average Sum of Squares	0.32
RFPE	Root Final Prediction Error	0.32
RMSE	Root Mean Squared Error	0.32
SBC	Schwarz's Bayesian Criterion	4510.27
SSE	Sum of Squared Errors	1384.81
SUMW	Sum of Case Weights Times Freq	13672.00
MISC	Misclassification Rate	0.15

35. melléklet: Probit Link: Classification Table

<i>Target</i>	<i>Outcome</i>	<i>Target Percentage</i>	<i>Outcome Percentage</i>	<i>Count</i>	<i>Total Percentage</i>
NoFurtherRec	NoFurtherRec	68.4870	52.0762	765	11.1908
WorkoutEnd	NoFurtherRec	31.5130	6.5586	352	5.1492
NoFurtherRec	WorkoutEnd	12.3098	47.9238	704	10.2984
WorkoutEnd	WorkoutEnd	87.6902	93.4414	5015	73.3616

36. melléklet: Probit Link: Event Classification Table

<i>Target</i>	<i>False Negative</i>	<i>True Negative</i>	<i>False Positive</i>	<i>True Positive</i>
DEAL_STATUS	352	465	704	5015

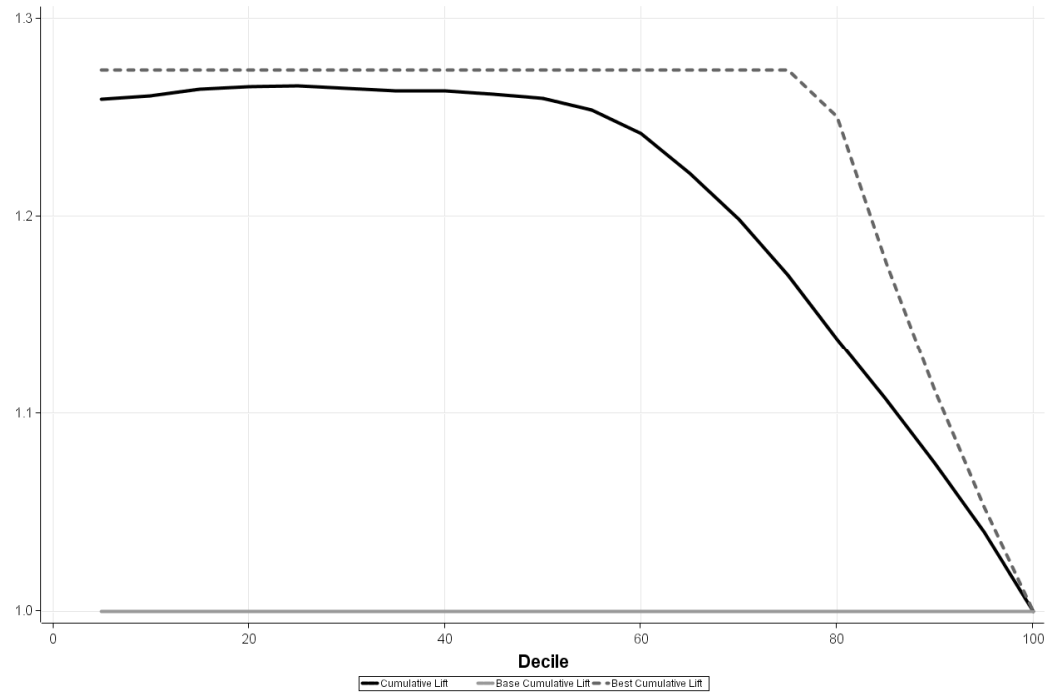
37. melléklet: Probit Link: Assessment Score Rankings

<i>Decile</i>	<i>Gain</i>	<i>Lift</i>	<i>Cumulative Lift</i>	<i>% Response</i>	<i>Cumulative % Response</i>	<i>Observation Number</i>	<i>Posterior Probability Mean</i>
0	.	.	.	.	.	.	.
5	25.8804	1.25880	1.25880	98.8297	98.8297	341.8	0.99928
10	26.0667	1.26253	1.26067	99.1223	98.9760	341.8	0.99793
15	26.3772	1.26998	1.26377	99.7074	99.2198	341.8	0.99658
20	26.5325	1.26998	1.26533	99.7074	99.3417	341.8	0.99506
25	26.5511	1.26626	1.26551	99.4149	99.3563	341.8	0.99322
30	26.4394	1.25880	1.26439	98.8297	99.2686	341.8	0.99071
35	26.3063	1.25508	1.26306	98.5372	99.1641	341.8	0.98767
40	26.2996	1.26253	1.26300	99.1223	99.1589	341.8	0.98396
45	26.1288	1.24762	1.26129	97.9520	99.0248	341.8	0.97815
50	25.9549	1.24390	1.25955	97.6594	98.8882	341.8	0.96646
55	25.3383	1.19173	1.25338	93.5635	98.4042	341.8	0.93301
60	24.1724	1.11347	1.24172	87.4195	97.4888	341.8	0.86006
65	22.1424	0.97783	1.22142	76.7700	95.8950	341.8	0.77967
70	19.8115	0.89510	1.19812	70.2750	94.0650	341.8	0.71236
75	17.0114	0.77809	1.17011	61.0884	91.8666	341.8	0.64792
80	13.7460	0.64766	1.13746	50.8484	89.3030	341.8	0.58190
85	10.6895	0.61785	1.10690	48.5079	86.9032	341.8	0.51567
90	7.4467	0.52320	1.07447	41.0767	84.3573	341.8	0.44268
95	3.9883	0.41737	1.03988	32.7677	81.6421	341.8	0.35975
100	0.0000	0.24222	1.00000	19.0170	78.5108	341.8	0.21592

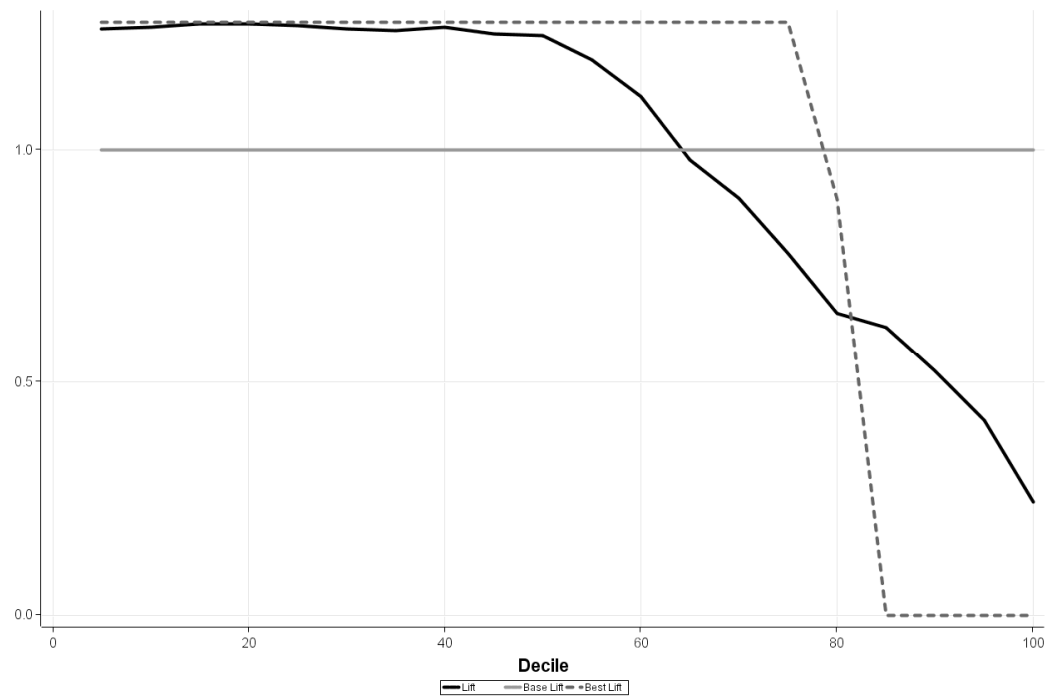
38. melléklet: Probit Link: Assessment Score Distribution

<i>Posterior Probability Range</i>	<i>Number of Events</i>	<i>Number of Nonevents</i>	<i>Posterior Probability Mean</i>	<i>Percentage</i>
0.95 – 1.00	3441	42	0.98823	50.9508
0.90 – 0.95	266	18	0.92762	4.1545
0.85 – 0.90	183	27	0.87442	3.0720
0.80 – 0.85	174	25	0.82408	2.9111
0.75 – 0.80	183	66	0.77341	3.6425
0.70 – 0.75	179	72	0.72539	3.6717
0.65 – 0.70	185	91	0.67328	4.0374
0.60 – 0.65	145	109	0.62528	3.7156
0.55 – 0.60	122	130	0.57524	3.6864
0.50 – 0.55	137	124	0.52569	3.8180
0.45 – 0.50	89	138	0.47548	3.3207
0.40 – 0.45	89	136	0.42586	3.2914
0.35 – 0.40	76	123	0.37564	2.9111
0.30 – 0.35	35	102	0.32568	2.0041
0.25 – 0.30	31	93	0.27422	1.8139
0.20 – 0.25	13	79	0.22564	1.3458
0.15 – 0.20	10	49	0.17573	0.8631
0.10 – 0.15	7	18	0.12370	0.3657
0.05 – 0.10	1	16	0.07503	0.2487
0.00 – 0.05	1	11	0.03549	0.1755

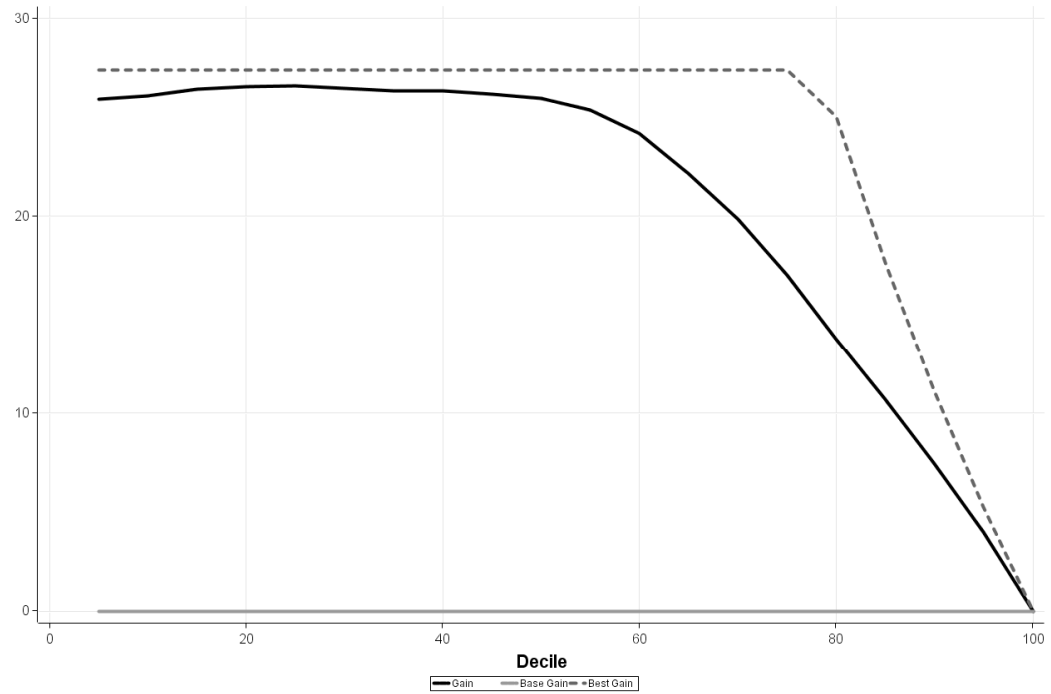
39. melléklet: Probit Link: Cumulative Lift



