

BUDAPESTI CORVINUS EGYETEM

**GAZDASÁGI SZERVEZETEK FENNMARADÁSÁNAK
ÉS FIZETŐKÉPESSÉGÉNEK ELŐREJELZÉSE**

PH. D. ÉRTEKEZÉS

Kristóf Tamás

Budapest, 2008

Kristóf Tamás
Gazdasági szervezetek fennmaradásának
és fizetőképességének előrejelzése

Budapesti Corvinus Egyetem
Jövő kutatás Tanszék

Témavezető: Nováky Erzsébet, DSc

**Budapesti Corvinus Egyetem
Gazdálkodástani Ph.D. program**

**Gazdasági szervezetek fennmaradásának
és fizetőképességének előrejelzése**

Ph.D. értekezés

Kristóf Tamás

Budapest, 2008

TARTALOMJEGYZÉK

BEVEZETÉS	9
1. A GAZDASÁGI SZERVEZETEK FENNMARADÁSÁVAL ÉS A CSŐDELŐREJELZÉSEL KAPCSOLATOS ELMÉLETI KÉRDÉSKÖRÖK.....	14
1.1. A szervezetek fennmaradásával kapcsolatos szervezetelméleti megközelítések	15
1.1.1. Szervezetelméleti alapok.....	15
1.1.2. Szervezetelméleti iskolák.....	17
1.1.2.1. Kontingenciaelméleti megközelítés	18
1.1.2.2. Tranzakciós költség alapú megközelítés.....	19
1.1.2.3. Ügynökelméleti megközelítés.....	20
1.1.2.4. Életciklus megközelítés	20
1.1.2.5. Politikai megközelítés.....	21
1.1.2.6. Kognitív megközelítés	22
1.1.2.7. Strukturális megközelítés.....	23
1.1.2.8. Erőforrás-alapú megközelítés	24
1.1.2.9. Evolúcióelméleti megközelítés	25
1.1.2.10. Döntéseméleti megközelítés	27
1.1.3. A szervezetelméleti iskolák tanulmányozásából levonható következtetések	30
1.2. A csődelőrejelzés elméleti kérdéskörei.....	32
1.2.1. A csődbe jutás folyamata	32
1.2.2. A csődelőrejelzés tudományelméleti problémái	33
1.2.3. A csődelőrejelzés vállalati pénzügyi háttere	36
1.2.4. A csődelőrejelzés jogi háttere	39
1.2.5. A csőd fogalmi keretei	41
1.2.6. A csődelőrejelzés magyarázó változói.....	43
1.2.7. Az empirikus vizsgálat keretei	45
1.2.8. Megbízhatóság-vizsgálat a csődelőrejelzésben.....	48
2. A CSŐDELŐREJELZÉS MÓDSZERTANA ÉS KORÁBBI EMPIRIKUS VIZSGÁLATA	51
2.1. A csődelőrejelzési módszerek fejlődéstörténete	51
2.2. A csődelőrejelzés módszerei	55
2.2.1. Diszkriminanciaanalízis (DA).....	55
2.2.2. Logisztikus regresszió elemzés (Logit).....	58
2.2.3. Rekurzív particionáló algoritmus (RPA)	60
2.2.4. Neurális hálók (NN).....	62
2.2.5. Önszerveződő térképek (SOM).....	66
2.2.6. Többdimenziós skálázás (MDS)	70
2.2.7. A csődelőrejelzési módszerek összehasonlítása.....	73
2.3. Nemzetközi összehasonlító empirikus vizsgálatok az 1990-es évektől.....	75
2.4. Csődelőrejelzés Magyarországon.....	80
2.5. A csődelőrejelzés korábbi saját, kismintás empirikus vizsgálata.....	86
2.5.1. Diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell	87
2.5.2. Logisztikus regresszió alapú csődmodell.....	90
2.5.3. Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmodell.....	92
2.5.4. Neurális háló alapú csődmodell	94
2.5.5. A kismintás empirikus vizsgálatból levont következtetések.....	96

3. A CSŐDELŐREJELZÉS ÚJ EMPIRIKUS VIZSGÁLATA	99
3.1. Hipotézisek.....	99
3.2. Az empirikus vizsgálat jellemzői.....	104
3.2.1. A minta nagysága és összetétele	104
3.2.2. Magyarázó változók	107
3.2.3. Adatelőkészítés	112
3.2.4. Elemzési szempontok, megbízhatóság-vizsgálati módszerek.....	114
3.3. Az előrejelzési céllal kidolgozott csődmodellek.....	117
3.3.1. Főkomponenselemzés nélküli csődmodellek.....	118
3.3.1.1. Diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell.....	118
3.3.1.2. Logisztikus regresszió alapú csődmodell.....	120
3.3.1.3. Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmodell.....	121
3.3.1.4. Neurális háló alapú csődmodell.....	123
3.3.2. Főkomponenselemzés alapú csődmodellek	124
3.3.2.1. Diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell.....	125
3.3.2.2. Logisztikus regresszió alapú csődmodell.....	126
3.3.2.3. Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmodell.....	127
3.3.2.4. Neurális háló alapú csődmodell.....	128
3.4. A vizuális klaszterezési céllal kidolgozott csődmodellek.....	128
3.4.1. Önszerveződő térképek a csődmodellezésben	128
3.4.2. Többdimenziós skálázás a csődmodellezésben.....	136
3.4.2.1. A skálázó modell bemutatása.....	136
3.4.2.2. Logisztikus regresszió elemzés a skálázó modellen	143
3.5. A hipotézisvizsgálat eredményei.....	146
3.5.1. A főkomponenselemzés nélküli és a főkomponenselemzés alapú csődmodellek teljesítményének összehasonlítása – az első, a második, a harmadik és a negyedik hipotézisvizsgálat eredménye.....	146
3.5.2. A vizuális klaszterezési technikákkal elért eredmények értékelése – az ötödik és a hatodik hipotézisvizsgálat eredménye	154
KÖVETKEZTETÉSEK	158
FELHASZNÁLT IRODALOM	165
A SZERZŐ TÉMÁHOZ KAPCSOLÓDÓ MEGJELENT PUBLIKÁCIÓI.....	178

TÁBLÁZATOK JEGYZÉKE

1. táblázat: Fizetéseképtelenné vált társaságok számának és megoszlásának alakulása Magyarországon az elmúlt években (darab)	11
2. táblázat: Bejegyzett gazdasági társaságok száma Magyarországon az elmúlt években (darab).....	11
3. táblázat: Új bejegyzésű gazdasági társaságok száma Magyarországon az elmúlt években (darab).....	12
4. táblázat: Az evolúciós szervezetelméletek főbb megállapításai a szervezetek fennmaradásával kapcsolatban.....	26
5. táblázat: A diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió besorolási pontosságának összehasonlítása.....	82
6. táblázat: Az első hazai csődmodell hibái és besorolási pontosságai különböző módszerekkel (százalék)	85
7. táblázat: A két diszkriminanciafüggvény együtthatói és változói.....	88
8. táblázat: A diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell hibái és besorolási pontossága	89
9. táblázat: A logisztikus regressziós modell legfontosabb jellemzői.....	90
10. táblázat: A logisztikus regresszió alapú csődmodell hibái és besorolási pontossága	91
11. táblázat: A rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmodell hibái és besorolási pontossága.....	94
12. táblázat: A neurális háló alapú csődmodell hibái és besorolási pontossága	96
13. táblázat: A négy csődmodell besorolási pontossága a tanulási és a tesztelő mintán (százalék)	98
14. táblázat: A mintában szereplő megfigyelések megoszlása társasági forma és fizetőképesség szerint.....	105
15. táblázat: A mintában szereplő megfigyelések megoszlása nemzetgazdasági ág és fizetőképesség szerint	106
16. táblázat: A mintában szereplő vállalatok mérlegfőösszegének és árbevételeinek középértékei (ezer Ft-ban)	107
17. táblázat: Az empirikus vizsgálatban alkalmazott pénzügyi mutatók neve és számítás módja	110
18. táblázat: A csődelőrejelzési módszerek esetén alkalmazásra kerülő megbízhatóság-vizsgálati módszerek.....	117
19. táblázat: A standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvény együtthatói, változói és a változók tesztelése.....	119
20. táblázat: A logisztikus regressziós modell főbb jellemzői.....	120
21. táblázat: A modellváltozók relatív hozzájárulása	124
22. táblázat: A komponensek tesztelése és megőrzött varianciahányada	126
23. táblázat: A logisztikus regressziós modell együtthatói, változói és tesztelése.	145
24. táblázat: A logisztikus regressziós modell besorolási pontossága	146
25. táblázat: A főkomponenselemzés nélküli csődmodellek besorolási pontosság mutatói (százalék)	148
26. táblázat: A négy csődmodell magyarázó változói fontossági sorrendben	151
27. táblázat: A csődmodellek teljesítményének összehasonlító értékelése.....	154
28. táblázat: A fizetéseképtelen zóna kialakulásában egyértelműen szerepet játszó pénzügyi mutatók	156
29. táblázat: A hipotézisvizsgálat eredményeinek összefoglaló értékelése	162

ÁBRÁK JEGYZÉKE

1. ábra: Az empirikus vizsgálat folyamata.....	46
2. ábra: Diszkriminanciafüggvény kétváltozós esetben	57
3. ábra: A súlyozott független változók és a fizetőképesség valószínűsége közötti logisztikus függvény ábrája	59
4. ábra: Döntési fa	61
5. ábra: Elemi neuron	63
6. ábra: A neurális háló felépítése	63
7. ábra: Neurális hálók tanulása backpropagation eljárással.....	64
8. ábra: A tanulási és a tesztelő minták hibáinak alakulása a tanulás alatt	65
9. ábra: A kétrétegű neurális háló struktúrája	67
10. ábra: Téglalap-háló és hatszög-háló típusú output réteg.....	68
11. ábra: A hibatag eloszlásának tesztelése.....	92
12. ábra: Döntési fa a tanulási minta alapján	93
13. ábra: A neurális háló alapú csődmódel.....	95
14. ábra: A ROC görbe és a besorolási pontosság kapcsolata	116
15. ábra: Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel.....	122
16. ábra: Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel.....	127
17. ábra: A dinamikus jövedelmezőségi rátához tartozó önszerveződő térkép	130
18. ábra: A készletek forgási sebességéhez tartozó önszerveződő térkép	131
19. ábra: Az eladósodottság mértékéhez tartozó önszerveződő térkép.....	132
20. ábra: A likviditási gyorsrátaához tartozó önszerveződő térkép	133
21. ábra: A pénzeszközök arányához tartozó önszerveződő térkép.....	133
22. ábra: A mérlegfőösszeg nagyságához tartozó önszerveződő térkép.....	134
23. ábra: Fizetőképes és fizetéseképtelen megfigyelések az önszerveződő térképen	135
24. ábra: A normalizált raw stressz értékek különböző dimenziószámok esetén ..	138
25. ábra: Reziduümök ábrázolása a hatdimenziós megoldás esetén	139
26. ábra: Reziduümök ábrázolása a kétdimenziós megoldás esetén	139
27. ábra: A fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések koordinátái az 1. és a 2. dimenzióban	141
28. ábra: A fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések koordinátái a 3. és a 4. dimenzióban	142
29. ábra: A fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések koordinátái az 5. és a 6. dimenzióban	143
30. ábra: A logisztikus regressziós modell ROC görbéje	145
31. ábra: A teljes minta ROC görbéje a négy csődmódel esetén (PCA nélkül)....	148
32. ábra: A tesztelő minta ROC görbéje a négy csődmódel esetén (PCA nélkül)	149
33. ábra: A teljes minta ROC görbéje a négy csődmódel esetén (PCA modellek).....	152
34. ábra: A tesztelő minta ROC görbéje a négy csődmódel esetén (PCA modellek).....	152

BEVEZETÉS

Az utóbbi időben a gazdálkodástudományban rendkívül kiszélesedett az elméleti megközelítések és az alkalmazott módszerek köre. Ez igaz az értekezés fő pilléreit képviselő szervezet- és vezetéselméletre, a vállalati pénzügyekre és az előrejelzés-készítésre is. Posztmodern világunkban a tudományos kutatásokban is természetessé vált a sokféle megközelítés együttélése, ami egyaránt jellemző az elméleti és a módszertani megközelítésekre. A számítástechnika területén az elmúlt évtizedben lezajlott jelentős fejlődés rést ütött a hagyományos előrejelzési módszerek korlátozó feltételein – itt elsősorban az eloszlásokról és a linearitásról megfogalmazott alkalmazási feltételekre kell gondolni.

Az értekezés célja a gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzésével kapcsolatos szakterület újszerű elméleti megalapozása, valamint módszertani fejlesztése. Az újszerű elméleti megalapozás a szervezetek fennmaradásával foglalkozó szervezetelméleti megközelítések áttekintésében és elemzésében ölt testet. Az előrejelzés-módszertan az értekezés központi elemét képviseli. Az értekezés komplex célja a választott szakterületen összefogni a szervezetelméletet, a vállalati pénzügyeket, a korszerű előrejelzési módszertant és a gyakorlat által támasztott igényeket.

A gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzésekor az értekezés a hangsúlyt a sokváltozós statisztikai csődelőrejelzési módszerekre és a tetszőleges vállalaton történő alkalmazhatóságra helyezi. A nem sokváltozós statisztikai módszerek bemutatására érintőlegesen kerül sor. A módszertani elemzés kontextusát az értekezésben bemutatott elméleti háttér adja.

Az értekezésnek részben terjedelmi, részben koncepcionális megfontolásokból nem célja a szervezetek fennmaradását magyarázó szervezetelméleti iskolák integrálása, a pénzügyi teljesítményelemzés módszereinek leírása, a nemzetközi szakirodalom alapján hozzáférhető korábbi csődmodellek részletes ismertetése, valamint a csődokok mélyreható vizsgálata.

A csődelőrejelzés hazánkban önmagában nem új téma. Újjá teszi azonban az a tény, hogy a szakterületen született publikációk teljes mértékben nélkülözték a szervezetelméleti megalapozást. Szintén újdonság Magyarországon, hogy *hat modellezési eljárás alkalmazására kerül sor ugyanazon csődelőrejelzési adatbázison,*

köztük a nemzetközi viszonylatban is a legkorszerűbbek, amelyek hazánkban egészen a legutóbbi néhány évig nem voltak ismeretesek.

A 2000-es évek második felének társadalmi-gazdasági viszonyai – különösen az Európai Unió csatlakozás révén megváltozott gazdasági feltételeket figyelembe véve – *feltétlenül igénylik új empirikus vizsgálat végrehajtását*, valamint új csődelőrejelzési modellek kidolgozását. Az 1990-es évek csődmodelljei a mai viszonyok között átdolgozásra és újragondolásra szorulnak.

Az értekezésben szereplő elméleteket, módszereket és modelleket a hivatkozott szakirodalom mellett a szerző saját, illetve társszerzőként kutatót és publikált eredményei támasztják alá. Az értekezés elkészítését értékes elemekkel gazdagították a szerző által a Budapesti Corvinus Egyetem különböző képzési formáin oktatott tantárgyak során szerzett tapasztalatok.

A szervezetek fennmaradásának elméleti vizsgálatában és a csődelőrejelzés módszertani újításában egyaránt szerepet játszik az evolúciós megközelítés. Az evolúciós szervezetelmélet populációs ökológiai irányzatának képviselői évtizedek óta igyekeznek a szervezetek fennmaradását a jól ismert a variáció-szelekció-megőrzés folyamatoként leírni és empirikus vizsgálattal alátámasztani (*Hannan–Freeman* [1989]; *Hannan–Carrol* [1992]). Módszertani oldalról az utóbbi évek tapasztalatai azt igazolták, hogy az evolúciós modellezés és az evolúciós algoritmusok (pl. neurális hálók, genetikai algoritmusok) egyre több gazdasági előrejelzési problémát orvosolnak sikeresen (*Hideg* [2001]; *Hideg* [2002]). Az evolúciós közelítés – kiemelt jelentősége ellenére – azonban az értekezésben csupán az egyik a sok közül.

A választott téma aktualitását az adja, hogy Magyarországon – ahogyan a világ többi országában is – napról napra találkozhatunk csődeljárás, felszámolási eljárás vagy végelszámolás alá került vállalatokkal. *A gyakori jelenséggé vált fizetéseképtelenség miatt egyre erősebb az igény a korszerű, megbízható csődelőrejelzési modellek kidolgozására.* A szervezetek megszűnését jól tükrözi a jogi értelemben vett fizetéseképtelenné válást jelentő felszámolási eljárás, csődeljárás és a végelszámolás növekvő tendenciája (1. táblázat).

1. táblázat: Fizetéseképtelenné vált társaságok számának és megoszlásának alakulása Magyarországon az elmúlt években (darab)

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
Csőd eljárás	12	24	15	25	36	26	8	20
Felszámolás	4998	5895	6189	7693	7804	7957	9439	9712
Végelszámolás	5594	6401	5060	4372	4187	4660	5486	8840
Összesen	10604	12320	11264	12090	12027	12643	14933	18572

Forrás: *Creditreform* [2007]; *Coface* [2008]

A fizetéseképtelenség növekvő tendenciáját azonban akkor állapíthatjuk meg igaztalan, ha arányaiban vizsgáljuk az összes bejegyzett társasághoz és az új bejegyzések számához viszonyítva. A 2. táblázat egyértelműen arról tanúskodik, hogy Magyarországon évről évre nő a bejegyzett társaságok száma¹. A növekvő fizetéseképtelenség tehát együtt jár a növekvő számú vállalkozással, így makroszinten tartós tendenciának lehetünk tanúi. *A stabil viszonyok kedveznek a matematikai-statisztikai modellezésnek.* A reális értékeléshez azt is figyelembe kell venni, hogy gazdasági szervezetek megszűnése nemcsak fizetéseképtelenség miatt lehetséges – gondoljunk csak a felvásárlásokra vagy az összeolvadásokra.

2. táblázat: Bejegyzett gazdasági társaságok száma Magyarországon az elmúlt években (darab)

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
Jogi személyiségű társas vállalkozás ²	183340	189145	198427	209641	226143	240556	254637	273549
Jogi személyiség nélküli társas vállalkozás ³	196009	207365	216567	222676	226748	228438	228396	225175
Összesen	379349	396510	414994	432317	452891	468994	483033	498724

Forrás: *KSH* [2008a]

¹ eközben az egyéni vállalkozások száma valamelyest csökkent

² dominánsan korlátolt felelősségű társaságok, részvénytársaságok, szövetkezetek

³ dominánsan közkereseti társaságok, betéti társaságok

Figyelemreméltó tény ugyanakkor, hogy a cégbejegyzések száma 2006-ig valamelyest csökkenő tendenciával volt jellemezhető Magyarországon, amely 2007-től újra magasabb szintet ért el (3. táblázat).

3. táblázat: Új bejegyzésű gazdasági társaságok száma Magyarországon az elmúlt években (darab)⁴

	2002	2003	2004	2005	2006	2007
Jogi személyiségű társas vállalkozás	19931	19854	24301	22251	22796	28153
Jogi személyiség nélküli társas vállalkozás	20671	17447	15000	11783	12369	9881
Összesen	40602	37301	39301	34034	35165	38034

Forrás: KSH [2008b]

A rendelkezésre álló információk birtokában kimondható, hogy *hazánkban egyelőre több vállalkozást alapítanak, mint amennyi megszűnik*. Ez nemzetközi összehasonlításban kedvezőnek mondható, hiszen az elvileg legfejlettebb piacgazdaságban tevékenykedő amerikai vállalatok fele eltűnik az alapítástól számítva öt éven belül (Case [1996]), többsége pedig tíz éven belül (*The Business Team* [1997]; Gray [1996]). Magyarországon azonban új cégek alapításának hátterében gyakran nem az új vállalkozások létrehozása áll, hanem az, hogy a megszűnő vállalkozás helyébe sok esetben két másik lép, az egyikben a vállalkozás üzleti folyamatait, a másikban pedig a tartozásait viszi tovább a tulajdonos.

Az a tény, hogy éves szinten a gazdasági társaságok három-négy százaléka csődbe megy, elég ahhoz, hogy felismerjük: érintettként bármelyik nap szembesülhetünk azzal, hogy a csődről való előzetes tájékozódás híján befektetett tőkénk, vevőnk, szállítónk, munkahelyünk stb. veszélyben foroghat. A csődbe jutás ugyanis nem csupán a tulajdonosok szempontjából releváns. Az alkalmazottak, azok közvetlen környezete, a csődbe jutó vállalattal kapcsolatban álló más társaságok, különböző állami szervezetek, valamint a globalizáció kiterjedtsége következtében egész nemzetek is érintettek lehetnek a vállalatok csődbe jutásában. Az értekezés a csődöt a jogi értelemben vett fizetéseképtelenné válás formájában közelíti meg. Mivel

⁴ Megjegyzés: a KSH adatbázisában csak 2002-től hozzáférhető statisztikai adat

a csőd közvetlenül vagy közvetetten a társadalom széles rétegét, szinte egészét érinti, ezért *a csődre utaló jelek felismerésének és előrejelzésének fontos társadalmi jelentősége van. A csőd kialakulásának hátterét azért is szükséges megérteni, hogy tehesünk ellene. Az értekezés elsősorban hitelezői szemmel igyekszik vizsgálni az üzleti partnerek/ügyfelek fizetéseképtelenné válását. A csődmodellezés célja keresztmetszeti adatokból a lehető legmegbízhatóbban megállapítani, hogy a legutolsó éves beszámoló fordulónapját követő egy éven belül várhatóan fizetőképessé vagy fizetéseképtelen lesz-e valamely vállalat.*

Az értekezés három fejezetből áll, a felépítés az elmélet-módszertan-empirikus vizsgálat logikáját követi. Az első fejezet a gazdasági szervezetek fennmaradásának és a csődelőrejelzésnek a tudományelméleti problémáival, szervezetelméleti megközelítéseivel, vállalati pénzügyi és jogi hátterével foglalkozik, megszabja az empirikus vizsgálat elméleti kereteit, definiálja a csődfogalmakat, áttekintést ad a csődbe jutás folyamatáról, a fizetőképesség mérésének problémáiról, valamint kitér a megbízhatóság-vizsgálat fontosságára. A második fejezet a csődelőrejelzés módszertanát vizsgálja a módszerek fejlődéstörténetének elemzésével, a sokváltozós statisztikai módszerek alkalmazási feltételeinek és működésének leírásával, illetve az 1990-es évek elejétől napjainkig született legfontosabb nemzetközi és hazai empirikus vizsgálatok eredményeinek értékelésével. A harmadik fejezet az új empirikus vizsgálatokhoz kapcsolódó hipotéziseket, az adatgyűjtés folyamatát és tartalmát, az adatok modellezésre történő előkészítését, a csődmodellekben alkalmazott magyarázó változókat, a főkomponenselemzés használatával és anélkül kidolgozott négy-négy előrejelzési célú csődmodellt, valamint a vizuális klaszterezési technikák csődmodellezési alkalmazását fejti ki, különös hangsúlyt helyezve az eredmények értékelésére, és a megfogalmazott hipotézisek vizsgálatára.

Az értekezés a szakterület gyakorlati művelői számára elsősorban módszertani iránymutatásokat és konkrét modellezési technikákat kínál. A bevezetésben elemzett tendenciák fényében előrejelezhető, hogy Magyarországon rövid, közép- és hosszú távon egyaránt szükség lesz csődelőrejelzésre. A gazdasági szervezetek fennmaradására és várható fizetőképességére ható tényezők ismerete, valamint a fizetőképessé és fizetéseképtelen vállalatok egymástól való lehető legjobb elkülönítése az üzleti élet elemi igényévé léphet elő.

1. A GAZDASÁGI SZERVEZETEK FENNMARADÁSÁVAL ÉS A CSŐDELŐREJELZÉSEL KAPCSOLATOS ELMÉLETI KÉRDÉSKÖRÖK

Az utóbbi évtizedekben megszámlálhatatlan tanulmány és koncepció született a szervezetek sikeressé tételéről. A menedzsment szakirodalomban és gyakorlatban néhány éves átfutással új divathullámok söpörnek végig, a minden korábbinál hatékonyabb vezetési eljárások reményében.

A szervezeti magatartás az *empowerment* filozófiát (Ford–Fotter [1995]), a tanuló szervezetet (Senge [1992]) és az erős szervezeti kultúra megteremtését (Deal–Kennedy [1982]) hangsúlyozza. A vállalati folyamatok fejlesztését célozza a gyakran hivatkozott *Total Quality Management* (Masterson–Taylor [1996]). A vállalati folyamatok újraszervezésének közkezdelt koncepciója a *Business Process Reengineering* (Hammer–Champy [1993]). A teljesítménymenedzsment a szervezet céljainak elérését támogatja a szervezet minden szintjén (Armstrong–Baron [1998]). Az alapvető képességekre (*core competence*) való koncentráció (Pralahad–Hamel [1990]) a stratégiaalkotás fő irányát szabja meg. A controlling és a teljesítménymenedzsment területén alkalmazott *Balanced Scorecard* olyan stratégiai mutatószámrendszer, amely a múlt teljesítményét tükröző pénzügyi mutatókat a jövő teljesítményét leginkább befolyásoló tényezőkről informáló mutatókkal ötvözi (Kaplan–Norton [1996]). A *benchmarking* a szervezeti folyamatok jellemzőit fejleszti a „legjobb gyakorlat”⁵ adaptálásával (Camp [1989]).

A siker kulcsaként elterjedt menedzsment módszerek köre tovább lenne bővíthető, az értekezésnek azonban ezek ismertetése nem célja. Az élet ugyanis azt igazolta, hogy nem célszerű kizárólag a siker különböző receptjeivel foglalkozni, hiszen a megszűnés veszélye napjainkban gyakorlatilag bármelyik szervezetet fenyegeti. Az is megfigyelhető, hogy a szervezetek többsége nem hosszú távon szűnik meg, amikor a problémák már jogosan magyarázhatók lehetnek a mélyreható társadalmi változásokkal vagy a deklarált küldetés sikeres teljesítésével. *A szervezetek csődbe jutása gyorsan, idő előtt és a célok elérése nélkül is végbemehet.*

Az 1. fejezet elméleti oldalról igyekszik válaszokat találni a szervezetek fennmaradására és csődbe jutására, általános tudományelméleti, szervezetelméleti,

⁵ természetesen a „legjobb gyakorlat” mindig csak adott feltételek és jellemzők mellett létezik

vállalati pénzügyi és jogi megközelítéseket figyelembe véve. A fejezet részletesen foglalkozik a csőd előrejelezhetőségének problémakörével, a szakterület szempontjából releváns szervezetelméleti iskolákkal, a vállalatfinanszírozási megközelítésekkel, a csőd fogalmi kereteivel, a csődelőrejelzés magyarázó változóival, az empirikus vizsgálat kereteivel, valamint a csődelőrejelzés megbízhatóság-vizsgálatával.

1.1. A szervezetek fennmaradásával kapcsolatos szervezetelméleti megközelítések

A szervezet- és vezetéstudományi kutatások egyik alapkérdése, hogy miért maradnak fenn bizonyos szervezetek, miközben mások csődbe mennek. A szervezetek csődbe jutása hosszú idő óta foglalkoztatja a társadalomtudósok egy részét. *Schumpeter* [1934] szerint a vállalati csőd a hatékony piacgazdaság szükségszerű velejárója, ami lehetővé teszi a személyi, fizikai és pénzügyi erőforrások átforgatását más, produktívabb vállalatokba.

1.1.1. Szervezetelméleti alapok

A szervezetek megszűnésére a szervezetelmélet több oldaláról is születtek magyarázatok (*Mellahi–Wilkinson* [2004]). A klasszikus *industrial organization* és a szervezeti ökológia a környezet determinisztikus szerepét hangsúlyozza, és azt állítja, hogy a menedzserek számára a külső iparági és környezeti feltételek kevés teret engednek a döntésekhez, ezáltal nem ők tehetnek a csődről. A magatartástudományi, politikai, döntéseméleti és szervezetpszichológiai megközelítések ezzel szemben voluntarisztikus megközelítéssel élnek, és azt állítják, hogy a menedzserek tevékenységei, döntései és megérzései okozzák a csődöt. Az igazság nyilvánvalóan mindkettőben megtalálható.

A szervezetkutatások döntő többsége sikeres szervezetekre koncentrál. A csődbe jutás mélyreható kutatását nem végzik széles körben, annak ellenére, hogy már évtizedek óta világos a kutatók számára, hogy különösen az új és a kisebb szervezetek körében igen gyakori a csőd.

A szervezetek fennmaradásával kapcsolatos kutatásokban két tendencia különíthető el (Anheier–Moulton [1999]). *A szervezetek fennmaradása és csődbe jutását vizsgáló tanulmányok nagyobb része makroszinten készül.* A pénzügyi fizetőképesség modellezésén kívül a tanulmányok a szervezeti populáció dinamikáját, valamint a populációba való belépést és kilépést vizsgálják. Leginkább kiterjedt fennmaradás-vizsgálatot a populációs ökológiai irányzat képviselői végeztek.

A szervezetek fennmaradását vizsgáló kutatások kisebb hányada esettanulmány jellegű szervezetspecifikus elemzésekben ölt testet, különös tekintettel a szervezetek hatékonyságra és más teljesítménykritériumokra.

A szervezetek fennmaradását vizsgáló esettanulmányok általában a csődbe jutás okaival foglalkoznak. A tanulmányok egy része külső tényezőkkel magyarázza a csődbe jutást, amelyek az erőforrás- és/vagy képességhiányra (Amir–Schoemaker [1993]), az erősödő versenyre, a szervezeti populáció összetevőinek és szereplőinek változásaira (Hannan–Carrol [1992]), az izolációra (Baum–Oliver [1991]), valamint váratlan eseményekre és katasztrófákra (Meyer [1982]) terjednek ki. A tanulmányok másik része belső tényezők következményeiként vizsgálja a szervezeti kudarcokat: a hibás döntések, a rossz vezetés, a szervezeti konfliktusok, a belső harcok és a szervezeti tartalékok hiánya egyaránt szerepel a kutatásokban (Levy–Merry [1986]; Mintzberg [1990]).

A menedzsment szakirodalomban a szervezetek fennmaradása gyakran kerül különböző nagyvállalatok „tündöklése és bukása” tartalmú könyvekben publikálásra⁶. Korábban a menedzsment szakkönyvek nem foglalkoztak részleteiben a csőd explicit tárgyalásával. A hanyatlást, a nem tervezett változásokat és a szervezetek bukásához vezető környezeti változásokat olyan potenciális problémaként kezelték, amelyekre a vezetőknek figyelniük kell.