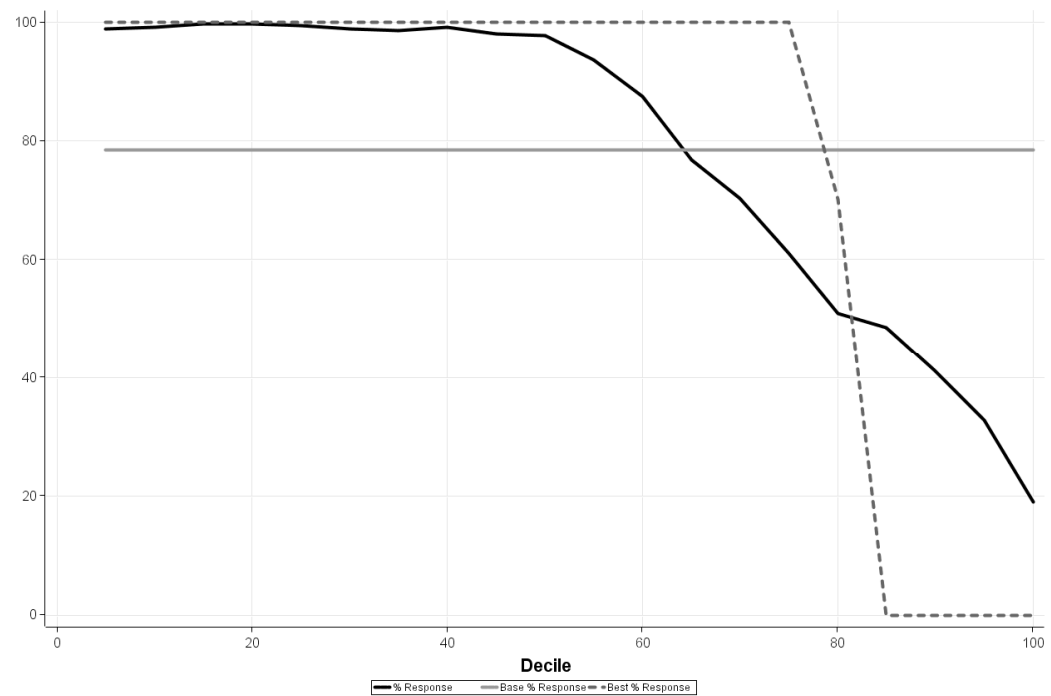
40. melléklet: Probit Link: Lift



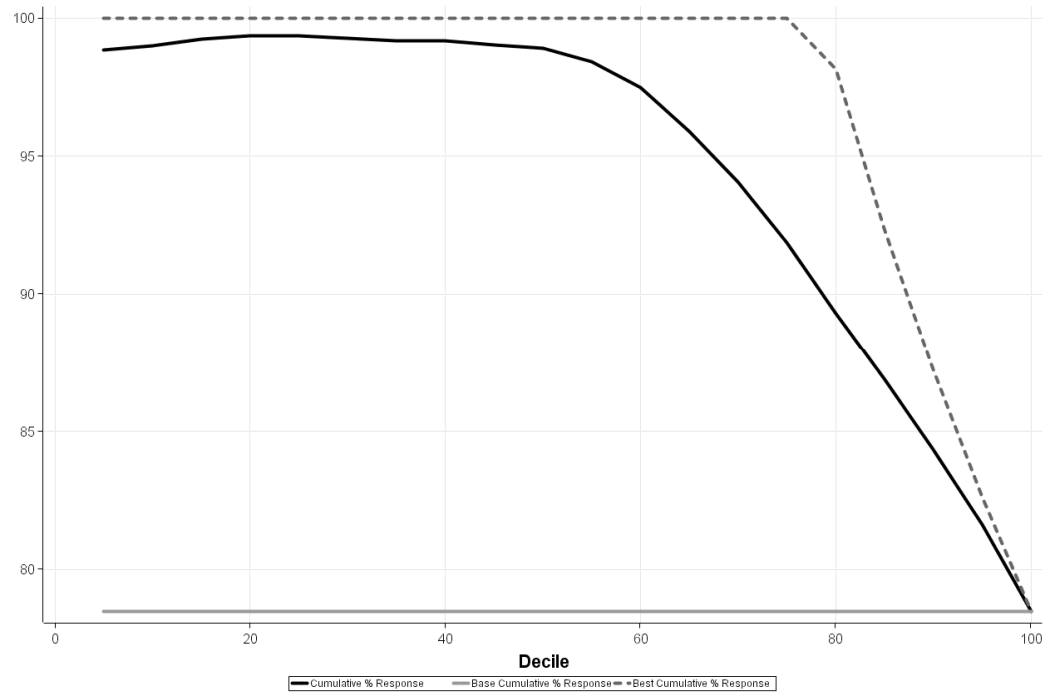
41. melléklet: Probit Link: Gain



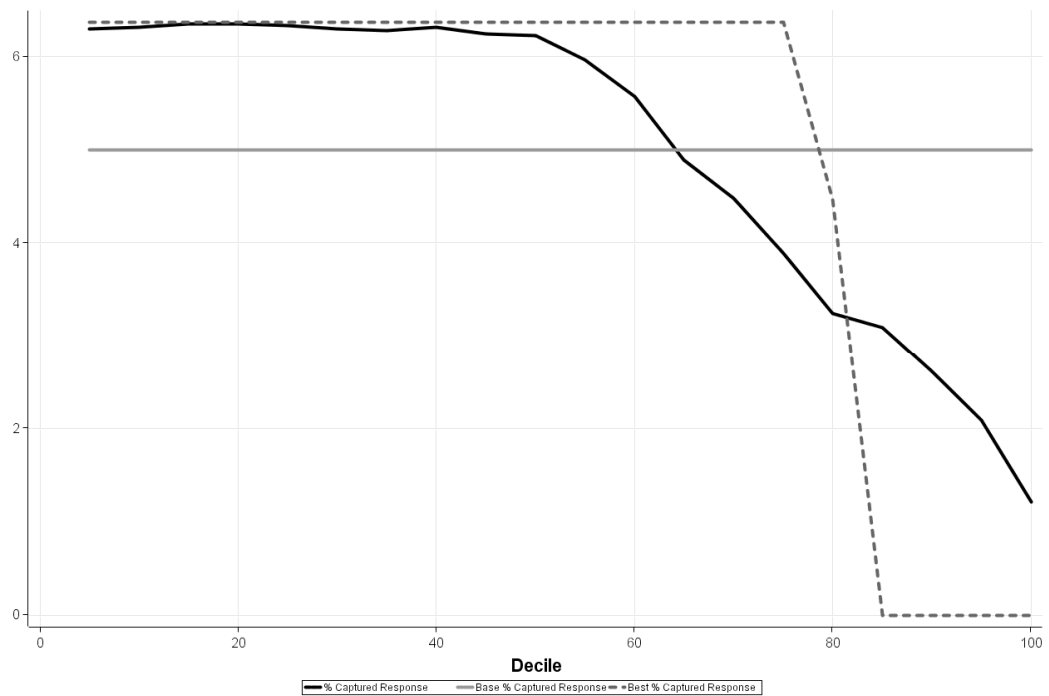
42. melléklet: Probit Link: % Response



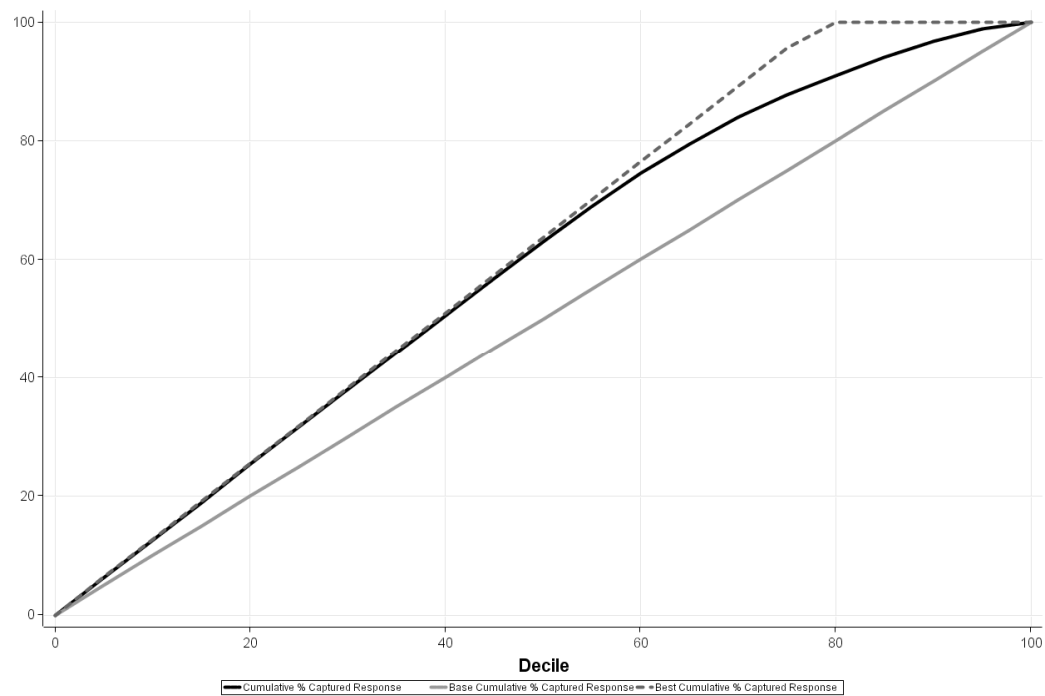
43. melléklet: Probit Link: Cumulative % Response



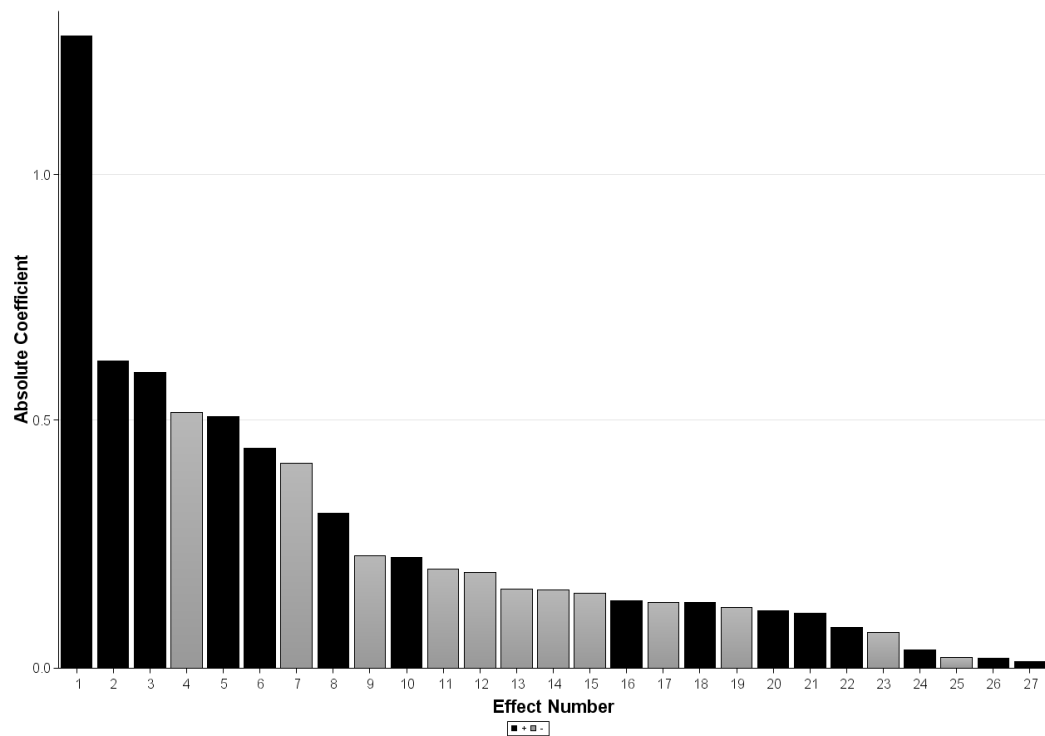
44. melléklet: Probit Link: % Captured Response



45. melléklet: Probit Link: Cumulative % Captured Response



46. melléklet: Probit Link: Effects Plot (standardised)



7.5. A megtérülési időszak hosszát modellező regresszió

47. melléklet: Recovery Period: Global Wald-test

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	28	12561	448.604493	5.82	.0001
Error	1517	116992	77.120925		
Corrected Total	1545	129553			

48. melléklet: Recovery Period: Model Fit Statistics

R-Square	0.0970		Adj R-Sq	0.0803
AIC	6746.6738		BIC	749.3490
SBC	6901.6331		C(p)	40.2011

49. melléklet: Recovery Period: Analysis of Effects

Effect	DF	Sum of Squares	F Value	Pr > F
COUNTY	19	3777.0358	2.58	0.0002
CUM_CPI_DS_Y	1	1635.1704	21.20	<.0001
CURRENT_LTV	1	2524.8006	32.74	<.0001
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	1	1178.1484	15.28	<.0001
DEFAULT_CPI	1	523.9663	6.79	0.0092
DEFAULT_MIN_WAGE	1	1896.4627	24.59	.0001
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	1	312.0183	4.05	0.0445
LOAN_PURPOSE	3	1137.6503	4.92	0.0021

50. melléklet: Recovery Period: Analysis of ML-estimates (non-standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	-100.7	21.3343	36.51	<.0001
COUNTY=Baranya	1.1004	1.3274	0.83	0.4072
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	-2.4692	0.9468	-2.61	0.0092
COUNTY=Budapest	1.8953	0.7837	2.42	0.0157
COUNTY=Bács-Kiskun	1.0652	1.2701	0.84	0.4018
COUNTY=Békés	-3.7576	1.2714	-2.96	0.0032
COUNTY=Csongrád	3.2227	1.1520	2.80	0.0052
COUNTY=Fejér	0.1592	1.3159	0.12	0.9037
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	0.4562	1.5834	0.29	0.7733
COUNTY>Hajdu-Bihar	-0.3116	1.1118	-0.28	0.7793
COUNTY=Heves	-1.5188	0.9731	-1.56	0.1188
COUNTY>Jász-Nagykun-Szolnok	-0.2926	0.9262	-0.32	0.7521
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.4112	1.1715	-0.35	0.7256
COUNTY=Nógrád	0.7071	0.9255	0.76	0.4450
COUNTY=Pest	-0.1437	0.6565	-0.22	0.9268
COUNTY=Somogy	-0.3566	0.9087	-0.39	0.6948
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-1.6533	0.6420	-2.58	0.0101
COUNTY=Tolna	5.6115	2.2564	2.49	0.0130
COUNTY=Vas	-2.7035	2.6723	-1.01	0.3118
COUNTY=Veszprém	0.7974	1.5420	0.52	0.6052
CUM_CPI_DS_Y	88.6327	19.2486	4.60	<.0001
CURRENT_LTV	8.7642	1.5317	5.72	<.0001
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	-10.1692	2.6018	-3.91	<.0001
DEFAULT_CPI	42.6944	16.3797	2.61	0.0092
DEFAULT_MIN_WAGE	-0.00033	0.000067	-4.96	<.0001
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	4.4630	2.2188	2.01	0.0445
LOAN_PURPOSE=Other	0.3749	0.4136	0.91	0.3649
LOAN_PURPOSE=Real estate construction	1.5622	0.6627	2.36	0.0185
LOAN_PURPOSE=Real estate purchase	-1.2811	0.4434	-2.89	0.0039

51. melléklet: Recovery Period: Analysis of ML-estimates (standardised)

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Value</i>	<i>Pr > t </i>
Intercept	14.9128	0.4085	36.51	<.0001
COUNTY=Baranya	1.1004	1.3274	0.83	0.4072
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	-2.4692	0.9468	-2.61	0.0092
COUNTY=Budapest	1.8953	0.7837	2.42	0.0157
COUNTY=Bács-Kiskun	1.0652	1.2701	0.84	0.4018
COUNTY=Békés	-3.7576	1.2714	-2.96	0.0032
COUNTY=Csongrád	3.2227	1.1520	2.80	0.0052
COUNTY=Fejér	0.1592	1.3159	0.12	0.9037
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	0.4562	1.5834	0.29	0.7733
COUNTY=Hajdu-Bihar	-0.3116	1.1118	-0.28	0.7793
COUNTY=Heves	-1.5188	0.9731	-1.56	0.1188
COUNTY>Jász-Nagykun-Szolnok	-0.2926	0.9262	-0.32	0.7521
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.4112	1.1715	-0.35	0.7256
COUNTY=Nógrád	0.7071	0.9255	0.76	0.4450
COUNTY=Pest	-0.1437	0.6565	-0.22	0.9268
COUNTY=Somogy	-0.3566	0.9087	-0.39	0.6948
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-1.6533	0.6420	-2.58	0.0101
COUNTY=Tolna	5.6115	2.2564	2.49	0.0130
COUNTY=Vas	-2.7035	2.6723	-1.01	0.3118
COUNTY=Veszprém	0.7974	1.5420	0.52	0.6052
STD_CUM_CPI_DS_Y	1.2608	0.2738	4.60	<.0001
STD_CURRENT_LTV	1.4951	0.2613	5.72	<.0001
STD_DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	-1.2241	0.3132	-3.91	<.0001
STD_DEFAULT_CPI	0.7877	0.3022	2.61	0.0092
STD_DEFAULT_MIN_WAGE	-1.4144	0.2852	-4.96	<.0001
STD_UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	0.5840	0.2930	2.01	0.0445
LOAN_PURPOSE=Other	0.3749	0.4136	0.91	0.3649
LOAN_PURPOSE=Real estate construction	1.5622	0.6627	2.36	0.0185
LOAN_PURPOSE=Real estate purchase	-1.2811	0.4434	-2.89	0.0039

52. melléklet: Recovery Period: Fit Statistics

<i>Fit statistics</i>	<i>Statistics Label</i>	<i>Train</i>
AIC	Akaike's Information Criterion	6775.04
ASE	Average Squared Error	75.79
AVERR	Average Error Function	75.79
DFE	Degrees of Freedom for Error	1523.00
DFM	Model Degrees of Freedom	29.00
DFT	Total Degrees of Freedom	1552.00
DIV	Divisor for ASE	1552.00
ERR	Error Function	117629.20
FPE	Final Prediction Error	78.68
MAX	Maximum Absolute Error	50.07
MSE	Mean Square Error	77.24
NOBS	Sum of Frequencies	1552.00
NW	Number of Estimate Weights	29.00
RASE	Root Average Sum of Squares	8.71
RFPE	Root Final Prediction Error	8.87
RMSE	Root Mean Squared Error	8.79
SBC	Schwarz's Bayesian Criterion	6930.12
SSE	Sum of Squared Errors	117629.20
SUMW	Sum of Case Weights Times Freq	1552.00

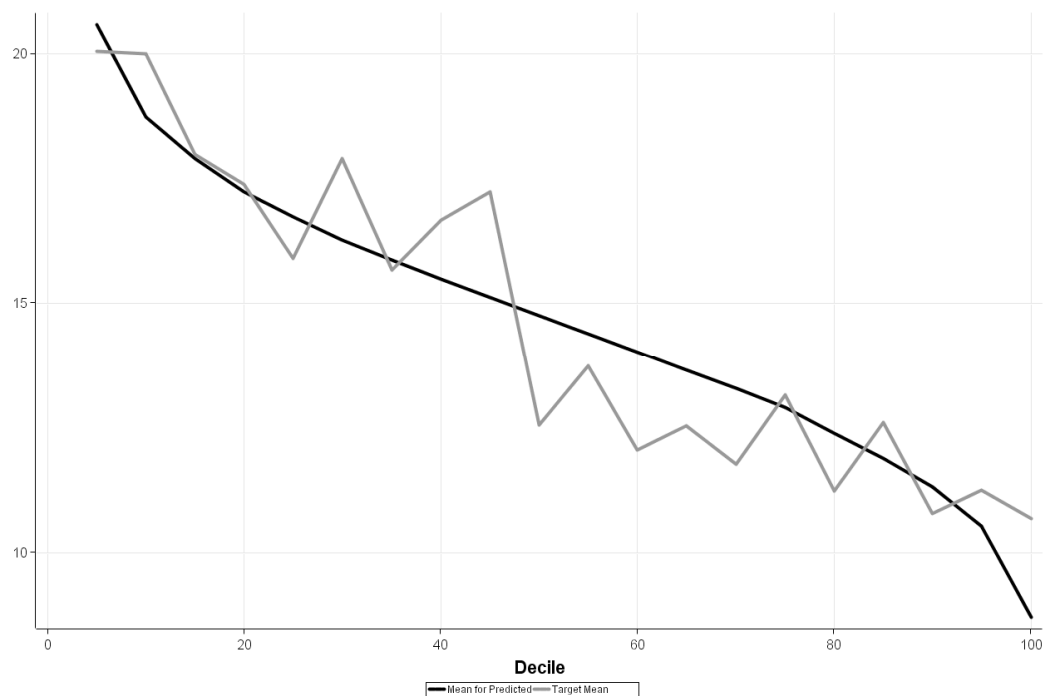
53. melléklet: Recovery Period: Assessment Score Rankings

<i>Decile</i>	<i>Observation Number</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>
0	.	.	.
5	77.6	20.4012	20.5847
10	77.6	19.9974	18.7322
15	77.6	17.9794	17.9003
20	77.6	17.3789	17.2282
25	77.6	15.9046	16.7373
30	77.6	17.8918	16.2676
35	77.6	15.6701	15.8587
40	77.6	16.6701	15.4862
45	77.6	17.2242	15.1170
50	77.6	12.5567	14.7570
55	77.6	13.7345	14.3907
60	77.6	12.0593	14.0098
65	77.6	12.5387	13.6420
70	77.6	11.7706	13.2773
75	77.6	13.1443	12.8969
80	77.6	11.2294	12.3833
85	77.6	12.5928	11.8863
90	77.6	10.7887	11.3196
95	77.6	11.2552	10.5359
100	77.6	10.6804	8.7298