Az esettanulmányok és a kvantitatív elemzések alapján számos elmélet született a szervezetek fennmaradásával kapcsolatban. *A jobbára empirikus vizsgálatokból született általánosítások azonban nem forrtak össze a szervezetek fennmaradását magyarázó egységes elméletté,* azok sokkal inkább egymással versengő és egymást kiegészítő irányzatok maradtak (Kristóf [2005b]). Ez önmagában nem baj, hiszen a

⁶ lásd pl. Robinson [1992] az Eastern Air Lines-ról, Jorion [1995] az Orange County-ról, Fox [2003] az Enron-ról vagy Jeter [2003] a Worldcom-ról

szervezet- és vezetéselmélet más területeihez hasonlóan a szervezetek fennmaradása is sokoldalú, komplex vizsgálati objektum.

Ilyen feltételek mellett olyan elméletek számítanak „jónak”, amelyek minél több aspektusból világítanak rá a szervezetek fennmaradására, vagyis, amelyek egyszerre képesek foglalkozni a szervezeti fennmaradás kontingenciaelméleti, tranzakciós költségelméleti, ügynökelméleti, politikai, életciklus, kognitív, strukturális, erőforrás-alapú, evolúciós és döntéselméleti oldalaival, amellet, hogy azok nem törekednek magas szintű absztrakcióra.

A változatos megközelítések között az értekezésben nem lehet és nem is célszerű igazságot tenni. A tudományelméletek inkommenzurabilitásának (*Feyerabend* [1975]) elfogadásával ugyanis *egyforma létjogosultsága van mindegyik szervezetelméleti iskolának a szervezetek fennmaradásának vizsgálatában*.

Világosan látni kell, hogy minél szélesebb körű empirikus eredményekkel rendelkezünk a szakterületen, annál jobban fejlődnek a szervezetek fennmaradását vizsgáló elméletek. El kell fogadni, hogy a csődbe jutás okai különbözőek aszerint, hogy miként mennek csődbe a szervezetek, és azok milyen csődállapotba kerülnek. *Meg kell tehát különböztetni a csődbe jutást mint folyamatot és mint állapotot* (*Anheier–Moulton* [1999]).

A szervezetek fennmaradásával összefüggésben joggal merülhet fel a kérdés, hogy miként alakul a jövőben a szervezetek teljesítménye, és erről honnan szerezhetünk információt. A szervezetek teljesítményét akkor tekinthetjük megfelelőnek, ha a szervezet az idő előrehaladtával képes megvalósítani céljait. A hosszú távú fennmaradás és siker záloga a fenntartható, megfelelő teljesítmény (*Bennet–Bennet* [2004]).

Noha szinte mindegyik szervezet képes elérni pillanatnyi sikereket, a fenntarthatóság problémája gyakorlatilag minden szervezetnél előkerül. A szervezet céljainak és jövőképeinek megvalósíthatóságát ugyanis nagymértékben befolyásolja a külső környezet, amit gyorsuló változásokkal, nemlinearitásokkal, bizonytalansággal és növekvő komplexitással lehet jellemezni.

1.1.2. Szervezetelméleti iskolák

A fentiekben kifejtett elméleti közelítésmód tükrében ismertetésre kerülnek a szervezetek fennmaradásával és csődbe jutásával kapcsolatos szervezetelméleti

megközelítések. Az iskolákba összefogott megközelítések áttekintésekor látni fogjuk, hogy azok általában *különböző elemzési egységgel, kontextussal, valamint szervezet- és környezetfelfogással rendelkeznek*, ami kizárja a megközelítések közvetlen összehasonlítását. Ebből következően bármilyen egységes elemzési keret vagy integráció könnyű támadási felület lenne, ezért ilyen az értekezésben nem is készült. Az alábbi szervezetelméleti iskolák elkülönítésére került sor:

- kontingenciaelméleti;
- tranzakciós költség;
- ügynökelméleti;
- politikai;
- életciklus;
- kognitív;
- strukturális;
- erőforrás-alapú;
- evolúcióelméleti;
- döntéselméleti.

1.1.2.1. Kontingenciaelméleti megközelítés

A kontingenciaelmélet az 1960-as években jelent meg, és napjainkban is az egyik legelterjedtebb szervezetelméleti megközelítésnek számít. A kontingenciaelmélet a szervezetek környezethez történő adaptációs képességére helyezi a hangsúlyt (Lawrence–Lorsch [1967]). A kontingenciaelmélet tanításai szerint azok a szervezetek, amelyek jobban képesek struktúrájukat a környezeti elvárásokhoz igazítani, nagyobb eséllyel maradnak fenn a jövőben. A fennmaradási képesség a strukturális és a környezeti jellemzők közötti összhangtól függ.

A szervezet úgy tud alkalmazkodni a környezeti változásokhoz, ha a különböző szervezeti egységek a különböző környezeti feltételeknek megfelelően szakosodnak, és ezeket próbálják meg külön-külön kezelni. Ez eltérő struktúrát, eltérő emberi kapcsolatokat, eltérő érdekeltséget, eltérő célokat, eltérő időtávokat hoz létre a különböző egységeknél. Minél nagyobb a különböző környezeti feltételeknél a bizonytalanság, annál nagyobb az igény az egyes funkciók közötti differenciálásra. Emellett a szervezetnek egész egységként kell működnie, így szükség van

integrációra, a szervezet különböző egységei közötti együttműködés biztosítására. A kontingenciaelméleti megközelítés az egyre jobb szervezeti jellemzőket és folyamatokat igyekszik leírni.

A kontingenciaelmélet alapján stabil és instabil környezetekben más szervezeti megoldások vezethetnek sikerre (*Burns–Stalker* [1961]). Stabil környezetben a mechanikus struktúrájú, míg dinamikus környezetben az organikus struktúrájú szervezetek maradnak fenn.

A kontingenciaelmélet arra is rámutatott, hogy nem létezik egyetlen legjobb út a szervezetek vezetése területén (*Dobák et al.* [1996]), illetve a különböző utak nem egyformán hatékonyak. Összességében a kontingenciaelmélet a szervezetek fennmaradását a hatékony szervezeti működés megvalósításában látja.

1.1.2.2. *Tranzakciós költség alapú megközelítés*

A tranzakciós költség alapú megközelítés a szervezeteket kormányzati struktúráknak tekinti. A megközelítés lényege, hogy a szervezetek internalizálással igyekeznek csökkenteni a tranzakciós költségeiket a piaci megoldással és az opportunisták szerződő felekkel szemben (*Williamson* [1991]).

A tranzakciós költség elmélet azt feltételezi, hogy a szervezetek nem bízhatnak piaci erejükben a hatékonyságaik kiküszöbölésében (*Williamson* [1993]), a meglévő piaci előnyök ugyanis hamar elveszhetnek. A fennmaradást elősegítő szervezeti teljesítmény záloga a stratégia helyett a takarékoskodás. A piaci erők azokat a szervezeteket szelektálják ki pozitívan, amelyek megfelelően takarékoskodnak a tranzakciós költségekkel, és az iparági életciklustól függetlenül megfelelő szervezeti megoldással gondoskodnak a tranzakciós költségek internalizálásáról.

Ha a piacok vagy a feladatok annyira komplexsége válnak, hogy a termelők kognitív korlátjai túlterhelődnek, vagy ha más okokból növekednek a tranzakciós költségek, akkor a nehézségek kezelése érdekében célszerű a szervezetségi szintet növelni, vagyis szervezeteket létrehozni (*Williamson* [1985]). Ha azonban a szervezet belső koordinációja (hierarchiája) hatékonyságának bizonyul, és a piaci tranzakciók olcsóbbak lesznek, a szervezet felmorzsolódik, feloszlik vagy elveszíti létjogosultságát. Ekkor a tranzakciók újra a piacon zajlanak.

Williamson (i.m.) szerint a piaci szelektálódás nem mindig egyértelmű és gyors. Azok a szervezetek, amelyek átmenetileg képesek ellenállni a termék/piac

versenynek és a tőkepiac törvényszerűségeinek, elhalaszthatják az átszervezéseket. Ez azonban a ritkább eset. Ha a vezetők nem helyeződik elég nyomás új szervezeti megoldások adaptálására, azt a gazdasági események úgyis kikényszerítik, ha máshogy nem, új vezetés révén.

1.1.2.3. Ügynökelméleti megközelítés

A megbízó-ügynök elméletet azért vonjuk be a vizsgálatba, mivel aktuális szervezetelméleti probléma, hogy miért biztosítanak a megbízók erőforrásokat olyan szervezetekhez, amelyek csődbe jutnak. A szakirodalom részletesen tárgyalja az alacsony teljesítményű, ugyanakkor hosszú ideig szívósan kitartó szervezetek problémáját (*Meyer–Zucker* [1989]) mint az ügynökelmélet tipikus megnyilvánulását. Megbízóként a szervezetek stratégiai erőforrásainak tulajdonosait tekintjük, akik átengedik az irányítást és a teljesítmény feletti kontrollt az ügynököknek (a menedzsereknek).

Tegyük fel, hogy a megbízók elveszítik az irányítást a szervezet teljesítménye felett. Ekkor joggal merül fel a kérdés, hogy miért biztosítanak továbbra is a stratégiai erőforrásokat a szervezet számára. A választ már az ügynökelmélet korai képviselői (*Arrow* [1963]) az információs aszimmetriában jelölték meg. Az ügynökök nem állítanak igazat a szervezet teljesítményéről, különösen, ha alacsony a teljesítmény vagy az igazság kiderítésének lehetősége. Ilyen körülmények között az információs aszimmetria morális kockázatokat és bizonyos alacsony teljesítményű szervezetek kiválasztódását hordozza magában, a magas teljesítményűek rovására.

Az ügynökelmélet alapján önmagában azonban nem lehetséges a szervezetek fennmaradásának megbízható előrejelzése. A csődbe jutás ebben a közelítésmódban olyan eseti jelenség, amelyre nem lehet előre felkészülni. Ameddig a megbízók egyszerre érdekeltek a magas teljesítményben és a tényleges teljesítményről való naprakész tájékozottságban, a csődbe jutást nem lehetséges egzaktan leírni.

1.1.2.4. Életciklus megközelítés

A változások életciklus és ökológiai modelljeinek terjedése egyes szervezetelméleti teoretikusokat (*van de Ven–Poole* [1995]) arra ösztönzött, hogy a szervezetek viselkedését az életből merített hasonlatokkal és metaforákkal írják le. A

szervezetek is megszületnek, növekednek, éretté válnak, élik életüket, végül meghalnak. Annak ellenére, hogy a szervezetek biztosan nem élnek biológiai életet, mégis kevesen kérdőjelezik meg a hasonlatok és a metaforák érvényességét.

Az egyedi, nagy volumenű vállalati csődökre való fókuszálással szemben az életciklus megközelítés a szervezetek halálát a szervezeti életciklus részeként tekinti (*Whetten [1987]*). Az életciklus mindegyik fázisa hordoz magában válságjelenségeket (pl. vezetési problémák, koordinációs nehézségek), amelyek tipikus válaszreakciókat váltanak ki (pl. hatáskör delegálás, decentralizáció). Esetenként a jelentkező válságokra adott válaszok rossz vagy végzetes döntésekhez, csődspirálhoz vezethetnek, aminek következtében a szervezetek a kezdeti problémáktól az elmúlásig végigjárják a halálhoz vezető utat (*Hambrick–D’Aveni [1988]*), amit romló teljesítmény, csökkenő tartalékok és kedvezőtlen környezeti feltételek jellemeznek.

A szervezetek halála azonban nem olyan egyértelmű fogalom, mint amilyennek az első ránézésre tűnik. Tekinthetjük halálnak a működés befejezését, az önálló identitás elvesztését, de a szükséges erőforrások vagy kompetenciák hiányát is. Több kritérium szükséges a szervezeti halál megítéléséhez, mivel az első megközelítésben halottnak vélt szervezetek többek között sikeres csődeljárás vagy tulajdonosváltás után tovább működhetnek. A felszámolás a szervezet halálát jelenti, de a felvásárlás nem. Ennek következtében célszerű megkülönböztetni a szervezet-átalakítás és a szervezet-megszűnés eseteit (*Meyer–Zucker [1989]*). Az első csoportba tartozik az összeolvadás, a felvásárlás, a tevékenységi kör változása és a sikeres csődeljárás, míg a második csoportba a felszámolás és a végelszámolás.

1.1.2.5. Politikai megközelítés

Ebben a nézőpontban a szervezeteket olyan politikai egységeknek tekintjük, amelyek egymás ellen harcolnak és érvényesítik érdekeiket egy nagyobb politikai gazdaság berkeiben. A szervezetek fennmaradásának legfőbb politikai tényezője a szervezetek stratégiája helyett a szervezetek legitimitása. *Linz–Stephan [1978]* modelljében a legitimitás a hatásosság (a felmerülő problémák megoldásának képessége) és a hatékonyság (a kidolgozott megoldások megvalósítási képessége) függvényeként alakul, amelyek egymással kölcsönhatásban befolyásolják a fennmaradás vagy a bukás kialakulásának valószínűségét.

A kevésbé legitim, a hatalmi viszonyok perifériáira kerülő szervezetek fennmaradásának kicsi a valószínűsége. A perifériára került szervezetek olyan erőforrásokat pazarolnak el, amelyeket hatékonyabban lehetne a hálózat érdekében más célokra felhasználni. A gyengébb szervezetek konzerválják kedvezőtlen helyzetüket (*Provance* [2004]).

Weber [1947] szerint a legitimitás számos területen fontos a szervezetek fennmaradása szempontjából. A szervezet tagjait meg kell győzni, hogy elfogadják a szervezetet irányítók hatalmát. A szervezeteknek el kell érniük a társadalmi legitimitást, legitim célok érdekében kell legitim utakon tevékenykedniük. *Weber* azt állítja, hogy a modern államokban és szervezetekben uralkodó racionális-legális rend legitim hatalomnak tekinthető. Az állampolgárok és a dolgozók szempontjából legitimnek tekinthető szervezetek fennmaradására jóval nagyobb az esély, mint a nem legitimeknek.

Delaney [1996] a csődeljárást burkolt politikai tevékenységként mutatja be. A szervezetek először megpróbálják saját hatáskörükben megoldani problémáikat. Ha ez nem sikerül, akkor a közvetlen környezetük szervezeteit felölelő hálózathoz fordulnak segítségért (pl. kölcsönért). Ha a hálózat nem tudja vagy nem akarja megmenteni a csőd szélére került szervezetet, akkor az kénytelen az államhoz fordulni. Ha az állam sem segít, következik a csődeljárás mint stratégiai megoldási lehetőség egy sajátos politikai fórumon. Ennek eredménytelensége esetén kerül csak sor felszámolásra. A csődeljárás tehát a szervezeti nehézségek politikai kezelésmódjának tekinthető.

1.1.2.6. Kognitív megközelítés

A kognitív nézőpontban készült tanulmányok a csőd észlelésével, felismerésével és deklarációjával foglalkoznak. Miért van az, hogy bizonyos csődök nyilvánvalónak és várhatónak tűnnek (pl. az amerikai légitársaságok csődje), míg mások a meglepetés erejével hatnak (pl. az Enron csődje)? A terület kutatói kiemelik a rutinok fontosságát, az interpretációk tervszerűségét és a szervezés minőségét. *Billings–Milburn–Schaalman* [1980] kidolgozott egy válságfelismerő modellt a szokatlan és váratlan események, valamint a normális működés ellentmondásai alapján. A váratlan események növelik a szervezeti döntéshozatal bizonytalanságát.

A kognitív megközelítés közelebb visz a fennmaradó és a csődbe jutó szervezetek teljesítménymérési problémájának, elsősorban a környezet által biztosított számos teljesítménymérőnek a megértéséhez (*Meyer–Zucker* [1989]). A mutatók alapján folyamatosan gyenge teljesítményt nyújtó szervezetek fennmaradása ellentmondásos jelenség. A kognitív megközelítés hívei nem azt igyekeznek megmagyarázni, miért maradnak fenn alacsony teljesítményű szervezetek, hanem azt állítják, hogy az ellentmondás nem más, mint mérési probléma (*Meyer–Gupta* [1994]). Minden teljesítménymutató hibázik, hiszen a teljesítmény az előrejelzett mérőszám értékét vagy meghaladja, vagy alatta van annak. Legjobb esetben lehetséges a tényleges teljesítmény előrejelzése. Mivel általában a múltbeli és a jelenbeli teljesítmény szekunder mérése alapján próbáljuk a szervezet céljainak elérését előrejelezni, ezáltal számos vezető számára a teljesítmény csupán a siker vagy a bukás valamely megkérdőjelezhető mutatószámaként értékelhető. A csődbe jutás okaira és folyamataira a kognitív megközelítés azonban nem világít rá.

A kognitív megközelítéssel összhangban a szervezeti magatartást tanulmányozó pszichológusok (*Kets de Vries–Miller* [1984]) a felső vezetők olyan magatartási jellemzőit vizsgálják, amelyek jó eséllyel játszanak szerepet a vállalatok csődbe jutásában. A paranoid szervezet (*Grove* [1996]) folyamatos gyanúval él a belső és a külső környezet irányában, valamint magas fokú spekulatív bizalmatlanságot mutat az állítólagos fenyegetettségek és a rejtett motivációk felé. A másik szélsőséges eset a túlzott önbizalommal rendelkező szervezet, amelyet látszólag nem tudnak kibillenteni egyensúlyából a belső és a külső kihívások. A szervezetpszichológusok szerint mindkét szervezettípus csődre van ítélve.

1.1.2.7. Strukturális megközelítés

A strukturális megközelítés szerint a csőd a szervezetek és csoportok társadalmi képződményében keletkezik. A csőd nem feltétlenül esik egybe gazdasági nehézségekkel, az *Simmel* [1968] szerint a társadalmi struktúra komplex, egymással kölcsönhatásban álló elemek következményeként alakul ki.

A szervezetek növekedése és fejlődése a szervezetek fennmaradásának érdekében történő folyamatos újrapozicionáláson keresztül zajlik. Az újrapozicionálás az arra érdemesebb szervezetek magasabb szintű beágyazottságát és legitimitását segíti elő (*Fligstein* [1991]). A magasabb szintű beágyazottság ugyanakkor teret enged a

statikus tehetetlenségnek is, ami azt jelenti, hogy a nagyobb, régebbi, jobban centralizált szervezetek hajlamosabbak védeni pozíciójukat, erőforrásaikat és konzerválni a fennálló hatalmi viszonyokat.

A túlélés pozitív kapcsolatban van a szervezeti beágyazottság befolyásoló tényezőivel. Az evolúcióelméletből ismeretes, hogy a strukturális tehetetlenség passzivitáshoz vezethet a környezeti változások és az alkalmazkodási stratégiák irányában (*Hannan–Freeman* [1989]). Ez a csődbe jutásnak kedvez, különösen olyan környezeti feltételek esetén, amelyek mellett a szervezeti teljesítmény kevésbé múlik a vezetői tevékenységeken.

A szervezetek mindennapi tevékenysége a társadalmi és működési szabályokban kódolt rutinokkal írható le (*Cyert–March* [1963]). A rutinok megmutatják, hogy mire képes egy szervezet. A szervezeti rutinok változása rövid távon megnöveli a csődbe jutás kockázatát, különösen, ha azok a rutinok közeli kapcsolatban állnak a szervezet magjával.

A rutinokban beállt változások nemcsak a napi tevékenység újratanulásának szükségességét okozzák, hanem a belső erőforrások újraosztását és a külső kapcsolatok újrakonfigurálását is. A szervezeti rutinok ezért szorosan kapcsolódnak az erőforrásokhoz.

1.1.2.8. Erőforrás-alapú megközelítés

Az erőforrás-alapú megközelítés a szervezetek adaptációját (vagy annak hiányát) hangsúlyozza a környezet szélsőséges változásaihoz. A hangsúly a környezetvizsgálaton és a stratégiai akciókon van (*Pfeffer–Salancik* [1978]). Az erőforrás-alapú megközelítés a kritikus erőforrások (információ, pénz stb.) áramlásával foglalkozik, és azt állítja, hogy azok a szervezetek maradnak fenn, amelyek megfelelő lépéseket tesznek annak érdekében, hogy biztosítsák hozzáférésüket ezekhez az erőforrásokhoz. Azok a szervezetek maradnak fenn nagyobb valószínűséggel, amelyek megfelelő kapcsolatokat építenek ki és ápolnak közösségükkel, tulajdonosaikkal, szolgáltatóikkal és a releváns szakmai szervekkel.

Az erőforrás-alapú megközelítés szerint a szervezetek sajátos, nehezen utánozható képességekből és erőforrásokból tevődnek össze (*Amir–Schoemaker* [1993]). A szervezetek jövedelemtermelő képessége a hasonló erőforrások megfelelő kihasználásának és alkalmazásának függvénye. A szerzőpáros az erőforrásokat

olyan, rendelkezésre álló tényezőkként fogja fel, amelyek felett a szervezet irányítást gyakorol. A képességek az erőforrások komplex interakcióin keresztül kialakult szervezetspecifikus materiális vagy immateriális folyamatai (*Amir–Schoemaker i.m.*).

A jövedelemtermelő képesség előállításához szükséges stratégiai eszközöket a belső kontroll alatt álló képességek és erőforrások, valamint a külsőleg determinált stratégiai és iparági tényezők együttesen határozzák meg. A csődbe jutás akkor valószínű, amikor felborul az egyensúly a szervezet mozgástere és a környezet igényei között.

Az erőforrás-alapú megközelítés szerint akkor mennek csődbe a szervezetek, ha azok képtelenek előállítani az önfenntartáshoz elegendő jövedelmet. Az új szervezetek esetében ezért kulcskérdés értékes erőforrásokra és képességekre szert tenni még az alaptőke felhasználása előtt. A régebbi szervezeteknek pedig biztosítaniuk kell, hogy az erőforrásaik és képességeik továbbra is értéket teremtsenek, ahogy a versenykörnyezet megváltozik. Más ok-okozati mechanizmusok figyelhetők meg a korán és a későn csődbe jutó szervezeteknél (*Thornhill–Amit [2003]*). A korai csődbe jutás az elégtelen erőforrásoknak és képességeknek, míg a kései csődbe jutás az erőforrások, képességek és a stratégiai környezet nem megfelelő összhangjának tulajdonítható.

1.1.2.9. Evolúcióelméleti megközelítés

Az evolúciós megközelítés foglalkozik legnyíltabban a szervezetek fennmaradásával. Az értekezés kizárólag az evolúciós megközelítés populációs ökológiai irányzatával foglalkozik, amely szerint a szervezetek fennmaradása vagy csődbe jutása a szakirodalomból jól ismert variáció-szelekció-megőrzés (*Kieser [1995]*) iteratív folyamatában realizálódik. A szelekció egyik fajtája, amikor egész szervezetek semmisülnek meg: a kevésbé hatékony szervezetek alulmaradnak a versenyben, csődbe mennek, illetve megszűnnek. A környezet a kiszámítható és megbízható szervezeteket pozitívan szelektálja (*Hannan–Carrol [1992]*).

Egy populáció környezetén értendő mindazon faktorok összessége, amelyek a populáció számára korlátot jelentenek. Egy populáció releváns élőhelyét ezzel szemben a populáció és az annak környezete közötti interaktív folyamat eredményezi (*Hannan–Freeman [1989]*). A populáció tagjainak problémamegoldó magatartását

genetikus jellemzők határozzák meg (Carrol [1984]). A problémamegoldás sikere biztosítja, hogy a populációban azoknak a jellemzőknek a reprodukálási esélyei növekedjenek, amelyek révén bekövetkezik a probléma megoldásának sikere.

A legtöbb evolúcióelméleti empirikus elemzés azt vizsgálja, miként változik a populáció mérete meghatározott szelekciós tényezők függvényében. Hager et al. [1996] igyekezett összegyűjteni az empirikus vizsgálatok általánosításait (4. táblázat).

4. táblázat: Az evolúciós szervezetelméletek főbb megállapításai a szervezetek fennmaradásával kapcsolatban

Tétel	Magyarázat
liability-of-newness	Az új szervezetek nagyobb valószínűséggel szűnnek meg, mint a régebb óta fennálló szervezetek.
liability-of-adolescence	A szervezetek alapításuk után először kisebb halálozási kockázatnak vannak kitéve, mint később, amikor az alapítási tartalékok már elfogytak, és a versenytársak felfigyelnek az új jövevényre.
liability-of-aging	Az életkor növekedésével a szervezetek egyre rugalmatlanabbakká válnak, ami növeli halálozási esélyeiket.
liability-of-smallness	A kisebb szervezetek kortól függetlenül magasabb halálozási kockázatnak vannak kitéve, mint a nagyok.

Kezdetben általában gyorsul a populációs tagok számának növekedése, aztán lassul a gyarapodás, majd a populáció tagjainak száma elkezd stagnálni, illetve csökkenni (Carrol i.m.). Empirikus vizsgálatok alátámasztották, hogy a szervezeti méret és életkor, valamint a fennmaradás között összefüggés található. Ezt kétféleképpen értelmezhetjük. Egyrészt a fiatal, kis szervezetek feltételei állandóan változnak, azok nem képesek rutinokat és értékeket állandósítani. Másrészt a vezetőknél a fiatal, kis szervezetekben kisebb a tapasztalatuk, ezáltal kevésbé tudják irányítani a szervezetet és érvényesíteni érdekeiket.

Az evolúcióelmélet arra is rávilágít, hogy a populáció sűrűsége alapvető befolyást gyakorol a szervezetek fennmaradására (Hannan–Carrol i.m.). Minél sűrűbb a szervezeti populáció, annál több szervezet születik. Ez azonban csupán egy bizonyos szintig igaz, amelyet követően az alapítások száma csökken, és a megszűnések száma növekszik. A szervezetek megszűnése a környezeti élettérben jelentkező erőforrás-

korlát és az éles verseny következménye. Amikor tehát a populáció zsúfolttá válik, a szervezetek fennmaradási esélyei csökkennek.

A populációs ökológia nézetei szerint a környezet kiszelektálja a nem megfelelően illeszkedő szervezeteket. A túlélőképesség időben előrehaladva annak függvénye, hogy miként illeszkedik a szervezet a környezeti változásokhoz. A nem megfelelő illeszkedés hamar elavulttá teheti a szervezetet. A fejlődés milyensége attól függ, hogy a szervezeti tanulás pozitív kompetenciákat vagy növekvő merevséget teremt-e (Sorensen–Stuart [2000]).

Fichman–Levinthal [1991] vizsgálatai alapján az új szervezetek csődjeleiről nem mutatható ki, hogy azok monoton csökkennének a szervezet korával. Létezik egy kezdeti „nászutas” időszak, amikor az induló tőkéből megél a szervezet. A szerzők azt állítják, hogy a csődbe jutás valószínűségét és időbeni alakulását nagymértékben befolyásolják az alaptőke összetevői. Az időbeni függőség azzal magyarázható, hogy minél tovább húzza a szervezet, annál több lehetősége van kapcsolati tőkét kiépíteni, és annak felhasználásával a környezethez alkalmazkodni.

A fiatal szervezetek halandósága kifejezhető az alaptőke állományának és a szervezeti tőkeváltozást irányító folyamatoknak az időtényezőt is figyelembe vevő modellezésével. *Levinthal* [1991] ún. „véletlen-mozgási” modelljében nincsen közvetlen kapcsolat a szervezet kora és csökkenő halandósága között. A régebbi szervezetek nem azért rendelkeznek alacsonyabb halálozási rátákkal, mert azok idősebbek, hanem mert a korábbi sikereik képesek őket kimozdítani a jelentkező kényszerpályákról. A növekvő megbízhatóság és a gyarapodó kompetenciák sem feltétlenül magyarázzák az életkor előrehaladtával megfigyelhető csökkenő halálozási rátát. A szervezet kora sokkal inkább jelzi a szervezet tőkéjének kiterjedtségét.

1.1.2.10. Döntéselméleti megközelítés

A fennmaradást döntési szinten vizsgálva lehetővé válik, hogy többet lássunk a piaci kiválasztódás szélsőséges eseteinél. A döntések szintjén elemzett csödesetek elősegítik a szervezetek fennmaradásának jobb megértését, hiszen a rossz vezetői döntések veszélybe sodorhatják az egész szervezetet. *Miller–Hickson–Wilson* [1993] 55 esetet vizsgált meg a stratégiai döntések sikereivel és kudarcaival kapcsolatban. A

csődbe jutás okait a megalapozatlan döntésekben látták. Empirikus vizsgálataik alapján a döntések megalapozatlanságát négy tényező befolyásolja:

- a szervezet mérete;
- a döntési folyamat időtartama;
- az előrelátás hiánya;
- a túlzott bizalom.

Az esetek döntő többségében a kis szervezetek kevésbé képesek felhalmozni olyan erőforrásokat, amelyeket nem szükséges a mindennapi üzletmenet érdekében azonnal felhasználni. *March–Simon* [1958] szavaival élve a kis szervezetek kevés szervezeti tartalékkal rendelkeznek. A nagy szervezetek ezzel szemben képesek tartalékokat képezni, ezáltal könnyebben túlélni krízishelyzeteket. Mindez összhangban van *Singh* [1986] a szervezeti teljesítményt vizsgáló tanulmányával. A szerző 173 amerikai és kanadai szervezet mintájára végrehajtott empirikus vizsgálat alapján azt találta, hogy a jó teljesítmény két kulcsváltozója a tartalék és a decentralizáció.

A gyors döntési képesség nem feltétlenül előnyös. A megalapozatlan döntésekben a sebesség következtében a döntéshozók lényeges információkat nem vagy nem elégséges mértékben vehetnek figyelembe.

Az állandóan változó üzletmenet egyre kevesebb teret enged a jövőbe tekintésnek⁷, vagyis egyre szűkül az előrejelzésre és a tervezésre rendelkezésre álló idő. Amelyik szervezet azonban nem képes előrelátni a technológiai változásokat, feltérképezni a piaci trendeket, és vakon bízik a meglévő széles körű ügyfélállomány fennmaradásában, rövid időn belül kellemetlen meglepetésre számíthat.

A kis méret, a döntésekre rendelkezésre álló idő rövide és az előrelátás hiánya kölcsönhatásban áll egymással (*Miller–Hickson–Wilson i.m.*). Kis szervezetben mindenképpen kevesebb az a tartalék erőforrás, ami lehetővé tenné az előrelátást. Kevesebb forrás áll rendelkezésre a kutatás-fejlesztésre és/vagy tanácsadási szolgáltatások igénybevételére, kevesen képesek pénzügyi, értékesítési és kapacitás előrejelzést készíteni. Nem áll a szervezet élén olyan vezető, akit nem terhelnek a napi operatív ügyek, ezáltal jobban koncentrálhatna a stratégiaalkotásra. Ilyen körülmények között a döntéseket gyorsan hozzák meg, nem jellemző a következmények gondos mérlegelése és a jövőalternatívák konzisztens megalkotása.

⁷ *Fayol* [1984] szavaival élve a „prévoyance”-nak

A kis méret, a kis időtartam és a nem megfelelő tervezés együttesen olyan körülményeket teremt, amelyben a vezetők nagy valószínűséggel megalapozatlan döntéseket hozhatnak.

A túlzott bizalom számos szerző (*Quinn* [1980]) szerint a progresszív és viszonylag alacsony kockázattal járó változásokat célozza. Minél inkább bíznak a vezetők termékeikben és piacaikban, annál kevésbé valószínű, hogy stratégiai változásra szánják magukat. Az ismert dolgokhoz való ragaszkodás azonban éppen a tudatossággal szemben állít korlátot. A vezetők és a szervezetek csupán meghatározott keretek között lesznek tájékozottak. Ez oda vezethet, hogy túl későn veszi észre a szervezeti nehézségek és a csődbe jutás jeleit. Felléphet az ún. „önhiúsági effektus” (*Grinyer–McKiernan* [1994]), ami akkor alakul ki, amikor a sikeres menedzsment büszkélkedik üzleti eredményeivel és vezetési módszereivel, valamint úgy véli, hogy azok a jövőben is működni fognak. Számos esetben a vezetők egyszerűen nem veszik tudomásul, hogy a korábban sikeres stratégiák mára teljesen versenyképtelennek bizonyulnak (*Harrigan* [1988]).

A csőd felfogható különböző egyéni döntések kimeneteként. *Hirschman* [1970] szerint az egyének háromféle döntés közül választhatnak: kilépnek a szervezetből, megpróbálják azt átalakítani vagy hűségesek maradnak hozzá. Ha a szervezet minden tagja kilép, akkor a szervezet szétesik, kénytelen befejezni működését. Ha mindenki hangot ad véleményének, és különböző változtatásokat szeretne véghezvinni, akkor a szervezet a különböző nézetek, alternatívák és cselekedetek anarchikus terévé alakul⁸. Ha pedig mindenki hűséges marad a szervezet aktuális formájához, figyelmen kívül hagyva a teljesítménykritériumokat, a szervezet hamar hatékonytalanná és eredménytelenné válhat.

Mi történik akkor, ha a kilépni szándékozók a szembenálló érdekek és konfliktusok vagy más okok következtében nem tudnak kilépni, a változtatást szándékozók pedig nem tudják elképzeléseiket érvényesíteni? Ekkor a szervezet tagjai bent maradnak a szervezetben, de nem azért, mert lojálisak ahhoz, hanem mert nincs számukra más járható út. *Hirschman* (i.m.) szerint az ilyen szituációk jelentik a csődbe jutás igazi táptalaját.

⁸ a szervezeti magatartás szakirodalma (*Cohen–March–Olsen* [1972]) az ilyen típusú szervezeteket tekinti „szemetesládáknak”

1.1.3. A szervezetelméleti iskolák tanulmányozásából levonható következtetések

A szervezetek fennmaradásának és csődbe jutásának vizsgálatára számos megközelítés létezik. Valószínűsíthető, hogy a kutatásokat folytatva a kör további bővítése is lehetséges. Láthattuk, hogy a csőd egyaránt kialakulhat a szervezet életciklus fázisaiban jelentkező válságokra adott nem megfelelő válaszreakciók, a legitimitás hiánya, az információs aszimmetria, erőforrás- és képességhiány, a kedvezőtlen szelekció, a megalapozatlan döntések, vezetői tulajdonságok, a szervezeti rutinok elégtelensége, a teljesítménymutatók félreértelmezése, valamint a szervezetek nem megfelelő beágyazottsága következtében. A csődbe jutás lehet hosszú folyamat eredménye, egyéni döntések kimenetele, vagy eseti, előre nem látható jelenség (Nováky [2003]).

Több megközelítés is kiemelte a szervezet korának és méretének fontosságát a fennmaradás viszonylatában. *Amburgey–Kelly–Barnett* [1993] arra világított rá, hogy miközben az idősebb szervezeteket ugyan súlyosan érinthetik a változások, azok általában a felhalmozott eszközeiket kihasználva jobban képesek túlélni az esetleges válságokat. A környezeti változások eredményezte szelekció azokat a hosszú idő óta fennálló szervezeteket fenyegeti különösen, amelyek képtelenek a kialakított szervezeti rutinjaikat és eljárásaikat hozzáigazítani a környezet evolúciós változásaihoz.

Az erőforrás-alapú megközelítésnél említett stratégiai eszköz szemléletben azok a szervezetek mennek csődbe, amelyeknél a jövedelem nem elégséges a működés folytatásához. Ez akkor fordul elő, amikor a képességek és az erőforrások elveszítik értéküket a környezet elvárásaihoz viszonyítva (*Thornhill–Amit* [2003]). Ez jól láthatóan nincsen közvetlen összefüggésben a szervezet életkorával, noha a fiatal szervezeteknél sokkal inkább beszélhetünk a stratégiai képességek és erőforrások megszerzéséről, miközben idősebb szervezetnél azok megtartásáról és továbbfejlesztéséről. Ezért az életkor – ahogyan az az evolúciós megközelítésnél említésre került – nem a szervezet halálának a fő meghatározója, hanem csupán a szervezet képességeinek a versenykörnyezethez való illeszkedéséről ad tájékoztatást.

Az erőforrás-tartalékok és az eredményesség közötti ellentmondás jól ismert. Stabil környezetben az eredményesség a siker záloga, míg instabil időszakokban a szervezeti tartalék (*Singh* [1986]).

A szervezeti tudás megszerzése és folyamatos bővítése számos szervezet fontos és egyúttal erősen bizonytalan kihívását jelenti. A megfelelő szervezeti tudás lehetőséget ad új versenyelőnyök kifejlesztésére és a meglévők kiterjesztésére, ezáltal a szervezet hosszabb távú fennmaradására. A tudás megszerzése azonban jelentős erőforrásigénnyel, kockázatos stratégiai döntésekkel jár, és nagymértékben függ a vezetők kognitív modelljeitől és a hatalmi viszonyoktól (Provance [2004]). A tudásszerzés tehát többalternatívás játszma, bizonytalan kimenettel. A szervezeti tudás megszerzése ezért éppúgy lehet a csődbe jutás előidézője, mint a fennmaradás garanciája.

Ha az adatok azt sugallják, hogy a megszűnés univerzális jelenség, akkor miért van mégis ennyi szervezet? Nyilvánvaló válasznak tűnhet, hogy többé-kevésbé folyamatos cserélődésről van szó. Ebben az értelemben a fiatal szervezetek folyamatos jelenléte tűnik valószínű jelenségnek (Klein [2000]).

Érdekes eljátszani a gondolattal, hogy a különböző szervezetelméleti megközelítések vajon a csődbe jutás különböző folyamatait írják-e le, vagy pedig ugyanazt a csődbe jutási folyamatot más-más szemszögből nézve. Hipotetikusan állíthatjuk, hogy inkább az utóbbiról van szó. Ezért kimondható, hogy *a szervezetkutatók és a vezetők a tíz megközelítést együttesen figyelembe véve mindenképpen közelebb jutnak az igazsághoz, mint ha külön-külön csak néhány szempontot mérlegelnének, hiszen a szóban forgó probléma maga a szervezetek fennmaradása, illetve csődbe jutása.*

A több ízben egymásnak ellentmondó következtetések, a versengő és egymást részint kiegészítő irányzatok jelenléte a szakterület fejlődése érdekében egyértelműen hasznosnak minősíthető. A paradigmaticus irányzatok bármelyikének kiragadása fél igazsághoz és a szubjektív értékítélet előtérbe kerüléséhez vezethetne. Ebből következően a szervezetek fennmaradásának vizsgálatához egységes, általánosan elfogadásra javasolt elméleti-metodológiai szempontrendszer nem célszerű definiálni. *A vizsgálatokat a szempontok mindegyikének figyelembevételével kell elvégezni, amely magában foglalja az új szempontrendszer kialakítását és új vizsgálati mód meghatározását is.* Az értekezésben éppen erre történt kísérlet.

1.2. A csődelőrejelzés elméleti kérdéskörei

Az empirikus vizsgálat követelményeivel összhangban, a csődelőrejelzést megalapozó szervezetelméleti megközelítéseknel általánosságban említett szervezeteket az értekezés további fejezeteiben a gazdasági szervezetekre (a továbbiakban: vállalatok) szűkítjük. Jelen alfejezet a csődelőrejelzés különböző elméleti perspektíváit járja körül a csődbe jutási folyamat elemzéséből kiindulva, a vállalati pénzügyi és jogi megalapozáson, a csődfogalmak definiálásán, az empirikus vizsgálat keretein, a magyarázó változókkal kapcsolatos problémák értékelésén keresztül a csődelőrejelzés megbízhatóság-vizsgálatáig.

A gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzésére számos elméleti megközelítés és módszer létezik. Joggal vetődhet fel a kérdés, hogy lehetséges-e egyáltalán a csődöt előrejelezni, melyik elmélet szolgálhat a szervezetek fennmaradásának jobb magyarázatául, valamint milyen módszerek alkalmazása célravezető a hatékony csődelőrejelzés érdekében.

1.2.1. A csődbe jutás folyamata

A szervezetelméleti megközelítéseknel láthattuk, hogy a szervezetek megszűnése számos okra vezethető vissza. A fizetéseképtelenség kialakulása révén bekövetkező csődbe jutás a szervezetmegszűnés egyik eseteként tekinthető. Fizetéseképtelenséget különböző válsághelyzetek idézhetnek elő, válsághelyzetet külső és belső tényezők is okozhatnak. A Veress–Tihanyi [1991] féle tipológia alapján külső tényezők a környezeti hatások, piaci problémák és értékesítési gondok, belső tényezők a stratégiai, operatív, humán és pénzügyi problémák.

Másik megközelítés (Noszkay [2002]) szerint a válság különböző szakaszokra bontható, attól függően, hogy az milyen tünetekkel és milyen összetételben jelentkezik:

- korai (látens) szakasz;
- középső (kritikus vagy átmeneti) szakasz;
- késői (felpörgő) szakasz.

A korai szakasz jellemzője, hogy a menedzsment még úgy véli, hogy a vállalat csupán átmeneti hullámvölgyben van. Ekkor még az érintettek többsége nem veszi

észre a bajt. Tipikus válságtünet a készletek forgási sebességének lassulása, a szállítási határidőkkel és a fizetési kötelezettségekkel kapcsolatban megjelenő késedelmek, a fedezet csökkenése, a forgalom visszaesése, valamint az értékesítés és a termelés területein észlelhető hatékonyságromlás. Késedelmi kamatfizetési kötelezettségek alakulhatnak ki.

A középső szakaszban általában komolyabb zavarok figyelhetők meg a termelésben és az értékesítésben. A minőségi reklamációk súlyosbodnak, a határidők betartása ellehetetlenül. A fedezet tovább romlik, a pénzügyi egyensúly már csak a napi prioritások mérlegelésével biztosítható. A kötelezettségek teljesítése esetén szinte mindennaposak az átütemezések, egyre gyakoribb a vevői előlegek kérése, komoly likviditási problémák léphetnek fel. Fizetési felszólítások, beszédési megbízások jelennek meg. A vállalatban belül egyre rosszabb a hangulat, akadózik a kommunikáció, bomlani kezd a vállalati kultúra, kiváló szakemberek távoznak el. Részvénytársaság esetén a részvények értéke és az osztalék mértéke csökken, a tőkeáttétel túlságosan magas szintet ér el.

A késői szakaszban a vállalat minden területén eluralkodik a káosz, ekkor már mindenki számára nyilvánvalóvá válnak a nehézségek. A minőségi problémák és reklamációk napi rendszerességgé válnak, egyre nagyobb gondot jelentenek a kintlévőségek, a szállítók már csak készpénz ellenében hajlandók teljesíteni. A *cash flow* tartósan negatívvá válik, a beszédési megbízások is csak sorban állással teljesíthetők. A kamatokkal terhelt hitelek és az államháztartás felé fennálló tartozások exponenciálisan növekednek. Szétesnek a nagy funkcionális rendszerek, tömegessé válik a fluktuáció. A vállalat rendszer jellege megszűnik. Elkerülhetetlenné válik a csődeljárás, a felszámolási eljárás vagy a végelszámolás.

A csődelőrejelzés feladata a válságjelenségek időbeli felismerése, mérése, valamint a várható fennmaradás és a fizetőképesség előrejelzése.

1.2.2. A csődelőrejelzés tudományelméleti problémái

A csődelőrejelzés tudományos előrejelezhetőségi problémája nem egyedüli jelenség a társadalomtudományok területén. A társadalomtudományi előrejelezhetőség hosszú ideje szolgál tudományos viták alapjául (Kristóf [2006]). Az 1950-es évek végéig a predikcióalkotás képessége alapján ítélték meg a

tudományelméleteket. Széles körben csak az 1970-es évekre kerekedett felül az elméletek heurisztikai ereje a predikciókészítés képességén.

A pozitivista tudományfilozófia tanításai szerint az elméletek végső célja a tudományos predikciók készítése (*Friedman* [1953]), azonban már a popperi kritika elveti (*Popper* [1957]), hogy az elméletek előrejelzésekre szolgáló gépezetek lennének. A falszifikációs elmélet rávilágít arra, hogy az elméleteknek korántsem az előrejelzés a fő funkciójuk, hanem a magyarázat. Az előrejelzések pedig – elméleti szempontból – nem valamilyen gyakorlati-technológiai célt szolgálnak, hanem az elméletek ellenőrzését.

A predikció értelemben vett tudományos előrejelzés pozitivista felfogásán tehát már az 1950-es évek rést ütöttek. A pozitivista tudományfilozófia antinaturalista és pronaturalista kritikái (*Popper* i.m.) értelmében a bolygók állásának előrejelzéséhez hasonló egzakt csődpredikció lehetőségét egyértelműen el kell utasítani. A gazdaságban és a társadalomban ugyanis nincsenek a természeti törvényekhez hasonló univerzalitások, amelyekre hosszú távú általánosításokat lehetne építeni, leszámítva bizonyos triviális szabályszerűségeket.

Amennyiben lehetséges lenne a csődhöz hasonló társadalmi-gazdasági események pontos tudományos előrejelzése, akkor elvileg lehetőség nyílna az eljövendő gazdasági tények egyfajta lajstromozására. Ha azonban ez a lajstrom ismertté válna⁹, akkor az sokakat minden bizonnyal olyan cselekedetekre ösztönözné (tőkeinjekció, tevékenység befejezése deklarált fizetéseképtelenség nélkül, stratégiai szövetség, teljes vezetőváltás stb.), amelyek éppen az előrejelzett esemény bekövetkezését akadályoznák meg. A társadalmi és gazdasági események egzakt és részletes lajstromának, vagyis predikciójának gondolata így önellentmondás.

Tudományelméleti oldalról tehát meglehetősen nehézkes egyértelmű magyarázatot adni a szervezetek fennmaradására/csődbe jutására. *A megoldás a több lábon álló elméletalkotás, a több elméleti megközelítés együttes figyelembevétele, valamint a több előrejelzési módszer szimultán alkalmazása lehet*¹⁰. Az értekezésben ez mindvégig vezérfonal!

⁹ nem lehetne sokáig titokban tartani, hiszen elvileg azt bárki újból előállíthatja

¹⁰ általános érvennyel megfogalmazható, hogy az előrejelzési módszerek kombinálása és szimultán alkalmazása megbízhatóbb előrejelzést tesz lehetővé, mint egy-egy módszer kizárólagos alkalmazása (*Gáspár–Nováky*, 2002)

Érdekes elméleti problémákat vet fel, hogy *a kidolgozott matematikai-statisztikai csődelőrejelzési modellek mennyiben képesek hozzájárulni a szervezetek fennmaradásával és csődbe jutásával foglalkozó gazdaságelméleti megfontolásokhoz*. Blaug [1980] szerint a közgazdaságtan számos területén megfigyelhető, hogy a különböző ökonometria tanulmányok egymásnak ellentmondó következtetésekre jutnak, és a rendelkezésre álló adatokból kiindulva nem létezik valamely legjobbnak kiválasztott módszer, ami alapján el lehetne dönteni, hogy melyik következtetés áll közelebb a valósághoz. Ebből következően akár évtizedekig is lehet vizsgálni egymásnak ellentmondó hipotéziseket (Westgaard [2005]).

A sokváltozós csődelőrejelzés negyven éves története alatt nem született megegyezés arról, hogy milyen magyarázó változók alapján lehetséges legmegbízhatóbban előrejelezni a fizetéseképtelenséget. A rendkívül széles körű előrejelzési módszerek, a különböző országokból, iparágakból és időszakokból összegyűjtött adatok megnehezítik annak hipotetizálását, hogy mi okozza a csődöt és hogyan. A vállalatok csődbe jutására *nincsen egységes elmélet* sem.

A fizetőképess és a fizetéseképtelen vállalatok elkülöníthetőségét magyarázó változókra vonatkozó elméleti háttér hiánya súlyos akadályozó tényező a csődelőrejelzés átfogó elméletének kidolgozásában. Általánosan elfogadott elmélet nélkül pedig a tudományban erőltetett dolog kimondani, hogy valamely empirikus vizsgálat eredményeképpen született modell más időszakban és más gazdasági környezetben is működőképes¹¹. *Kijelenthető, hogy nem létezik tértől, időtől és gazdasági környezettől független modell*. Azt sem szabad figyelmen kívül hagyni, hogy ki és milyen céllal modellez. A modellek megfelelő közgazdasági interpretációja hiányában csupán próbálkozni lehet a csődelőrejelzéssel, azonban a jelenséget megérteni teljes körűen nem lehetséges. Ebből következően *az univerzális predikcióra*¹² *képes csődmódel lehetőséget el kell vetni*.

A probléma lehetséges megoldása lehet, hogy az empirikus modellépítésben nagyobb szerepet engedünk az elméletnek (Blaug i.m.). A statisztikai feltételek és a szignifikancia vizsgálatát ezért mindig elméleti kontextusban kell elvégezni. A

¹¹ az elméletalkotás során ezt a korlátozó feltételt minden társadalomtudományi területen célszerű megszívlelni

¹² a predikció egyértelmű, megbízható állításként definiálható (Nováky szerk. [1999]), amely esetünkben az egyértelmű előrejelzést jelenti

tudományterület fejlődése érdekében a hipotézisvizsgálatok eredményeit vissza kell csatolni az elméletalkotásba.

1.2.3. A csődelőrejelzés vállalati pénzügyi háttere

A vállalatok fizetőképességének előrejelzése évtizedek óta a vállalati pénzügyek egyik kiemelkedő kutatási területének számít. Különböző modellezési technikákkal megszámlálhatatlan csődmodell készült elsősorban a fejlett országokban. A vállalatfinanszírozási elméletek szerint a csődelőrejelzési modellek kidolgozása iránt az érdeklődés több okból kifolyólag töretlen és egyre erősödő.

Egyrészt a vállalatok csődje az érintettek többségére hatással van, a csőd magas költséggel jár. Az érintettek érdeke, hogy a csőd kialakulásának veszélyét időben felismerjék, hiszen ekkor még megtehető a szükséges preventív vagy korrekciós lépések a vállalat megmentése érdekében (Keasey–Watson [1991]). Az érintettek bíznak a vállalat sikerében. A fizetéseképtelenség közelébe került vállalat piaci értéke drámaian csökken. A vállalati csőd által okozott sokk a csőd gazdasági és társadalmi költségeit tovább növeli. A szakirodalomban fertőző hatásnak¹³ (Laitinen–Kankaanpää [1999]) nevezett jelenség következtében a nagyvállalatok csődjének közvetlen és közvetett költségei a vállalat kapcsolati hálójában található cégekre, a teljes nemzetgazdaságra, a globalizáció következtében pedig más országokra is kiterjedhetnek, hatásuk ezáltal a foglalkoztatottságra és a társadalmi jólétre számottevő lehet. Ebből következően a csődelőrejelzés nemcsak egyéni és egyedi vállalati szempontból, hanem a társadalom egésze szempontjából lényeges.

Másrészt az általános gazdasági környezetben megfigyelhető negatív fejlemények és a vállalati teljesítménymérés rohamos fejlődése felgyorsította a csődök kutatását és a csődelőrejelzési kultúra elterjedését. Az elmúlt évtizedekben a vállalatok környezete radikálisan átalakult. A vállalatok ma már globális gazdaságban tevékenykednek, a verseny minden korábbinál erősebb, az állami szabályozás felerősödött. A legtöbb országban a csődesetek száma szemmel láthatóan nő, a *network*-hatás miatt egyre több vállalat válik sebezhetővé (Altman–Saunders [1998]).

Harmadrészt a pénzügyi adatok és a statisztikai módszerek hozzáférhetősége óriási lehetőséget biztosít a csődelőrejelzésre irányuló empirikus kutatások számára.

¹³ a fertőző hatás országonként és időszakonként más és más formát ölthet

A kvantitatív tudományok (matematika, statisztika, mesterséges intelligencia, informatikai alkalmazások) területén lezajlott fejlődés kvantitatív technikák egész tárházát kínálja a csődmodellek kidolgozásához (*Charitou–Neophytou–Charalambous* [2004]). Számos vállalat pénzügyi adatai nyilvánosan hozzáférhetők, ezáltal lehetővé válik a kutatók számára számítógépes adatbázisok előállítása standardizált pénzügyi mutatókból.

Negyedrészt a csődmodellek segítségével pontosabb kép nyerhető a vállalat gazdálkodási helyzetéről. Noha azt várnánk, hogy a független könyvvizsgálók és a döntéshozók képesek korrekten értékelést adni a vállalat pénzügyi helyzetéről, a gyakorlat azt igazolja, hogy az említett személyek kevésbé eredményesen képesek megállapítani valamely vállalat várható fizetőképességét, mint a sokváltozós csődelőrejelzési modellek (*Altman–Saunders i.m.; Keasey–Watson i.m.*)¹⁴.

Ötödrészt a piaci tökéletlenségek és az információs aszimmetria területén végrehajtott kutatásokkal összhangban a hitelminősítés és a csődelőrejelzés elméleti kutatása is felgyorsult (*Andreev* [2006]). A pénzpiacok nem tökéletesek, a szabad tőke nem elegendő az összes jövedelmező projekt¹⁵ finanszírozására, ebből következően számos értékteremtő beruházás nem valósul meg. A hitelpiacok tőkefüggők, a befektetők az információs aszimmetria miatt visszatartják tőkéjüket. A tőkebiztosítás a várható hozamtól és a projekt sikerének valószínűségétől függ. A befektetők csak a magas várható megtérüléssel rendelkező projekteket hajlandók finanszírozni. Ilyen körülmények között a vállalatok és a projektek kockázatelemzése hihetetlen mértékben felerősödött. A csődelőrejelzési modellek alkalmazása mérsékelheti az információs aszimmetriát a tőketulajdonosok és a menedzserek között, amellett, hogy azok kockázatelemzésre is kiválóan alkalmazhatóak.

Hatodrészt a fejlett világban a pénzintézetek számára hatályban lévő Bazel II Tőkeegyezmény kifejezetten ösztönzi a csődelőrejelzést. A Bazel II három pilléren nyugszik: a minimális tőkekövetelményen, a bankfelügyelet jogosítványain és a

¹⁴ Természetesen ez a megállapítás egyedi vállalatok fizetőképességének előrejelzése esetén nem igaz, hiszen ott a könyvvizsgáló jelentős információelőnyvel bír a csődmodellekhez viszonyítva. Amennyiben azonban kizárólag a nyilvánosan hozzáférhető adatok állnak rendelkezésre valamely vállalatról, akkor a sokváltozós csődmodellek vannak előnyben, hiszen azok reprezentatív adatbázison megtanulják a fizetőképessé és fizetésektelen vállalatok pénzügyi jellemzőit. Ilyen tudásnak pedig a könyvvizsgáló nincsen birtokában. *Altman* kísérletképpen megmutatott 100 – általa ismert fizetőképessé – éves beszámolót könyvvizsgálóknak és a Zeta-modellnek, és a csődmodellek besorolási pontossága jelentősen felülmúlta a könyvvizsgálók ítélőképességét.

¹⁵ jövedelmező projekteknek a pozitív nettó jelenértékű projekteket tekintjük

transzparencián. A minimális tőkekövetelménybe beletartozik, hogy a bankok minden ügyfélre belső értékelési módszerekkel külön-külön meghatározzák a fizetéseképtelenné válás valószínűségét (*Altman–Sabato* [2005]). A Bázeli II arra ösztönzi a bankokat, hogy belső kockázatértékelési modelleket, így csődelőrejelzési modelleket dolgozzanak ki (*Basel Committee on ...* [2006]). Magyarországon a Bázeli II-t 2008-ban vezették be, ami a sokváltozós statisztikai alapokon nyugvó csődelőrejelzési módszerek előtérbe kerülését idézte elő a hitelkockázatkezelés területén. 2008-tól már nem az a kérdés a pénzügyintézetek számára, hogy alkalmazzanak-e statisztikai előrejelzési módszert az ügyfélminősítésre és a nemfizetési valószínűség becslésére, hanem az, hogy melyik módszer(ek)e, és hogyan. A Bázeli II nem ír elő kötelezően alkalmazandó nemfizetési valószínűség becslési módszert, ezáltal a pénzügyintézetek döntési felelőssége a megfelelő statisztikai előrejelzési módszer kiválasztása (*Kristóf* [2008]). Az értekezés igyekszik ehhez a döntéshez empirikus vizsgálattal alátámasztott eredményeket szolgáltatni.

Vállalatfinanszírozási megközelítésben a csődnek háromféle elméleti magyarázatát különböztethetjük meg (*Lizal* [2005] p. 6.):

1. A *neoklasszikus irányzat* szerint a csőd az eszközök nem megfelelő elosztásának következménye. Az eszközök túlnyomórészt ipárag-specifikusak, a csőd az újraelosztás eszköze. A neoklasszikus irányzat képviselői úgy vélik, hogy a csődeljárás a hatékony erőforrás-elosztás elkerülhetetlen útja. A csődbe jutott vállalatok mennyisége és mérete a gazdasági átalakulás fokmérője.
2. A *tisztán pénzügyi irányzat* szerint a csődbe jutó vállalatoknak ugyan megfelelő a vagyonszerkezete, de a tőkeszerkezete és a likviditása nem. Ennek értelmében a hosszú távon fenntartható vagyonnal rendelkező vállalatok is csődbe mehetnek rövid távon. A csőd okai a tőkepiacok tökéletlenségében és az örökölt tőkestruktúrában keresendők. Ebben a megközelítésben nem tudjuk egyértelműen meghatározni, hogy a csőd jó vagy rossz-e a szervezetátalakítás szempontjából.
3. A *társaságirányítási irányzat* szerint a vállalatnak ugyan megfelelő lehet a vagyonszerkezete és a tőkeszerkezete, de rossz a vezetése. A társaságirányítási problémák hatékonytalan működést eredményeznek, ami csődhez vezethet. Az irányzat értelmében csődeljárás helyett a

tulajdonosoknak fel kell mentenie a menedzsereket. A csőd nemcsak a szervezetátalakítás, hanem a társadalmi jólét szempontjából is káros.

A vállalati pénzügyi szakirodalom eljárások és információforrások teljes tárházát sorakoztatja fel a csőd elkerülésére és előrejelzésére vonatkozóan (*Samuels–Brayshaw–Craner* [1995]). Többek között a jelenlegi és a jövőbeni időszakok *cash flow* elemzése, a vállalati stratégia értékelése, a potenciális versenytársak fenyegetettségének felmérése, az iparági szerkezet elemzése, a részvényérték alakulása, a kötvényhozamok vizsgálata és az éves beszámoló elemzése szerepel az ajánlott módszerek között.

1.2.4. A csődelőrejelzés jogi háttere

A gazdasági rendszerben a gazdasági szervezetek folyamatos be- és kilépése természetes jelenség. Mivel a társadalom számára költséggel jár a gazdálkodó egységek csődje, ezért különböző törvények és eljárások születtek az érintett felek jogvédelmére, az improduktív vagyon felszámolására, valamint – amennyiben szükséges – meghatározott moratórium biztosítására a kötelezettségek teljesítése érdekében. A fizetési moratórium időt ad az adósok újjászervezésére, így újra folyamatossá válhat a gazdálkodás.

Csaknem minden országban alkalmazzák a felszámolás, a végelszámolás és a csődeljárás intézményét. Ha valamely gazdálkodó egység gazdasági értéke meghaladja a felszámolási értékét, akkor a gazdálkodó egységnek reorganizációt követően folytatnia kell tevékenységét (csődeljárás). Ha azonban a felszámolási érték magasabb, mint a gazdasági érték¹⁶, akkor a felszámolás a preferált megoldás.

A csődeljárás keretében lefolytatott reorganizáció elméletileg megfelelően megalapozott, annak társadalmi-gazdasági haszna kézenfekvő (*Altman* [1993]). A folyamat lényege, hogy a pénzügyileg bajba jutott vállalatok folytathassák működésüket, és inkább megtartsák esetleges pozitív cégértéküket, mint hogy felszámolják vagyonukat a hitelezők kiegyenlítése céljából. A csődeljárást az a hiedelem igazolja, hogy az átszervezést követő folytatólagos fennmaradás többet ér, mint ha az eszközöket a piacon értékesítenék. A rehabilitáció azonban hosszú évekig

¹⁶ vagyis a vállalat vagyona többet ér felszámolás esetén, mint ha folytatná a tevékenységét

is eltarthat, ekkor pedig a pénz időértékét is figyelembe kell venni. Ha a gazdaságilag produktív vagyon a későbbiekben az *opportunity cost*-ot meghaladóan képes ellátni a társadalmat termékekkel és szolgáltatásokkal, a reorganizáció eredményesnek minősíthető¹⁷. Ezeket az előnyöket azonban mindig a csőd társadalmi és vállalati költségeivel kell szembesíteni.

Magyarországon a rendszerváltás idején viszonylag rövid időn belül kellett a jogrendszert az új társadalmi-gazdasági folyamatokhoz igazítani, ezért a legtöbb jogági alaptörvény előkészítésére kevés idő állt rendelkezésre. A csődjogi szabályok megalkotását nehezítette, hogy hiányoztak a dogmatikai előzmények. A fizetéseképtelenségi jog negyven éven keresztül kiesett a magyar jogrendszerből.

Az 1991-ben megszületett *csődtörvény* akkor minősített *fizetéseképtelennek valamely vállalatot, ha annak tartozásai meghaladták a vagyonát, 60 napon belül az esedékességet követően nem egyenlítette ki tartozását, a vele szemben támasztott követelések végrehajtása eredménytelen volt, és fizetéseit megszüntette.* A szabályozást az ösztönözte, hogy a gazdaságban 1988-tól erőteljes likviditási válság bontakozott ki, a bankrendszer átalakulása során a hagyományos vállalati eszközfinanszírozási rendszer részben összeomlott, ezért nagy hangsúlyt kapott a fizetési fegyelem, illetve az ezt szabályozó rendszer (Csőke [1992]). A csődtörvényt 1991 óta többször is módosították, de a fizetéseképtelenség fogalmának alapkonceptiója lényegesen nem változott. Csődelőrejelzésről Magyarországon értelemszerűen a csődtörvény megjelenését követően lehet beszélni.