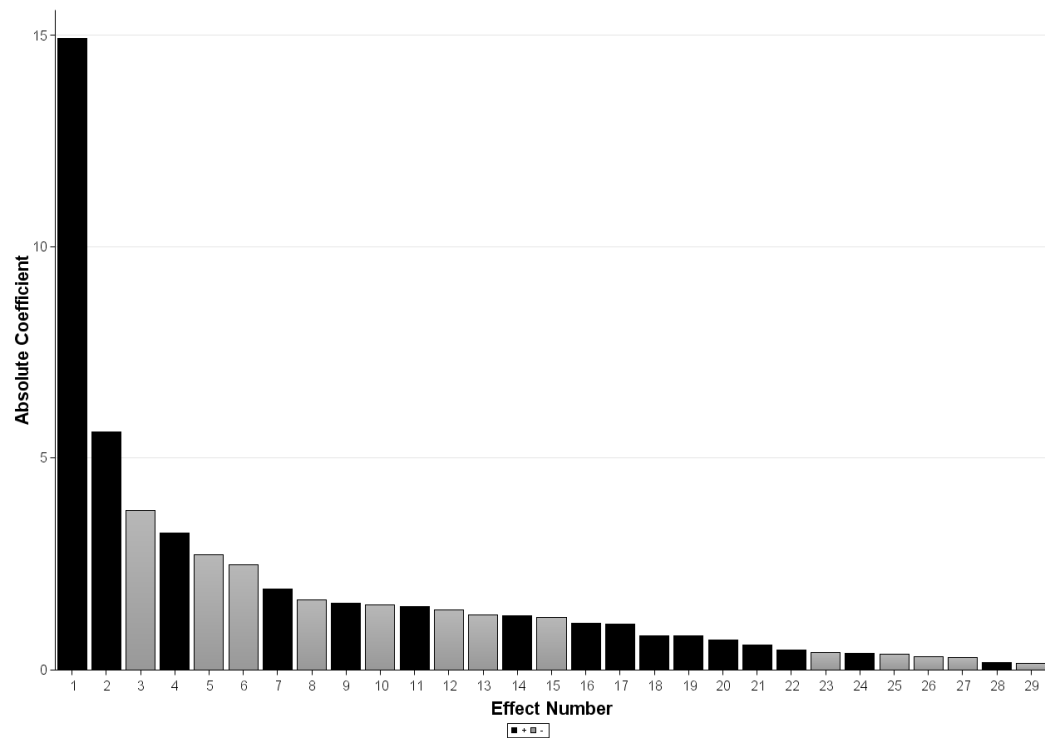
54. melléklet: Recovery Period: Assessment Score Distribution

<i>Range for Predicted</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>	<i>Number of Observations</i>	<i>Model Score</i>
24.03 – 25.04	27.5000	24.7497	2	24.5378
23.02 – 24.03	12.0000	23.9645	1	23.5285
22.01 – 23.02	20.7778	11.6437	9	22.5191
21.00 – 22.01	18.4000	21.4217	10	21.5097
20.00 – 21.00	22.2174	20.3675	23	20.5003
18.99 – 20.00	19.4898	19.4069	49	19.4909
17.98 – 18.99	19.7753	18.4702	89	18.4815
16.97 – 17.98	16.9545	17.4273	132	17.4721
15.96 – 16.97	17.0947	16.4332	169	16.4628
14.95 – 15.96	16.4952	15.4601	208	15.4534
13.94 – 14.95	12.6402	14.4609	214	14.4440
12.93 – 13.94	12.5802	13.4447	212	13.4346
11.92 – 12.93	12.2138	12.4339	159	12.4252
10.91 – 11.92	11.0880	11.4490	125	11.4158
9.90 – 10.91	11.5696	10.4643	79	10.4064
8.89 – 9.90	10.8158	9.3983	38	9.3971
7.88 – 8.89	10.4737	8.3719	19	8.3877
6.87 – 7.88	9.7500	7.2970	8	7.3783
5.86 – 6.87	14.0000	6.5622	4	6.3689
4.85 – 5.86	5.0000	5.2765	2	5.3595

55. melléklet: Recovery Period: Score Ranking Overlay



56. melléklet: Recovery Period: Effects Plot (standardised)



7.6. Az eladásból származó megtérülési rátát modellező regresszió

57. melléklet: Recovery Rate: Global Wald-test

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	30	23.131504	0.771050	16.14	<.0001
Error	1515	72.378447	0.047775		
Corrected Total	1545	95.509951			

58. melléklet: Recovery Rate: Model Fit Statistics

R-Square	0.2422		Adj R-Sq	0.2272
AIC	-4671.1063		BIC	-4668.4698
SBC	-4505.4601		C(p)	46.2833

59. melléklet: Recovery Rate: Analysis of Effects

Effect	DF	Sum of Squares	F Value	Pr > F
COUNTY	19	1.8659	2.06	0.0047
CUM_CPI_DS_Y	1	1.7868	37.40	<.0001
CURRENT_LTV	1	9.9364	207.98	<.0001
SETTLEMENT_TYPE	4	0.4738	2.48	0.0423
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	1	0.3569	7.47	0.0063
LOAN_PURPOSE	3	0.6484	4.52	0.0036
PRIORCHARGE_RATE	1	2.4968	52.26	<.0001

60. melléklet: Recovery Rate: Analysis of ML-estimates (non-standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	3.7596	0.4603	52.37	<.0001
COUNTY=Baranya	-0.0772	0.0334	-2.31	0.0208
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	0.0192	0.0237	0.81	0.4175
COUNTY=Budapest	0.1468	0.0363	4.04	<.0001
COUNTY=Bács-Kiskun	-0.0192	0.0317	-0.60	0.5462
COUNTY=Békés	-0.0134	0.0318	-0.42	0.6737
COUNTY=Csongrád	-0.0444	0.0291	-1.52	0.1279
COUNTY=Fejér	0.0194	0.0329	0.59	0.5547
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	0.000177	0.0395	0.00	0.9964
COUNTY=Hajdu-Bihar	0.0314	0.0278	1.13	0.2591
COUNTY=Heves	-0.0360	0.0244	-1.48	0.1399
COUNTY>Jász-Nagykun-Szolnok	-0.0246	0.0323	-1.06	0.2885
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.00372	0.0293	-0.13	0.8988
COUNTY=Nógrád	-0.0253	0.0234	-1.08	0.2810
COUNTY=Pest	0.0125	0.0190	0.66	0.5120
COUNTY=Somogy	-0.00909	0.0228	-0.40	0.6902
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-0.0377	0.0160	-2.35	0.0187
COUNTY=Tolna	0.0299	0.0563	0.53	0.5960
COUNTY=Vas	-0.0377	0.0667	-0.57	0.5719
COUNTY=Veszprém	0.0735	0.0385	1.91	0.0565
CUM_CPI_DS_Y	-2.5920	0.4238	-6.12	<.0001
CURRENT_LTV	-0.5953	0.0413	-14.42	<.0001
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.00621	0.0266	0.23	0.8155
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	0.0353	0.0144	2.45	0.0145
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	-0.0117	0.0113	-1.03	0.3021
SETTLEMENT_TYPE=Small village	-0.0180	0.0136	-1.32	0.1858
UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	-0.1342	0.0491	-2.73	0.0063
PRIORCHARGE_RATE	-0.3176	0.0439	-7.23	<.0001
LOAN_PURPOSE=Other	0.0185	0.00998	1.85	0.0643
LOAN_PURPOSE=Real estate construction	-0.0566	0.0166	-3.41	0.0007
LOAN_PURPOSE=Real estate purchase	0.0257	0.0112	2.30	0.0216

61. melléklet: Recovery Rate: Analysis of ML-estimates (standardised)

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Value</i>	<i>Pr > t </i>
Intercept	0.5866	0.0112	52.37	<.0001
COUNTY=Baranya	-0.0772	0.0334	-2.31	0.0208
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	0.0192	0.0237	0.81	0.4175
COUNTY=Budapest	0.1468	0.0363	4.04	<.0001
COUNTY=Bács-Kiskun	-0.0192	0.0317	-0.60	0.5462
COUNTY=Békés	-0.0134	0.0318	-0.42	0.6737
COUNTY=Csongrád	-0.0444	0.0291	-1.52	0.1279
COUNTY=Fejér	0.0194	0.0329	0.59	0.5547
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	0.000177	0.0395	0.00	0.9964
COUNTY=Hajdu-Bihar	0.0314	0.0278	1.13	0.2591
COUNTY=Heves	-0.0360	0.0244	-1.48	0.1399
COUNTY=Jász-Nagykun-Szolnok	-0.0246	0.0323	-1.06	0.2885
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.00372	0.0293	-0.13	0.8988
COUNTY=Nógrád	-0.0253	0.0234	-1.08	0.2810
COUNTY=Pest	0.0125	0.0190	0.66	0.5120
COUNTY=Somogy	-0.00909	0.0228	-0.40	0.6902
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-0.0377	0.0160	-2.35	0.0187
COUNTY=Tolna	0.0299	0.0563	0.53	0.5960
COUNTY=Vas	-0.0377	0.0667	-0.57	0.5719
COUNTY=Veszprém	0.0735	0.0385	1.91	0.0565
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.00621	0.0266	0.23	0.8155
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	0.0353	0.0144	2.45	0.0145
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	-0.0117	0.0113	-1.03	0.3021
SETTLEMENT_TYPE=Small village	-0.0180	0.0136	-1.32	0.1858
STD_CUM_CPI_DS_Y	-0.0369	0.00603	-6.12	<.0001
STD_CURRENT_LTV	-0.1016	0.00704	-14.42	<.0001
STD_UNEMPL_RATE_INDEX_DS_Y	-0.0176	0.00642	-2.73	0.0063
STD_PRIORCHARGE_RATE	-0.0498	0.00688	-7.23	<.0001
LOAN_PURPOSE=Other	0.0185	0.00998	1.85	0.0643
LOAN_PURPOSE=Real estate construction	-0.0566	0.0166	-3.41	0.0007
LOAN_PURPOSE=Real estate purchase	0.0257	0.0112	2.30	0.0216

62. melléklet: Recovery Rate: Fit Statistics

<i>Fit statistics</i>	<i>Statistics Label</i>	<i>Train</i>
AIC	Akaike's Information Criterion	-4688.97
ASE	Average Squared Error	0.05
AVERR	Average Error Function	0.05
DFE	Degrees of Freedom for Error	1521.00
DFM	Model Degrees of Freedom	31.00
DFT	Total Degrees of Freedom	1552.00
DIV	Divisor for ASE	1552.00
ERR	Error Function	72.68
FPE	Final Prediction Error	0.05
MAX	Maximum Absolute Error	1.69
MSE	Mean Square Error	0.05
NOBS	Sum of Frequencies	1552.00
NW	Number of Estimate Weights	31.00
RASE	Root Average Sum of Squares	0.22
RFPE	Root Final Prediction Error	0.22
RMSE	Root Mean Squared Error	0.22
SBC	Schwarz's Bayesian Criterion	-4523.21
SSE	Sum of Squared Errors	72.68
SUMW	Sum of Case Weights Times Freq	1552.00

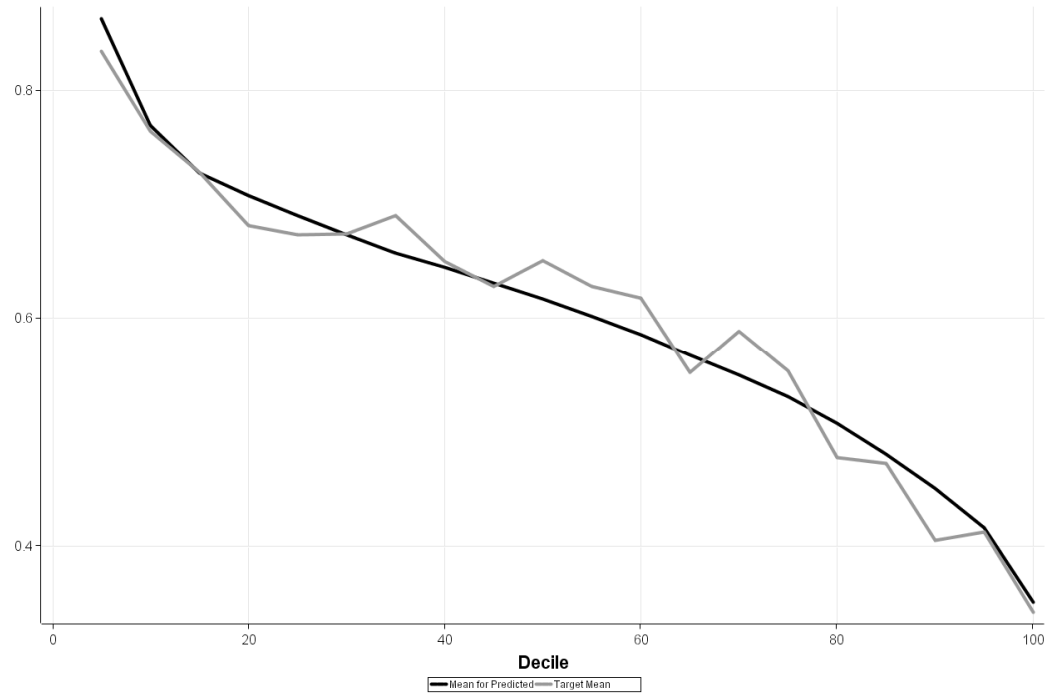
63. melléklet: Recovery Rate: Assessment Score Rankings

<i>Decile</i>	<i>Observation Number</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>
0	.	.	.
5	77.6	0.83422	0.86296
10	77.6	0.76374	0.76888
15	77.6	0.72815	0.72771
20	77.6	0.68111	0.70769
25	77.6	0.67338	0.69004
30	77.6	0.67369	0.67322
35	77.6	0.68985	0.65724
40	77.6	0.64983	0.64449
45	77.6	0.62827	0.63071
50	77.6	0.65047	0.61666
55	77.6	0.62779	0.60131
60	77.6	0.61805	0.58530
65	77.6	0.55163	0.56705
70	77.6	0.58833	0.54943
75	77.6	0.55319	0.53047
80	77.6	0.47747	0.50696
85	77.6	0.47243	0.48015
90	77.6	0.40520	0.45007
95	77.6	0.41246	0.41604
100	77.6	0.34248	0.35119

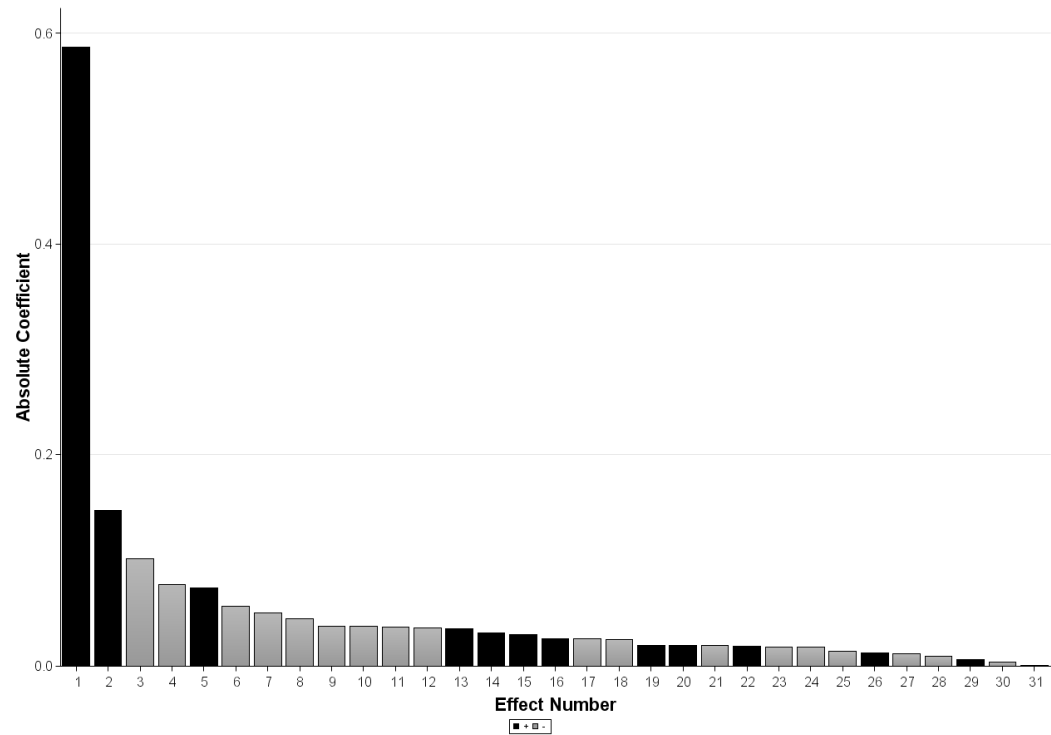
64. melléklet: Recovery Rate: Assessment Score Distribution

<i>Range for Predicted</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>	<i>Number of Observations</i>	<i>Model Score</i>
0.97 – 1.01	1.01950	0.99688	3	0.99023
0.93 – 0.97	1.05269	0.64864	3	0.94988
0.89 – 0.93	0.98393	0.90820	11	0.90954
0.85 – 0.89	0.79922	0.86957	27	0.86920
0.81 – 0.85	0.78791	0.82735	27	0.82886
0.77 – 0.81	0.76431	0.78718	48	0.78852
0.73 – 0.77	0.74078	0.74268	73	0.74818
0.69 – 0.73	0.69195	0.70666	169	0.70784
0.65 – 0.69	0.67296	0.66619	203	0.66749
0.61 – 0.65	0.64318	0.62780	223	0.62715
0.57 – 0.61	0.60573	0.58811	181	0.58681
0.53 – 0.57	0.57559	0.54754	173	0.54647
0.49 – 0.53	0.48440	0.50617	127	0.50613
0.45 – 0.49	0.44672	0.46576	100	0.46579
0.41 – 0.45	0.41957	0.42765	87	0.42545
0.36 – 0.41	0.34977	0.38973	56	0.38511
0.32 – 0.36	0.32933	0.34572	25	0.24476
0.28 – 0.32	0.37856	0.30578	10	0.60442
0.24 – 0.28	0.33938	0.26295	4	0.26408
0.20 – 0.24	0.19039	0.22226	2	0.22374