A hazai jogrendben a deklarált fizetéseképtelenség három formát ölthet. A *csődeljárás* olyan eljárás, amelynek során az adós – a csődegyezség megkötése érdekében – fizetési haladékokat kezdeményez, illetve csődegyezség megkötésére tesz kísérletet. A *felszámolási eljárás* olyan eljárás, amelynek célja, hogy a fizetéseképtelen adós jogutód nélküli megszüntetése során a hitelezők a törvényben meghatározott módon kielégítést nyerjenek. A *végelszámolási eljárás* olyan eljárás, amelynek során a nem fizetéseképtelen gazdálkodó szervezet – a jogutód nélküli megszűnését elhatározva – a hitelezőit kielégíti.

¹⁷ nem is beszélve a megtartott állásokról, a teljesített számlákról és az adófizetésről

1.2.5. A csőd fogalmi keretei

Szinte nincs két olyan szerző, amelyik pontosan ugyanúgy definiálná a vállalati csődöt (Kidane [2004]). Tekintheszük csődnek a jogi értelemben deklarált fizetéseképtelenséget, a felvásárlás vagy összeolvadás következtében megszűnő szervezetet, a kötelezettségeknek való eleget nem tételt, a tevékenység befejezését, de a tőke elégtelenségét is.

Elloumi–Gueyie [2001] szerint, ha egy cég eléri azt a pontot, amikor nem képes pénzügyi kötelezettségeinek eleget tenni, akkor pénzügyi nehézségről beszélünk. A pénzügyi nehézség első jeleit a fizetési kötelezettség megsértése és az osztalékkifizetés csökkentése vagy megszüntetése jelentik. A pénzügyi nehézség igazi korszaka akkor köszönt be, amikor a *cash flow* kevesebb, mint az esedékes adósságtörlesztés. A szerződés szerint járó kötelezettségek teljesítésének képtelensége a fizetéseképtelenség kulcsváltozója.

A csődelőrejelzés leggyakrabban hivatkozott szerzője, Altman [1993] pp. 4-5. a csődöt öt fogalom köré sorolja:

- *gazdasági csőd*: amikor valamely vállalat esetén a befektetett tőke realizált megtérülése jelentősen és folyamatosan alacsonyabb, mint a hasonló befektetéseknél tapasztalt megtérülési ráták;
- *üzleti csőd*: amelyet a működés felfüggesztése, végrehajtási eljárás, árverezés, vagy a végelszámolás jellemez, általában kifizetetlen számlákkal, bírósági eljárásokkal, valamint a hitelezőkkel kötött kompromisszumokkal együtt;
- *technikai fizetéseképtelenség*: amikor a vállalat alacsony *cash flow*-ja következtében képtelen eleget tenni rövid lejáratú kötelezettségeinek;
- *pénzügyi/számviteli értelemben vett fizetéseképtelenség*: amikor a vállalat kötelezettségei meghaladják a valós értéken számított eszközértékét;
- *csőd*: a fizetéseképtelenség formális, jogi úton történő bejelentése (csődeljárás, felszámolási eljárás megindítása).

Beaver [1966] azt a vállalatot tekintette fizetéseképtelennek, amelyiknél az alábbi események valamelyike bekövetkezett: csődeljárás/felszámolási eljárás, kötvénytörlesztési késedelem, negatív bankszámlaegyenleg, osztalékkifizetés

elmaradása. *Blum* szerint (idézi *Altman* i.m. p. 224.) az alábbi három esemény valamelyikének fennállása jelenti a csődöt: adósságviszafizetés képtelensége esedékességgkor, csődeljárás/felszámolási eljárás megindulása, kifejezett megállapodás a hitelezőkkel az adósságmérséklés érdekében.

Korábbi kutatások eredményei (*Kida* [1980]; *Mutchler* [1985]) alapján akkor sorolható valamely vállalat a pénzügyi nehézségek kategóriájába, amennyiben az az alábbi figyelmeztető jelek valamelyikével szembesül:

- negatív működő tőke a tárgyévben;
- negatív működési eredmény a fizetése képtelenséget megelőző három év bármelyikében;
- mérleg szerinti veszteség a fizetése képtelenséget megelőző három év bármelyikében.

Az értekezésben korábban már említett Bázeli II Tőkeegyezmény a bedőlt hitelekkel igyekszik megfeleltetni a csődfogalmat. *A Bázeli II értelmében akkor tekintünk egy ügyfelet „bedőltnek”, amennyiben az legalább 90 napos fizetési késedelembe esett, vagy amennyiben a hitelező úgy véli, hogy az adós nem fog tudni teljes mértékben eleget tenni fizetési kötelezettségének (Basel Committee on ... [2006]).*

A saját empirikus vizsgálat igyekezett a lehető legjobb mértékben figyelembe venni a fentiekben elemzett csődfogalmakban szereplő megközelítéseket. *A pénzügyi nehézségek kategóriába való besorolás ismérveit a csődelőrejelzés magyarázó változói között szerepeltetjük. A rövid lejáratú kötelezettségek teljesítésének képtelensége, a negatív cash flow, az adósságviszafizetési képtelenség, a negatív működő tőke, a negatív működési és mérleg szerinti eredmény¹⁸ több független változóként alkalmazott pénzügyi mutatóban szerepel. Az empirikus vizsgálatban függő változóként a fizetése képtelenség jogi eseteiként előfordulható csődeljárás, felszámolási eljárás vagy végelszámolás bekövetkeztét tekintjük. Ez a három eset empirikus adatokkal jól mérhető, és garantáltan fizetése képtelenséget jelent¹⁹.*

¹⁸ három év helyett azonban az adatgyűjtés korlátait figyelembe véve csupán előző évet és tárgyévet vizsgálva

¹⁹ szemben pl. a Bázeli II 90 napos késedelmi definíciójával, hiszen ott előfordulhat, hogy a 91. naptól újra elkezd fizetni az adós, vagy az ágazathoz viszonyított alacsony megtérüléssel, hiszen az sem feltétlenül idéz elő fizetése képtelenséget

1.2.6. A csődelőrejelzés magyarázó változói

A gazdasági szervezetek működési hatékonyságának és fizetőképességének vizsgálatára leggyakrabban alkalmazott objektív mérőszámok az éves beszámoló dokumentumaiból számított pénzügyi mutatók. Az éves beszámoló adatainak elemzésével betekintést nyerhetünk tetszőleges vállalat vagyoni, pénzügyi és jövedelmi helyzetébe. Az éves beszámoló adatainak felhasználhatóságát a következő tényezők befolyásolják (*Jacobs–Ostreicher* [2000]):

- az adatok múltorientáltsága;
- a különböző számviteli standardok alkalmazása;
- a választott mérlegösszeállítási és értékelési elvek.

A pénzügyi mutatók önmagukban nem biztosítanak jövőbeni adatokat, hiszen azokat az elmúlt év(ek) adatai alapján számíthatjuk ki. Mindenesetre, ha más információforrás nem áll rendelkezésünkre, a pénzügyi mutatók segítségével, megbízható előrejelzési-modellezési technikák alkalmazásával tájékozódhatunk a vállalat jövőjéről. Tisztában kell lennünk viszont az ilyen módon előállított információk korlátjaival. *A vállalati fizetőképességről leginkább a méret, az életkor, az iparág, az eladósodottság, a jövedelmezőség, a likviditás, a forgási sebesség, a cash flow és a piaci értékelés területén számított mutatók szolgáltatnak információkat* (*Dorsey–Edmister–Johnson* [1995]; *Virág* [1996]). A mutatószámokat két kritérium alapján választják be az előrejelzési modellekbe:

- a mutatók számításához szükséges adatok hozzáférhetők-e;
- a csődelőrejelzés korábbi tapasztalatai alapján azok szignifikánsnak bizonyultak-e.

A pénzügyi mutatószámok általános alkalmazása több ellentmondást tartalmaz. Majdnem az összes számviteli tankönyv kiemeli, hogy a különböző iparágak mutatószámai közvetlenül nem hasonlíthatók össze. A pénzügyi mutatókat ezért a vállalat jellegéről és piacáról szóló kiegészítő információkkal (pl. megtérülési ráta, piaci verseny, forgási sebesség, gazdasági ciklusok) együtt kell értelmezni.

Egy gazdasági esemény a mutatószámok többféle értékét okozhatja, és ugyanazt a mutatót is előidézhetsz többféle gazdasági esemény (*Bernhardsen* [2001]). A

gazdasági elemzők ezért a mutatószámok egész gyűjteményét használják a vállalatok megítélésekor. Ideális esetben az elemzés kiegészül külső információforrásokkal, ami megbízhatóbbá teszi a vállalatról alkotott összképet.

A többtucatnyi nagyságrendben számítható pénzügyi mutatók által szolgáltatott adatok hatalmas információhalmazt képviselnek. A vállalatok jövőbeni megítéléséhez azonban nem pusztán számadatokra van szükségünk, hanem olyan összefüggésekre és belőlük levonható következtetésekre, amelyek alapján ítéletet alkothatunk a vállalat jövőbeni gazdálkodási helyzetéről. Konzisztens ítéletünket az egymással bonyolult kölcsönhatásokban lévő tényezők alapján kell levonnunk. *A csődelőrejelzés során ezért kulcsfontosságú kérdés, hogy a pénzügyi-számviteli adatok milyen összefüggésrendszere alapján lehetséges megkülönböztetni a fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatokat (Kristóf [2004]).*

A pénzügyi mutatókon alapuló csődelőrejelzés szakirodalmában két alapvető irány különíthető el a releváns mutatók meghatározása területén: az első a mutatószámok szubjektív kiválasztása²⁰, a második az objektív (statisztikai módszereken alapuló) mutatószám-választás (Kristóf [2005a]). A nemzetközi felmérésekben gyakran alkalmazzák a szubjektív mutatószámválasztást, viszont a statisztikai módszer nagyobb előrejelzési pontossággal kecsegtet.

Az 1980-as évekig született legtöbb csődelőrejelzési tanulmány empirikus megközelítést alkalmazott. Az előrejelzések pontosságának legfőbb kritériuma a mutatószámok megfelelő kiválasztása volt. A pénzügyi mutatószámokat mindig annak alapján választották ki, hogy azok mennyire növelik az előrejelzések pontosságát. Történtek próbálkozások a mutatószámok csődelőrejelzési összefüggésben történő elméleti kiválasztására, azonban egyik sem vált a tudományban általánosan elfogadottá, ezért domináns szerepe maradt az empirikus kiválasztásnak, valamint a statisztikai módszereknek.

A statisztikai alapú csődelőrejelzési modellek teljes összhangban elfogadják, hogy van értelme a pénzügyi mutatók összehasonlításának. A korlátozott előrejelző erővel bíró modellek megítélésekor ezt nem szabad figyelmen kívül hagynunk. A statisztikai módszerek objektivitása kétségkívül előnyt jelent. A szubjektív megítéléseken alapuló mutatószám-csoportosítás nagymértékben függ attól, hogy ki készíti az elemzést-előrejelzést. Ez a fajta bizonytalanság a modellezés során

²⁰ egyes szerzők (Back et al. [1996]) a szubjektív kiválasztást empirikus kiválasztásnak nevezik

azonban még akkor sem elfogadható, ha a szubjektív előrejelzések sokszor hatékonyabbnak bizonyulnak (Nováky [2001]).

Már az 1990-es évek előtt több csődmodellezőt foglalkoztatott (lásd pl. Platt–Platt [1990]) az a kérdés, hogy miként befolyásolják a vállalatok pénzügyi mutatószámai és az eltérő iparágak teljesítményei a csődbe jutás valószínűségét. A leghatékonyabb csődelőrejelzési modellek ettől kezdve iparág (tevékenység kör) szerinti elkülönítést alkalmaztak a mintába soroláskor a modellváltozók és azok értékeinek iparági sajátosságai miatt (Virág–Kristóf [2006]). Csődelőrejelzés során, az iparági hovatartozáson túlmenően lényeges figyelembe venni a szervezet méretét és életkorát is, hiszen a szervezetelméleti iskoláknál is láthattuk, hogy a kisebb és újabb szervezetek nagyobb megszűnési kockázatnak lehetnek kitéve, mint a nagyok és a régiek.

Az alkalmazott módszerek során kizárólag az említett területekre számított pénzügyi mutatók alapján osztályozzuk a vállalatokat (pontosabban a vállalatok fizetőképességét). A pénzügyi mutatók azonban nyilvánvalóan nem vehetik figyelembe az összes lehetséges fizetéseképtelenségi okot. A menedzsment hozzáértéséről, a versenyhelyezetről, vagy az ágazat fejlődéséről stb. szóló kvalitatív információk szükségképpen kimaradnak a vizsgálatból.

A csődmodellek elkészítésekor azt feltételezzük, hogy az éves beszámolókból megfelelő előrejelzési módszerek alkalmazásával kiolvasható a csődveszély. Ha az adatok kedvezőtlenek, akkor a vállalatot fizetéseképtelennek gondoljuk. A pénzügyi nehézségeknek a csőd valójában azonban csak az egyik lehetséges következménye.

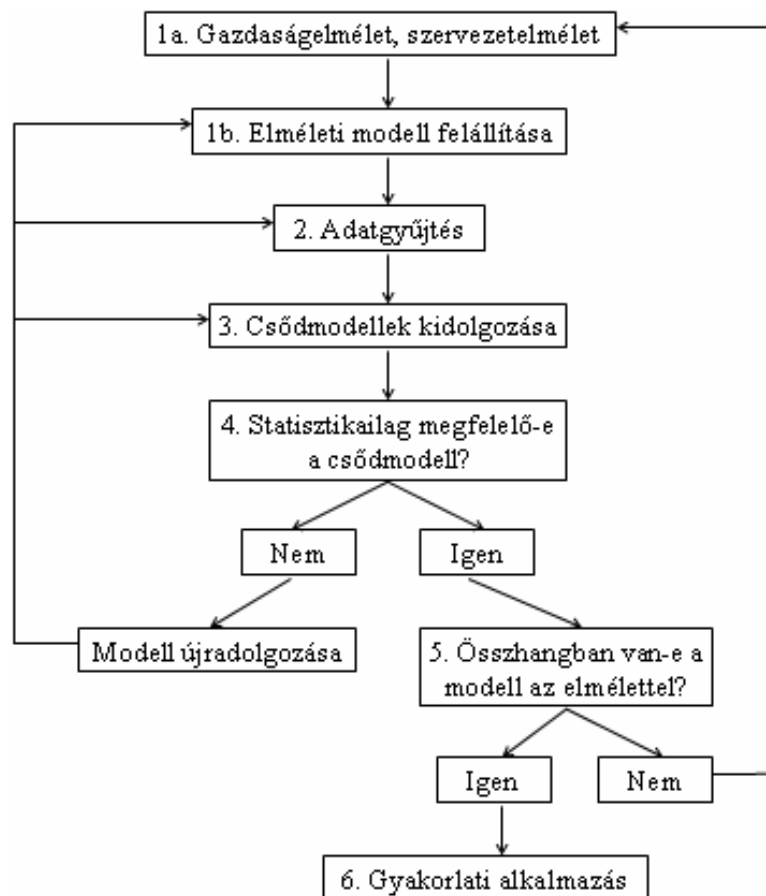
1.2.7. Az empirikus vizsgálat keretei

Az értekezésben a csődelőrejelzés empirikus vizsgálata Brooks [2002] megközelítésének kisebb átalakításával történik. Az 1. ábrán felvázolt folyamatrend megteremti a keretet a szervezetelmélettől kiindulva a kidolgozott csődmodellek gyakorlati alkalmazásáig elvégzendő tudományos kutatási feladatokhoz.

A problémameghatározás keretében a csődelőrejelzés szempontjából releváns gazdaságelméleti, pénzügyelméleti megfontolások, valamint szervezetelméleti megközelítések alapján felállításra kerül egy elméleti modell, amely magában foglalja a szervezetek fennmaradása szempontjából fontos magyarázó változókat. Ezt követi a csődmodellek elkészítéséhez szükséges adatbázis összeállítása. Mivel cél a

modellek tetszőleges vállalaton való alkalmazhatósága, az adatgyűjtés a nyilvánosan hozzáférhető cégjegyzék és éves beszámoló adatokra terjed ki. Az adatbázis megteremtése után kerül sor a csődelőrejelzési módszerek kiválasztására, az alkalmazási feltételek számbavételére, a modellezés prioritásainak meghatározására és a modellkísérletek elvégzésére.

1. ábra: Az empirikus vizsgálat folyamata



Forrás: Brooks [2002] p. 632.

Az elkészült modellek értékelése magában foglalja az optimális eredményt biztosító paraméterek értékelését, a statisztikai próbák végrehajtását, a modellek megbízhatóságának vizsgálatát, valamint a megfogalmazott egyéb kritériumok teljesülését. A statisztikailag szignifikáns modelleket elméleti oldalról is értékelni kell. Szükséges megvizsgálni, hogy az előrejelzési modellek és azok összetevői összhangban vannak-e az elméleti megállapításokkal. Figyelembe kell venni, hogy különböző módszerek eltérően mérik a fizetőképességet, ezért várhatóan nem alakul

ki tökéletes összhang az elméletek és a módszerek között. Ha megállapítható az összhang, akkor a modellezés eredményesnek tekinthető, és a kidolgozott modelleket alkalmasnak nyilvánítjuk a gyakorlati előrejelzésre. Ha nem (a paraméterek és a modell szignifikánsak, de mégsem a céloknak megfelelően működik), akkor újra kell gondolni az elméleti koncepciót.

A csődelőrejelzéssel szemben megfogalmazhatók bizonyos alapvetések. Noha igaz, hogy a csőd kialakulhat egyik napról a másikra is, azonban többségében azt olyan okok idézik elő, amelyek többé-kevésbé előrejelezhetők. *Bruno–Leidecker* [1988] pp. 51-52. szerint a csőd okai definiálhatók, és az okok megértése segíthet elkerülni a csődöt. A szerzők a csődelőrejelzéssel kapcsolatban az alábbi alapvetéseket fogalmazták meg:

- a csőd időben zajló folyamat, nem hirtelen halál;
- a fizetéseképtelenné vált társaságok esetében azonosíthatók azok a tényezők, amelyek a csődöt okozzák;
- az azonosított tényezők segítségével feltárhatók a fizetéseképtelenné válásra jellemző tendenciák;
- a csődre utaló jelek ismerete alapján megtehetők a szükséges lépések a csőd megelőzésére és elkerülésére;
- a csődöt külső és belső tényezők egyaránt befolyásolják;
- a külső tényezők általános gazdasági hatásoknak tulajdoníthatók;
- a belső tényezők különböző funkcionális területekhez kötődnek;
- a legszélesebb körű formát öltő tényező a gyenge vezetés, amely különböző módon okozhat csődöt;
- elkülöníthetők minden iparágra kiterjedő, általános csődokok, valamint léteznek adott iparágakra jellemző speciális csődtényezők is.

Az univerzális predikció elvetésének fényében a húsz éve megfogalmazott alapvetések a mai napig megállják a helyüket. Az előrejelzési modellek általánosságban tudnak a csődokokkal foglalkozni, a hirtelen változásokra vagy döntésekre bekövetkező csőddel azok előrejelezhetetlensége miatt nyilvánvalóan nem. Előre leszögezzük, hogy *a csődmodellek hibázhatnak, a hiba minél kisebbre való szorítása azonban fontos cél.*

Az előrejelezhetőségi korlátok, az elméleti koncepciók, az empirikus vizsgálat keretei és az alapvetések ismeretében közelebb kerülhetünk a csődelőrejelzés végrehajthatósági kritériumainak megítéléséhez. Az elméleti megközelítés többszemponútú jellegét a szervezettelméleti megalapozás biztosítja.

1.2.8. Megbízhatóság-vizsgálat a csődelőrejelzésben

Az értekezésben tudományelméleti érvekkel sikerült kizárni a tökéletes predikciót biztosító csődmodellek kidolgozhatóságának lehetőségét. Ez a tény lényeges követelményeket támaszt a szakterület szempontjából a megbízhatóság fogalmának körüljárására, és ennek megfelelően az empirikus vizsgálatban alkalmazandó megbízhatóság-vizsgálati módszerek kijelölésére.

Általános érvennyel megfogalmazható, hogy a megbízhatóság vizsgálata az előrejelzés-készítéssel egyenrangú feladat. Az előrejelzések értékelésének egyik központi kérdése, hogy azok mennyire tükrözik már a jelenben a jövőbeni valóságot, és mennyire szolgálhatnak a jövőt meghatározó döntések alapjául. *Egy előrejelzés akkor megbízható, ha olyan minőségű belső tartalommal rendelkezik, amely lehetővé teszi a döntések optimális megalapozását; következtetéseiben, hatásaiban a mindenkori környezeti feltételrendszerben a legjobban szolgálja a fejlődést, vagy hárítja el a veszélyeket, és bekövetkezési valószínűsége nagy* (Besenyei–Gidai–Nováky [1982]).

A megbízhatóság-vizsgálatot előzetesen, utólagosan, közvetlenül és közvetetten egyaránt szükséges végrehajtani, *a megbízhatóság-vizsgálat ezáltal komplex megközelítést igényel* (Nováky szerk. [1999]). A megbízhatóság-vizsgálat felöleli az előrejelzett és tényleges adatok összevetését, a körülmények értékelését, a valóságtól való eltérés mértékének kimutatását, az előrejelzéshez felhasznált adatbázis és módszertan elemzését, a paraméterek és a modellek statisztikai szignifikancia vizsgálatát, valamint az előrejelzést készítő személy megbízhatóság-vizsgálatát. Bármelyik vizsgálati tárgy elégtelen megbízhatósága magában hordozza a rossz, alacsony értékű előrejelzés veszélyét.

Csődelőrejelzés során nem azt kell számon kérni az előrejelzésektől, hogy azok bekövetkeznek vagy sem, hanem, hogy azok megfelelő információt nyújtanak-e a szükséges döntések (pl. hitelbírálat) meghozatalához. A megbízható csődmodellek

hozzájárulnak ahhoz, hogy az előrejelzési eredmények birtokában elkerülhetők legyenek potenciálisan kedvezőtlen helyzetek.

A predikciókészítés lehetetlenségének fényében szükséges elismerni, hogy bármilyen magas megbízhatóságú modelleket dolgozunk ki, *tökéletes csődelőrejelzési modell nem létezik*. Gondoljunk arra, hogy egy pénzügyileg látszólag tökéletesen működő vállalatot egyetlen hibás vezetői döntése csődbe vihet, mások pedig meglehetősen kedvezőtlen körülmények és gazdálkodás mellett is fennmaradhatnak. Ebből következően a csődmodellezés során cél a hiba minél kisebbre történő leszorítása, valamint a fizetőképes és fizetéseképtelen vállalatok lehető legjobb elkülönítésének képessége.

A minta és az adatbázis megbízhatósága az alkalmazott módszerek által elvárt követelmények fényében kerül értékelésre. A módszertan megbízhatósága az alkalmazási feltételek teljesülése, illetőleg korábbi nemzetközi empirikus vizsgálatok tapasztalatai alapján ítéltető meg.

A kidolgozott csődmodellek megbízhatóság-vizsgálata igazodik az értekezésben szereplő matematikai-statisztikai alapú modellezés követelményeihez. A paraméterek szignifikancia-vizsgálata – ahol annak értelme van – megtörténik. Az értekezésben a kész csődmodellek megbízhatóság-vizsgálata az alábbi szempontok alapján készül:

- modell szignifikancia tesztelése;
- elsőfajú és másodfajú hiba;
- besorolási pontosság;
- ROC²¹ görbe és a görbe alatti terület;
- tanulási és tesztelő minta hibája közötti eltérés;
- vizuális klaszterezés szakértői megítélése.

A 3.2.4. alfejezetben szereplő 18. táblázat tartalmazza, hogy az egyes csődelőrejelzési módszerek esetén melyik megbízhatóság-vizsgálati módszerek alkalmazhatók. A csődmodellek értékelése leggyakrabban különböző hibamutatók vagy besorolási pontossági mutatók alapján történik. A hibamutatók között megkülönböztetjük az elsőfajú és a másodfajú hibát. Elsőfajú hibáról akkor beszélünk, amikor a modell a fizetéseképtelen vállalatokat tévesen a fizetőképesek közé sorolja. Másodfajú hiba esetén a modell a fizetőképes vállalatokat sorolja

²¹ ROC = Receiver Operating Characteristic. A ROC görbe elnevezés magyar megfelelője a kumulált besorolási pontosság görbe

hibásan a fizetéseképtelenek közé. Hitelezői szemmel az elsőfajú hiba elkövetése a rosszabb eset, hiszen ekkor a fizetéseképtelenség elmaradt detektálása miatt hitelt kap potenciális rossz adós. A másodfajú hiba elszalasztott lehetőséget, illetve potenciálisan jó ügyfél tévedésből való elutasítását jelenti. A csődmodellek értékelhetők az összes téves besorolás, valamint az összes helyes besorolás pontosságán alapján egyaránt.

Az említett hibamutatók előfeltételezik a fizetőképes és fizetéseképtelen vállalatok optimális kettéválasztását biztosító küszöbérték (*cut-off* érték) megválasztását. Az empirikus vizsgálatról szóló 3. fejezetben részletesen kifejtett ROC görbe úgy mutatja a modell klasszifikációs képességét, hogy az minden lehetséges *cut-off* értéket figyelembe vesz, ezért átfogóbb képet ad a csődmodellek megbízhatóságáról.

A későbbiekben szintén részletesebben kifejtett tanulási és a tesztelő minta hibája közötti eltérés az előrejelző erőről ad képet. A vizuális klaszterezési technikák (önszerveződő térképek, többdimenziós skálázás) megbízhatósága szakértői megítéléssel értékelhető.

2. A CSŐDELŐREJELZÉS MÓDSZERTANA ÉS KORÁBBI EMPIRIKUS VIZSGÁLATA

A fejezet a csődelőrejelzés módszertanát, valamint nemzetközi és hazai tapasztalatait tárgyalja. A módszerek tekintetében a hangsúly a sokváltozós statisztikai módszerek fejlődéstörténetének elemzésére, valamint alkalmazási feltételeinek és működésének leírására helyeződik. A csődelőrejelzési módszerek gyakorlati alkalmazhatósága az 1990-es évektől publikált legfontosabb nemzetközi és hazai empirikus vizsgálatok eredményeinek összehasonlító értékelése alapján került megítélésre. A fejezetet egy korábbi saját, kismintás empirikus vizsgálat elemzése, és az abból levont következtetések megfogalmazása zárja.

2.1. A csődelőrejelzési módszerek fejlődéstörténete

A csődelőrejelzés hőskorának számító 20. század első kétharmadában nem álltak rendelkezésre fejlett statisztikai módszerek és számítógépek a csődelőrejelzést végzők számára. A fennmaradt és a csődbe jutott vállalatok pénzügyi mutatószámait hasonlították össze, és megállapították, hogy a leggyakrabban alkalmazott eladósodottsági, likviditási, jövedelmezőségi és forgási sebesség mutatószámok a csődbe jutott vállalatok esetében alacsonyabbak, illetve kedvezőtlenebbek voltak (*Fitzpatrick* [1932]). A fizetőképes és fizetéseképtelen vállalatokhoz tartozó pénzügyi mutatók viselkedésének tanulmányozására először *Winaker–Smith* [1935] vizsgált vállalatpárokat.

Az 1960-as évek végéig egyváltozós statisztikai módszerek segítségével ítélték meg a vállalatok fizetőképességét. *Beaver* [1966] harminc, a szakirodalomban gyakran említett pénzügyi mutatót talált relevánsnak a vállalati fizetőképesség jövőjének megítélése szempontjából. Egyváltozós diszkriminanciaanalízis segítségével vizsgálta a mutatókat 79 pár fizetőképes/fizetéseképtelen vállalatra. A legjobb eredményt a *cash flow* és az összes eszköz (mérlegfőösszeg) aránymutatóval érte el, amely 90 százalékos megbízhatósággal mutatta meg a fizetéseképtelenséget egy évvel a csőd bekövetkezése előtt. *Beaver* (i.m.) modelljének kifejlesztését az ún.

*gambler ruin*²² modell ösztönözte. A szerző a vállalatot „likvid eszközök tavának” fogta fel, amelybe befolyanak az *inflow*-k, és amelyből kifolyanak az *outflow*-k. A vállalat fizetőképességét annak valószínűségeként határozza meg, amikor a tó vize kifogy, vagyis amikor nem képes fizetni esedékes kötelezettségeit. *Beaver* négy fontos megállapítást tett:

- minél nagyobb a tó, annál kisebb a csődbe jutás valószínűsége;
- minél több a működésből eredő nettó likvid eszköz, annál kisebb a csődbe jutás valószínűsége;
- minél nagyobb az adósságállomány, annál nagyobb a csődbe jutás valószínűsége;
- minél több a működési kiadás, annál nagyobb a csődbe jutás valószínűsége.

Hamar bebizonyosodott, hogy a vállalatok egyetlen mutatószám alapján történő csoportosítása nem ad megbízható eredményt, ezért nem váratott sokáig magára a többváltozós modell kifejlesztése. Az 1960-as évek végétől a többváltozós diszkriminanciaanalízist alkalmazták csődelőrejelzésre. *Altman* [1968] 33 pár fizetőképes/fizetéseképtelen vállalat mintájára, öt pénzügyi mutatóra, többváltozós diszkriminanciaanalízis segítségével építette fel világhírű csődmodelljét, amely 95 százalékos pontossággal volt képes felismerni az eredeti mintában szereplő fizetéseképtelen és problémamentes vállalatokat. Az *Altman*-féle csődmodellben a következő öt mutató szerepelt: működő tőke/mérlegfőösszeg, mérleg szerinti eredmény/mérlegfőösszeg, EBIT²³/mérlegfőösszeg, saját tőke árfolyamértéke/idegen tőke, nettó árbevétel/mérlegfőösszeg.

A többváltozós diszkriminanciaanalízis bázisán *Altman–Haldeman–Narayanan* [1977] kifejlesztette a hétváltozós ZETA modellt 58 fizetőképes és 53 fizetéseképtelen vállalat mintájára, az alábbi mutatókat felhasználva: EBIT/mérlegfőösszeg, az előbbi mutató szórása 5 évre visszamenőleg, EBIT/fizetett kamatok, mérleg szerinti eredmény/mérlegfőösszeg, forgóeszközök/ rövid lejáratú kötelezettségek, valamint a saját tőke/mérlegfőösszeg 5 éves átlaga.

²² A *gambler ruin* modell azt feltételezi, hogy a nettó eszközök véletlen bolyongást végeznek a negatív pénzáramlás rögzített valószínűsége mellett minden időszakban. Külső tőke kiiktatása esetén a modell nagyon egyszerű: megfelelően hosszú idősort vizsgálva mindig van bizonyos valószínűsége a negatív pénzáramlások megjelenésének, ami a nettó eszközök negatív értékét okozza.

²³ kamat- és adófizetés előtti eredmény

Az 1980-as években a diszkrimanciaanalízis mellett megjelent és egyre inkább elterjedt a logisztikus regresszió elemzés, amely egészen az 1990-es évek közepéig a leggyakrabban alkalmazott csődmodellezési, -előrejelzési eljárás lett. A vállalati fizetőképesség reprezentatív mintán keresztül történő előrejelzésére először *Ohlson* [1980] alkalmazta a logisztikus regresszió elemzést 105 fizetéseképtelen és 2058 fizetőképes vállalat mintájára, ezzel is kifejezve, hogy a fizetéseképtelen vállalatok a sokaságban kisebb arányt képviselnek, mint a fizetőképesek. *Ohlson* modellje kimutatta a méret és a fizetéseképtelenség közötti negatív kapcsolatot.

A csődbe jutás valószínűségének előrejelzése területén mérföldkönek bizonyult az először *Zmijewski* [1984] által alkalmazott probit-analízis. Szintén az 1980-as évek terméke a rekurzív particionáló algoritmus, amely döntési fa formájában ábrázolja a különböző változók és küszöbértékek kombinációit, kiválasztva közülük az előrejelzési értékkel bírót (Frydman–Altman–Kao [1985]).

Az 1990-es évek új kihívásokkal szembesítették a csődelőrejelzéssel foglalkozó szakembereket. Számos kritika érte a lineáris vagy linearizálható, robusztus modelleket, és a korábban alkalmazott módszereket. Az 1990-es évektől a mesterséges intelligencia módszer családba tartozó neurális hálók új lendületet adtak a csődelőrejelzés megbízhatóságának javításához (*Kristóf* [2004]). Az evolúciós algoritmuson alapuló neurális hálókat először *Odom–Sharda* [1990] alkalmazták csődelőrejelzésre, akik háromrétegű *backpropagation*-háló teljesítőképességét hasonlították össze a diszkriminanciaanalízis eredményeivel, 74 vállalat éves beszámolójából *Altman* [1968] öt pénzügyi mutatószáma alapján. A neurális hálók teljesítménye felülmúlta a diszkriminanciaanalízisét.

A neurális hálók terjedésével egyidejűleg a csődmodellezésben egyre szélesebb teret nyertek a korszerű klaszterelemzési eljárások. Az önszerveződő térképek (SOM) segítségével lehetővé vált ismeretlen kimenettel rendelkező adatbázis klaszterezése fizetőképes/fizetéseképtelen osztályokba (*Kohonen* [2001]). A felülvizsgálatlanul tanuló neurális hálók elvén működő önszerveződő térképeket először *Kiviluoto* [1996] alkalmazta csődelőrejelzésre különböző időhorizontokon finnországi vállalatok beszámolóira építve. A vizualizációs technikákat felvonultató önszerveződő térképek minden idők leglátványosabb eredményét produkálták.

Az elkövetkezendő évekre várhatóan nagy hatást fog gyakorolni *Neophytou–Mar Molinero* [2004], akik a többdimenziós skálázásról (MDS) azt állították, hogy paradigmaváltást idéz elő a csődelőrejelzés területén. A többdimenziós skálázás

vizualizálja az adatok közötti rejtett összefüggéseket, ezáltal nem szakértők számára is közérthető modellezést tesz lehetővé. A háromutas INDSCAL eljárással végrehajtott skálázó csődmódel közeliítésmódjában is számos újdonsággal szolgált a szakterületen.

A sokváltozós statisztikai módszertani fejlődés mellett említést kell tenni a nem sokváltozós csődelőrejelzési módszerekről is. A hitelkockázatkezelésre és a vállalati minősítő rendszerekre nagy hatást gyakorolt *Merton* [1974] munkássága, aki a vállalatok hitelkockázatát a tőkestruktúrával hozta összefüggésbe. A szerzőről elnevezett mertoni modellek a vállalat saját tőkéjének és adósságának piaci értéke, az adósság lejárat, valamint az eszközállomány tartós tendenciája és volatilitása függvényében határozzák meg a csődbe jutás valószínűségét és a csődbe jutáskor várható hitelezési veszteséget.

Évtizedek óta alkalmazzák csődelőrejelzésre az opcióárazás elméletét is (*Black–Scholes* [1973]). A standard opcióárazás alapgondolata az, hogy a vállalat saját tőkéjét európai *call* opcióként felfogva előállíthatjuk a vállalat eszközeinek értékét az adósság névértékének lejáratkori várható kiegyenlítése alapján. Akkor tekinthető egy vállalat fizetésektelennek, ha a vállalat értéke alacsonyabb, mint amennyivel az adósainak a hitelek lejáratakor tartozik. A lejáratkori csődvalószínűségi érték az öt alapvető opcióárazási változó segítségével határozható meg (*Merton* [1973] p. 142):

- lejáratkor esedékes kötelezettségek könyv szerinti értékének természetes alapú logaritmus;
- vállalat eszközeinek aktuális piaci értékének természetes alapú logaritmus;
- a vállalati érték százalékos változásának szórása;
- átlagos hátralévő idő a lejáratig;
- a várható eszközmegetérülés és a vállalat által történő törlesztések hozama közötti különbség.

Az országok és nagyvállalatok hitelminősítésére hosszú ideje használják különböző *rating* ügynökségek²⁴ nyilvánosan hozzáférhető minősítéseit (*Sinclair* [2005]). A *rating* ügynökségek kvalitatív és kvantitatív információk kombinálásával sorolják be a nagyvállalatokat betűkombinációkkal jelölt *rating* osztályokba. A kvantitatív minősítés általában múltbeli pénzügyi adatok, valamint a legfrissebb

²⁴ a három legnagyobb és legismertebb rating ügynökség a Moody's, a Standard & Poor's és a Fitch

forgóeszközök és rövid lejáratú kötelezettségek állomány nagyság felhasználásával történik. A várható kötelezettség-teljesítés alapján készülő minősítés eredménye közvetlen hatást gyakorol a vállalati kötvények árazására, ezáltal a potenciális hitelezők kihelyezési döntésére. A *rating* ügynökségek besorolási eredménye és a vállalatok hitelbedőlési valószínűsége (várható fizetése képtelenné válási arány) között fellelhető összefüggések (*de Servigny–Renault* [2004]) felhasználásával nem statisztikai alapú szakértői vállalatminősítő modellek is képesek lehetnek fennmaradási valószínűség/csődvalószínűség becslésére.

2.2. A csődelőrejelzés módszerei

A történeti háttér áttekintése során láthattuk, hogy csődelőrejelzés számos sokváltozós matematikai-statisztikai eljárás segítségével végezhető. A következő alfejezetek a csődelőrejelzés nemzetközi szakirodalmában leginkább kiemelkedő módszerek tömör ismertetését tartalmazzák, az egyes módszerek első alkalmazásának időrendi sorrendjében. Az önszerveződő térképek és a többdimenziós skálázás csődmodellezési célú alkalmazása Magyarországon jelenleg nem elterjedt.

2.2.1. Diszkriminanciaanalízis (DA)

A többváltozós diszkriminanciaanalízis olyan eljárás, amely előre definiált osztályokba sorolja a több változó szerint jellemzett megfigyelési egységeket (*Altman* [1968]). Főként kvalitatív függő változók esetén használják, ami csődelőrejelzés esetén a fizetőképessé és a fizetése képtelen osztályokat jelenti. A többváltozós diszkriminanciaanalízis egyidejűleg elemzi több független kvantitatív változó eloszlását, és olyan osztályozási szabályt állít fel, amely lineáris kombináció formájában tartalmaz több súlyozott független változót, és a lehető legjobban elválasztja az osztályokat. Az eljárás alkalmazásának követelményei (*Ooghe et al.* [1999]):

- a mutatószámok értékei többdimenziós normális eloszlást mutassanak mindkét osztályban;
- a kovariancia mátrixok azonosak legyenek mindkét osztályban;

- a mutatószámokat statisztikai függetlenség jellemezze.

A diszkriminanciafüggvény általános alakja a következő:

$$Z = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + c$$

ahol

Z diszkriminanciaérték;

w_i diszkriminanciasúlyok;

x_i független változók (pénzügyi mutatók);

c konstans;

$i = 1, \dots, n$, ahol n a pénzügyi mutatók száma.

A vállalatok osztályozásához az egyes vállalatok adataiból kiszámított mutatószám-értékeket kell behelyettesíteni a lineáris kombinációt képező diszkriminanciafüggvénybe. A diszkriminanciaanalízis során k osztályhoz k számú diszkriminanciafüggvényt kell elkészíteni. A megfigyelések pénzügyi mutató értékeit mind a k függvénybe kell behelyettesíteni. A besorolás abba az osztályba történik, amelyik függvény esetében magasabb diszkriminanciaértéket kapunk. A csődelőrejelzés esetén tehát két diszkriminanciafüggvény készül.

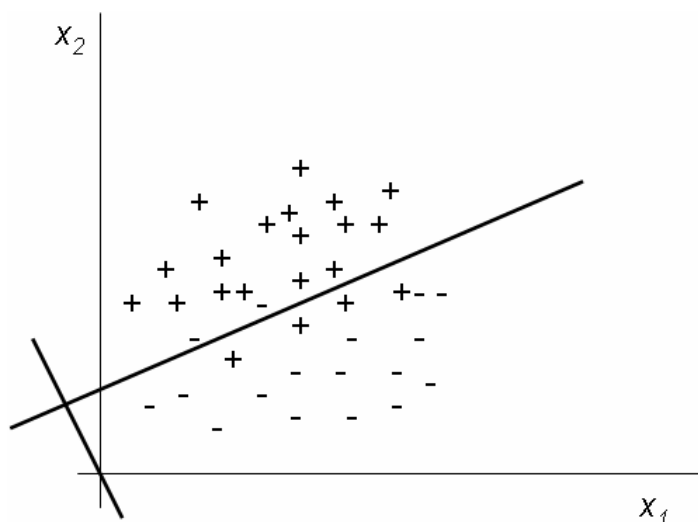
Kétosztályos esetben lehetőségünk van a fizetőképes és a fizetésképtelen diszkriminanciafüggvények különbsége alapján egyetlen függvényt létrehozni. Ekkor Z azt az értéket jelenti, ami elválasztja egymástól a fizetőképes és a fizetésképtelen vállalatokat.

Kétváltozós esetben a diszkriminanciafüggvény azt az egyenest jelenti, amely a megfigyelési egységek két változó mentén történő jellemzéséből kapott értékeket a legkevesebb hibával kettéválasztja (2. ábra). Amennyiben a diszkriminanciaegyenest az origóból merőlegest állítunk, és a pontokat a merőleges egyenesre rávetítjük, normális eloszlást kell kapnunk mindkét osztályban. Kettőnél több változó esetén is hasonló az eljárás működése, ekkor diszkrimináló hipersík egyenletét kapjuk.

A diszkriminanciaanalízis alkalmazásának előnye, hogy dimenziócsökkentést hajt végre az állapotterben (Füstös *et al.* [2004]). Ez azt jelenti, hogy adott k számú osztály mentén $(k-1)$ dimenzióban kell modellezni, ha a változók száma nagyobb,

mint $(k-1)$, vagyis a csődelőrejelzés két osztályában a probléma leegyszerűsödik egydimenziós problémára.

2. ábra: Diszkriminanciafüggvény kétváltozós esetben



A csődelőrejelzés keretében végzett empirikus vizsgálatok szinte mindegyikében azzal a problémával szembesülünk, hogy a pénzügyi mutatók között multikollinearitás áll fenn, ami sérti a diszkriminanciaanalízis harmadik alkalmazási feltételét. A probléma megoldása a változók számának ésszerű csökkentése a kollinearitás és a szignifikancia egyidejű figyelembevételével.

A szakirodalomban nincsen egységes álláspont a változók csökkentésének módszeréről. Számos modellkísérlet és iteráció végrehajtása szükséges a következő vezérfonalak mentén (Altman [1993] p. 185.):

- több alternatív diszkriminanciafüggvény szignifikancia vizsgálata, figyelembe véve a független változók relatív hozzájárulását;
- a magyarázó változók közötti páronkénti korreláció elemzése-értékelése;
- különböző mutatószám-kombinációt tartalmazó diszkriminanciafüggvények előrejelző erejének összehasonlító elemzése;
- szakértői megítélés.

A diszkriminanciaanalízis fennmaradási vagy nemfizetési valószínűség számításra a standardizált kanonikus eljárással használható fel. A sokaság és a minta esetlegesen eltérő fizetésképtelen arányának kezelése érdekében valószínűség-

kalibrációra lehet szükség. A diszkriminanciaanalízis alapú csődmódel diszkrimináló képességét a kanonikus korreláció mutatja, a modell szignifikanciája a *Wilks' lambdán* alapuló χ^2 -próbával tesztelhető.

2.2.2. Logisztikus regresszió elemzés (Logit)

A logisztikus regresszió elemzés kiválóan alkalmazható a magyarázó változók és a bináris válaszadás valószínűsége közötti összefüggés modellezésére. A magyarázó változók folytonos változók vagy kategóriaképző ismérvek egyaránt lehetnek. Az eredményváltozó *dummy* változó (fizetőképessé vagy fizetéseképtelen). Az eljárás logisztikus regressziófüggvényt illeszt a bináris (ordinális) adatokra a *maximum likelihood* módszerével. A *maximum likelihood* módszer kedvező tulajdonságai azonban aszimptotikusan, nagymintás esetben érvényesülnek, kismintás esetben számos becslési és hipotézisvizsgálati probléma merülhet fel²⁵ (Hajdu [2004]). Az eljárás a súlyozott független változókhoz egy, a mintában szereplő vállalatok fennmaradásának, illetve csődbe jutásának valószínűségével kifejezett *Z* értéket rendel. A logisztikus regressziós formula az alábbi:

$$Pr(\text{fizetőképessé}) = \frac{e^Z}{1 + e^Z} = \frac{e^{\beta_0 + \sum(\beta_j X_j)}}{1 + e^{\beta_0 + \sum(\beta_j X_j)}}$$

ahol

β_j regressziós paraméterek;

X_j független változók (pénzügyi mutatók);

$j = 1, \dots, m$, ahol m a pénzügyi mutatók száma.

Az eljárás eredményeképpen kapott 0 és 1 közé eső szám azonban csupán akkor jelent csődválószínűségi értékeket, ha a minta ugyanolyan arányban tartalmaz fizetőképessé és fizetéseképtelen vállalatokat, mint a sokaság²⁶. Amennyiben a mintaarány eltér a sokasági vagy a várható fizetéseképtelen aránytól, valószínűség-kalibrációval lehetőség van a modell által becsült fennmaradási valószínűségeket úgy

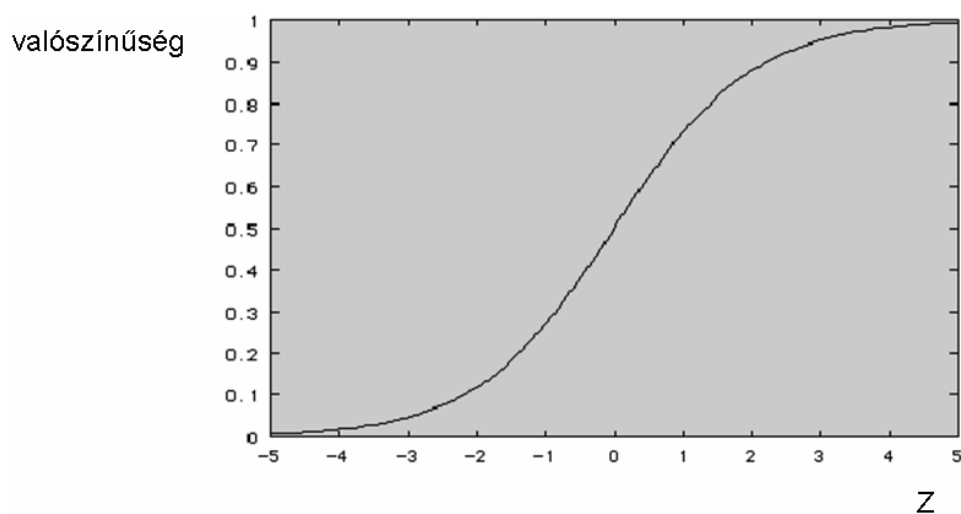
²⁵ Hajdu (i.m.) bebizonyította, hogy a torzítatlan becslés felülbecsülheti a ritkább eseményt, a csődválószínűségi értékek becslése pedig torzítatlan paraméterbecslés esetén is torzított lehet

²⁶ lásd a történeti háttérnél említett Ohlson [1980] mintavételét (2058:105)

korrigálni, hogy az átlagos fennmaradási valószínűség kiadja a kívánt arányt, és ezzel egyidejűleg a megfigyelésekhez becsült fennmaradási valószínűségek sorrendje ne boruljon fel. Ezt leggyakrabban a hatványkitevőben szereplő β_0 módosításával hajtják végre.

A logisztikus regresszió modell felépítésének kulcskérdése a rendelkezésre álló változók számának megfelelő mértékű csökkentése. A logisztikus regresszió elemzés – szemben a diszkriminanciaanalízissel – nem igényli a változók normális eloszlását és az egyező kovariancia mátrixokat a két osztályban, problémát okozhat azonban a több változó együttes alkalmazásakor fennálló multikollinearitás, valamint a nem szignifikáns változók jelenléte. Szükséges tehát a változók számának csökkentése vagy a változók összevonása pl. faktoranalízissel.

3. ábra: A súlyozott független változók és a fizetőképesség valószínűsége közötti logisztikus függvény ábrája



A változók számának csökkentése leggyakrabban a *backward elimination* módszerrel kerül végrehajtásra. Az eljárás egyesével küszöböli ki a modell nem vagy kevésbé szignifikáns változóit, folyamatosan újraszámítva a regressziós együtthatókat és a p -értékeket. Számítógépes végrehajtás esetén szabad szemmel követhetők az összes változót tartalmazó modelltől egészen az egyváltozós modellig a szóba jöhető kombinációk. A kollinearitás, a szignifikancia és a besorolási pontosság megfelelő mutatóit együttesen értékelve adódik az optimális előrejelzési modell.

Fontos megjegyezni a logisztikus regresszióról, hogy a tapasztalatok szerint az különösen érzékeny az *outlier* adatokra. A vizsgálatba bevont megfigyelések közül ezért szükséges kiszűrni vagy csonkolni a kiugróan magas vagy alacsony értékeket még a modellezés megkezdése előtt.

A logisztikus regressziós modell szignifikanciája az aszimptotikus χ^2 próbán alapuló *Omnibus*-teszteléssel vagy a *likelihood*-arány segítségével tesztelhető.

2.2.3. Rekurzív particionáló algoritmus (RPA)

A rekurzív particionáló algoritmus olyan eljárás, amely egyváltozós elválasztással igyekszik csökkenteni a téves besorolásokat (*Frydman–Altman–Kao* [1985]). A rekurzív particionáló algoritmus döntési fákat vagy más néven klasszifikációs fákat állít elő egyszerű szabályok felállításával. A döntési fa előállítása iteratív folyamat, amely lépésről lépésre kétfelé osztja az adatokat, faágakat képezve. Az algoritmus olyan mintából indul ki, amelynek előre ismert a fizetőképes és fizetéseképtelen osztályokba való sorolása. Ezután a változókat egyesével megvizsgálva szisztematikusan felépíti a fát, a leginkább elválasztó értékkel rendelkező változók mentén. A cél a lehető leghomogénebb osztályok előállítása.

Az algoritmus fő célja, hogy a megfigyeléseket a függő változó szempontjából úgy csoportosítsuk, hogy a csoportokon belüli variancia minél kisebb, míg a csoportok közötti variancia minél nagyobb legyen (*Hámori* [2001a]). A rekurzív particionáló algoritmus a logisztikus regresszió elemzéshez hasonlóan nem támasztja követelményként a változók normális eloszlását és az egyező kovariancia mátrixokat a két osztály egyikében sem (*Altman* [1993]). Az algoritmus addig állítja elő az újabb faágakat, ameddig particionálásra alkalmas változókat talál. Az eljárás kulcsfontosságú eleme az első elágazás megtalálása.

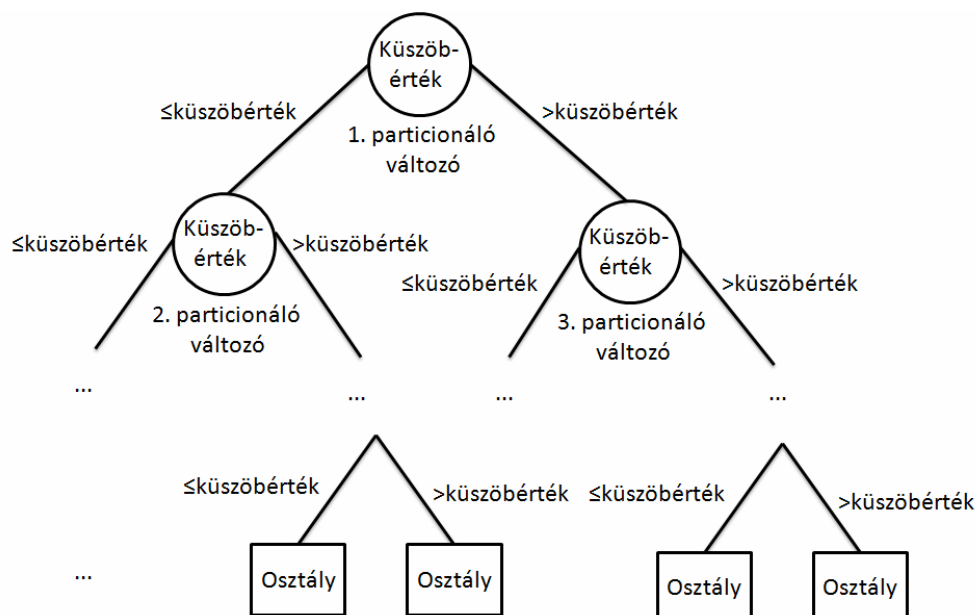
A rekurzív particionáló algoritmus alkalmazása akkor a legegyszerűbb, amikor bináris elválasztások mentén képezünk két osztályt. A csődelőrejelzésben szerencsére éppen ezzel a problémával állunk szemben. A legjobban elválasztó változó meghatározásához az algoritmus sorban kipróbálja az input változókat. Miután az összes lehetséges kétfelé osztás megtörtént, az a változó kerül kijelölésre, amelyik a legkisebb hibát követi el az osztályok elválasztásakor, vagyis amelyik legjobban növeli a homogenitást. A második, harmadik stb. változók is ugyanezzel

az eljárással kerülnek kiválasztásra, ameddig a teljes fa fel nem épül. A fa tetején található az első particionáló változó, legalul pedig a fizetőképes és fizetéseképtelen osztályok a különböző elágazások után. A döntési fa nem garantálja automatikusan a fizetőképes és fizetéseképtelen megfigyelések tökéletes elválasztását, a döntési szabályok végén azonban az esetek döntő többségében magas arányban szerepel valamelyik minősítésű megfigyelés.

A fenti eljárással felépített teljes döntési fa azonban előrejelzési célra nem alkalmas, mivel az az esetek döntő többségében a tanulási adatbázisra specializálódik, az algoritmus által nem ismert adatokon csupán jelentősen romló eredménnyel alkalmazható. A problémát a mesterséges intelligencia modellek túltanulás ellen kitalált módszerével lehet orvosolni, mégpedig a rendelkezésre álló adatok tanulási és tesztelési részmintákra való felosztásával. A tanulási mintára felépített döntési fát a tesztelő mintán való alkalmazás iterációi során fokozatosan „meg kell nyesni”, ameddig a tanulási és a tesztelő mintákon az osztályba sorolási hibák megfelelően közel nem esnek egymáshoz. A megnyesett döntési fa képezi az előrejelzési modellt, amelyet ezután tetszőleges adatokon ismert megbízhatósággal lehet alkalmazni.

A döntési fák leginkább megszokott ábrázolástechnikája, hogy körökkel jelölik a változókat és négyzetekkel az osztályokat. A körökben lévő küszöbértékek az elágazási pontnak megfelelő értékeket jelentik.

4. ábra: Döntési fa



Ha valamely megfigyelés adott változónak megfelelő értéke kisebb vagy egyenlő, mint az elágazás, akkor a bal oldali ágra kerül, különben a jobb oldalra. Az ágakon szereplő számok darabszámok, amelyek a feltételnek eleget tevő megfigyelések számának felelnek meg. A fa alján található négyzetekben az osztályok megnevezése szerepel. Csődelőrejelzés esetén 0 jelöli a fizetőképes osztályt és 1 a fizetéseképtelen osztályt. A négyzetekből több elágazás nem indul.

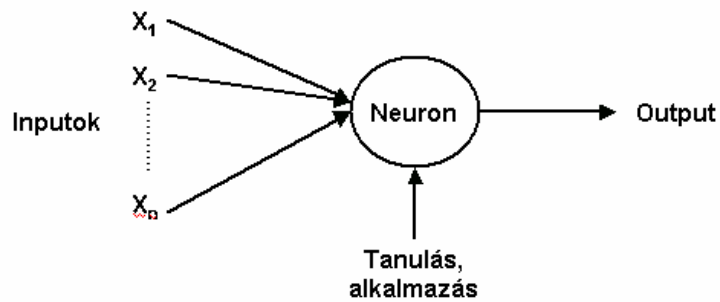
A rekurzív particionáló algoritmus iterációs eljárás, szimulációs kísérletezésen alapszik. Az eljárás segítségével felépített csődmodellen statisztikai próbát, szignifikancia-vizsgálatot végrehajtani nem lehetséges. A módszer alkalmazhatóságának fő kritériuma a besorolási pontosság és a gyakorlati hasznosíthatóság.

A módszer hátrányai közé tartozik, hogy a döntési fák diszkrét osztályba sorolhatóságot és osztályok közötti átfedésmentességet feltételeznek (*Balcaen–Ooghe* [2004]). A kialakult modellekből nem állapítható meg egyértelműen a változók relatív hozzájárulása a fizetéseképtelenség kialakulásához, fennmaradási valószínűségek pedig csupán a döntési szabályokból képezhetők.

2.2.4. Neurális hálók (NN)

A neurális hálók a biológiai neurális rendszerek elvére felépített, hardver vagy szoftver megvalósítású, párhuzamos, osztott működésre képes információ-feldolgozó eszközök (*Gurney* [1996]). A hálók több, egymáshoz kapcsolódó és párhuzamosan dolgozó neuronból állnak, és ily módon próbálják utánozni a biológiai idegrendszer információ-felvételének és feldolgozásának módját. A neurális hálók a hagyományos algoritmikus eljárások helyett más módon, tanulással nyerik el azt a képességüket, hogy bizonyos feladatokat meg tudjanak oldani. A neurális hálók alapeleme az elemi neuron. Az elemi neuron egy több-bemenetű, egy-kimenetű eszköz, ahol a kimenet a bemenetek lineáris kombinációjaként előálló közbelső érték nemlineáris függvénye (*Álmos et al.* [2002]).

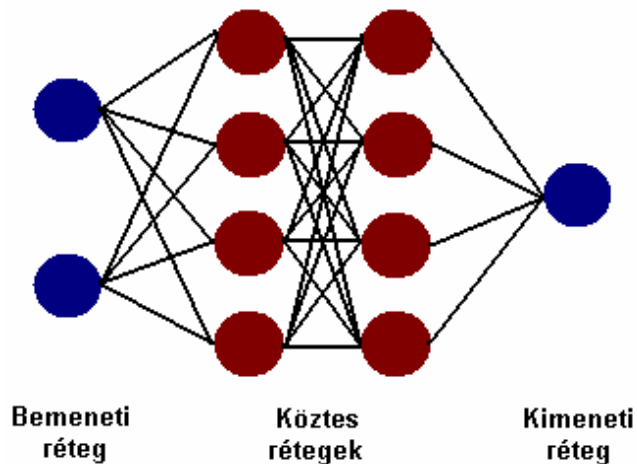
5. ábra: Elemi neuron



Forrás: Smith [1996]

A neurális háló neuronok olyan rendszere, amely n bemenettel és m kimenettel rendelkezik ($n, m > 0$), és amely az n -dimenziós bemeneti vektorokat m -dimenziós kimeneti vektorokká alakítja át az információfeldolgozás során. A neuronok összekapcsolásának módja minden háló esetében más és más. A neuronok rétegekbe szerveződnek. A neurális háló három fő rétegből tevődik össze: a bemeneti rétegből, a köztes réteg(ek)ből és a kimeneti rétegből.

6. ábra: A neurális háló felépítése



Forrás: GMS Lab [2001]

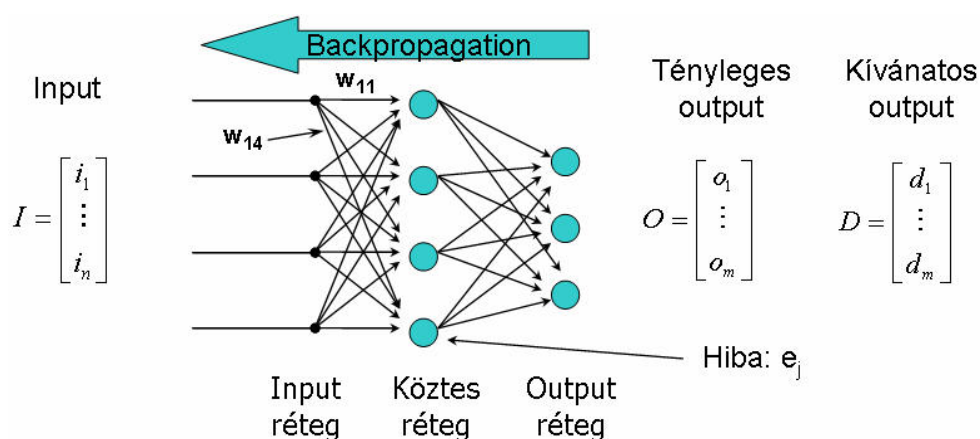
A bemeneti réteg olyan neuronokat tartalmaz, amelyek ismert információkból vagy a hálóba betáplált változókból állnak. Minden egyes input neuron kapcsolatban áll a köztes réteggel. A kapcsolatokat a bemeneti neuronok fontossága szerint súlyozzák. A köztes réteg súlyai állandóan változnak a tanulási fázis alatt. A

kimeneti rétegben az eredmény-neuronok találhatók, amelyek szintén súlyozottan kapcsolódnak a köztes rétegben szereplő neuronokhoz. A csődelőrejelzésnél csupán egy neuronból áll a kimeneti réteg. Az ugyanazon rétegen belüli, valamint a különböző rétegek közötti neuronokat tetszőlegesen sok kapcsolat fűzheti egymáshoz.