65. melléklet: Recovery Rate: Score Ranking Overlay



66. melléklet: Recovery Rate: Effects Plot (standardised)



7.7. A „WorkoutEnd” ügyletkategória LGD-jére készített regresszió

67. melléklet: WorkoutEnd: Global Wald-test

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	27	0.754840	0.027957	9.81	0.0001
Error	2905	8.275638	0.002849		
Corrected Total	2932	9.030478			

68. melléklet: WorkoutEnd: Model Fit Statistics

R-Square	0.0836		Adj R-Sq	0.0751
AIC	-17162.0739		BIC	-17159.7831
SBC	-16994.5281		C(p)	40.8459

69. melléklet: WorkoutEnd: Analysis of Effects

Effect	DF	Sum of Squares	F Value	Pr > F
AVG_PD	1	0.0704	24.71	<.0001
COUNTY	19	0.1339	2.47	0.0004
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	1	0.0211	7.42	0.0065
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	1	0.0304	10.67	0.0011
DEFAULT_AVG_NETINCOME	1	0.0113	3.97	0.0464
DEFAULT_CPI	1	0.1010	35.45	<.0001
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	1	0.0838	29.42	<.0001
DEFAULT_UNEMPL_RATE	1	0.0195	6.84	0.0090
PRIORCHARGE_RATE	1	0.0188	6.59	0.0103

70. melléklet: WorkoutEnd: Analysis of ML-estimates (non-standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	0.7496	0.1119	15.10	<.0001
AVG_PD	-0.6131	0.1233	-4.97	<.0001
COUNTY=Baranya	-0.00725	0.00551	-1.32	0.1885
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	-0.00111	0.00394	-0.28	0.7776
COUNTY=Budapest	-0.00671	0.00283	-2.37	0.0179
COUNTY=Bács-Kiskun	-0.00444	0.00417	-1.06	0.2870
COUNTY=Békés	-0.00560	0.00452	-1.24	0.2151
COUNTY=Csongrád	-0.00802	0.00494	-1.62	0.1048
COUNTY=Fejér	-0.00648	0.00419	-1.55	0.1223
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	-0.00099	0.00439	-0.22	0.8220
COUNTY=Hajdu-Bihar	-0.00417	0.00407	-1.02	0.3055
COUNTY=Heves	0.00716	0.00567	1.26	0.2069
COUNTY=Jász-Nagykun-Szolnok	-0.00251	0.00618	-0.41	0.6854
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.00220	0.00409	-0.54	0.5914
COUNTY=Nógrád	0.00510	0.00584	-0.87	0.3824
COUNTY=Pest	-0.00101	0.00290	-0.35	0.7277
COUNTY=Somogy	-0.00658	0.00683	-0.96	0.3354
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-0.00509	0.00384	-1.33	0.1847
COUNTY=Tolna	0.0169	0.00831	2.03	0.0421
COUNTY=Vas	-0.00375	0.00708	-0.53	0.5965
COUNTY=Veszprém	-0.00213	0.00400	-0.53	0.5947
DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	5.28E-10	1.94E-10	2.72	0.0065
DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	0.0216	0.00662	3.27	0.0011
DEFAULT_AVG_NETINCOME	-4.08E-7	2.048E-7	-1.99	0.0464
DEFAULT_CPI	-0.5301	0.0890	-5.95	<.0001
DEFAULT_REALWAGE_INDEX	-0.1616	0.0298	-5.42	<.0001
DEFAULT_UNEMPL_RATE	0.5051	0.1932	2.61	0.0090
PRIORCHARGE_RATE	0.0173	0.00675	2.57	0.0103

71. melléklet: WorkoutEnd: Analysis of ML-estimates (standardised)

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Value</i>	<i>Pr > t </i>
Intercept	0.0186	0.00123	15.10	<.0001
COUNTY=Baranya	-0.00725	0.00551	-1.32	0.1885
COUNTY=Borsod-Abaúj-Zemplén	-0.00111	0.00394	-0.28	0.7776
COUNTY=Budapest	-0.00671	0.00283	-2.37	0.0179
COUNTY=Bács-Kiskun	-0.00444	0.00417	-1.06	0.2870
COUNTY=Békés	-0.00560	0.00452	-1.24	0.2151
COUNTY=Csongrád	-0.00802	0.00494	-1.62	0.1048
COUNTY=Fejér	-0.00648	0.00419	-1.55	0.1223
COUNTY=Győr-Moson-Sopron	-0.00099	0.00439	-0.22	0.8220
COUNTY=Hajdu-Bihar	-0.00417	0.00407	-1.02	0.3055
COUNTY=Heves	0.00716	0.00567	1.26	0.2069
COUNTY=Jász-Nagykun-Szolnok	-0.00251	0.00618	-0.41	0.6854
COUNTY=Komárom-Esztergom	-0.00220	0.00409	-0.54	0.5914
COUNTY=Nógrád	0.00510	0.00584	-0.87	0.3824
COUNTY=Pest	-0.00101	0.00290	-0.35	0.7277
COUNTY=Somogy	-0.00658	0.00683	-0.96	0.3354
COUNTY=Szabolcs-Szatmár-Bereg	-0.00509	0.00384	-1.33	0.1847
COUNTY=Tolna	0.0169	0.00831	2.03	0.0421
COUNTY=Vas	-0.00375	0.00708	-0.53	0.5965
COUNTY=Veszprém	-0.00213	0.00400	-0.53	0.5947
STD_AVG_PD	-0.0153	0.00307	-4.97	<.0001
STD_DEFAULTED_EXPOSURE_LCY	0.00275	0.00101	2.72	0.0065
STD_DEFAULTED_PER_START_EXPOSURE	0.00399	0.00122	3.27	0.0011
STD_DEFAULT_AVG_NETINCOME	-0.00349	0.00175	-1.99	0.0464
STD_DEFAULT_CPI	-0.00774	0.00130	-5.95	<.0001
STD_DEFAULT_REALWAGE_INDEX	-0.00587	0.00108	-5.42	<.0001
STD_DEFAULT_UNEMPL_RATE	0.00805	0.00308	2.61	0.0090
STD_PRIORCHARGE_RATE	0.00250	0.000973	2.57	0.0103

72. melléklet: WorkoutEnd: Fit Statistics

<i>Fit statistics</i>	<i>Statistics Label</i>	<i>Train</i>
AIC	Akaike's Information Criterion	-31522.67
ASE	Average Squared Error	0.00
AVERR	Average Error Function	0.00
DFE	Degrees of Freedom for Error	5339.00
DFM	Model Degrees of Freedom	28.00
DFT	Total Degrees of Freedom	5367.00
DIV	Divisor for ASE	5367.00
ERR	Error Function	14.94
FPE	Final Prediction Error	0.00
MAX	Maximum Absolute Error	0.98
MSE	Mean Square Error	0.00
NOBS	Sum of Frequencies	5367.00
NW	Number of Estimate Weights	28.00
RASE	Root Average Sum of Squares	0.05
RFPE	Root Final Prediction Error	0.05
RMSE	Root Mean Squared Error	0.05
SBC	Schwarz's Bayesian Criterion	-31338.20
SSE	Sum of Squared Errors	14.94
SUMW	Sum of Case Weights Times Freq	5367.00

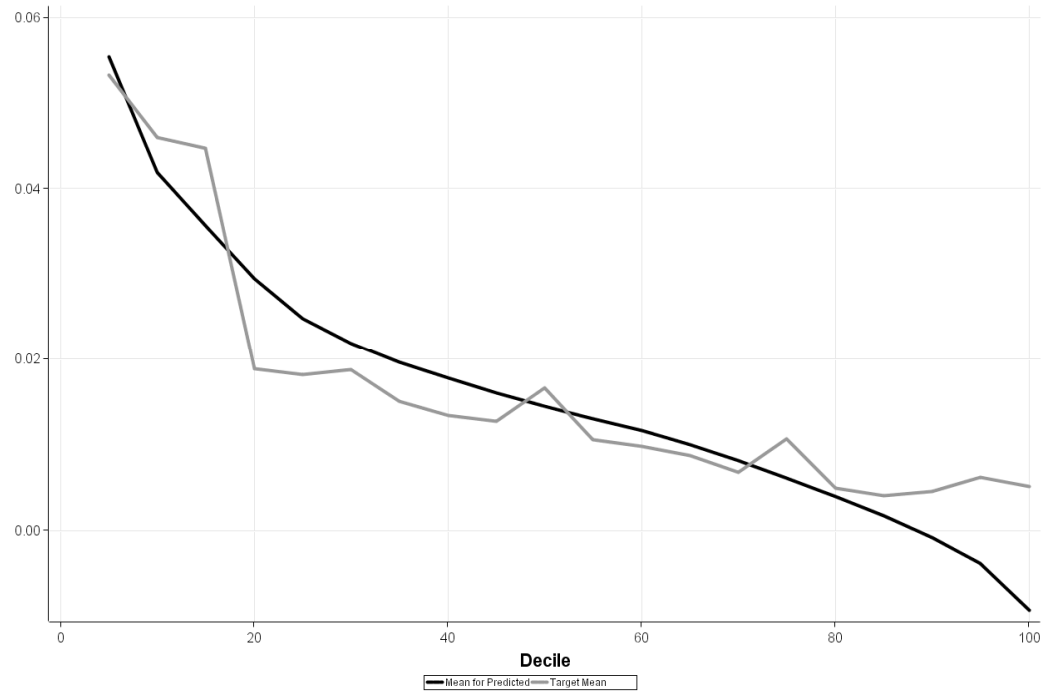
73. melléklet: WorkoutEnd: Assessment Score Rankings

<i>Decile</i>	<i>Observation Number</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>
0	.	.	.
5	268.35	0.053219	0.055356
10	268.35	0.045962	0.041871
15	268.35	0.044686	0.035652
20	268.35	0.018838	0.029448
25	268.35	0.018169	0.024823
30	268.35	0.018796	0.021861
35	268.35	0.015111	0.019641
40	268.35	0.013384	0.017747
45	268.35	0.012735	0.016029
50	268.35	0.016640	0.014529
55	268.35	0.010643	0.013073
60	268.35	0.009788	0.011643
65	268.35	0.008797	0.009996
70	268.35	0.006851	0.008194
75	268.35	0.010694	0.006131
80	268.35	0.004933	0.003989
85	268.35	0.004066	0.001728
90	268.35	0.004608	-0.000733
95	268.35	0.006276	-0.003777
100	268.35	0.005192	-0.009168

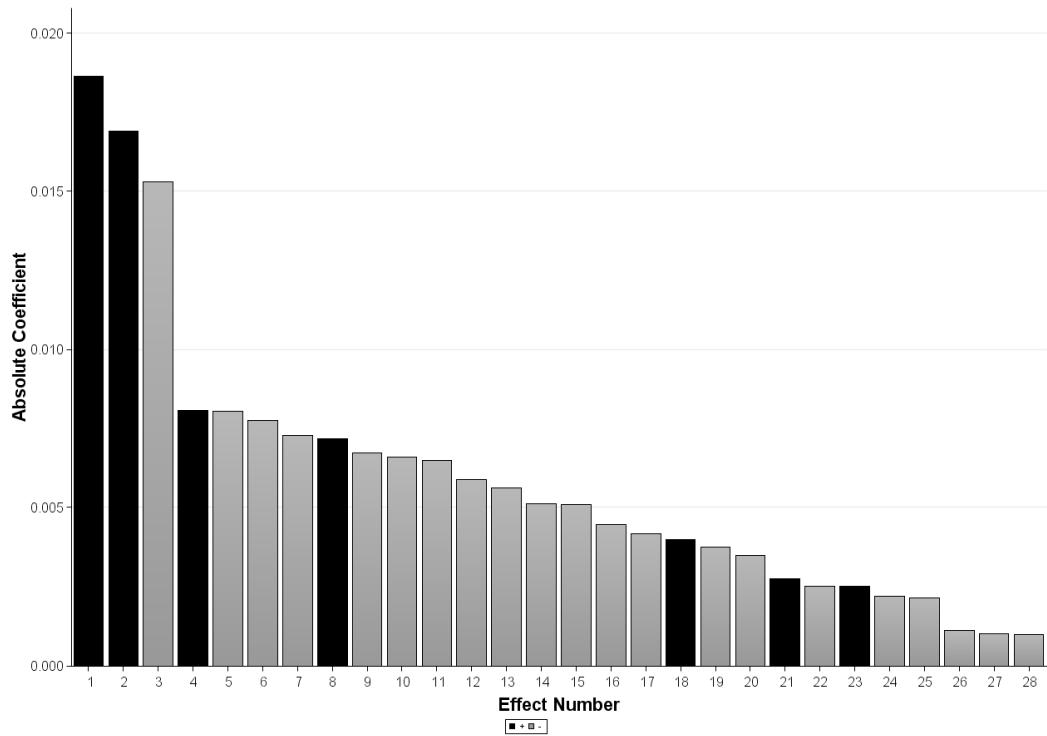
74. melléklet: WorkoutEnd: Assessment Score Distribution

<i>Range for Predicted</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>	<i>Number of Observations</i>	<i>Model Score</i>
0.09 – 0.10	0.19227	0.095915	6	0.096226
0.09 – 0.09	0.21967	0.089844	5	0.089712
0.08 – 0.09	0.50903	0.082158	2	0.083198
0.07 – 0.08	0.01677	0.075706	13	0.076685
0.07 – 0.07	0.02901	0.070009	10	0.070171
0.06 – 0.07	0.04732	0.062626	20	0.063657
0.05 – 0.06	0.04353	0.056981	45	0.057144
0.05 – 0.05	0.04735	0.050025	110	0.050630
0.04 – 0.05	0.04363	0.043829	232	0.044116
0.03 – 0.04	0.05051	0.037700	280	0.037602
0.03 – 0.03	0.02275	0.030953	295	0.031089
0.02 – 0.03	0.01866	0.024155	509	0.024575
0.01 – 0.02	0.01478	0.017854	966	0.018061
0.01 – 0.01	0.00996	0.011704	1126	0.011548
0.00 – 0.01	0.00706	0.005090	800	0.005034
-0.00 – 0.00	0.00508	-0.001165	620	-0.001480
-0.01 – -0.00	0.00536	-0.007296	284	-0.007993
-0.02 – -0.01	0.00559	-0.013802	33	-0.014507
-0.02 – -0.02	0.00132	-0.019939	8	-0.021021
-0.03 – -0.02	0.00510	-0.028864	3	-0.027534

75. melléklet: WorkoutEnd: Score Ranking Overlay



76. melléklet: WorkoutEnd: Effects Plot (standardised)



7.8. A „NoFurtherRec” ügyletkategória LGD-jére készített regresszió

77. melléklet: NoFurtherRec: Global Wald-test

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	20	25.154705	1.257735	28.55	<.0001
Error	503	22.158698	0.044053		
Corrected Total	523	47.313403			

78. melléklet: NoFurtherRec: Model Fit Statistics

R-Square	0.5317		Adj R-Sq	0.5130
AIC	-1615.5491		BIC	-1610.3592
SBC	-1526.0578		C(p)	4.8866

79. melléklet: NoFurtherRec: Analysis of Effects

Effect	DF	Sum of Squares	F Value	Pr > F
AVG_PD	1	0.4073	9.25	0.0025
CUM_CPI_DS	1	0.2262	5.13	0.0239
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	1	0.9748	22.13	<.0001
DEFAULT_AGE_MONTHS	1	0.2438	5.54	0.0190
GDP_GROWTH_INDEX_DS	1	6.2741	142.42	<.0001
LANDLINE_PHONE_FLAG	1	0.1830	4.15	0.0421
MONTHS_TO_DEFAULT	1	1.6908	38.38	<.0001
REASON_PASTDUE	1	1.4432	32.76	<.0001
REGION	8	0.7113	2.02	0.0426
SETTLEMENT_TYPE	4	0.5189	2.94	0.0200

80. melléklet: NoFurtherRec: Analysis of ML-estimates (non-standardised)