A mesterséges neurális hálók példákon keresztül tanulnak, akárcsak biológiai megfelelőik. A tanulási algoritmus az input minták alapján megváltoztatja a kapcsolatok súlyait. A tanulás tehát az a folyamat, amelynek során kialakul a háló súlyozása.

Ha egy neurális hálót első ízben látunk el mintával, a háló véletlenszerű találgatással keresi a lehetséges megoldást. Ezután a háló látni fogja, hogy mennyiben tért el válasza a tényleges megoldástól, és ennek megfelelően módosítja a súlyokat. Ez esetben a tanulás olyan iteratív eljárás, amelynek során a háló által megvalósított leképezést valamely kívánt leképezéshez közelítjük.

7. ábra: Neurális hálók tanulása backpropagation²⁷ eljárással



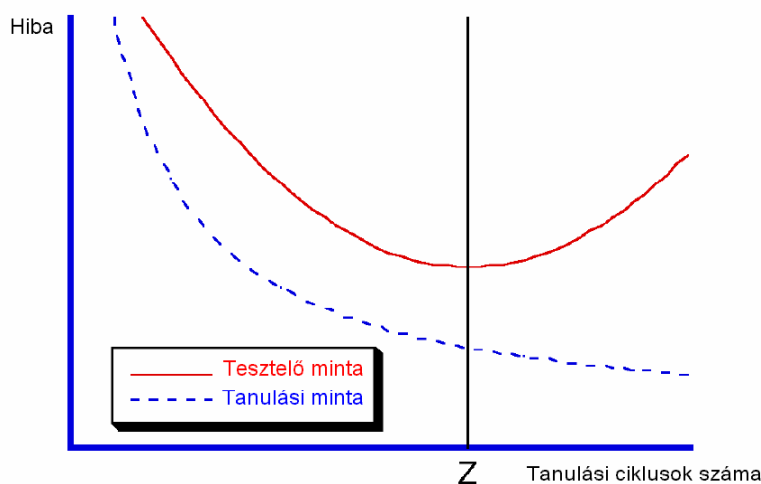
Ha egy neurális hálót megfelelő szinten megedzettek, a háló használható elemző-előrejelző eszközként másik adatokon is. Ezután azonban a felhasználónak már nem szabad több tanulási fázist lefuttatnia, hanem hagyni kell a hálót csupán „odafelé” irányban dolgozni. Az új inputok beszűrődnek a bemeneti rétegbe, a köztes réteg feldolgozza őket, mintha tanulási fázis lenne, ekkor azonban csak az outputok őrződnek meg, és nem következik be a súlyokat kiigazító hibajavítás. Az odafelé

²⁷ *backpropagation* = *backwards propagation of error*; magyarra visszacsatolós hibajavításnak vagy hiba-visszaterjesztésnek lehet fordítani

történő futtatás outputja lesz az adatok előrejelzési eredménye, amit ezután további elemzéseknek és vizsgálatoknak kell alávetni.

Egy viszonylag egyszerű neurális háló is nagy számú súlyt tartalmaz. Kis minták esetén ez korlátozott szabadságfokot tesz lehetővé, ami gyakran vezet túltanuláshoz (Gonzalez [2000]). A túltanulás az a jelenség, amikor a tanulási folyamat során nem az általános problémát tanulja meg a hálózat, hanem a megadott adatbázis sajátosságait. Ennek kiküszöbölésére fel kell osztani az adatbázist tanulási és tesztelő mintákra. A tanuló-adatbázison végezzük el a tanítást, majd megvizsgáljuk, milyen eredményt ér el a háló az általa eddig ismeretlen tesztelő mintán. Ha a találati pontosság a tanulási mintáéhoz hasonlóan kedvező, akkor a tanulás eredményesnek minősíthető. Ha viszont a tesztelő mintán a háló hibázása jelentős, akkor a hálózat túltanulta magát. A túltanulás leghatékonyabb elkerülési módja az, hogy folyamatosan nyomon követjük a ciklusok során egymással párhuzamosan a tanulási és a tesztelő minta hibáját, és addig engedjük tanulni a hálót, amíg a két hiba közel van egymáshoz, és nem kezd romlani a tesztelő minta hibája (Kristóf [2002]). Így adódik az optimális előrejelzési modell.

8. ábra: A tanulási és a tesztelő minták hibáinak alakulása a tanulás alatt



Forrás: Shlens [1999] p. 5.

Az eljárásról fontos megjegyezni, hogy az nem garantálja a hibafüggvény globális minimumának a megtalálását – előfordulhat, hogy lokális minimumra áll be. Empirikus vizsgálatok alapján egy 35 súlyból álló neurális háló több ezer lokális

minimummal is rendelkezhet (Gonzalez i.m.). Számos lokális minimum azonban megközelítően pontos vagy elfogadhatóan jó előrejelzést biztosít.

A neurális hálókkal végrehajtott korábbi előrejelzések bebizonyították, hogy a hálók akkor nyújtják a legjobb eredményt, ha szakértő segítségével építjük fel őket (Shachmurove [2002]). A szakértő a legfontosabb neuronok kiválasztásával, valamint a változók fontosságát reprezentáló súlyok alakulásának a tanulás alatt történő folyamatos nyomon követésével és befolyásolásával (vagyis a felülvizsgált tanulással), az egymással erős sztochasztikus kapcsolatban lévő input változók kiszűrésével jelentősen javíthatja a neurális hálók előrejelző képességét.

Az említett túltanulási veszélyen és a lokális minimum problémán kívül a neurális hálók legfőbb hátránya a *black box* problémából adódik. Nem vizsgálható a változók szignifikanciája és relatív hozzájárulása a modell végeredményéhez, a súlyok nehezen interpretálhatók. Ebből következően a felhasználónak fogalma sincs, miként alakultak ki az egyes osztályok (Balcaen–Ooghe [2004]). Az optimális háló architektúrája szimulációs kísérletezéssel adódik, amely nagymértékben függ a modellező türelmétől és a rendelkezésre álló számítógép kapacitásától. A rétegek és a bennük szereplő neuronok száma így sokszor véletlenszerűen alakul ki.

A neurális hálók képesek automatikusan fennmaradási, illetve csődvalószínűségi értékeket becsülni. A sokaság és a minta esetlegesen eltérő fizetésektelen arányának kezelése érdekében valószínűség-kalibrációra lehet szükség.

2.2.5. Önszerveződő térképek (SOM)

Az önszerveződő térképek a *feedforward* típusú és a felülvizsgálatlan tanulási tulajdonsággal rendelkező neurális hálók családjába tartoznak. Az önszerveződés folyamata alatt az eredeti adatok topológiai reprezentációkká kerülnek transzformálásra, amelyek az output egységek lesznek (Kiviluoto [1998]). A felülvizsgált tanuló algoritmusú hálókkal ellentétben nincs szükség előre megadott outputokra. Az önszerveződő térképek a többdimenziós adatokat egy kétdimenziós térbe (térképbe) redukálják. Alkalmazásukat általában a következő motivációk indokolják (Deboeck [1998]):

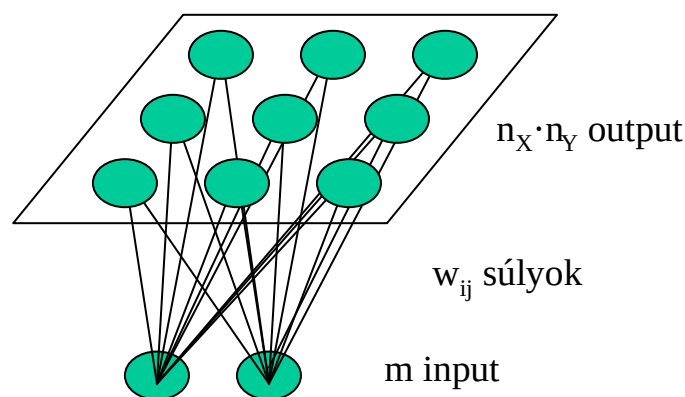
- az önszerveződő térkép numerikus módszer;
- nincs szükség eloszlási feltételekre;

- az önszerveződő térképek felülvizsgálatlan tanulás mellett képesek feltárni adatok rejtett mintáit és struktúráit.

Az önszerveződő térképek kétrétegű neurális hálók (Kohonen [2001]). Az input réteg a pénzügyi mutatókból áll, az input neuronok száma (m) megegyezik a független változók számával. Az output réteget nevezzük térképnek, amely egy x sorból és y oszlopból álló mátrix, $n_x \cdot n_y$ számú neuronnal. Mindegyik input neuron kapcsolódik mindegyik output neuronhoz, ez output neurononként m számú kapcsolatot jelent. A kapcsolatok súlyokkal rendelkeznek, ahol a w_{ij} az i -edik input neuron és a j -edik output neuron kapcsolati súlyát jelöli.

Az önszerveződő térképek a pénzügyi mutatókat tartalmazó többdimenziós input réteget úgy igyekeznek az output rétegbe kivetíteni, hogy a fizetőképesség szempontjából hasonló pénzügyi információkat tartalmazó vállalatok egymáshoz közel helyezkedjenek el az output-térképen (Kiviluoto–Bergius [1998]). Az output neuronok megtanulják felismerni az input réteg különböző mintáit, vagyis az output réteg az input réteg alapvető topológiáját tükrözi. Ennek érdekében az önszerveződő térképek a „győztes mindent visz” elnevezésű algoritmust alkalmazzák (Serrano [1996]).

9. ábra: A kétrétegű neurális háló struktúrája



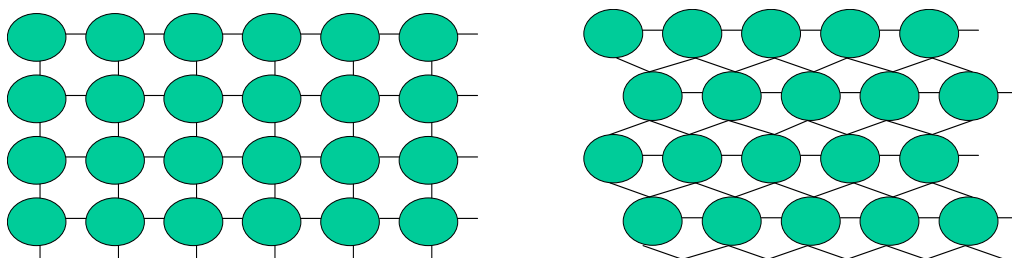
Forrás: Kohonen i.m.

Az input neuronok mindegyik output neuronhoz továbbítanak információt a kapcsolati súlyokon keresztül. Az output neuronok versenyeznek egymással az inputért. Az az output neuron győz, amelyiknek a súlyvektora leginkább hasonlít az

input vektorához. Ezután a győztes neuron és a környezete úgy módosul, hogy a hozzájuk kapcsolódó súlyvektorok egyre jobban közelítsék az input vektorét. Az önszerveződő tanulási ciklusok addig folytatódnak, amíg a súlykiigazítás mértéke jelentéktelenné válik, és az output-réteg beáll egy térképpé. Ez azt jelenti, hogy az input rétegben egymáshoz közel lévő egységek az output rétegben is közel helyezkednek el egymáshoz (Serrano i.m.).

A hálók topológiája az output rétegben szereplő neuronok számával, valamint az output-neuronok közötti kölcsönhatások jellegével írható le. Az output rétegben szereplő neuronok a 10. ábrán látható téglalap vagy hatszög formában kapcsolódhatnak egymáshoz (Kohonen i.m.). Téglalap-háló esetén minden neuronnak négy szomszédja van, kivéve a szélső neuronokat. Komplex jelenségek modellezésére általában a hatszög-hálót alkalmazzák, ekkor mindegyik output-neuronnak hat szomszédja van, kivéve a szélső neuronokat.

10. ábra: Téglalap-háló és hatszög-háló típusú output réteg



Kezdetben a w_{ij} súlyok véletlenszerű értékeket vesznek fel. A tanuló algoritmus folyamatosan korrigálja a súlyokat. A tanuló algoritmus egyszerre egy vállalat pénzügyi mutatóit veszi figyelembe. Jelölje r_{ik} a k -adik cég i -edik pénzügyi mutatóját. Ekkor az i -edik neuron dolgozza fel a mutatót. Az algoritmus az output réteg mindegyik neuronjával kiszámítja a klaszteranalízisnél megszokott távolságot. Általában az euklideszi távolságot használják, de a metrikus terek általános tulajdonságainak eleget tévő más távolságfogalom is alkalmazható.

$$d(j,k) = \sqrt{\sum_i (r_{ik} - w_{ijk})^2}$$

A legkisebb $d(j,k)$ távolsággal rendelkező output neuron lesz a „győztes” neuron. Jelölje ezt a neuront k^* . Ezután az algoritmus úgy változtatja a w_{ij} kapcsolati

súlyokat, hogy csökkenjen a $d(j,k^*)$ távolság. A korrekció függ a végrehajtott iterációk számától, valamint r_{ik} és w_{ijk} abszolút értékétől. Azonban a többi súly is módosul annak függvényében, hogy azok milyen távol helyezkednek el k^* -hoz képest, valamint, hogy azok hány iterációs lépésen estek át. Az eljárás addig ismétlődik, amíg a tanulási fázis le nem áll. Miután a tanulás befejeződik, a súlyok rögzítésre kerülnek, és a háló használatra kész. Az output rétegben egymástól jól elhatárolható zónákban megjelennek a fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatok. Ettől kezdve, ha új mintával látjuk el a hálót, mindegyik neuron egymással párhuzamosan kiszámítja az input vektor és a releváns súlyvektor közötti távolságot. A versenyt az a neuron nyeri, amelynek a súlyozása legjobban hasonlít az input mintáéhoz.

Mivel az önszerveződő térképek a felülvizsgálatlan tanuló algoritmusok családjába tartoznak, ezért az input rétegben nem szükséges feltüntetni, hogy a mintában szereplő vállalatok fizetőképesek vagy fizetéseképtelenek. Az algoritmus lefuttatása azonban megkívánja az input változók standardizálását. Az input minták egyesével kerülnek az algoritmusban figyelembevételre, véletlen sorrendben (Back et al. [1996]). Ha a pénzügyi mutatók alapján két vállalat nagyon hasonlít egymásra, akkor a hasonlósági mérték (távolság) kis értéket vesz fel, egymástól jelentősen eltérő pénzügyi mutatókkal rendelkező két vállalat esetén pedig nagy értéket. A standardizált mutatókon végrehajtott távolságszámítással az önszerveződő térképek egyszerre élnek a főkomponenselemzés és a többdimenziós skálázás előnyeivel (Kiviluoto [1996]). A főkomponenselemzés azonban a linearitás, a skálázás a dimenziók értelmezhetőségének problémájával járhat együtt.

Miután elkészült a térkép, a távolságok figyelembevételével lehetőség van a neuronok klaszterezésére, erre számos vizualizációs technika áll rendelkezésre. Túl kicsi térkép esetén a vállalatok annyira közel eshetnek egymáshoz a térképen, hogy nehézkes lehet a vizualizáció, túl nagy térkép esetén pedig túlságosan messze kerülhetnek a hasonló tulajdonságú vállalatok, ezáltal megnehezítve a klaszterezés lehetőségét.

Az önszerveződő térképek a látványos eredmények ellenére azonban továbbra sem oldják meg a neurális hálók *black box* problémáját, vagyis nem lehet egzaktan megállapítani, miként adódnak az egyes osztályok. A probléma részben orvosolható a súlyok tanulmányozásával, egy ún. súly-térkép elkészítésével. A súly-térkép minden egyes pénzügyi mutatóra megmutatja az input neuronok és az output

neuronok közötti súlyok erősségét. Az önszerveződő térképeknek további problémája, hogy eredményes alkalmazása megkívánja, hogy a modellező előzetesen válasszon ki kevés számú független változót.

2.2.6. Többdimenziós skálázás (MDS)

A többdimenziós skálázás olyan statisztikai eljárás, amely az adatok közötti különbségeket vizualizálja, és az adatok rejtett struktúráját vizsgálja. Az adatok közötti rejtett összefüggések kimutatása a nem szakértők számára is közérthető modellezést tesz lehetővé. A skálázás az eredeti adatok között mért különbségből nyer információt, és származtat koordinátákat egy skálatérképen.

Az eljárás kiinduló feltételezése, hogy létezik a megfigyeléseknek egy kvantitatív reprezentációja. A skálázó modellekben az objektumok az állapottér pontjaiként jelennek meg olyan módon, hogy a hasonló objektumok közel kerülnek egymáshoz (Füstös *et al.* [2004]). Ennek megfelelően a többdimenziós skálázás vizuálisan különíti el a fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatokat. A skálázás feladata, hogy a minimális dimenziószámú térben olyan pontthalmazt találjon, hogy a térbeli távolságok monoton függvényei legyenek az adatok közötti különbségeknek.

A skálázás a megfigyelési egységek értékei alapján számított különbségeket kifejező adatok mátrixából indul ki. Az eljárás a hasonlóságok és a különbségek alapján helyezi el a pontokat a megfelelő térpozícióba. Az algoritmus megtartja az ordinális kapcsolatokat, vagyis a nagy különbséggel rendelkező pontpárok az ábrázolt térben is messze kerülnek egymástól, míg az alacsonyabb különbséggel rendelkező pontpárok a térben közel helyezkednek el egymáshoz (Kruskal–Wish [1978]). Az eljárás a származtatott koordináták közötti távolságokat összeveti az eredetileg ismert különbségekkel, és törekszik az eltérés minimalizálására. A különbségeket általában euklideszi távolsággal mérik.

A többdimenziós skálázás a hagyományos statisztikai eljárásokkal ellentétben nem támaszt az adatokkal szemben követelményeket. Annyi az elvárás, hogy az adatok üzenetet hordozzanak magukban, és azok azonos mértékegységűek legyenek.

Ordinális skálán kvantifikált változók esetén nem-metrikus skálázásról, intervallum vagy arány skálán kvantifikált változók esetén metrikus skálázásról beszélünk (Kovács [2006]). Mivel a csődelőrejelzésre felhasznált pénzügyi mutatók mindegyike arány skálán kvantifikált változó, ezért esetünkben a metrikus skálázás

esete áll fenn. Ez a tulajdonság a skálázás szempontjából kedvező, mivel a nem-metrikus skálázás gyakran eredményez lokális minimumot, vagy nem konvergál.

A többdimenziós skálázás térkép formájú statisztikai reprezentációt állít elő. A térkép dimenziószámának megválasztása rendkívül fontos bármilyen elemzés végrehajtása előtt, a szakirodalomban azonban nincsen jól bevált recept arra vonatkozóan, miként választható ki az optimális dimenziószám. Ebből következően többféle megközelítést célszerű figyelembe venni. Az illeszkedés jóságát különböző stressz-mutatók alapján lehet megítélni, gyakorlati tapasztalatok alapján 0,05 alatti stressz érték kiváló illeszkedésről ad tanúbizonyságot (*Füstös et al. i.m.*).

A többdimenziós skálázás rendkívül gazdag eljárás családdal rendelkezik. Az értekezésben alkalmazott eljárás kiválasztásánál az képviselte a döntő szempontot, hogy egyrészt találjunk a nemzetközi szakirodalomban legalább egy példát annak csődmodellezési alkalmazására, másrészt rendelkezünk szoftverrel az eljárás lefuttatására. Ezek alapján esett a választás a PROXSCAL eljárásra (*Virág-Kristóf [2008]*), amelyet korábban *Neophytou–Mar Molinero [2005]* alkalmazott csődmodellezésre.

A PROXSCAL eljárás a különbözőségi adatokon hajt végre többdimenziós skálázást oly módon, hogy az objektumok legkisebb négyzetes reprezentációja az eredetinel lényegesen alacsonyabb dimenziójú térben valósuljon meg. Az eljárás matematikai hátteréről *Commandeur–Heiser [1993]* ad részletes leírást.

A PROXSCAL eljárás a transzformált különbözőségek, és az objektumok közötti távolságok súlyozott négyzetes hibáját minimalizálja az alábbi veszteségfüggvény minimalizálásával:

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \sum_{i < j}^n w_{ijk} \left[\hat{d}_{ijk} - d_{ij}(\mathbf{x}_k) \right]^2$$

ahol:

m források száma;

n objektumok száma;

$\hat{d}_{ijk}$ transzformált különbözőségek;

$d_{ij}(\mathbf{X}_k)$ objektumpontok közötti euklideszi távolság az egyedi térkoordinátákat tartalmazó $\mathbf{X}_k$ soraiban lévő koordinátákra vonatkozóan;
 i, j, k futóindexek.

A PROXSCAL algoritmus nem tér el jelentősen a skálázó eljárásoknál megszokott módszertől. Első lépés $\mathbf{X}_k$ kezdeti konfigurációjának megtalálása. A kezdeti konfiguráció kialakítható a szimplex, a *Torgerson* eljárásokkal, véletlen módon, vagy a felhasználó által meghatározott értékekkel. Ezt követi a kezdeti konfiguráció módosítása a közös tér szempontjából optimális konfiguráció megtalálása érdekében. Ezután a módosított $\mathbf{X}_k$ konfiguráció alapján megtörténik a transzformált különbözőségek optimalizálása. A veszteségfüggvény értékelése minden lépésben végrehajtásra kerül. A konfiguráció és a transzformált különbözőségek addig módosulnak, ameddig sikerül a minimumot megtalálni. A metrikus skálázás általában globális minimumot ad.

A PROXSCAL eljárással elkészített modell illeszkedési jóságát a *normalizált raw stressz* mutató segítségével mérhetjük. Ahogyan az más skálázó eljárásoknál is megszokott, a minél alacsonyabb stressz mutató jelzi a modell jobb illeszkedését. A különböző dimenziószám esetén kiszámított stressz értékek összehasonlításával a dimenziók „hozzáadott értékéről” szerezhetünk információt.

A többdimenziós skálázás előnye, hogy eredményeképpen könnyen interpretálható statisztikai térkép adódik. Az eredmények anélkül is értékelhetők, hogy a felhasználó mélységében tisztában lenne az eljárás statisztikai hátterével. Az *outlier* megfigyelések jelenléte és az alapadatok közötti korreláció szintén nem jelent problémát, nincsenek eloszlási feltételek sem.

A többdimenziós skálázás hátránya, hogy a kész modell új adatokon történő előrejelzésre önmagában nem alkalmas. A probléma úgy oldható meg, hogy az új vállalat adatait bele kell foglalni a mintába, és újrafuttatni a modellezést, azonban erre már csak a modellezésben jártas szakember képes, a késztermékre kíváncsi felhasználó nem. A dimenziók tartalma és értelme a skálázás további gyengéje.

2.2.7. A csődelőrejelzési módszerek összehasonlítása

Előrejelzés-módszertani oldalról kimutatható, hogy a kevésbé szigorú alkalmazási feltételekkel rendelkező módszerek gyakorlati beválása sikeresebb, annak ellenére, hogy művelőit gyakran pozitivista kritikákkal sújtják.

A diszkriminanciaanalízisnél az empirikus vizsgálatok során tapasztalt viszonylag alacsonyabb előrejelző képességéhez hozzájárul a normalitás gyakori megsértése, valamint a két osztály kovariancia mátrixainak eltérő volta. Empirikus vizsgálatok ugyan igazolták, hogy a diszkriminanciaanalízis klasszifikációs képességére nincs komoly hatással a normalitás hiánya, azonban az előrejelző képességére kimutathatóan van (Back et al. [1996]). A multikollinearitás a változók számának csökkentésével vagy faktoranalízissel kezelhető.

A diszkriminanciaanalízis legfőbb problémája azonban a linearitásból ered. Mivel a diszkriminanciafüggvény lineárisan választja el egymástól a fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatok csoportját, ezért a függvénybe bevont mutatószámok mindig ugyanolyan mértékben befolyásolják a besorolás eredményét, ami a valóságban nem igaz. A diszkriminanciaanalízis előnyére szolgál ugyanakkor annak egyértelmű kimutathatósága, hogy a vizsgált változók mennyiben magyarázzák a fizetőképességet/fizetéseképtelenséget. A kész modell használata rendkívül egyszerű.

A logisztikus regresszió elemzés mindvégig azt feltételezi, hogy a vizsgált változók és a fizetőképesség valószínűsége közötti kapcsolatot leíró függvény típusa előre ismert és az logisztikus görbével írható le. A sokváltozós statisztikából azonban ismeretes, hogy a rosszul megválasztott függvény a regressziós együtthatók pontatlan becsléséhez, és ezáltal rossz előrejelzéshez vezethet. Az eloszlási feltételezések és az egyező kovariancia mátrixok megléte nem követelmény, ami a diszkriminanciaanalízishez képest elvileg előnyt jelent.

A logisztikus regresszió elemzés eredményeképpen 0 és 1 közé eső szám adódik, amely a minta megfelelő megválasztása esetén a paraméterezés függvényében fennmaradási- vagy csődvalószínűségi értéknek tekinthető. Ez a módszer előnye, bár megfelelő kiegészítő eljárásokkal a többi módszer is képes valószínűségbecslésre. A regressziós együtthatók segítségével egyértelműen megállapítható, hogy milyen mértékben járultak hozzá az egyes magyarázó változók a fizetőképes/fizetéseképtelen osztályba soroláshoz. Az optimális elválasztást biztosító *cut off* érték megállapítására azonban nincsen egyértelmű algoritmus, a logisztikus regresszió elemzés esetén

előfordulhat, hogy valamely megfigyelésre a *cut-off* értékhez közeli csődvalószínűség adódik, és ez nehézkessé teszi az egzakt állásfoglalást. Ez a probléma a neurális hálónál is jelentkezik. A regressziós modell tesztelése *F*-próbával csupán a normalitás teljesülése esetén lehetséges, ez pedig visszavezet az eloszlási feltételek hátrányaihoz. Igaz ugyan, hogy ez utóbbi probléma az említett χ^2 próbával orvosolható.

A rekurzív particionáló algoritmus nem igényli a normális eloszlást és az egyező kovariancia mátrixokat, az elágazási pontok érzéketlenek az *outlier* megfigyelésekre. A pénzügyi mutatók relatív hozzájárulását ugyan nem lehetséges megállapítani, azonban a döntési fák egyértelműen interpretálhatók a gyakorlatlan felhasználók számára is. Hátrány a túltanulás kialakulásának lehetősége, az előrejelzési modellezésben jártas szakemberek azonban az ágak és a nem releváns pontok megnyirbálásával könnyen képesek túltanulásmentessé tenni a fát. A döntési fa közvetetten alkalmas fennmaradási- vagy csődvalószínűség becslésre. Mivel annyiféle valószínűségi érték fordulhat elő, ahányféle döntési szabály van, ezáltal egyedi vállalatokhoz nem lehetséges egyedi fennmaradási valószínűségeket előállítani. A diszkrét besorolhatóság és az átfedésmentesség feltételezése a döntési fák hátrányai közé tartozik.

A neurális hálók felépítése során nem kell foglalkoznunk sem különböző eloszlási feltételekkel, sem a magyarázó változók függetlenségével, sem a vizsgált jelenséget leíró függvény típusával. A neurális hálók diszkrét és folytonos változókkal egyaránt képesek dolgozni. A logisztikus regresszió elemzéshez hasonlóan 0 és 1 közé eső értékek adódnak, ezáltal a neurális hálók is képesek fennmaradási- vagy csődvalószínűségi értékeket előállítani.

A neurális hálók a matematikai úton bizonyított *univerzális approximátor*²⁸ tulajdonságuk révén bármilyen típusú függvény utánzására képesek. A neurális hálók magukból az adatokból tanulják meg a kapcsolatok jellegét, minimalizálva ezáltal az előzetes mintán kívüli információk iránti igényt. A neurális hálók alkalmazását éppen ez az általános függvényközelítő képessége – vagyis az inputok és az outputok közötti kapcsolatok intelligens módon való megtalálásának képessége – igazolja. Ez nagy előny a csődelőrejelzésben. Hátrány viszont a mesterséges intelligencia *black*

²⁸ Cybenko [1989] bebizonyította, hogy ha egy neurális háló legalább egy köztes réteget tartalmaz, akkor tetszőleges folytonos függvény reprezentálására képes. Ha pedig egy háló legalább két köztes réteggel rendelkezik, akkor tetszőleges függvény reprezentációjára képes.

box problémája. A neurális háló modellen nem lehetséges statisztikai próbákat végrehajtani, nem tudjuk, hogy az elkészült modell súlyai miként alakultak ki.

Az önszerveződő térképek hátránya a *black box* problémán kívül az *online* tanulás korlátozottsága és az egységek előre való rögzítése. A hasonló mintával rendelkező vállalatok ugyan közel helyezkednek el egymáshoz a térképen, a súlyok tanulmányozásával különböző régiók is képezhetők. Ez azonban nem elég információ a vállalatok közötti egyértelmű határ meghúzásához. Az előre korlátozott számú klaszterbe történő „erőltetett” önszerveződés pedig a módszer alaplogikájának mond ellent. Mindezek ellenére nagy számú mintánál az önszerveződő térképek hatékonyságát kiválónak értékelhetjük. Más módszerekkel való kombinációval egzakt állásfoglalás lehetséges. Az önszerveződő térképek önmagukban ugyanis nem előrejelző, hanem klaszterező eljárások.

A többdimenziós skálázás előnye a többi módszerrel szemben, hogy az *outlier* megfigyelések jelenléte és az alapadatok közötti korreláció nem jelent problémát. E tekintetben különösen a neurális hálókkal szemben jobb, hiszen azok jellegükből adódóan a modellezés során rámozdulhatnak véletlen vagy kiugró értékekre. A skálázás nem támaszt eloszlási feltételeket. A skálázás nagy hátránya azonban, hogy a kész modell új adatokon történő előrejelzésre önmagában nem alkalmas. Az új adatok új modellezést tesznek szükségessé, ami rendkívül munkaráfordításigényes tevékenység.

Az összehasonlításból kiderül, hogy a hat módszer egyikéről sem jelenthető ki egyértelműen, hogy jobb lenne, mint a másik öt. Ezért tanulságként kijelenthető, hogy *az empirikus vizsgálatok során nem „győztes” módszert kell keresni, hanem a gyakorlati előrejelzések során kombinálni és szimultán alkalmazni az összest.* Ha a hat módszer mindegyike fizetésképtelenné sorol egy céget, abból igenis lehet következtetni, hiszen a modellek eltérő logikával épülnek fel. Az empirikus vizsgálatban alkalmazott hipotézisek nagy hangsúlyt fektetnek a különböző módszerek előrejelző erejének összehasonlítására.