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	-7.9544	1.2036	21.96	<.0001
AVG_PD	3.6371	1.1961	3.04	0.0025
CUM_CPI_DS	2.3466	1.0357	2.27	0.0239
CUM_REALWAGE_INDEX_DS	-2.7167	0.5775	-4.70	<.0001
DEFAULT_AGE_MONTHS	-0.00018	0.000078	-2.35	0.0190
GDP_GROWTH_INDEX_DS	9.0760	0.7605	11.93	<.0001
LANDLINE_PHONE_FLAG=0	0.0209	0.0103	2.04	0.0421
MONTHS_TO_DEFAULT	-0.0304	0.00490	-6.20	<.0001
REASON_PASTDUE=0	-0.1702	0.0297	-5.72	<.0001
REGION=Budapest & environs	-0.0347	0.0388	-0.89	0.3714
REGION=Central-Western	-0.0308	0.0283	-1.09	0.2766
REGION=Eastern	0.0284	0.0263	1.08	0.2811
REGION=North-Eastern	0.0488	0.0198	2.46	0.0142
REGION=North-Western	-0.0580	0.0305	-1.90	0.0577
REGION=South-Central	0.0361	0.0407	0.89	0.3751
REGION=South-Eastern	-0.0347	0.0326	-1.06	0.2878
REGION=South-Western	0.000328	0.0422	0.01	0.9938
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.0253	0.0383	0.66	0.5091
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	-0.0721	0.0227	-3.17	0.0016
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	0.00688	0.0180	0.38	0.7034
SETTLEMENT_TYPE=Small village	0.0298	0.0234	1.27	0.2030

81. melléklet: NoFurtherRec: Analysis of ML-estimates (standardised)

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Value</i>	<i>Pr > t </i>
Intercept	0.7094	0.0323	21.96	<.0001
LANDLINE_PHONE_FLAG=0	0.0209	0.0103	2.04	0.0421
REASON_PASTDUE=0	-0.1702	0.0297	-5.72	<.0001
REGION=Budapest & environs	-0.0347	0.0388	-0.89	0.3714
REGION=Central-Western	-0.0308	0.0283	-1.09	0.2766
REGION=Eastern	0.0284	0.0263	1.08	0.2811
REGION=North-Eastern	0.0488	0.0198	2.46	0.0142
REGION=North-Western	-0.0580	0.0305	-1.90	0.0577
REGION=South-Central	0.0361	0.0407	0.89	0.3751
REGION=South-Eastern	-0.0347	0.0326	-1.06	0.2878
REGION=South-Western	0.000328	0.0422	0.01	0.9938
SETTLEMENT_TYPE=Budapest & environs	0.0253	0.0383	0.66	0.5091
SETTLEMENT_TYPE=County town & environs	-0.0721	0.0227	-3.17	0.0016
SETTLEMENT_TYPE=Other city & environs	0.00688	0.0180	0.38	0.7034
SETTLEMENT_TYPE=Small village	0.0298	0.0234	1.27	0.2030
STD_AVG_PD	0.0417	0.0137	3.04	0.0025
STD_CUM_CPI_DS	0.0884	0.0390	2.27	0.0239
STD_CUM_REALWAGE_INDEX_DS	-0.0573	0.0122	-4.70	<.0001
STD_DEFAULT_AGE_MONTHS	-0.0251	0.0106	-2.35	0.0190
STD_GDP_GROWTH_INDEX_DS	0.1762	0.0148	11.93	<.0001
STD_MONTHS_TO_DEFAULT	-0.2216	0.0358	-6.20	<.0001

82. melléklet: NoFurtherRec: Fit Statistics

<i>Fit statistics</i>	<i>Statistics Label</i>	<i>Train</i>
AIC	Akaike's Information Criterion	-4777.62
ASE	Average Squared Error	0.04
AVERR	Average Error Function	0.04
DFE	Degrees of Freedom for Error	1448.00
DFM	Model Degrees of Freedom	21.00
DFT	Total Degrees of Freedom	1469.00
DIV	Divisor for ASE	1469.00
ERR	Error Function	55.23
FPE	Final Prediction Error	0.04
MAX	Maximum Absolute Error	1.03
MSE	Mean Square Error	0.04
NOBS	Sum of Frequencies	1469.00
NW	Number of Estimate Weights	21.00
RASE	Root Average Sum of Squares	0.19
RFPE	Root Final Prediction Error	0.20
RMSE	Root Mean Squared Error	0.20
SBC	Schwarz's Bayesian Criterion	-4666.48
SSE	Sum of Squared Errors	55.23
SUMW	Sum of Case Weights Times Freq	1469.00

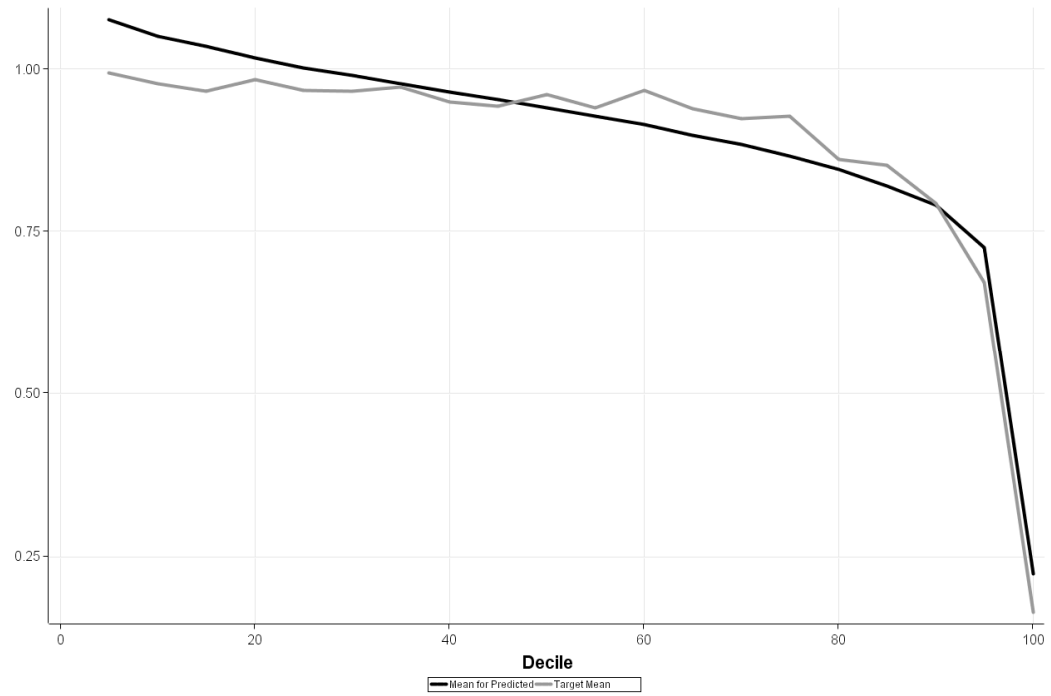
83. melléklet: NoFurtherRec: Assessment Score Rankings

<i>Decile</i>	<i>Observation Number</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>
0	.	.	.
5	73.45	0.99288	1.07581
10	73.45	0.97736	1.04989
15	73.45	0.96484	1.03409
20	73.45	0.98309	1.01595
25	73.45	0.96701	1.00124
30	73.45	0.96518	0.98958
35	73.45	0.97115	0.97658
40	73.45	0.94901	0.96443
45	73.45	0.94288	0.95220
50	73.45	0.96047	0.94006
55	73.45	0.93984	0.92685
60	73.45	0.96712	0.91356
65	73.45	0.93889	0.89788
70	73.45	0.92361	0.88346
75	73.45	0.92690	0.86568
80	73.45	0.86066	0.84568
85	73.45	0.85155	0.81977
90	73.45	0.79253	0.79005
95	73.45	0.67185	0.72490
100	73.45	0.16580	0.22351

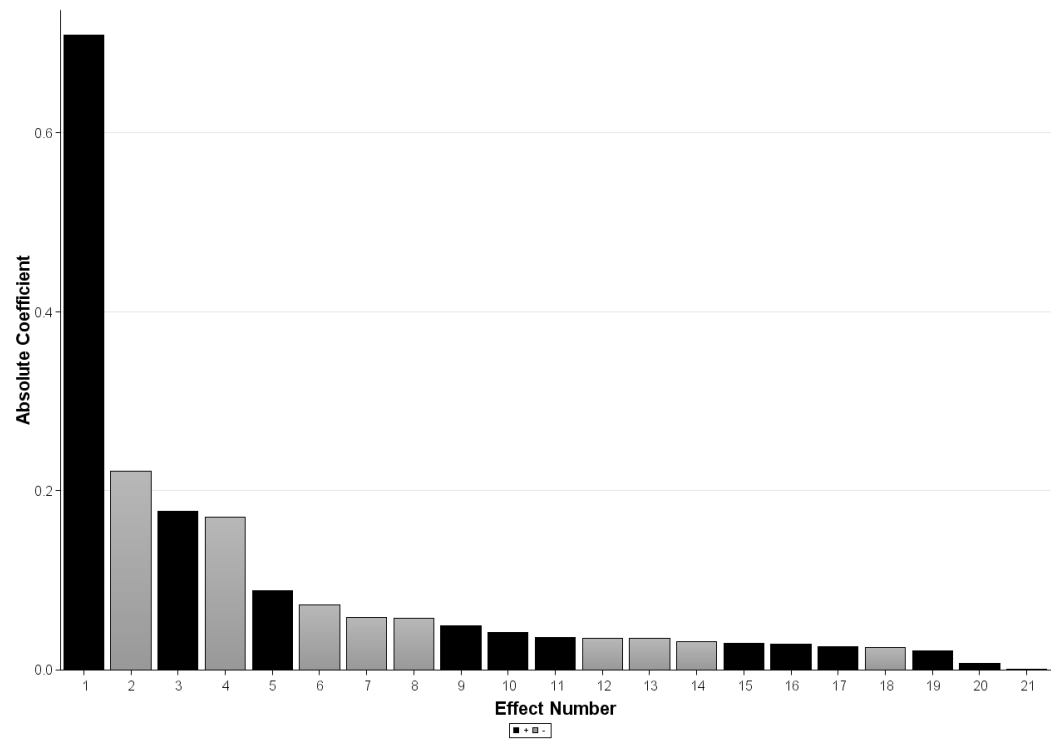
84. melléklet: NoFurtherRec: Assessment Score Distribution

<i>Range for Predicted</i>	<i>Target Mean</i>	<i>Mean for Predicted</i>	<i>Number of Observations</i>	<i>Model Score</i>
1.04 – 1.11	0.98459	1.05995	168	1.07609
0.96 – 1.04	0.96858	0.99637	402	0.99987
0.89 – 0.96	0.94790	0.92477	415	0.92365
0.81 – 0.89	0.88349	0.85077	257	0.84744
0.73 – 0.81	0.77405	0.77898	121	0.77122
0.66 – 0.73	0.69909	0.70778	25	0.69500
0.58 – 0.66	0.28740	0.61686	9	0.61879
0.50 – 0.58	0.41501	0.54149	10	0.54257
0.43 – 0.50	0.41334	0.47369	10	0.46635
0.35 – 0.43	0.19902	0.39261	8	0.39013
0.28 – 0.35	0.14902	0.31482	4	0.31392
0.20 – 0.28	0.02823	0.24203	2	0.23770
0.12 – 0.20	0.06576	0.15429	6	0.16148
0.05 – 0.12	0.05551	0.08693	10	0.08526
-0.03 – 0.05	0.02005	0.01383	12	0.00905
-0.11 – -0.03	0.02798	-0.04340	5	-0.06717
-0.18 – -0.11	0.05340	-0.11119	2	-0.14339
-0.26 – -0.18	0.00236	-0.25013	1	-0.21960
-0.33 – -0.26	0.05864	-0.33379	1	-0.29582
-0.41 – -0.33	0.02265	-0.41015	1	-0.37204

85. melléklet: NoFurtherRec: Score Ranking Overlay



86. melléklet: NoFurtherRec: Effects Plot (standardised)



Irodalomjegyzék

- ACHARYA, V. V. – BHARATH, S. T. – SRINIVASAN, A. [2003]: Understanding the Recovery Rates of Defaulted Securities. Centre for Economic Policy Research Discussion Papers, Working Paper, London Business School, London. Mimeo, pp. 1-35.
- ACHARYA, V. V. – BHARATH, S. T. – SRINIVASAN, A. [2007]: Does Industry-wide Distress Affect Defaulted Firms? – Evidence from Creditor Recoveries. *Journal of Financial Economics*, Vol. 85, No. 3, pp. 787-821.
- ACOCK, A. C. [2008]: A Gentle Introduction to Stata. 2nd Edition, Stata Press, Texas
- AGRESTI, A. [2002]: Categorical Data Analysis. 2nd Edition, Wiley Series in Probability and Statistics, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey
- AKAIKE, H. [1970]: Statistical Predictor Identification. *Annals of Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 22, No. 1, pp. 203-217.
- ALLEN, L. – DELONG, G. – SAUNDERS, A. [2004]: Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 28, Issue 4, pp. 727-752.
- ALLISON, P. D. [1998]: Survival Analysis Using SAS: A Practical Guide, SAS Publishing
- ALTMAN, E. I. [1989]: Measuring Corporate Bond Mortality and Performance. *Journal of Finance*, Vol. 44, No. 4, pp. 909-922.
- ALTMAN, E. I. [2001]: Altman High Yield Bond and Default Study. US Fixed Income High Yield Report, Salomon Smith Barney, July
- ALTMAN, E. I. [2007]: Global Debt Markets in 2007: New Paradigm or Great Credit Bubble. *Journal of Applied Corporate Finance*, Summer, pp. 17-31.
- ALTMAN, E. I. [2009]: Default Recovery Rates and LGD in Credit Risk Modeling and Practice: An Updated Review of the Literature and Empirical Evidence. Working Paper, New York University, Stern School of Business
- ALTMAN, E. I. – BRADY, B. – RESTI, A. – SIRONI, A. [2005a]: The Link Between Default and Recovery Rates: Theory, Empirical Evidence and Implications. New York University, Salomon Center Working Paper Series #S-03-4, *Journal of Business*, Vol. 78, No. 6, November, pp. 2203-2227.
- ALTMAN, E. – EBERHART, A. [1994]: Do Seniority Provisions Protect Bondholders' Investments? *Journal of Portfolio Management*, Summer, pp. 67-75.
- ALTMAN, E. – FANJUL, G. [2004]: Defaults and Returns in the High Yield Bond Market: Analysis Through 2003. NYU Salomon Center Working Paper, January
- ALTMAN, E. – HALDEMAN, R. – NARAYANAN, P. [1977]: ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, No. 1, July, pp. 29-54.
- ALTMAN, E. – KALOTAY, E. [2010]: A Flexible Approach to Modeling Ultimate Recoveries on Defaulted Loans and Bonds. 10th May 2010. URL:
http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/FlexibleRecovery_v1.1.pdf (letöltve: 2010.09.11.)
- ALTMAN, E. I. – KARLIN, B. [2009]: Defaults and Returns in the High-Yield Bond Market and Market Outlook: 2009 First-Half Report. NYU Salomon Center, Stern School of Business, August
- ALTMAN, E. I. – KISHORE, V. M. [1996]: Almost Everything You Wanted to Know About Recoveries on Defaulted Bonds. *Financial Analyst Journal*, Vol. 52, No. 6, November/December, pp. 57-64.
- ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONI, A. [2001]: Analyzing and Explaining Default Recovery Rates. ISDA Research Report, London, December
- ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONI, A. [2005b]: Loss Given Default: A Review of the Literature. In: ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONI, A. (eds.): Recovery Risk. The Next Challenge in Credit Risk Management. Risk Books, London. NYU Salomon Center and NYU Stern School of Business; Bocconi University, pp. 41-59.
- ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONI, A. [2006]: Default Recovery Rates: A Review of the Literature and Recent Empirical Evidence. *Journal of Finance Literature*, Vol. 2, Winter, pp. 21-45.
- AMEMIYA, T. [1981]: Qualitative Response Models: A Survey. *Journal of Economic Literature*, Vol. 19, December, pp. 1483-1536.
- AMEMIYA, T. [1985]: Advanced Econometrics. Harvard University Press. Large Sample Theory, pp. 80-104.
- ANDERSON, T. W. [1984]: An introduction to multivariate statistical analysis. 2nd Edition, Wiley, New York
- ARATEN, M. – JACOBS, JR., – VARSHEY, P. [2004]: Measuring LGD on Commercial Loans: An 18-Year Internal Study. *The RMA Journal*, Vol. 86, No. 8, May, pp. 28-35.
- ASARNOW, E. – EDWARDS, D. [1995]: Measuring Loss on Defaulted Bank Loans: A 24 Year Study. *Journal of Commercial Lending*, Vol. 77, No. 7, March, pp. 11-23.
- AZEN, S. – VAN GUILDER, M. [1981]: Conclusions regarding algorithms for handling incomplete data. Proceedings Statistical Computing Section, American Statistical Association, pp. 53-56.

- BAKSHI, G. – MADAN, D. – ZHANG, F. [2001]: Recovery in Default Risk Modeling: Theoretical Foundations and Empirical Applications. Working Paper, University of Maryland
- BAKSHI, G. – MADAN, D. – ZHANG, F. [2006a]: Understanding the Role of Recovery in Default Risk Models: Empirical Comparisons and Implied Recovery Rates. FDIC Center for Financial Research Working Paper, University of Maryland, 6th September 2006.
- BAKSHI, G. – MADAN, D. – ZHANG, F. [2006b]: Investigating the role of systematic and firm-specific factors in default risk: Lessons from empirically evaluating credit risk models. *Journal of Business* Vol. 79, pp. 1955-1988.
- BARANYI, A. – SZÉLES, ZS. [2010]: Egy hitelintézet kockázatvállalása és a bázeli szabályozás korlátai. *Pénzügyi Szemle*, Vol. 55, No. 1, pp. 168-180.
- BARCO, M. [2007]: Going Downturn. *Risk Magazine*, Vol. 20, No. 8, pp. 70-75.
- BARNARD, J. – RUBIN, D. B. [1999]: Small-sample degrees of freedom with multiple imputation. *Biometrika*, Vol. 86, No. 4, pp. 949-955.
- BARTLETT, M. S. [1996]: Multivariate Analysis. *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B, Vol. 9, pp. 176-197.
- BASTOS, JOÃO, A. [2009]: Forecasting bank loans loss-given-default. Working Paper, September. URL: <http://cemapre.iseg.utl.pt/archive/preprints/380.pdf> (letöltve: 2010.08.10.)
- BCBS [1988]: International convergence of capital measurement and capital standards. Basel Committee on Banking Supervision, July 1988. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs04a.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2004]: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. Revised Framework, Basel Committee on Banking Supervision, Bank of International Settlement, June 2004. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2009a]: History of the Basel Committee and its Membership. Basel Committee on Banking Supervision, Bank of International Settlement, August 2009. URL: <http://www.bis.org/bcbs/history.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2009b]: Enhancements to the Basel II framework. Basel Committee on Banking Supervision, July 2009. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs157.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2009c]: Revisions to the Basel II market risk framework. Basel Committee on Banking Supervision, July 2009. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs158.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2009d]: Guidelines for computing capital for incremental risk in the trading book. Basel Committee on Banking Supervision, July 2009. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs159.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2009e]: Strengthening the resilience of the banking sector. Basel Committee on Banking Supervision, Consultative document, December 2009. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs164.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2009f]: International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring. Basel Committee on Banking Supervision, Consultative document, December 2009. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs165.pdf> (letöltve: 2010.07.28.)
- BCBS [2010]: Basel III: International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring. Basel Committee on Banking Supervision, December 2010. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs188.pdf> (letöltve: 2011.07.25.)
- BCBS [2011]: Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems. Basel Committee on Banking Supervision, December 2010, Rev. June 2011. URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf> (letöltve: 2011.07.31.)
- BELLOTTI, T. – CROOK, J. [2008]: Modelling and estimating Loss Given Default for credit cards. Credit Research Centre, University of Edinburgh Business School, 10th November 2008.
- BELLOTTI, T. – CROOK, J. [2009]: Calculating LGD for credit cards. GFRMC Conference on Risk Management in the Personal Financial Services Sector. London
- BERGER, A. N. – UDELL, G. F. [1990]: Collateral, Loan Quality, and Bank Risk. *Journal of Monetary Economics*, Vol. 25, pp. 21-42.
- BHATIA, M. [2006]: Credit Risk Management & Basel II. – An Implication Guide. Risk Books, Navarra
- BODZÁSI, B. DR. [2010]: Az európai jelzálogpiacok integrálása és az ehhez kapcsolódó nemzetközi magánjogi kérdések (The Integration of the European Mortgage Markets and the Relating International Common-Law Issues). *Külgazdaság*, Vol. 7, No. 3-4, Jogi melléklet, pp. 23-46.
- BONFIM, D. [2009]: Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 33, pp. 281-299.
- BOS, R. J. – KELHOFFER, K. – KEISMAN, D. [2002]: Recovery Research. Ultimate Recovery in an Era of Record Defaults. Standard & Poor's, July
- BOX, G. E. – COX, D. R. [1964]: An analysis of transformation. *Journal of Royal Statistical Society*, Series B, Vol. 26, pp. 211-246.
- BRADY, B. – CHANG, P. – MIU, P. – OZDEMIR, B. – SCHWARTZ, D. C. [2007]: Discount Rate for Workout Recoveries: An Empirical Study. Social Science Research Network, Working Paper Series, August

- BUSE, A. [1982]: The Likelihood Ratio, Wald, and Lagrange-Multiplier Test: An Expository Note. *The American Statistician*, August, pp. 153-157.
- CALEM, P. S. – LACOUR-LITTLE, M. [2004]: Risk-Based Capital Requirements for Mortgage Loans. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 28, pp. 647-672.
- CAMPBELL, J. Y. – COCCO, J. F. [2003]: Household Risk Management and Optimal Mortgage Choice. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 118, November, pp. 1449-1494.
- CAREY, M. – GORDY, M. [2003]: Systematic Risk in Recoveries on Defaulted Debt. Mimeo, Federal Reserve Board, Washington, DC
- CARTY, L. V. – GATES, D. – GUPTON, G. M. [2000]: Bank Loan Loss Given Default. Moody's Investor Service, November
- CARTY, L. V. – LIEBERMANN, D. [1996]: Defaulted Bank Loan Recoveries. Moody's Investors Service, Moody's Special Comment, November
- CASELLI, S. – GATTI, S. – QUERCI, F. [2008]: The Sensitivity of the Loss Given Default Rate to Systemic Risk: New Empirical Evidence on Bank Loans. *Journal of Financial Services Research*, Vol. 34, No. 1, pp. 1-34.
- CEBS [2008]: CEBS's technical advice to the European commission on options and national discretions. Committee of European Banking Supervisors, June 2008. URL: <http://www.eba.europa.eu/getdoc/354c6e4c-f22a-46a0-9025-0c55f460a5a6/2008-17-10-Final-Advice-on-options-and-national-di.aspx> (letöltve: 2011.07.25.)
- CEBS [2009]: CEBS's second advice on options and national discretions. Committee of European Banking Supervisors, June 2009. URL: <http://www.eba.europa.eu/getdoc/8d794a1e-6ecb-4db5-97bd-55c1760095ef/CEBS-s-follow-up-advice-on-national-discretions.aspx> (letöltve: 2011.07.25.)
- CEBS [2010]: Results of the comprehensive quantitative impact study. Committee of European Banking Supervisors, December 2010. URL: <http://www.eba.europa.eu/cebs/media/Publications/Other%20Publications/QIS/EU-QIS-report-2.pdf> (letöltve: 2011.07.25.)
- CHABAANE, A. – LAURENT, J. P. – SALOMON, J. [2004]: Double Impact: Credit Risk Assessment and Collateral Value. Working Paper
- CHALUPKA, R. – KOPECSNI, J. [2009]: Modelling Bank Loan LGD of Corporate and SME Segment: A Case Study. Charles University in Prague, Faculty of Social Sciences, *Czech Journal of Economics and Finance*, Vol. 59, No. 4. (IES Working Paper, No. 27, 2008)
- CHATFIELD, C. – COLLINS, A. J. [1980]: Introduction to Multivariate Analysis. London, Chapman & Hall
- CHAVA, S. – STEFANESCU, C. – TURNBULL, S. M. [2008]: Modeling the loss distribution. Mays School of Business at Texas A&M University, London Business School, Bauer College of Business at University of Houston. Working Paper, 21st April
- CLAURETIE, T. M. [1990]: A Note on Mortgage Risk: Default vs. Loss Rate. *EREZEA Journal*, Vol. 18, No. 2, pp. 202-206.
- CLAURETIE, T. M. – HERZOG, T. [1990]: The Effect of State Foreclosure Laws on Loan Losses: Evidence from Mortgage Insurance Industry. *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 22, No. 2, pp. 221-233.
- COLLIN-DUFRESNE, P. – GOLDSTEIN, R. – HUGONNIER, J. [2004]: A general formula for valuing defaultable securities. *Econometrica*, Vol. 72, Issue 5, pp. 1377-1407.
- COX, D. R. [1970]: Analysis of Binary Data. London, Methuen
- COX, D. R. [1984]: Analysis of Survival Data. Chapman & Hall, London
- CRAWFORD, G. W. – ROSENBLATT, E. [1995]: Efficient Mortgage Default Option Exercise: Evidence from Loss Severity. *The Journal of Real Estate Research*, Vol. 10, No. 5, pp. 543-555.
- CROOK, J. – BELLOTTI, T. – ANDREEWA, G. – ANSELL, J. [2007]: New Methods of Estimating LGD for Consumer Loans. Symposium on Risk Management in the Retail Financial Services Sector, Imperial College London
- CROUHY, M. – GALAI, D. – MARK, R. [2000]: A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 24, pp. 59-117.
- CROUHY, M. – GALAI, D. – MARK, R. [2001]: Risk Management. McGraw-Hill, New York
- CSERNYÁK, L. DR. (szerk.) [1998]: Valószínűségszámítás. Matematika közgazdászoknak. Nemzeti Tankönyvkiadó, Budapest
- DAS, S. R. – HANOUNA, P. [2009]: Implied Recovery. Working Paper, Santa Clara University, 2nd May 2009
- DAVIDSON, R. – MACKINNON, J. G. [1981]: Several Tests for Model Specification in the Presence of Alternative Hypotheses. *Econometrica*, Vol. 49, pp. 781-793.
- DE LAROSIÈRE, J. [2009]: The High-level group on financial supervision in the EU: Report. Brussels, 25th February 2009. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/finances/docs/de_larosiere_report_en.pdf (letöltve: 2011.07.25.)
- DE SERVIGNY, A. – OLIVER, R. [2004]: Measuring and Managing Credit Risk. McGraw Hill, Boston

- DEMPSTER, A. P. – LAIRD, N. M. – RUBIN, D. B. [1977]: Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B. Methodological*, Vol. 39, pp. 1-38.
- DENG, Y. – QUIGLEY, J. – VAN ORDER, R. [2000]: Mortgage Terminations, Heterogeneity, and the Exercise of Mortgage Options. *Econometrica*, Vol. 68, March, pp. 275-307.
- DERKSEN, S. – KESELMAN, J. H. [1992]: Backward, Forward, and Stepwise Automated Subset Selection Algorithms. Frequency of Obtaining Authentic and Noise Variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, Vol. 45, pp. 265-282.
- DERMINE, J. – NETO DE CARVALHO, C. [2003]: Bank Loan Losses-given-default – Empirical Evidence. First draft, 20th October 2003, Mimeo
- DERMINE, J. – NETO DE CARVALHO, C. [2005]: How to Measure Recoveries and Provisions on Bank Lending: Methodology and Empirical Evidence. In: ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONI, A. (eds.): Recovery Risk. The Next Challenge in Credit Risk Management. Risk Books, London. NYU Salomon Center and NYU Stern School of Business; Bocconi University, pp. 101-119.
- DERMINE, J. – NETO DE CARVALHO, C. [2006]: Bank loan losses-given-default: A Case Study. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 30, Issue 4, pp. 1219-1243.
- DILLON, W. R. – GOLDSTEIN, M. [1987]: Multivariate Analysis. Methods and Applications. John Wiley & Sons, Inc., New York
- DONCHEV, T. [2009]: Modeling Defaults in Residential Mortgage Backed Securities: An Intensity Based Approach. NICB, The Merchant Bank of Choice, August
- DRAPER, N. – SMITH, H. [1981]: Applied Regression Analysis. John Wiley & Sons, Inc., New York
- DUFFEE, G. R. [1999]: Estimating the Price of Default Risk. *Review of Financial Studies*, Vol. 12, No. 1, Spring, pp. 197-225.
- DUFFIE, D. – SINGLETON, K. J. [1999]: Modeling the Term Structures of Defaultable Bonds. *Review of Financial Studies*, Vol. 12, pp. 687-720.
- DUFFIE, G. R. – SINGLETON, K. [2003]: Credit Risk: Pricing, Measurement, and Management. Princeton University Press
- DÜLLMANN, K. – TRAPP, M. [2004]: Systematic Risk in Recovery Rates. An Empirical Analysis of US corporate credit exposures. Working Paper, University of Mannheim
- DURRETT, R. [2005]: Probability: Theory and Examples. Brooks / Cole, Thomson Learning, Inc., Belmont, C.A.
- EALLES, R. – BOSWORTH, E. [1998]: Severity of Loss in the Event of Default in Small Business and Large Consumer Loans. *The Journal of Lending and Credit Risk Management*, May, pp. 58-65.
- EC [2001]: Commission Recommendation 2001/193/EC of 1st March 2001 on pre-contractual information to be given to customers by lenders offering home loans. European Commission, Journal of the European Union L69, 10th March 2001
- EC [2005]: Green Paper – Mortgage Credit in the EU. Commission of the European Communities. URL: http://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/site/en/com/2005/com2005_0327en01.pdf (letöltve: 2011.07.19.)
- EC [2007]: White Paper on the Integration of EU Mortgage Credit Markets. Commission of the European Communities. URL: http://www.mfcr.cz/cps/rde/xbcr/mfcr/White_Paper_MC.pdf (letöltve: 2011.07.19.)
- EC [2008a]: Public consultation on possible changes to the Capital Requirements Directive (CRD, consisting of Directives 2006/48/EC and 2006/49/EC). European Commission. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/consultation_en.pdf (letöltve: 2011.07.25.)
- EC [2008b]: Second public consultation on possible changes to the Capital Requirements Directive (CRD, consisting of Directives 2006/48/EC and 2006/49/EC). CRD potential changes on securitisation. European Commission. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/consultation2_en.pdf (letöltve: 2011.07.25.)
- EC [2008c]: Proposed changes to Trading Book Capital Requirements. European Commission, Commission Services Staff Working Document. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/feedback_en.pdf (letöltve: 2011.07.25.)
- EC [2009a]: Commission Directive 2009/27/EC of 7th April 2009 amending certain Annexes to Directive 2006/49/EC of the European Parliament and of the Council as regards technical provisions concerning risk management. European Commission, Journal of the European Union L94, 8th April 2009.
- EC [2009b]: Commission Directive 2009/83/EC of 27th July 2009 amending certain Annexes to Directive 2006/48/EC of the European Parliament and of the Council as regards technical provisions concerning risk management. European Commission, Journal of the European Union L196, 28th July 2009.
- EC [2009c]: Public Consultation regarding further possible changes to the Capital Requirements Directive (“CRD”). Possible further changes to the Capital Requirements Directive. European Commission, Commission Services Staff Working Document, 24th July 2009. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/consultations/docs/2009/capital_requirements_directive/CRD_consultation_document_en.pdf (letöltve: 2011.07.25.)

- EC [2009d]: Proposal for a Directive of the European Parliament and of the Council amending Directives 2006/48/EC and 2006/49/EC as regards capital requirements for the trading book and for re-securitisations, and the supervisory review of remuneration policies SEC(2009) 974 final SEC(2009) 975 final. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/com2009/Leg_Proposal_Adopted_1307.pdf (letöltve: 2011.07.25.)
- EC [2010a]: Possible further changes to the Capital Requirements Directive. European Commission, Commission Services Staff Working Document, 26th February 2010. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/consultations/2010/crd4_en.htm (letöltve: 2011.07.31.)
- EC [2010b]: Countercyclical Capital Buffer. European Commission, Consultation Document, 22nd October 2010. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/consultations/docs/2010/capitalbuffer/consultation_paper_en.pdf (letöltve: 2011.07.31.)
- EC [2010c]: Public consultation on possible measures to strengthen bank capital requirements for counterparty credit risk. European Commission, Consultation Document, 9th February 2011. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/consultations/docs/2011/credit_risk/consultation_paper_en.pdf (letöltve: 2011.07.31.)
- EC [2011a]: Proposal for a Directive of the European Parliament and of the Council on credit agreements relating to residential property. European Commission, Brussels, 31st March 2011. URL: http://www.europolitics.info/pdf/gratuit_en/291224-en.pdf (letöltve: 2011.08.10.)
- EC [2011b]: Impact Assessment. Accompanying the document Regulation on the European Parliament and of the Council on credit agreements relating to residential property. Commission Staff Working Paper, 31st March 2011. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/finances-retail/docs/credit/mortgage/sec_2011_356-ia_en.pdf (letöltve: 2011.08.10.)
- EC [2011c]: Proposal for a Regulation of the European Parliament and of the Council on prudential requirements for credit institutions and investment firms. European Commission, Brussels, 20th July 2011. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/CRD4_reform/20110720_regulation_proposal_part1_en.pdf; http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/CRD4_reform/20110720_regulation_proposal_part2_en.pdf; http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/CRD4_reform/20110720_regulation_proposal_part3_en.pdf (letöltve: 2011.07.31.)
- EC [2011d]: Proposal for a Directive of the European Parliament and of the Council on the access to the activity of credit institutions and the prudential supervision of credit institutions and investment firms and amending Directive 2002/87/EC of the European Parliament and of the Council on the supplementary supervision of credit institutions, insurance undertakings and investment firms in a financial conglomerate. European Commission, Brussels, 20th July 2011. URL: <http://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2011:0453:FIN:EN:PDF> (letöltve: 2011.07.31.)
- EC [2011e]: Impact Assessment. Accompanying the document Regulation on the European Parliament and of the Council on prudential requirements for credit institutions and investment firms. Commission Staff Working Paper, 20th July 2011. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/CRD4_reform/IA_regulation_en.pdf (letöltve: 2011.07.31.)
- EC [2011f]: Impact Assessment. Accompanying the document Proposal for a Directive of the European Parliament and of the Council on the access to the activity of credit institutions and the prudential supervision of credit institutions and investment firms and amending Directive 2002/87/EC of the European Parliament and of the Council on the supplementary supervision of credit institutions, insurance undertakings and investment firms in a financial conglomerate. Commission Staff Working Paper, 20th July 2011. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/CRD4_reform/IA_directive_en.pdf (letöltve: 2011.07.31.)
- EEC [1977]: Council Directive 77/780/EEC of 12th December 1977 on the coordination of laws, regulations and administrative provisions relating to the taking up and pursuit of the business of credit institutions. The Council of the European Communities. URL: <http://www.gbld.org/index.asp?mode=21&country=43> (letöltve: 2011.07.25.)
- EEC [1977]: Second Council Directive 89/646/EEC of 15th December 1989 on the coordination of laws, regulations and administrative provisions relating to the taking up and pursuit of the business of credit institutions and amending Directive 77/780/EEC. The Council of the European Communities. URL: <http://www.gbld.org/index.asp?mode=21&country=43> (letöltve: 2011.07.25.)
- EEC [1993]: Council Directive 93/6/EEC of 15th March 1993 on the capital adequacy on investments firms and credit institutions. The Council of the European Communities, Official Journal of the European Union L141, 11th June 1993