2.3. Nemzetközi összehasonlító empirikus vizsgálatok az 1990-es évektől

A csődelőrejelzés területén évtizedek óta végeznek összehasonlító empirikus vizsgálatokat. Az értekezésben azért esett a választás az 1990-es évektől megjelent

fontosabb publikációk elemzésére, mivel a leginkább korszerű eljárások (neurális hálók, önszerveződő térképek, többdimenziós skálázás) alkalmazása nem tekint az 1990-es éveknél hosszabban visszanyúló múltra. Az alábbiakban – időrendi sorrendben – ismertetett és elemzett felmérésekben közös, hogy több módszert összehasonlítva készítették el az empirikus vizsgálatok mintáiban szereplő vállalatok csődmodelljeit. Felhívjuk a figyelmet, hogy más szerzők, más országokban és más időszakban készített csődmodelljeinek megbízhatóságát közvetlenül nem szabad összehasonlítani, ennek okai az elméleti fejezetben kerültek kifejtésre. Az ismertetett empirikus vizsgálatoknál előrejelzésnek a számítási eljárások (előrejelzési módszerek) alkalmazását tekintjük, tehát a mások által alkalmazott teljes csődelőrejelzési folyamat az értekezés szempontjából közömbös.

Tam–Kiang [1992] bankokat vizsgált meg a fizetőképesség szempontjából. A csődelőrejelzést diszkriminanciaanalízissel, logisztikus regresszióval, k -adik legközelebbi szomszéd eljárással, döntési fával, egyrétegű neurális hálóval, valamint többretegű neurális hálóval is elvégezték. Egy éves időtávon a többretegű neurális háló bizonyult a legjobbnak, míg két éves időtávlatban a logisztikus regresszió. Amikor áttértek az „egyet kihagy” eljárásra a minta változatlanul hagyásáról, mindkét időtávon egyértelműen a többretegű neurális háló volt a legeredményesebb. A k -adik legközelebbi szomszéd és a döntési fa messze lemaradt a többi eljárás mögött.

Salchenberger–Cinar–Lash [1992] a logisztikus regresszióval hasonlították össze a neurális hálókat. A neurális hálók besorolási pontosság tekintetében jelentősen felülmúlták a logisztikus regressziót. 18 hónapos időtávlatban például a logisztikus regresszió az alkalmazott küszöbtől függően 83,3-86,4 százalékos pontosságot, míg a neurális háló 91,7 százalékos pontosságot ért el.

Coats–Fant [1993] a diszkriminanciaanalízis és a neurális hálók eredményeit vetette össze. Az osztályozás pontossága a neurális hálók esetén az időhorizonttól függően (három évestől az egy évesnél rövidebb időtávig) 81,9 és 95,0 százalék közé esett, míg a diszkriminanciaanalízis esetén 83,7 és 87,9 százalék közé.

Kerling–Poddig [1994] francia vállalatok adatbázisa alapján hasonlította össze a neurális hálók és a diszkriminanciaanalízis teljesítményét három éves előrejelzési időtávon. A neurális háló 85,3-87,7 százalékos pontosságot, a diszkriminanciaanalízis 85,7 százalékos pontosságot mutatott. *Kerling* és *Poddig* több kölcsönhatás-vizsgálatot, és korai leállító algoritmust is kipróbált.

Altman–Marco–Varetto [1994] 1000 olaszországi vállalatból álló mintára alkalmazta a neurális hálókat és a diszkriminanciaanalízist egy éves időtávra vonatkozóan. Elemzésük nem hozott egyértelmű „győztest”, noha a diszkriminanciaanalízis kissé jobb eredményt mutatott fel.

Alici [1995] főkomponens-elemzést és önszerveződő térképeket alkalmazott a neurális háló struktúra kialakítására és az input elemek kiválasztására. Az egyesült királysági cégeken elvégzett vizsgálatainak alapján, a paraméterek változtatásától függően a neurális hálók 69,5 és 73,7 százalék közötti pontosságot mutattak, szemben a diszkriminanciaanalízis 65,6 százalékos és a logisztikus regresszió 66,0 százalékos értékeivel.

Leshno–Spector [1996] újfajta neurális hálóval kísérletezett, amelybe keresztfeltételeket és cosinusos kapcsolatokat épített. Két éves időtávban az előrejelzés pontossága a háló fajtáitól függően 74,2 és 76,4 százalék közé esett, összehasonlítva a 72 százalékos pontosságú lineáris perceptron hálóval.

Back et al. [1996] genetikus algoritmusokat alkalmazott a többrétegű neurális hálók inputjainak kiválasztásához. A módszert a csőd bekövetkeztét megelőző egy, kettő és három éves adatbázisokra alkalmazták, és jelentős fejlődésről számoltak be a diszkriminanciaanalízishez és a logisztikus regresszióhoz viszonyítva.

Serrano [1996] önszerveződő térképek és többrétegű perceptron háló segítségével készített csődmodellt 129 vállalat éves beszámoló adatait felhasználva, az *Altman*-féle pénzügyi mutatók alapján, diszkriminanciaanalízissel kiszűrve a kevésbé szignifikáns árbevétel/mérlegfőösszeg mutatót. Az input réteg 4 neuronból, az output térkép 12×12-es hálóból állt. Az elsőfajú és másodfajú hibák a fizetőképességi zóna kijelölésétől nagymértékben függenek. Az önszerveződő térkép besorolási pontossága a többrétegű perceptronnal megegyezően alakult.

Olmeda–Fernandez [1997] spanyol bankokon hasonlította össze a neurális hálókat a diszkriminanciaanalízissel, a logisztikus regresszióval, valamint kétféle döntési fával, különböző időtávokon. A neurális hálóval 82,4 százalékos pontosságot, míg a többi módszerrel 61,8 és 79,5 százalék közötti pontosságot értek el.

Piramuthu–Raghavan–Shaw [1998] olyan technikát fejlesztett ki, amely szimbólumokat rendelt hozzá a többrétegű neurális hálók inputjaihoz. Belga vállalatok mintájára alkalmazták módszerüket, időtáv feltüntetése nélkül. Az új módszer 82,9 százalékos pontosságot, a szimbólumok nélküli eljárás 76,1 százalékos pontosságot eredményezett. Ugyanezt a technikát alkalmazták amerikai bankokra is,

amikor egy és két éves időtávban vizsgálták az intézmények fizetőképességét. Eljárásuk eredményessége messze felülmúlta a hagyományos technikákét.

Zhang–Hu–Patuwo [1999] a logisztikus regressziót és a neurális hálókat hasonlították össze, időtáv feltüntetése nélkül. Kutatásaikat termelő vállalatok mintájára, ötrétegű hálóval, többszörös kölcsönhatás-vizsgálattal végezték el. A neurális hálók input-neuronjaihoz *Altman* pénzügyi mutatóit alkalmazták, kiegészítve a forgóeszközök/rövid lejáratú kötelezettségek likviditási mutatóval. A neurális háló eredményességben jelentősen felülmúlta a logisztikus regressziót, hiszen 88,2 százalékos pontosságot ért el, míg a logisztikus regresszió csupán 78,6 százalékot.

Tan [1999] a probit és a háromrétegű *backpropagation* háló teljesítőképességét hasonlította össze 2144 amerikai hitelintézet mintájára, amelyek közül 66 volt fizetéseképtelen. *Tan* 13 pénzügyi mutatót vizsgált, valamint 4 *dummy* változót a mutatók szezonális változásainak kiküszöbölésére. A probit besorolási pontossága 92,5 százalékos, a 3000 tanulási cikluson átesett neurális hálóé 92,2 százalékos volt.

McKee–Greenstein [2000] döntési fákon alapuló módszert fejlesztett ki, és egy éves előrejelzést hajtott végre néhány amerikai vállalat adatait felhasználva. Eljárásuk eredményesebb volt, mint a neurális hálók és a diszkriminanciaanalízis a másodfajú hiba tekintetében, viszont rosszabbnak bizonyult az elsőfajú hiba tekintetében.

Neophytou–Charitou–Charalambous [2000] egyesült királysági közszolgáltató vállalatok csődmodelljeit készítették el, 51 fizetőképese-fizetéseképtelen vállalatpár mintája alapján. Az éves beszámoló adatok 1988-1997 közötti időszakból származtak. A modelleket a jövedelmezőség, a tőkeszerkezet és a működési *cash flow* különböző mutatóinak felhasználásával készítették el, *forward selection* és *backward elimination* logisztikus regresszió, valamint *feedforward* neurális háló alkalmazásával. A neurális háló a fizetéseképtelenség beállta előtt vizsgált mindhárom évben felülmúlta a logisztikus regresszió teljesítményét (78 és 76 százalékos besorolási pontosságok adódtak).

Fan–Palaniswami [2000] a csödelőrejelzés területén új módszernek számító támogató vektorrendszerekkel²⁹ és tanulóvektor kvantálási eljárással³⁰ kísérletezett, összehasonlítva a módszerek teljesítményét a neurális hálókkal és a diszkriminanciaanalízissel. Modellszámításaik alapján a legjobb eredményt a

²⁹ Support Vector Machines

³⁰ Learning Vector Quantization

támogató vektorrendszerek hozták 70,9 százalékos besorolási pontossággal. Ezt követte a neurális háló 68,3; a diszkriminanciaanalízis 63,7; végül a tanulóvektor kvantálás 63,3 százalékos besorolási pontossággal.

Yang [2001] egy korai előrejelző rendszert dolgozott ki valószínűség alapú neurális hálókkal, a *Bayes-i* klasszifikációs elmélet és a *maximum likelihood* módszerét alkalmazva, 2408 egyesült királysági építőipari vállalat adatbázisa alapján, összehasonlítva az eredményeket a korábbi módszerek besorolási pontosságával. A valószínűség alapú neurális háló 95,3 százalékos, a *backpropagation* háló 90,9 százalékos, a logisztikus regresszió 88,9 százalékos, a diszkriminanciaanalízis 81,3 százalékos besorolási pontosságot ért el.

Neophytou–Mar Molinero [2004] 818 fizetőképes és 370 fizetéseképtelen vállalat mintája, 1993 és 2001 közötti, különböző iparágakból származó éves beszámoló adatok, valamint 19 pénzügyi mutató alapján végeztek csődmodellezést az Egyesült Királyságban az INDSCAL skálázó eljárással. A közös teret ötdimenziósra választották, a pénzügyi mutatók által hordozott üzenet értelmében. A vállalatokat különböző orientáló vonalak segítségével ábrázolták. A modellezés eredményeképpen a tőkestruktúra, a működési *cash flow*-hoz viszonyított jövedelmezőség és a részvényesi megtérülési mutatók bizonyultak kulcsváltozóknak a fizetőképes és fizetéseképtelen osztálybasorolásra.

Yim–Mitchell [2005] a diszkriminanciaanalízis, a logisztikus regresszió, a többretegű perceptron és a hibrid neurális hálók teljesítményét vizsgálta 121 brazil iparvállalat mintájára. A mintából 29 vállalat 1999 és 2000 között felszámolási eljárás alatt állt. 22 pénzügyi mutatót vettek figyelembe. A hibrid neurális hálók 94,5 százalékos megbízhatóságot adtak, a többi módszer 81,0 és 83,5 százalék közötti besorolási pontossággal rendelkezett egy évvel a csődöt megelőzően.

Dakovic–Czado–Berg [2007] norvégiai csődelőrejelzési adatbázison hasonlított össze az általánosított lineáris, az általánosított lineáris vegyes és az általánosított additív modellek teljesítményét diszkrét *hazard* feltételek mellett. Az összegyűjtött 98.421 vállalat 5 éves historikus adataiból álló mintára felépített modellek teljesítményének összehasonlításához a ROC görbe alatti területet használták. Az iparági hovatartozást beépítették a modellbe, és 1-4 évig tartó előrejelzési időhorizontokat különböztettek meg. A legnagyobb ROC görbe alatti területe minden időhorizonton az általánosított lineáris vegyes modellnek volt, azt követte az általánosított additív modell, végül az általánosított lineáris modell.

A megjelenés éve alapján ugyan korábbra kellett volna sorolni, mégis szándékosan a történeti háttér végén szerepel *Laitinen–Kankaanpaa* [1999] összehasonlító empirikus vizsgálata. A szerzők azt vizsgálták finnországi csődmodell adatbázison, hogy a diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió elemzés, rekurzív particionáló algoritmus, neurális háló, fennmaradás-elemzés³¹ és a humán információfeldolgozási technikák által szolgáltatott előrejelzési eredmények szignifikánsan eltérnek-e egymástól. A szerzők arra a provokatív következtetésre jutottak, hogy mind a hat módszer hasonló teljesítményre képes. Kiemelkedő eljárást nem sikerült találniuk, noha a besorolási pontosság csekély mértékben eltért az egyes módszereknél.

2.4. Csődelőrejelzés Magyarországon

A Magyarországra vonatkozó értékelés kizárólag a tudományos publikációkban megjelent csődmodellekre terjed ki. A szakterületet nyilvánvalóan kiterjedten vizsgálták a pénzügyintézetek, tanácsadó cégek, valamint szakdolgozatok, TDK dolgozatok és egyedi elemzések keretében is készültek empirikus vizsgálatok, azok eredményei azonban nem kerültek publikálásra.

Hazánkban a rendszerváltást követő törvényalkotási munka eredményeként, 1991-ben jöttek létre a csődeljárás és a felszámolási eljárás törvényi feltételei (*Csőke* [1992]) – ezért a magyar csődelőrejelzésnek nincsenek több évtizedes hagyományai. A legkorábbi csődmodellt *Virág Miklós* és *Hajdu Ottó* dolgozta ki 1990-es és 1991-es éves beszámoló adatok alapján, diszkriminanciaanalízis és logisztikus regresszió segítségével (*Virág–Hajdu* [1996]; *Hajdu–Virág* [2001]). Az első csődmodell alapjául szolgáló adatbázist a Pénzügyminisztérium bocsátotta rendelkezésre. A mintában szereplő vállalatok legalább 300 főt foglalkoztattak. A modellépítés során 17 pénzügyi mutatószámot vettek figyelembe. A mintában szereplő vállalatok közül 2 bányaiipari, 10 vas- és fémipari, 54 gépipari, 12 építőipari, 8 vegyipari, 38 könnyűipari és 32 élelmiszeripari ágazatba tartozott. A vizsgálatba bevont 156 feldolgozóipari vállalatból az adatgyűjtés idején (1992 augusztus) 78 fizetőképés és 78 fizetéseképtelen volt.

³¹ survival analysis

Virág [1996] diszkriminanciaanalízis alapú csődmodellje négy pénzügyi mutatót tartalmazott. Az 1991-es éves beszámoló adatokra vonatkozó diszkriminanciafüggvény az alábbi formulát öltötte.

$$Z = 1,3566X_1 + 1,63397X_2 + 3,66384X_3 + 0,03366X_4$$

ahol

- X_1 Likviditási gyorsráta;
- X_2 Cash flow / Összes tartozás;
- X_3 Forgóeszközök / Összes eszköz;
- X_4 Cash flow / Összes eszköz.

A mutatószámok sorrendje egyben a csoportok megkülönböztetésében játszott szerepüket is tükrözi, tehát a likviditási gyorsráta a leginkább diszkrimináló hatású, majd ezt követi a többi három változó. A kritikus Z-érték 2,61612, tehát, ha az adott vállalat megfelelő pénzügyi mutatóit a függvénybe behelyettesítve 2,61612-nél nagyobb számot kapunk, akkor a függvény a céget fizetőképeseznek, egyébként pedig fizetéseképtelennek minősíti.

Virág (i.m.) logisztikus regressziós modelljében a fizetőképesség valószínűségét az alábbi logisztikus regressziós függvény írta le.

$$Pr(\text{fizetőképese}) = \frac{e^{3,432-10,32X_1+0,01439X_2-4,438X_3-0,02992X_4+8,17X_5}}{1+e^{3,432-10,32X_1+0,01439X_2-4,438X_3-0,02992X_4+8,17X_5}}$$

ahol

- X_1 Likviditási gyorsráta;
- X_2 Árbevétel arányos nyereség;
- X_3 Cash flow / Összes tartozás;
- X_4 Forgóeszközök / Összes eszköz;
- X_5 Vevők / Szállítók.

Az optimális kettéválasztási biztosító *cut-off* érték 0,525 volt, vagyis az ezt meghaladó értékeket felvevő vállalatokat a modell fizetéseképtelennek minősíti.

A diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió elemzés besorolási pontosságait az alábbi táblázat szemlélteti. A logisztikus regresszió elemzés nagyobb besorolási pontossága részint annak köszönhető, hogy ebben a modellben a

figyelembe vett változók eloszlására nézve semmilyen feltételezéssel nem kellett élni. A modellbe épített több magyarázó változó is a logisztikus regresszióknak kedvez.

5. táblázat: A diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió besorolási pontosságának összehasonlítása

Megnevezés	Alkalmazott csődelőrejelzési módszer	
	Diszkriminanciaanalízis	Logisztikus regresszió
Téves fizetőképes (százalék)	26,0	15,6
Téves fizetéseképtelen (százalék)	18,2	20,8
Összes hiba (százalék)	22,1	18,2
Besorolási pontosság (százalék)	77,9	81,8

Forrás: Virág (i.m.)

A Virág–Hajdu [1996] szerzőpáros elkészített egy korai csődveszélyt jelző modellcsaládot különböző nemzetgazdasági ágakra és ágazatokra vonatkozóan, diszkriminanciaanalízis segítségével, közel 10.000 gazdálkodó egység pénzügyi adatai alapján. Összesen 41 csődmodell készült el: egy a gazdaság egészére, 10 a nemzetgazdasági ágakra és 30 az ágazatokra.

A felépített modellcsaládot a gyakorlatban is tesztelték, azt számos hazai pénzintézet építette be minősítési rendszerébe. Ennek eredményeként Magyarországon rendelkezésre állnak a nemzetgazdasági ágaknak és ágazatoknak azok a pénzügyi mutatószámok és a hozzájuk tartozó súlyok, amelyek tekintetében leginkább megkülönböztethető egymástól egy adott nemzetgazdasági ágban vagy ágazatban a csődbe jutott és a túlélő vállalat. Az 1996-os nemzetgazdasági ágakat és ágazatokat átfogó csődmodell-család pontossága – éppen a tevékenységi kör szerinti részletezés miatt – felülmúlta a korábbi modellekét.

Amennyiben egy vállalatról a kidolgozott csődmodellek segítségével szeretnénk megállapítani, hogy az mennyire van kitéve a csőd veszélyének, először meg kell határozni, hogy az adott cég tevékenységi köre melyik nemzetgazdasági ágazatba tartozik. Ha a vállalat olyan ágazathoz tartozik, amelyre a szerzők külön modellt specifikáltak, a besorolási pontosság várhatóan igen magas lesz. Ha nem áll rendelkezésre ágazati csődmodell, a nemzetgazdasági ágakra vagy esetleg a

nemzetgazdaság egészére elkészített modellt használhatjuk – a minta nagyságára való tekintettel a pontosság még így is kielégítő.

A csőd okainak kutatásához érdekes hozzájárulást tett *Hámori* [2001b], aki a felhasznált pénzügyi mutatókat úgy transzformálta logisztikus regressziós modelljéhez, hogy azok megítélése monoton legyen³². A szerző a mutatók értékkészletét is határok közé szorította, az *outlier* adatokat előre definiált elméleti maximumra cserélte le. A multikollinearitás kiküszöbölésére a mutatókból faktoranalízis segítségével négy faktort³³ hozott létre közgazdasági tartalom alapján. A mintában 685 fizetőképess és 72 fizetéseképtelen vállalat szerepelt. A négy faktorra épített modell besorolási pontossága 95,3 százalék volt.

Arutyunjan [2004] PhD értekezésében a hazai mezőgazdasági vállalatok fizetéseképtelenségének előrejelzésével foglalkozott. A diszkriminanciaanalízis és logisztikus regresszió alapú csődmodellek 73 fizetőképess és 73 fizetéseképtelen mezőgazdasági vállalat 1999. éves beszámolója alapján készültek el, a tesztelő minta 19 fizetéseképtelen és 48 fizetőképess vállalat 2000. évi beszámolójából állt. A modellváltozókat a szerző mintegy 60 pénzügyi mutató közül választotta ki. A pontosabb eredmények érdekében a szerző kettéválasztotta a mintát egymillió forintnál több illetve kevesebb jegyzett tőkéjű vállalkozásra. A diszkriminanciaanalízis a két almintán 73,5 és 83,5 százalékos, a logisztikus regresszió elemzés 77,6 és 91,8 százalékos besorolási pontosságú eredményt hozott.

Értékes módszertani összehasonlító elemzést készített *Halas* [2004], aki a diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió és a neurális háló csődelőrejelzési alkalmazását hasonlította össze alapvetően szakirodalmi feldolgozás, alkalmazási feltételek és előrejelzési pontosság alapján. A szerző véleménye alapján a neurális hálók nyújtják a legjobb teljesítményt, amely a saját kutatásokkal teljes mértékben összhangban volt.

Virág-Dóbe [2005] a hazai viszonyokra korábban felállított csődmodell család segítségével nemzetgazdasági ágazatok fizetőképességét vizsgálta³⁴. Az inputként szolgáló pénzügyi mutatókat az ágazati szinten aggregált kimutatásokból készítették

³² vagyis a magasabb érték jobbat jelentsen

³³ eredményesség, árbevétel, eladósodottság, likviditás

³⁴ vállalatok helyett

el, 1998. évi beszámoló adatok alapján³⁵, 30 nemzetgazdasági ágazatot figyelembe véve.

A szerzők a nemzetgazdasági ágazatok átlagos mutatószámainak együttesét tekintették elemzési egységnek (centroidnak). A centroid a csődmódel szemponjtábol olyan, mint egy fiktív vállalat, mivel rendelkezik az összes szükséges behelyettesítendő mutatószámmal. Az ágazati centroid mutatószámainak értékeit felhasználva képet kaphatunk az adott nemzetgazdasági ágazat fizetéseképtelen vagy túlélő vállalatokhoz való hasonlóságáról. A kutatás során 15 pénzügyi mutatót vettek figyelembe. A modellezés során megállapítást nyert, hogy az ágazatok többségének átlagos képe jobban hasonlít saját túlélő vállalataihoz, mint a csődösökhöz.

A 2000-es évek közepére Magyarországon is nyilvánvalóvá vált – különösen a nemzetközi empirikus vizsgálatok eredményeit figyelembe véve –, hogy a mesterséges intelligencia módszercsaládba tartozó eljárások megbízhatóbb csődelőrejelzést tesznek lehetővé, mint a korábban széles körben alkalmazott diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió elemzés. A nemzetközi tapasztalatok alapján ezért célszerűnek láttuk³⁶ Magyarországon is módszertani összehasonlító elemzés keretében megvizsgálni, hogy érvényesek-e a hazai csődmodellekre a nemzetközi tendenciák.

Az összehasonlító elemzés leginkább kézenfekvő megvalósítására az első hazai csődmódel neurális hálókkaal történő újraszámítása bizonyult (Virág–Kristóf [2005a]; Virág–Kristóf [2005b]). A 2004-ben elvégzett szimulációs kísérletezések igazolták, hogy az első hazai csődmódel adatbázisán négyrétegű *backpropagation* hálót³⁷ célszerű alkalmazni úgy, hogy az első köztes réteg hat, a második köztes réteg öt neuront tartalmaz. Ekkor adódott a legmagasabb besorolási pontosság. Az első hazai csődmódel megfigyelési egységein és pénzügyi mutatóin a neurális háló a diszkriminanciaanalízis besorolási pontosságát 8,6 százalékponttal, a logisztikus regresszióét 4,7 százalékponttal haladta meg. A neurális háló elsőfajú hiba tekintetében a diszkriminanciaanalízisnél 2,8 százalékponttal, a logisztikus regressziónál 5,4 százalékponttal, másodfajú hiba tekintetében a diszkriminanciaanalízisnél 14,5 százalékponttal, a logisztikus regressziónál 4,1

³⁵ 1996-ban készült el a csődmódel, azonban 1998-ban sikerült reprezentatív nagyságú éves beszámoló adatot szerezni hozzá

³⁶ az ötlet Virág Miklóssal közösen született

³⁷ az eljárást részletesebben lásd a 2.6.4. alfejezetben

százalékponttal adott kedvezőbb eredményt. Ez különösen a költségesebb elsőfajú hiba szempontjából bizonyult értékes előrelépésnek.

6. táblázat: Az első hazai csődmodell hibái és besorolási pontosságai különböző módszerekkel (százalék)

Megnevezés	Alkalmazott csődelőrejelzési módszer		
	Diszkriminanciaanalízis	Logisztikus regresszió	Neurális háló
Téves fizetőképes	26,0	15,6	11,5
Téves fizetéseképtelen	18,2	20,8	15,4
Összes hiba	22,1	18,2	13,5
Besorolási pontosság	77,9	81,8	86,5

Forrás: Virág–Kristóf [2005a]

A Bázel II magyarországi bevezetésének közeledtével a Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyelete (PSZÁF) 2006-ban pályázatot írt ki a pénzügyintézetek kockázatkezelését elősegítő módszerek és azok alkalmazását támogató adatbázisok kidolgozására. A győztes tanulmány (*Info-Datex* [2006]) először módszertani oldalról igyekezett feltárni a nemfizetési valószínűség becslés eszközeként használható statisztikai módszerek problémáit, majd főkomponenselemzéssel történő adattömörítés után empirikus vizsgálattal hasonlította össze a diszkriminanciaanalízis, a logisztikus regresszió és a döntési fa teljesítményét. A statikus pénzügyi mutatókból 8, a dinamikus pénzügyi mutatókból 14, a mediánokhoz viszonyított *benchmark* arányokból 14 főkomponenst határoztak meg. A 750 elemű tanulási és a 750 elemű tesztelő mintán 0,5 *cut-off* érték mellett a diszkriminanciaanalízis 87,0; a logisztikus regresszió 87,3; a döntési fa 87,6 százalékos besorolási pontosságot hozott. A szerzők nem találtak lényeges különbséget a három módszer teljesítménye között. Kísérletképpen a szerzők kipróbálták a fizetéseképtelen mintaarányt csökkenteni, és jelentősen romló eredményt tapasztaltak.

2.5. A csődelőrejelzés korábbi saját, kismintás empirikus vizsgálata

A kismintás empirikus vizsgálat az első hazai csődmodell adatbázisán került végrehajtásra, amely 156 vállalat 1991. évi mérleg és eredménykimutatás adatain alapult (Virág–Kristóf [2006]). Az első hazai csődmodell adatbázisának alapadataiból 16 pénzügyi mutató reprodukálására került sor. A pénzügyi mutatók mindegyike arányskálán kvantifikálható folytonos változó. A fizetőképesség ténye kategóriaképző ismérv, 1 és 0 értékeket felvehető *dummy* változó. A pénzügyi mutatókat a csődelőrejelzési módszerek alkalmazása előtt korrigáltuk a vállalatok iparági hovatartozásának megfelelően az iparági átlagos mutatószámokkal. Elfogadva a szakirodalomban igazolt tény (Platt–Platt [1990]), amely szerint az iparági ráták javítják a csődmodellek besorolási pontosságát, a megfigyelt vállalatok pénzügyi mutatóit átszámítottuk iparági függő viszonzyszámokra, ami egy vállalat adott mutatószámának és az iparági középértéknek a hányadosa.

$$(Iparági\ relatív\ ráta)_{k,j,t} = \frac{(Vállalati\ mutatószám)_{k,j,t}}{(Iparági\ átlagos\ ráta)_{k,j,t} \times 100}$$

ahol

k a vállalat;

j az iparág;

t a mutatószám fajtája.

A nevező 100-zal történő szorzásának az a célja, hogy a százalékos viszonzyszámokat hozzáigazítsuk az egynél nagyobb skaláris értékekhez. Ennek hatására egy adott iparágban az iparágtól függő viszonzyszám középértéke bármely időszakban 0,01-es értéket vesz fel. A pénzügyi viszonzyszámok az idővel számos okból megváltozhatnak. Az iparágtól függő viszonzyszám azonban visszatükrözi az egyes vállalatok és az iparág reagálását adott eseményre. A formula nagy előnye, hogy – az idő múlásával bekövetkező változások figyelembevétele ellenére – biztosítja, hogy az iparági megoszlás középértéke a 0,01-es értéken maradjon, feltételezve, hogy a szórásnégyzet állandó. Ez a megoldás – megengedve az iparágon belüli változásokat – csökkenti az adatok instabilitását, ugyanakkor javíthatja a kialakítandó csődmodellek előrejelzési pontosságát. Az iparági transzformációk

további előnye, hogy végrehajtása kiküszöböli a mutatószámok értékei között fennálló nagyságrendi eltéréseket (például a százalékban és a napban kifejezett mutatók esetén).

Az iparági ráták alkalmazásán túlmenően a vizsgálat abban is előrelépést jelentett, hogy a mesterséges intelligencia modellek alkalmazásakor elengedhetetlen mintafelosztást kiterjeszti a hagyományos módszerekre is. Erre azért került sor, mert a csődmodelleknek nem a klasszifikációs, hanem sokkal inkább az előrejelzési erejére vagyunk kíváncsiak. Az előrejelzési erő megállapításához a felépített modelleket olyan adatokon kell tesztelni, amelyeket nem vettünk figyelembe a modellépítés során. Ennek érdekében a mintát egyszerű véletlen kiválasztással felosztottuk 75-25 százalékos arányban tanulási és tesztelő részmintákra. A csődmodellek minden módszer alkalmazása esetén tehát 117 vállalat adataira épültek fel, amelyek megbízhatóságát a fennmaradó 39 vállalat adatain teszteltük. Ezzel az eljárással sokkal realisabb képet kaphatunk a csődmodellek előrejelzési alkalmazhatóságáról, mintha a teljes mintára felépített modellek hibáit és/vagy besorolási pontosságait határoznánk meg. A következő alfejezetekben bemutatásra kerül a fentiekben részletezett módszerek alapján elkészített négy csődmodell.

2.5.1. Diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell

A diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell kialakítása során, a korábban említett problémák következtében kritikus pont a megfelelő változók megválasztása, erre azonban nincsen a szakirodalomban elfogadott konvenció. Jelen vizsgálatban Magyarországon eddig ritkán alkalmazott módszerrel: kanonikus változók képzésével és elemzésével történt a változószám-csökkentés.

A diszkriminanciaanalízis és a kanonikus korrelációelemzés között olyan összefüggés mutatható ki, miszerint a csoportba tartozás bináris változója és a diszkriminanciafüggvény közötti maximális korreláció kanonikus korreláció (Füstös *et al.* [2004]). A szakirodalom részletes útmutatást ad arra vonatkozóan, hogy a diszkriminanciaanalízis alapegyenlete miért egyezik meg a kanonikus faktorelemzés egyenletével.