- EFRON, B. – TIBSHIRANI, R. J. [1993]: An Introduction to the Bootstrap. Chapman & Hall, New York
- ELUL, R. [2006]: Residential Mortgage Default. *Business Review*, Q3, pp. 21-30.
- EMERY, K. – CANTOR, R. – KEISMAN, D. – OU, S. [2007]: Moody's Ultimate Recovery Database. Moody's Investors Service, Global Credit Research, Special Comment, April
- ENGELMANN, B. – RAUHMEIER, R. (eds.) [2006]: The Basel II Risk Parameters. Estimation, Validation, and Stress Testing. Springer Verlag, Heidelberg/Berlin
- ENGLE, R. F. [1982]: A General Approach to Lagrangian Multiplier Diagnostics. *Annals of Econometrics*, Vol. 20, pp. 83-104.
- ENGLE, R. F. [1984]: Wald, Likelihood-Ratio and Lagrangian Multiplier Tests in Econometrics. In: GRILICHES, Z. – INTRILIGATOR, M. D. (eds.): Handbook of Econometrics. Elsevier, New York. Chapter 13, pp. 775-826.
- ENGLE, R. F. – BROWN, S. [1985]: Model Selection for Forecasting. J. Computation in Statistics
- EPC [2000]: Directive 2000/12/EC of the European Parliament and of the Council of 20th March 2000 relating to the taking up and pursuit of the business of credit institutions. European Parliament and of the Council, Official Journal of the European Union L126, 26th May 2000
- EPC [2006a]: Directive 2006/48/EC of the European Parliament and of the Council of 14th June 2006 relating to the taking up and pursuit of the business of credit institutions (recast). European Parliament and of the Council, Official Journal of the European Union L177, 30th June 2006
- EPC [2006b]: Directive 2006/49/EC of the European Parliament and of the Council of 14th June 2006 on the capital adequacy of investment firms and credit institutions (recast). European Parliament and of the Council, Official Journal of the European Union L177, 30th June 2006
- EPC [2008]: Directive 2008/48/EC of the European Parliament and of the Council of 23rd April 2008 on credit agreements for consumers and repealing Council Directive 87/102/EEC. European Parliament and of the Council, Official Journal of the European Union L133, 22nd May 2008
- EPC [2009]: Directive 2009/111/EC of the European Parliament and of the Council of 16th September 2009 amending directives 2006/48/EC, 2006/49/EC and 2007/64/EC as regards banks affiliated to central credit institutions, certain own funds items, large exposures, supervisory arrangements, and crisis management. European Parliament and of the Council, Official Journal of the European Union L302, 17th November 2009
- EPC [2010a]: Directive 2010/76/EU of the European Parliament and of the Council of 24th November 2010 amending Directives 2006/48/EC and 2006/49/EC as regards capital requirements for the trading book and for re-securitisations, and the supervisory review of remuneration policies. European Parliament and of the Council, Official Journal of the European Union L329, 14th December 2010
- EPC [2010b]: Regulation (EU) No. 1093/2010 of the European Parliament and of the Council of 24th November 2010 establishing a European Supervisory Authority (European Banking Authority), amending Decision No. 716/2009/EC and repealing Commission Decision 2009/78/EC Official Journal of the European Union L331, 15th December 2010
- EPC [2010c]: Regulation (EU) No. 1094/2010 of the European Parliament and of the Council of 24th November 2010 establishing a European Supervisory Authority (European Insurance and Occupational Pensions Authority), amending Decision No. 716/2009/EC and repealing Commission Decision 2009/79/EC, Official Journal of the European Union L331, 15th December 2010
- EPC [2010d]: Regulation (EU) No. 1095/2010 of the European Parliament and of the Council of 24th November 2010 establishing a European Supervisory Authority (European Securities and Markets Authority), amending Decision No. 716/2009/EC and repealing Commission Decision 2009/77/EC, Official Journal of the European Union L331, 15th December 2010
- EPC [2010e]: Regulation (EU) No. 1092/2010 of the European Parliament and of the Council of 24th November 2010 on European Union macro-prudential oversight of the financial system and establishing a European Systemic Risk Board Official Journal of the European Union L331, 15th December 2010
- EPC [2010f]: Council Regulation (EU) No. 1096/2010 of 17th November 2010 conferring specific tasks upon the European Central Bank concerning the functioning of the European Systemic Risk Board, Official Journal of the European Union L331, 15th December 2010
- EPC [2010g]: Directive 2010/78/EU of the European Parliament and of the Council of 24th November 2010 amending Directives 98/26/EC, 2002/87/EC, 2003/6/EC, 2003/41/EC, 2003/71/EC, 2004/39/EC, 2004/109/EC, 2005/60/EC, 2006/48/EC, 2006/49/EC and 2009/65/EC in respect of the powers of the European Supervisory Authority (European Banking Authority), the European Supervisory Authority (European Insurance and Occupational Pensions Authority) and the European Supervisory Authority (European Securities and Markets Authority), Official Journal of the European Union L331, 15th December 2010
- EVERITT, B. S. [2002]: The Cambridge Dictionary of Statistics. 2nd Edition, Cambridge University Press
- FELSOVALYI, A. – HURT, L. [1998]: Measuring Loss on Latin American Defaulted Bank Loans: A 27-Year Study of 27 Countries. *Journal of Lending and Credit Risk Management*, Vol. 81, No. 2, pp. 41-46.

- FINGER, C. [1999]: Conditional Approaches for CreditMetrics® Portfolio Distributions. CreditMetrics® Monitor, April
- FISHER, R. A. [1936]: The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, pp. 179-188.
- FRIDSON, M. – GARMAN, M. C. – OKASHIMA, K. [2000]: Recovery Rates: The Search for Meaning. Merrill Lynch, March
- FRIEDMAN, C. – SANDOW, S. [2003]: Ultimate Recoveries. *Risk Magazine*, Vol. 16, August, pp. 69-73.
- FRYE, J. [2000a]: Collateral Damage. A Source of Systematic Credit Risk. *Risk Magazine*, Vol. 13, No. 4, April, pp. 91-94.
- FRYE, J. [2000b]: Collateral Damage Detected. Federal Reserve Bank of Chicago Working Paper, Emerging Issues Series, October, pp. 1-14.
- FRYE, J. [2000c]: Depressing Recoveries. *Risk Magazine*, Vol. 13, No. 11, November, pp. 108-111.
- FRYE, J. [2003]: A False Sense of Security. LGD in High Default Years. *Risk Magazine*, Vol. 16, No. 8, August, pp. 63-67.
- FRYE, J. [2004]: Recovery Risk and Economic Capital. Federal Reserve Bank of Chicago. In: DEV, A. (ed.) [2004]: Economic Capital. A Practitioner Guide. Risk Books, pp. 49-67.
- FÜSTÖS, L. – KOVÁCS, E. – MESZÉNA, GY. – SIMONNÉ, M. N. [2004]: Alakfelismerés. Sokváltozós statisztikai módszerek. Új Mandátum Kiadó, Budapest
- GLÖBNER, P. – STEINBAUER, A. – IANOVA, V. [2006]: International LGD Estimation in Practice. *WILMOTT Magazine*, Vol. 1, pp. 86-91.
- GORDY, M. [2000]: A Comparative Anatomy of Credit Risk Models. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 24, No. 1-2, January, pp. 119-149.
- GREENE, W. H. [2003]: Econometric Analysis. 5th Edition (International student), Prentice Hall, New Jersey
- GRIPPA, P. S. – IANNOTTI, F. – LEANDRI, F. [2005]: Recovery rates in the banking industry: stylised facts emerging from the Italian experience. In: ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONA, A. (eds.): Recovery Risk. Risk Books, London, pp. 121-141.
- GRUENSTEIN, J. [1995]: Predicting Residential Mortgage Defaults. Paper presented at the American Real Estate and Urban Economics Meeting, January
- GRUNERT, J. – WEBER, M. [2005]: Recovery Rates of Bank Loans: Empirical Evidence for Germany. Department of Banking and Finance, University of Mannheim, Working Paper, March
- GRUNERT, J. – WEBER, M. [2009]: Recovery Rates of Commercial Lending: Empirical Evidence for German Companies. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 33, pp. 505-513.
- GUPTON, G. – FINGER, C. – BHATIA, M. [1997]: CreditMetrics™, JP Morgan & Co Technical Document
- GUPTON, G. M. – GATES, D. – CARTY, L. V. [2000]: Bank Loan Loss Given Default. Global Credit Research, Moody's Investor Service, November
- GUPTON, G. M. – STEIN, R. M. [2002]: Losscalc™: Model for Predicting Loss Given Default (LGD). Global Credit Research, Moody's KMV, Moody's Investor Service, New York, February
- GUPTON, G. M. – STEIN, R. M. [2005]: Losscalc V2: Dynamic Prediction of LGD, Modelling Methodology. Moody's KMV Company, Moody's Investor Service, January, pp. 1-44.
- HAITOVSKY, Y. [1969]: A Note on the Maximization of $\bar{R}^2$. *American Statistician*, Vol. 23, February, pp. 20-21.
- HAJDU, O. [2003]: Többváltozós statisztikai számítások. Statisztikai módszerek a társadalmi és gazdasági elemzésekben. Központi Statisztikai Hivatal, Budapest
- HAJDU, O. (szerk.) [2004]: Statisztika III. Egyetemi jegyzet, Budapest
- HAMILTON, D. T. – GUPTON, G. M. – BERTHAULT, A. [2001]: Default and Recovery Rates of Corporate Bond Issuers: 2000. Moody's Investors Service, February
- HAMILTON, D. T. – VARMA, P. – OU, S. – CANTOR, R. [2003]: Loss. Characteristics of Commercial Mortgage Foreclosure
- HARPER, W. L. – HOOKER, C. A. (eds.) [1976]: Foundations of Probability Theory, Statistical Inference, and Statistical Theory of Science. Vol. 2, Boston, D. Riedel
- HARREL, F. E. [2001]: Regression Modeling Strategies: With Applications to Linear Models, Logistic Regression, and Survival Analysis. Springer Series in Statistics. Springer-Verlag, New York
- HARTWIG, F. – DEARING, B. E. [1979]: Exploratory Data Analysis. Sage Publications, Beverly Hills, London
- HECKMAN, J. [1976]: The Common Structure of Statistical Models of Truncation, Sample Selection, and Limited Dependent Variables and a Sample Estimator for such Models. *Annals of Economic and Social Measurement*, Vol. 5, No. 4, pp. 475-492.
- HLAWATSCH, S. – OSTROWSKI, S. [2010]: Simulation and Estimation of Loss Given Default. Otto-von-Guericke-University Magdeburg, FEMM Working Paper, No. 10, Faculty of Economics and Management Magdeburg, Working Paper Series, March
- HU, Y.-T. – PERRAUDIN, W. [2002]: The Dependence of Recovery Rates and Defaults. Working Paper, Birkbeck College, Mimeo, February

- HUANG, X. – OOSTERLEE, C. W. [2008]: Generalized Beta Regression Models for Random Loss-Given-Default. Delft University of Technology Report 08-10.
- HULL, J. – WHITE, A. [1995]: The Impact of Default Risk on the Prices of Options and Other Derivative Securities. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 19, pp. 299-322.
- HUNYADI, L. – VITA, L. [2004]: Statisztika közgazdászoknak. Statisztikai módszerek a társadalmi és gazdasági elemzésekben. 3. kiadás, Központi Statisztikai Hivatal, Budapest
- INFO-DATAX [2006]: Összbanki LGD adatbázis adatmodellje. Tanulmány a Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete „A lakossági és vállalati kockázatok minősítésének fejlesztési koncepciója, figyelemmel Bázél II. követelményrendszerére” c. pályázata keretében, Info-Datax Kft., július
- ISDA [2003]: European Loss Given Study, Summary Information Package. International Swaps and Derivatives Association. URL: http://www.isda.org/c_and_a/pdf/european-loss-given-default.pdf (letöltve: 2010.08.02.)
- JARROW, R. A. – LANDO, D. – TURNBULL, S. M. [1997]: A Markov Model for the Term Structure of Credit Risk Spreads. *Review of Financial Studies*, Vol. 10, pp. 481-523.
- JARROW, R. – PROTTER, P. [2004]: Structural vs Reduced Form Models: A New Information Based Perspective. *Journal of Investment Management*, Vol. 2, No. 2, pp. 34-43.
- JARROW, R. A. – TURNBULL, S. M. [1995]: Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk. *Journal of Finance*, Vol. 50, pp. 53-86.
- JOHNSTON, J. [1984]: Econometric Methods. McGraw-Hill, New York
- JOKIVUOLLE, E. – PEURA, S. [2003]: A Model for Estimating Recovery Rates and Collateral Haircuts for Bank Loans. *European Financial Management*, Vol. 9, No. 3, pp. 299-314.
- KARDOSNÉ, V. ZS. [2010]: Várható változások az európai tőkeszabályozásban. *Hitelintézeti Szemle*, Vol. 9, No. 3, pp. 236-248.
- KEISMAN, D. – VAN DE CASTLE, K. [1999]: Recovering Your Money: Insights into Losses from Defaults. Standard & Poor's Creditweek, June
- KEISMAN, D. [2004]: Ultimate Recovery Rates on Bank Loan and Bond Defaults. Standard & Poor's, Loss Stats, New York
- KEISMAN, D. – MARSELLA, T. [2009]: Recoveries on Defaulted Debt in an Era of Black Swans. Moody's Global Corporate Finance, Moody's Investor Service, June
- KENNEDY, P. [1992]: A Guide to Econometrics. Cambridge, MA, The MIT Press
- KIM, I. J. – RAMASWAMY, K. – SUNDARESAN, S. [1993]: Does Default Risk in Coupons Affect the Valuation of Corporate Bonds?: A Contingent Claims Model. *Financial Management*, Vol. 22, No. 3, pp. 117-31.
- KIM, J. O. – CURRY, J. [1977]: The treatment of missing data in multivariate analysis. *Sociological Methods Research*, Vol. 6, Issue 2, pp. 215-240.
- KLEINBAUM, D. G. – KUPPER, L. L. – MULLER, K. E. – NIZAM, A. [1998]: Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods. 3rd Edition, Brooks/Cole Publishing Company, Duxbury Press, pp. 656-686.
- KLUGMAN, S. A. – PANJER, H. H. – WILLMOT, G. E. [2008]: Loss Models. From Data to Decisions. 3rd Edition, John Wiley & Sons, Inc., New Jersey
- KPMG [2010]: Bázél III és a szabályozási keretrendszer változása. Tények és feladatok, koncepciók és dilemmák. KPMG Tanácsadó Kft. URL: http://www.kpmg.com/HU/hu/IssuesAndInsights/ArticlesPublications/Documents/Bázél%20III%20és%20a%20szabályozási%20keretrendszer%20változása_2010_web.pdf (letöltve: 2011.07.30.)
- KRÖPFL, B. – PESCHEK, W. – SCHNEIDER, E. – SCHÖNLIEB, A. [2000]: Alkalmazott statisztika. Műszaki Könyvkiadó, Budapest
- LANDO, D. [2004]: Credit Risk Modeling: Theory and Applications. Princeton University Press
- LEE, S.-P. – LIU, D.-Y. [2002]: Determinants of Defaults in Residential Mortgage Payments: A Statistical Analysis. *The International Journal of Management*, Vol. 49, No. 2, June, pp. 377-389.
- LEI [2010]: An assessment of the long-term economic impact of stronger capital and liquidity requirements. Basel Committee on Banking Supervision, Long-term Economic Impact Workgroup, August 2010. URL: <http://www.bis.org/publ/bcb173.pdf> (letöltve: 2011.07.30.)
- LEKKAS, V. – QUIGLEY, J. M. – VAN ORDER, R. [1993]: Loan Loss Severity and Optimal Mortgage Default. *Journal of the American Real Estate and Urban Economics Association*, Vol. 21, No. 4, pp. 353-371.
- LEVY, A. – HU, Z. [2006]: Incorporating Systematic Risk in Recovery: Theory and Evidence. Working Paper, Moody's KMV Company, Moody's Investor Service
- LINDLEY, D. V. [1957]: A Statistical Paradox. *Biometrika*, Vol. 44, No. 1-2, pp. 187-192.
- LITTLE, R. J. A. – RUBIN, D. B. [2002]: Statistical Analysis with Missing Data. 2nd Edition, John Wiley & Sons, New Jersey
- LONG, J. S. [1997]: Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables. Advanced Quantitative Techniques in the Social Sciences, Series 7, SAGE Publications, Inc.

- LONGSTAFF, F. A. – SCHWARTZ, E. S. [1995]: A Simple Approach to Valuing Risky Fixed and Floating Rate Debt. *Journal of Finance*, Vol. 50, pp. 789-819.
- LUCAS, A. [2006]: Basel II Problem Solving. QFRMC Workshop and Conference on Basel II & Credit Risk Modelling in Consumer Lending, Southampton
- MACKINNON, J. G. [1992]: Model Specification Tests and Artificial Regression. *Journal of Economic Literature*, Vol. 30, pp. 102-145.
- MACLACHLAN, I. [2005]: Choosing the Discount Factor for Estimating Economic LGD. In: ALTMAN, E. I. – RESTI, A. – SIRONI, A. (eds.): Recovery Risk. The Next Challenge in Credit Risk Management. Risk Books, London, pp. 285-305.
- MADDALA, G. S. [1983]: Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics. Cambridge, Cambridge University Press, Section 2, Discrete Regression Models
- MADDALA, G. S. [2004]: Bevezetés az ökonometriába. Nemzetközi Tankönyvkiadó, Budapest. Source: MADDALA, G. S. [2001]: Introduction to Econometrics, John Wiley & Sons, Ltd.
- MAG [2010]: Assessing the macroeconomic impact of the transition to stronger capital and liquidity requirements – Interim Report. Basel Committee on Banking Supervision, Macroeconomic Assessment Group, December 2010. URL: <http://www.bis.org/publ/othp12.htm> (letöltve: 2011.07.30.)
- MANSKI, C. F. [1991]: Regression. *Journal of Economic Literature*, American Economic Association, Vol. 29, No. 1, March, pp. 34-50.
- MAYS, E. (ed.) [1998]: Credit Risk Modeling. Design and Application. Glenlake Publishing Company, Ltd., Amacom, American Management Association, New York
- MCNABB, H. – WYNN, A. [2000]: Principles and Practice of Consumer Credit Risk Management. Institute of Financial Services, CIB Publishing
- MEDVEGYEV, P. [2002]: Valószínűségszámítás. Fejezetek a matematikai analízisből és a valószínűségszámításból. 1. kötet, Aula Kiadó, Budapest
- MELNICK, E. L. – EVERITT, B. S. (eds.) [2008]: Encyclopedia of Quantitative Risk Analysis and Assessment. John Wiley & Sons, Inc.
- MERTON, R. C. [1973]: Theory of Rational Option Pricing. *Bell Journal of Economics and Management Science*, Vol. 4, pp. 41-83.
- MERTON, R. C. [1974]: On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *Journal of Finance*, Vol. 29, pp. 449-471.
- MIU, P. – OZDEMIR, B. [2006]: Basel Requirement of Downturn LGD: Modeling and Estimating PD & LGD Correlations. *Journal of Credit Risk*, Summer, Vol. 2, No. 2, pp. 43-68.
- MJE [2008]: LGD-adatbázis rendszerterv. Magyar Jelzálogbank Egyesület, 2008. március 7.
- MOOD, A. M. – GRAYBILL, F. A. – BOES, D. C. [1974]: Introduction to the Theory of Statistics. McGraw-Hill, New York
- MORAL, G. – GARCÍA-BAENA, R. [2002]: LGD Estimates in a Mortgage Portfolio. Estabilidad Financiera, Banco de España, Vol. 3, pp. 127–164. (Financial Stability Review)
- MORAL, G. – OROZ, M. [2002]: Interest Rates and LGD Estimates. Manuscript
- MORRISON, D. F. [1967]: Multivariate Statistical Methods. McGraw-Hill, New York
- MYERS, R. H. [1990]: Classical and Modern Regression with Applications. PWS-KENT Publishing Co., Boston
- NELDER, J. A. – WEDDERBURN, R. W. [1972]: Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, Vol. 135, No. 3, pp. 370-384.
- NEROV, M. – PRESS, S. J. [1973]: Univariate and Multivariate Log-Linear and Logistic Models. Report R-1306-EDA/NIH, Rand Corporation, Santa Monica, CA, December
- NETER, J. – WASSERMAN, W. – KUTNER, M. H. [1990]: Applied Linear Statistical Models. IRWIN Inc., Boston
- OENB. [2004]: Guidelines on Credit Risk Management. Rating Models and Validation. Oesterreichische Nationalbank. URL: http://www.oenb.at/en/img/rating_models_tcm16-22933.pdf (letöltve: 2010.08.02.)
- O'SHEA, S. – BONELLI, S. – GROSSMAN, R. [2001]: Bank Loan and Bond Recovery Study: 1997-2000. Fitch Loan products special report, IBCA, March
- PAPKE, L. E. – WOOLDRIDGE, J. M. [1996]: Econometric methods for fractional response variables with an application to 401 (K) plan participation rates. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11, No. 6, pp. 619-632.
- PAULOVICS, O. [2005]: LGD modellezés elméletben és gyakorlatban. *Hitelintézeti Szemle*, Vol. 4, No. 5-6, pp. 63-83.
- PAULOVICS, O. [2006]: Hitelezési-veszteség modellek. *Fejlesztés és Finanszírozás*. Vol. 3, No. 3, pp. 74-81.
- PETER, C. [2006]: Estimating Loss Given Default – Experiences from Banking Practise. In: ENGELMANN, B. – RAUHMEIER, R. (eds.): The Basel II Risk Parameters: Estimation, Validation, and Stress Testing. Springerlink, Budapest, pp. 143-175.
- PLACKETT, R. L. [1981]: The Analysis of Categorical Data. Griffin, London

- POLÍVKA, J. [2008]: LGD Parameter Scoring using Beta Regression Model. Conference Paper, Ostrava, 11-12.
- PSZÁF [2005]: A hitelintézetek és befektetési vállalkozások új tőkekövetelmény szabályaira (CRD) vonatkozó szakmai anyagok. 2. átdolgozott változat, Pénzügyi Szervezete Állami Felügyelete, July 2005. URL: http://www.pszaf.hu/data/cms179662/bazel2_konzcrd_v2.pdf (letöltve: 2011.07.25.)
- PSZÁF [2008a]: A tőke megfelelés belső értékelési folyamata (ICAAP). Útmutató a felügyelt intézmények részére. Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete, január
- PSZÁF [2008b]: A Szolvencia II keretdirektíva-javaslat és a CRD elemeinek összehasonlítása. Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete, január
- PSZÁF [2008c]: Validációs Kézikönyv. A belső minősítésen alapuló módszerek és a működési kockázat fejtett mérési módszereinek (AMA) bevezetéséről, értékeléséről, jóváhagyásáról. I. rész: A belső minősítésen alapuló módszer. Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete, június
- PSZÁF [2009]: Összefoglaló a tőkekövetelmény direktíva módosítására vonatkozó nyilvános konzultációra bocsátott bizottsági munkaanyagról. Pénzügyi Szervezete Állami Felügyelete. URL: http://www.pszaf.hu/data/cms2039719/CRD_mod_konz.pdf (letöltve: 2010.07.25.)
- PSZÁF [2010]: A hitelintézetek és befektetési vállalkozások tőkekövetelmény szabályozásának (CRD) a közelmúltban elfogadott és jelenleg folyamatban lévő uniós módosításai. Pénzügyi Szervezete Állami Felügyelete. URL: http://www.pszaf.hu/data/cms2109746/CRD_I_IV_aktualizalt_internetre.pdf (letöltve: 2010.07.25.)
- PYKHTIN, M. [2003]: Unexpected Recovery Risk. *Risk Magazine*, August, Vol. 16, No. 8, pp. 74-78.
- PWC [2004]: PricewaterhouseCoopers study on the consequences of the draft proposed new capital requirements for banks and investment firms in the European Union. PricewaterhouseCoopers, 8th April 2004. URL: http://ec.europa.eu/internal_market/bank/docs/regcapital/studies/2004-04-basel-impact-study_en.pdf (letöltve: 2011.07.30.)
- QI, M. [2005]: Survey of Research on Downturn LGD. Basel Accord Implementation Group Work Paper
- QI, M. – YANG, X. [2009]: Loss Given Default of High Loan-to-value Residential Mortgages. Risk Management Research Report, *Journal of Banking & Finance*, 33, pp. 788-799. (QI, M. – YANG, X. [2007]: Loss Given Default of High Loan-to-value Residential Mortgages. Economics and Policy Analysis working Paper, No. 4, August)
- QUERCI, F. [2005]: Loss Given Default on a medium-sized Italian bank's loans: an empirical exercise. European Financial Management Association, Milan, Italy
- RAMANATHAN, R. [1993]: Statistical Methods in Econometrics. Academic Press, San Diego
- RAMANATHAN, R. [2003]: Bevezetés az ökonometriába, alkalmazásokkal. Panem Kiadó, Budapest. (Source: RAMANATHAN, R. [2002]: Introductory Econometrics with Applications. 5th Edition, Harcourt College Publishers, New York)
- RAMSEY, J. B. [1969]: Tests for Specification Errors in Classical Linear Least Squares Regression Analysis. *Journal of Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 31, pp. 350-371.
- RENAULT, O. – SCAILLET, O. [2004]: On the Way to Recovery: A Nonparametric Bias Free Estimation of Recovery Rate Densities. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 28, No. 12, pp. 2915-2931.
- ROCHE, J. – BRENNAN, W. – MCGIRT, D. – VERDE, M. [1998]: Bank Loan Ratings. In: FABOZZI, F. J. [1998]: Bank Loans: Secondary Market and Portfolio Management. Frank J. Fabozzi Associates, New Hope, Pennsylvania, pp. 57-70.
- ROSENBERG, E. – GLEIT, A. [1994]: Quantitative Methods in Credit Management: A Survey. *Operations Research*, Vol. 42, pp. 589-613.
- ROTH, P. L. – SWITZER, F. S. [1995]: A Monte Carlo Analysis of Missing Data Techniques in a HRM Setting. *Journal of Management*, Vol. 21, No. 5, pp. 1003-1023.
- RUBIN, D. B. [1976]: Inference and Missing Data. *Biometrika*, Vol. 63, pp. 581-593.
- SABATO, G. – SCHMID, M. M. [2008]: Estimating Conservative Loss Given Default. 10th September. URL: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1136762 (letöltve: 2010.09.03.)
- SACHS, L. [1982]: Applied Statistics. A Handbook of Techniques. Springer Verlag, New York – Heidelberg – Berlin
- SCHILLER, R. – WEIS, A. [1997]: Evaluating Real Estate Valuation Systems. Paper presented at the American Real Estate and Urban Economics Meeting, January
- SCHLAFFER, J. L. [1997]: Analysis of Incomplete Multivariate Data. Chapman & Hall, London
- SCHUERMANN, T. [2005]: What Do We Know About Loss Given Default? In: ALTMAN, E. – RESTI, A. – SIRONI, A. (eds.): Recovery Risk: The Next Challenge in Credit Risk Management. Risk Books, London, pp. 3-24.
- SOÓS, J. [2011]: Az új európai pénzügyi felügyeleti struktúra. *Európai Tükör*, No. 2, pp. 126-140.
- SHARMA, S. [1996]: Applied Multivariate Techniques. John Wiley & Sons, Inc., New York
- SHIBATA, R. [1981]: An Optimal Selection of Regression Variables. *Biometrika*, Vol. 68, pp. 45-54.
- SILVEY, D. S. [1959]: The Lagrange Multiplier Test. *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 30, pp. 389-407.

- SMITH, L. – SANCHEZ, S. – LAWRENCE, E. [1999]: A comprehensive model for managing credit risk on home mortgage portfolios. *Decision Sciences*, Vol. 27, No. 2, pp. 291-317.
- SPANOS, A. [1999]: Probability Theory and Statistical Inference. Econometric Modeling with Observational Data. Cambridge University Press, pp. 77-190.
- SZÁJER, J. [2010]: Az Európai Parlament megerősített szerepe Lisszabon után. Átruházott és végrehajtási jogkörök – újabb lépés egy demokratikusabb Európai Unió felé. *Európai Tükör*, Vol. 10, No. 9, pp. 27-31.
- SZOMBATI, A. [2010]: Bázel III. rendszerszintű hatásai itthon és Európában. MNB-szemle, Magyar Nemzeti Bank, December, pp. 33-42.
- TAJTI, ZS. [2010]: An application of historical internal and external data for loss given default calculation. 7th International Conference of PhD Students, University of Miskolc, 8-12th August, pp. 131-136.
- TAJTI, ZS. [2011]: A bázeli ajánlások és a tőke megfelelési direktíva (CRD) formálódása. *Hitelintézeti Szemle*, Vol. 10, No. 5, pp. 499-519.
- TERTÁK, E. DR. [2010]: Változások a bankszabályozásban. 48. Közgazdász vándorgyűlés, Szeged, 1st October. URL: http://www.mkt.hu/docs/2010-10-03-11-09-09-Tertak_Elemer.ppt (letöltve: 2011.07.31.)
- THEIL, H. [1971]: Principles of Econometrics. John Wiley & Sons, Inc., New York
- THOMAS, L. C. – MATUSZYK, A. – MOORE, A. [2007a]: Collections policy comparison in LGD modelling. 3rd September, URL: <http://www.management.soton.ac.uk/research/publications/CRR-09-03.pdf> (letöltve: 2010.08.09.)
- THOMAS, L. C. – MUES, C. – MATUSZYK, A. [2007b]: Modelling LGD for unsecured personal loans: Decision tree approach. CORMSIS WP 07/07, School of Management, University of Southampton. *Journal of Operational Research Society*, Vol. 61, March, pp. 393-398.
- THORNBURN, K. [2000]: Bankruptcy auctions: costs, debt recovery and firm survival. *Journal of Financial Economics*, Vol. 58, No. 3, pp. 337-368.
- TOBIN, J. [1958]: Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables. *Econometrica*, Vol. 26, pp. 24-36.
- TUKEY, J. W. [1977]: Explanatory Data Analysis. Addison-Wesley, Tukey
- UNAL, H. – MADAN, D. – GÜNTAY, L. [2001]: Pricing the Risk of Recovery in Default with APR violation. University of Maryland, August
- VERDE, M. [2003]: Recovery Rates Return to Historic Norms. Fitch Ratings, September
- WEBSTER, A. [1992]: Applied Statistics for Business and Economics. Broadley University, Richard D. Irwin, Inc., Homewood IL 60430, Boston MA 02116
- WEISBERG, S. [1985]: Applied Linear Regression. 2nd Edition, John Wiley & Sons, Inc., New York
- WILSON, T. C. [1998]: Portfolio Credit Risk. Federal Reserve Board of New York, Economic Policy Review, October, pp. 71-82.
- WITTEN, I. H. – FRANK, E. [2005]: Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques. 2nd Edition, Elsevier, Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- WOOLDRIDGE, J. M. [2009]: Introductory Econometrics: A modern approach. 4th Edition (International student), South-Western. Multiple Regression Analysis: Estimation. Chapter 3, pp. 68-113.; More on Specification and Data Issues, Chapter 9, pp. 300-337.; Limited Dependent Variable Models and Sample Selection Corrections, Chapter 17, pp. 574-622.
- ZHANG, Z. [2009a]: Recovery Rates and Macroeconomic Conditions: The Role of Loan Covenants. MPRA, Munich Personal RePEc Archive, Paper No. 17521, Boston College, 2nd September 2009
- ZHANG, J. – THOMAS, L. C. [2009b]: Comparison of single distribution and mixture distribution models for modelling LGD. Quantitative Financial Risk Management Centre, School of Management, University of Southampton, CRR-09-04

Jogszabályok

1996. évi CXII. törvény a hitelintézetekről és a pénzügyi vállalkozásokról (Hpt.)
- 244/2000. (XII.24.) Kormányrendelet a kereskedési könyvben nyilvántartott pozíciók, kockázatvállalások, a devizaárfolyam kockázat és nagykockázatok fedezetéhez szükséges tőkekövetelmény megállapításának szabályairól és a kereskedési könyv vezetésének részletes szabályairól (Kkr.)
- 250/2000. (XII.24.) Kormányrendelet a hitelintézetek és a pénzügyi vállalkozások beszámoló készítési és könyvvezetési kötelezettségeinek sajátosságairól
- 381/2007. (XII.23.) Kormányrendelet a hitelintézet partnerkockázatának kezeléséről
- 196/2007. (VII.30.) Kormányrendelet a hitelezési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről (Hkr.)
- 200/2007. (VII.30.) Kormányrendelet a működési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről (Mkr.)