A kanonikus változók az eredeti változók szerint mért adatok ortogonális reprezentációján alapulnak. Olyan reprezentáció kerül kiválasztásra, amelyik a lehető legnagyobb mértékű eltérést fejezi ki a két osztály között. A dimenziócsökkenés a

kanonikus változókra is igaz (k osztályú problémára $k-1$ kanonikus változó készül), vagyis a csödelőrejelzés során csupán egyetlen kanonikus változóértéket kell kiszámítani mind a 16 pénzügyi mutatóra. A nagyobb abszolút értékkel rendelkező kanonikus változó értékek képviselik a nagyobb diszkrimináló erőt.

Modellkísérletek igazolták, hogy a hat legnagyobb érték figyelembevétele elegendő, a tanulási minta besorolási pontossága ugyanis megegyezik a tizenhat és a hat változó esetén. Ez azt jelenti, hogy a tizenhat pénzügyi mutatóból hat bír jelentős diszkrimináló erővel. További modellkísérletek azt is alátámasztották, hogy a hat változóból már nem érdemes elhagyni egyet sem, mivel bármelyik változó elhagyása rontja mind a tanulási, mind a tesztelő minta besorolási pontosságát. A hatváltozós diszkriminanciafüggvények a 7. táblázatban szereplő súlyok mentén bizonyultak optimálisnak a két osztályban.

7. táblázat: A két diszkriminanciafüggvény együtthatói és változói

Változó	Diszkriminanciafüggvény együttható (súly)	
	Fizetőképes	Fizetéseképtelen
Konstans	-19,7510605	-20,8135853
Likviditási gyorsráta	22,98830223	-118,021774
Forgóeszközök aránya	2606,724121	2640,473145
Eszközök forgási sebessége	-217,294312	-283,654358
Készletek forgási sebessége	569,4311523	647,6002197
Saját vagyon aránya	767,0587158	913,1765137
Vagyon arányos nyereség	27,35117531	79,90907288

Amennyiben a megfigyelések megfelelő pénzügyi mutatószám értékeit behelyettesítjük a két egyenletbe, abba az osztályba történik a besorolás, amelyik esetén nagyobb számot kapunk. A könnyebb kezelhetőség érdekében azonban a korábban említett módszerrel összevonhatjuk a két függvényt. A fizetéseképtelen egyenletből kivonva a fizetőképes egyenletet kapjuk meg a végleges diszkriminanciafüggvényt, amely az alábbi formulát ölti:

$$Z = -141,01X_1 + 33,74902X_2 - 66,36X_3 + 78,16907X_4 + 146,1178X_5 + 52,5579X_6$$

ahol

- Z diszkriminanciaérték;
- X_1 iparági átlaggal korrigált likviditási gyorsráta;
- X_2 iparági átlaggal korrigált forgóeszközök aránya;
- X_3 iparági átlaggal korrigált eszközök forgási sebessége;
- X_4 iparági átlaggal korrigált készletek forgási sebessége;
- X_5 iparági átlaggal korrigált saját vagyon aránya;
- X_6 iparági átlaggal korrigált vagyon arányos nyereség.

A tanulási mintában szereplő vállalatok adatai alapján Z értéke 1,06252. Ha tehát a fenti egyenletbe behelyettesítjük az iparági átlagokkal korrigált pénzügyi mutatókat, és a kapott Z érték nagyobb, mint 1,06252, akkor a megfigyelés besorolása fizetéseképtelen, máskülönben fizetőképes. A diszkriminanciafüggvény hibáit és besorolási pontosságát a 8. táblázat tartalmazza. A tanulási és a tesztelő minta besorolási pontossága közel van egymáshoz, ebből arra következtethetünk, hogy a diszkriminanciaanalízissel elkészített csődmódellem megfelelően alkalmazható előrejelzési célra.

8. táblázat: A diszkriminanciaanalízis alapú csődmódellem hibái és besorolási pontossága

Osztály	A minta összetétele	Téves besorolás (darab)	Téves besorolás (százalék)	Besorolási pontosság (százalék)
Tanulási minta				
Fizetőképes	59	14	23,73	76,37
Fizetéseképtelen	58	6	10,34	89,66
Összesen	117	20	17,09	82,91
Tesztelő minta				
Fizetőképes	19	3	15,79	84,21
Fizetéseképtelen	20	5	25,00	75,00
Összesen	39	8	20,51	79,49

A csődmódellem diszkrimináló képességét F -próba segítségével tesztelhetjük. Az F -próba a diszkriminanciaértékek fizetőképes és a fizetéseképtelen osztályokban számított átlagainak különbözőségét ($MSTr$) viszonyítja az osztályokon belüli eltérésekhez (MSE) a 117 elemű tanulási mintában. A 69,0575 értéket felvevő

empirikus F -érték messze meghaladja az összes szignifikancia szinten az elméleti F értéket, ezáltal a csődmódel diszkrimináló képessége szignifikánsnak tekinthető.

2.5.2. Logisztikus regresszió alapú csődmódel

A logisztikus regresszió módel felépítésének a diszkriminanciaanalízishez hasonlóan lényeges kulcskérdése a rendelkezésre álló változók számának megfelelő mértékű csökkentése. A logisztikus regresszió elemzés – szemben a diszkriminanciaanalízissel – nem igényli a változók normális eloszlását, valamint az egyező kovariancia mátrixokat a két osztályban, azonban problémát okozhat a tizenhat változó együttes alkalmazásakor fennálló multikollinearitás, illetve a nem szignifikáns változók jelenléte.

A változók számának csökkentése a *backward elimination* módszerrel került végrehajtásra. Empirikus vizsgálatok alapján egy négyváltozós, egy ötváltozós és egy hatváltozós módel is szóba jöhetett, azonban az újbóli tesztelések során a p -értékek nem kellő alacsony volta miatt végül egyértelműnek tűnt a négyváltozós módel elfogadni. A regressziós módel együtthatóit, standard hibáit és p -értékeit a 9. táblázat foglalja össze. A rendkívül alacsony p -értékek következtében a paraméterek mindegyike 1 százalék alatt szignifikáns, magyarázó erejük ezért vitathatatlan.

9. táblázat: A logisztikus regressziós módel legfontosabb jellemzői³⁸

Magyarázó változó	Regressziós együttható	Standard hiba	Wald teszt p -érték
Konstans	0,0423305		
Likviditási gyorsráta	621,9243164	130,0299377	0,00000173
Készletek forgási sebessége	-170,801285	57,00505447	0,00273324
Vevők forgási sebessége	-99,4351425	37,21940613	0,0075492
Saját vagy on aránya	-245,794083	74,56059265	0,00097874

$$Pr(\text{fizetőképés}) = \frac{e^{0,04233+621,92432X_1-170,80129X_2-99,43514X_3-245,79408X_4}}{1+e^{0,04233+621,92432X_1-170,80129X_2-99,43514X_3-245,79408X_4}}$$

³⁸ A kismintás empirikus vizsgálatban 1 jelölte a fizetőképés és 0 a fizetéseképtelen osztályt

ahol

- X_1 iparági átlagokkal korrigált likviditási gyorsráta;
- X_2 iparági átlagokkal korrigált készletek forgási sebessége;
- X_3 iparági átlagokkal korrigált vevők forgási sebessége;
- X_4 iparági átlagokkal korrigált saját vagyron aránya.

A regressziós paraméterek kiszámítása után azonban még nem ismerjük a függvény függő változójának *cut off* értékét, amely mellett osztályozva a vállalatokat, besorolási pontosságuk maximális lesz. Iterációs modellkísérletek igazolták, hogy a modell optimális *cut off* értéke 0,48, vagyis az ezt meghaladó értékeket felvevő vállalatokat a modell fizetőképességnek minősíti. A tanulási és a tesztelő minta hibáit és besorolási pontosságait a 10. táblázat szemlélteti. A tanulási és a tesztelő minta besorolási pontossága között több mint tíz százalékpont eltérés tapasztalható, ami arra enged következtetni, hogy a logisztikus regresszió alapú csődmoddellel óvatosan kell bánni új adatokon.

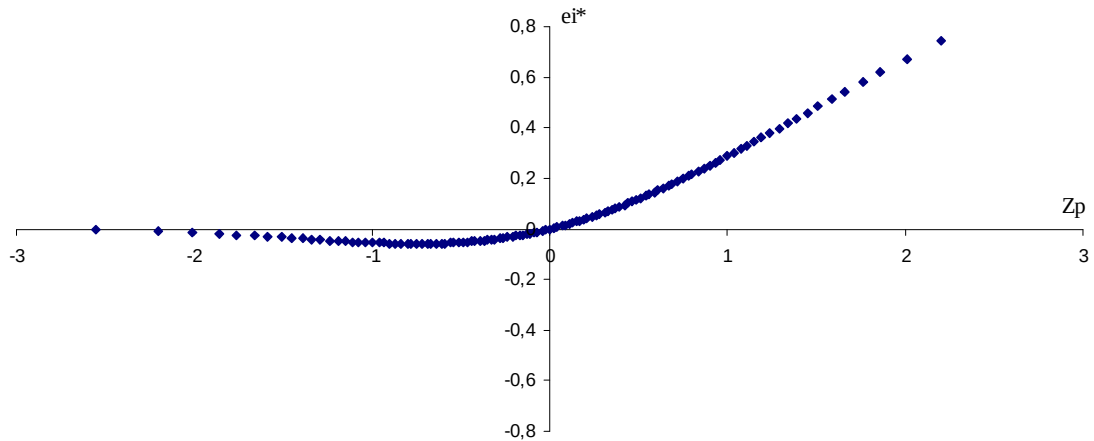
10. táblázat: A logisztikus regresszió alapú csődmoddell hibái és besorolási pontossága

Osztály	A minta összetétele	Téves besorolás (darab)	Téves besorolás (százalék)	Besorolási pontosság (százalék)
Tanulási minta				
Fizetőképesség	59	10	16,95	85,05
Fizetésképtelen	58	7	12,07	87,93
Összesen	117	17	14,53	85,47
Tesztelő minta				
Fizetőképesség	19	3	15,79	84,21
Fizetésképtelen	20	7	35,00	65,00
Összesen	39	10	25,64	74,36

A csődmoddellből számított értékeken a diszkriminanciaanalízishez hasonlóan végrehajthatjuk az *F*-próbát, szintén a tanulási mintára építve. Az *F*-próba végrehajtását azonban meg kell, hogy előzze a regressziós modellezésnél elengedhetetlen hibátag normalitásvizsgálat a szakirodalomban javasolt normál valószínűségi ábra (Hunyadi–Mundruczó–Vita [1996]) segítségével.

11. ábra. A hibatag eloszlásának tesztelése

Számított reziduuumok (ei^*) a normális eloszlások percentilis értékeinek (Z_p) függvényében



Fizetőképes vállalatok esetében (pozitív Z_p értékek) a normalitás vitathatatlan, fizetésképtelenek esetében (negatív Z_p értékek) azonban sérül a feltétel, hiszen egyenesnek nem lehet nevezni a függőleges tengelytől balra található pontsorozatot. Az a megfigyelés, hogy a fizetésképtelen vállalatok megsértik a normalitás feltételét, nem egyedülállóan magyar jelenség; számos nemzetközi empirikus vizsgálat is erre a következtetésre jutott (lásd például *Back et al.* [1996]; *Bernhardsen* [2001]). A 114,9796 empirikus F -érték tehát hiába haladja meg a táblázatban szereplő elméleti F -értéket, a feltételek nem teljesülése következtében az F -próba eredménye nem értékelhető.

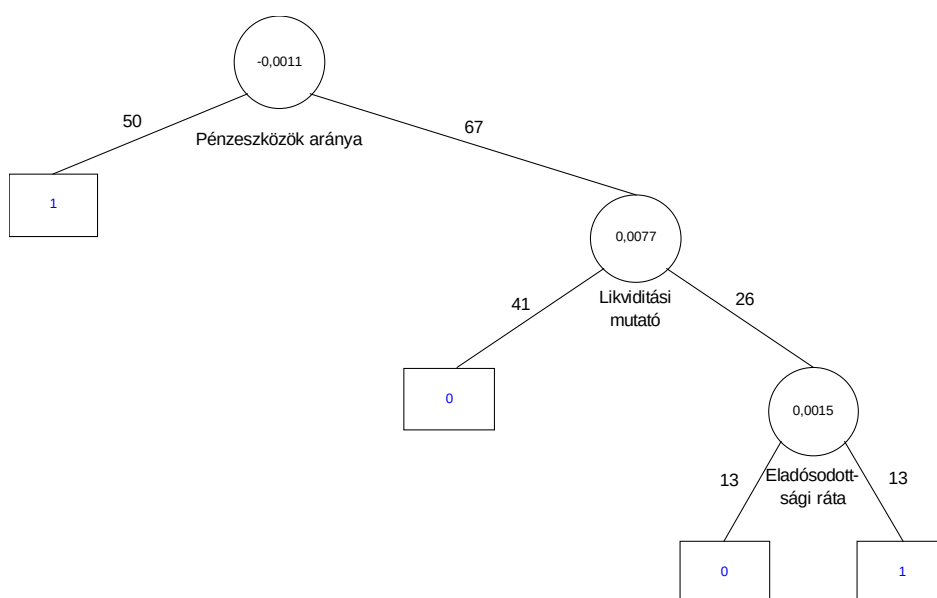
2.5.3. Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel

A négy eljárás közül a rekurzív particionáló algoritmus számítógépesíthető leginkább. A modellezőnek csupán a tanulási adatbázisra való specializálódást kell nyomon követnie, és szükség esetén beavatkoznia. Erre azért van szükség, mert ha túl sok elágazást találunk relevánsnak túl kevés mintaelemű adatbázison, akkor a sokadik elágazás alá már nagyon kevés besorolás tartozik. Ekkor szembesülünk a tudományos kutatás alapvető tézisével, ami szerint minimális számú megfigyelésből nem szabad általánosítani. Ebben az esetben kerül sor az alsóbb szinteken található faágak megnyesésére, ami a modellváltozók csökkentését jelenti. A 12. ábrán látható

a tanulási minta alapján készített, háromváltozósra redukált optimálisnak talált döntési fa.

Az ábrát a következőképpen értelmezhetjük. Szimulációs kísérletek azt mutatták, hogy a leginkább particionáló változó az iparági átlaggal korrigált pénzeszközök aránymutató. Az elágazási érték $-0,0011$. A 117 vállalatból álló tanulási mintán belül 50 vállalat pénzeszközök aránymutatója kisebb vagy egyenlő, mint $-0,0011$, 67 vállalaté pedig nagyobb. Az 50 vállalat besorolása fizetőképés. A jobb oldali ágon haladva második particionáló változó a likviditási mutató. 41 vállalat likviditási mutatója kisebb vagy egyenlő, mint $0,0077$, ezek besorolása fizetéseképtelen. 26 vállalat likviditási mutatója nagyobb, mint $0,0077$, ezek tovább oszthatók kétfelé az eladósodottsági ráta alapján, ahol $0,0015$ küszöbérték alattiak fizetéseképtelennek, az értéket meghaladók pedig fizetőképésnek minősülnek.

12. ábra. Döntési fa a tanulási minta alapján³⁹



A kész döntési fa alapján elkészíthető a tanulási és a tesztelő minta hibáit és besorolási pontosságait tartalmazó táblázat. Láthatjuk, hogy a tanulási és a tesztelő minta besorolási pontossága csekély mértékben tér csak el, ezáltal a döntési fa túltanulásmentes, előrejelzésre alkalmas.

³⁹ A kismintás empirikus vizsgálatban 1 jelölte a fizetőképés és 0 a fizetéseképtelen osztályt

11. táblázat: A rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel hibái és besorolási pontossága

Osztály	A minta összetétele	Téves besorolás (darab)	Téves besorolás (százalék)	Besorolási pontosság (százalék)
Tanulási minta				
Fizetőképés	59	8	13,56	86,44
Fizetésképtelen	58	12	20,69	79,31
Összesen	117	20	17,09	82,91
Tesztelő minta				
Fizetőképés	19	7	36,84	63,16
Fizetésképtelen	20	1	5,00	95,00
Összesen	39	8	20,51	79,49

2.5.4. Neurális háló alapú csődmódel

A neurális háló alapú csődmódel elkészítéséhez különböző modellkísérletek végrehajtása eredményeképpen állást kell foglalnunk a neurális háló struktúráját illetően. A 2004-ben felépített iparági rátákat nem tartalmazó neurális háló csődmódel során megállapítást nyert, hogy a négyrétegű hálók eredményesebben alkalmazhatók, mint a háromrétegű hálók (*Virág–Kristóf* [2005b]). A bemeneti réteg neuronjai a 16 pénzügyi mutatóból állnak, mint folytonos változókból, a kimeneti réteg egyetlen neuront, a fizetőképesség tényét tartalmazza, 0-val jelölve a fizetésképtelen, 1-gyel a fizetőképés vállalatokat.

A két köztes réteg neuronszámát illetően elfogadjuk a 2004-es csődmódel során kikísérletezett, legmagasabb besorolási pontossággal bíró 6, illetve 4 neuront tartalmazó köztes rétegeket. A neurális háló struktúrája tehát 16-6-4-1.

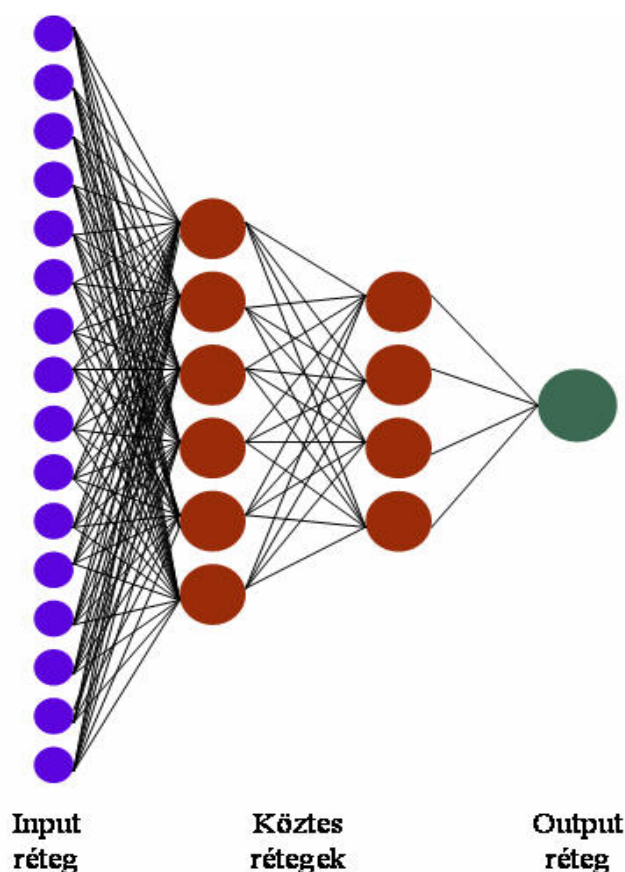
A neuronok számán túlmenően kritikus elem a neurális hálók tanítása során a tanuló ciklusok számának megállapítása. Ez számos szimulációs kísérletezést és folyamatos nyomon követést igényel a felhasználó részéről, hiszen sem az elégtelenül megedzett, sem a túltanult neurális háló nem alkalmas előrejelzésre.

Az iparági rátákat tartalmazó mintán 400 tanulási ciklust futtattunk le. A tanulási ciklusokban a megfigyelési egységeket véletlenszerű sorrendben vettük figyelembe. Számítógépes futtatással egyidejűleg nyomon követhető a 75 százalék arányban képezett tanulási mintán és a 25 százalék arányban képzett tesztelő mintán minden

tanulási ciklusban a négyzetes hiba mutatója. A futási képernyőn szabad szemmel is látható, hogy a tanulási minta hibamutatója fluktuációkkal, de határozottan csökken, miközben a tesztelő mintáé bizonyos idő múlva stagnál és romlik. Ekkor kerül sor a tanulás leállítására és a súlyok véglegesítésére (elmentésére).

A csődmódeli súlyai a neurális hálók leginkább széles körben alkalmazott tanulási algoritmus, a *backpropagation* eljárás segítségével alakultak ki, amelyet első ízben Werbos [1974] alkalmazott, magyar nyelven részletesen lásd Kristóf [2002].

13. ábra: A neurális háló alapú csődmódeli



A 12. táblázat összefoglalja a neurális háló modell tanulási és tesztelő minta hibáit és besorolási pontosságát. Jelen empirikus vizsgálat azt igazolta, hogy a vizsgált eljárások közül a neurális hálók képviselik a legmegbízhatóbb csődelőrejelzési módszert. Az a furcsa helyzet állt elő, hogy 400 tanulási ciklus lefuttatása után a tesztelő minta besorolási pontossága meghaladta a tanulási mintáét.

A neurális háló alapú csődmódel előrejelzési ereje jelen empirikus vizsgálat alapján igazoltnak tekinthető.

12. táblázat: A neurális háló alapú csődmódel hibái és besorolási pontossága

Osztály	A minta összetétele	Téves besorolás (darab)	Téves besorolás (százalék)	Besorolási pontosság (százalék)
Tanulási minta				
Fizetőképes	60	14	23,33	76,66
Fizetésképtelen	57	5	8,77	91,33
Összesen	117	19	16,24	85,76
Tesztelő minta				
Fizetőképes	18	2	11,11	88,89
Fizetésképtelen	21	3	14,29	85,71
Összesen	39	5	12,82	87,28

2.5.5. A kismintás empirikus vizsgálatból levont következtetések

A kidolgozott csődmodellek eredményessége azt igazolta, hogy a pénzügyi-számviteli adatok sajátos összefüggésrendszere alapján, megbízható előrejelzési módszerek alkalmazásával, jó eséllyel alkothatunk ítéletet valamely vállalat jövőbeni fennmaradásáról. Az empirikus vizsgálatok során bebizonyosodott, hogy az eredményes csődmodellezés érdekében minél több pénzügyi mutató vizsgálatára van szükség, hiszen az egyes módszerek más-más változót tartanak relevánsnak a csődelőrejelzés szempontjából. A releváns modell-változók időszakról időszakra megváltozhatnak. Egészen biztos, hogy ma már nem lehet a tíz-tizenöt évvel ezelőtti szignifikánsnak talált pénzügyi mutatókat egy az egyben adaptálni. Erre az új empirikus vizsgálat is egyértelműen rámutat.

A csődmódel-számítások azt igazolták, hogy a szimulációs kísérletezésen alapuló eljárások gyakorlati alkalmazhatóság területén hatékonyabbnak bizonyulnak, mint az évtizedes, „jól bevált”, lineáris vagy linearizálható modellek. Annak ellenére, hogy mind a diszkriminanciaanalízis, mind a logisztikus regresszió alapú csődmodellek szignifikánsak, mégsem hoznak jobb eredményt, mint azok az eljárások, amelyeken még statisztikai próbát sem lehetséges elvégezni.

Ha a besorolási pontosságot az előrejelzési modell kialakításakor alkalmazott adatbázison határozzuk meg, a négy módszer lényegében hasonló eredményt ad. Az előrejelző erő a modellek számára nem ismert adatokon való tesztelés során derül ki. Hozzá kell tenni azonban, hogy a megalapozott ítéletalkotáshoz nagyobb minta lenne szükséges.

Amennyiben klasszikus módon a tanulási mintából határoznánk meg a csődmodellek besorolási pontosságát, az iparági ráták alkalmazásával felépített diszkriminanciaanalízis és logisztikus regresszió modellek besorolási pontossága meghaladja Virág Miklós 1993-ban iparági ráták nélkül számított csődmodelleket, és más változókat találtak relevánsnak ugyanarra az adatbázisra. Az eltérések magyarázhatók az iparági átlagok figyelembevételével, valamint az azonos módszer családon belül alkalmazott eltérő eljárásokkal. Itt különösen a változósám-csökkentéshez alkalmazott eljárásokra kell gondolni, hiszen Virág Miklós első csődmodelleiben mindkét módszer esetén a *stepwise* eljárást alkalmazta, jelen tanulmányban pedig a diszkriminanciaanalízis esetén kanonikus változók elemzésével, a logisztikus regresszió esetén a *backward elimination* módszerével történt meg a változósám-csökkentés.

A neurális háló modell iparági ráták nélkül 86,5 százalékos besorolási pontosságú volt a teljes mintán. Iparági rátákkal is hasonló eredményt kaptunk, hiszen a tanulási minta besorolási pontossága 85,8 százalék, a tesztelő mintáé 87,3 százalék.

A diszkriminanciaanalízis és a rekurzív particionáló algoritmus besorolási pontossága a jelen empirikus vizsgálat mintáján megegyezik. Ez azonban nem jelenti azt, hogy a kidolgozott csődmodellek ugyanazokon a vállalatokon követnék el ugyanazokat a hibákat, hiszen más változók alapján épül fel a két modell, a hibák osztályok közötti megoszlása más, ebből következően a rontott besorolások nem ugyanazok⁴⁰. A kapott eredmény csupán véletlen egybeesés.

A logisztikus regresszió elemzés nagyon jól működik a modell által ismert megfigyeléseken, új adatokon ugyanakkor a leggyengébben teljesít. Ez meglepő eredmény, hiszen a szakirodalom a diszkriminanciaanalízisről állítja ugyanezt⁴¹. Az empirikus vizsgálat éppen a diszkriminanciaanalízis stabil használhatóságát igazolta.

A neurális háló alapú csődmmodell az alkalmazott mintán kiemelkedik a négy közül, az eredményeket azonban nehéz interpretálni. A gyakorlati felhasználók

⁴⁰ vö. a 8. és a 11. táblázatokat

⁴¹ lásd pl. Jacobs–Ostreicher [2000]

számára ez nem jelent problémát, a magas besorolási pontosság és az előrejelző képesség kompenzálja a „homályos” számítási részeredményeket. A 13. táblázat összefoglalja a négy csődmodell besorolási pontosságát.

A besorolási pontosságok terén tapasztalható különbségekből téveszme lenne azt a következtetést levonni, hogy kizárólag a legkisebb hibát elkövető csődmodellt kellene alkalmazni csődelőrejelzésre. A fizetőképesség előrejelzésére is igaz a sokváltozós statisztikának az a gyakorlati követelménye, hogy minél több eljárással célszerű ugyanazt a problémát megvizsgálni, és hasonló, többszörösen megerősített eredmény esetén elfogadni az eredményt (Füstös *et al.* [2004]).

13. táblázat: A négy csődmodell besorolási pontossága a tanulási és a tesztelő mintán (százalék)

Előrejelzési módszer	Tanulási minta	Tesztelő minta
Diszkriminanciaanalízis	82,91	79,49
Logisztikus regresszió	85,47	74,36
Rekurzív particionáló algoritmus	82,91	79,49
Neurális háló	85,76	87,28

A kismintás empirikus vizsgálat fontos tapasztalatokat nyújtott az értekezés empirikus vizsgálatának megkezdéséhez. A 2005 óta eltelt idő alatt kiderült, hogy a módszertani összehasonlítással kapcsolatos megállapítások megállják a helyüket. A modellezés terén 2005-ben jelentkezett nehézségeket az új empirikus vizsgálatban sikerült orvosolni. A logisztikus regresszió tesztelése egy normalitást nem igénylő statisztikai próbával került végrehajtásra, a neurális háló struktúrája lényegesen rugalmasabb tanulási módszerrel alakult ki. A kismintás empirikus vizsgálat nagy hiányossága volt az összehasonlítható outputokat jelentő csődvalószínűségek előállíthatósága minden módszer esetén. A több mint tizenöt évvel ezelőtti, kevés számú megfigyelés nagyon jónak bizonyult a módszerek kipróbálására, de az adatbázis a gyakorlatban alkalmazható csődmodellek kidolgozására nyilvánvalóan nem lehetett megfelelő. Az elemzési szempontrendszer és a magyarázó változók köre is kiszélesedett.

3. A CSŐDELŐREJELZÉS ÚJ EMPIRIKUS VIZSGÁLATA

Az értekezés első két fejezete részletesen tárgyalta a szervezeti fennmaradás és a csődelőrejelzés elméleti és módszertani kérdésköreit. A csődelőrejelzési módszerek alkalmazási feltételei, a nemzetközi empirikus vizsgálatok tapasztalatai, valamint a saját kismintás empirikus vizsgálat eredményei alapján született megállapítások tükrében *egyértelműen szükséges és a tudományterület fejlődése szempontjából kívánatos, hogy a 2000-es évek második felének hazai viszonyai között új empirikus vizsgálat segítségével meggyőződjünk az elméletek és az elemzések igazságtartalmáról.*

A fejezet ismerteti az empirikus vizsgálat végrehajtásához szükséges hipotéziseket, értékeli a minta nagyságát és összetételét, a választott magyarázó változókat, a modellezés megkezdéséhez szükséges adatelőkészítő munkálatokat, definiálja a csődmodellek összehasonlítására alkalmazott elemzési szempontokat. A hipotézisek igazolásához, illetve cáfolatához szükséges vizsgálatok az előrejelzési céllal és a vizuális klaszterezési céllal kidolgozott csődmodelleket tartalmazó alfejezetekben kerülnek kifejtésre.

3.1. Hipotézisek

A csődelőrejelzéssel kapcsolatban számos kérdés vetődik fel az elméleti kérdéskörök, a magyarázó változók, az előrejelzési módszerek és a megbízhatóság értékelése területén. Az elméletek, a módszerek és a korábban készült empirikus vizsgálatok alapján nem találtunk egyértelmű választ arra a kérdésre, hogy miként lehetséges a tudomány mai állása szerint leginkább megbízhatóan előrejelezni a fizetőképességet, és meghatározni egyes vállalatok fennmaradási valószínűségét. Nyilvánvalóan az új empirikus vizsgálat sem ad végleges választ a kérdésekre, azonban a csődbe jutás befolyásoló tényezőinek pontosítása, az előrejelzési módszerek alkalmazhatóságának tanulmányozása és a megbízhatóság javítása reális célkitűzésként tekinthető. *Az empirikus vizsgálat végrehajtását hat hipotézis megfogalmazása és vizsgálata támogatja. Az empirikus vizsgálat induktív hipotézisvizsgálaton alapul.*

H1: A hazai korlátolt felelősségű társaságok és részvénytársaságok esetében a vállalat mérete szignifikáns magyarázó változó a várható fizetőképesség szempontjából.

Az evolúcióelméleti megközelítés *liability of smallness* tétele alapján a kisebb szervezetek kortól függetlenül magasabb halálozási kockázatnak vannak kitéve, mint a nagyok. Mivel a nagyobb vállalatok általában jobban diverzifikáltak és könnyebben képesek hitelhez jutni, ezért azok elvileg valóban kevésbé vannak kitéve a csődvészelynek. A vállalat mérete és a csődbe jutás valószínűsége közötti negatív kapcsolatot többen kimutatták⁴². Ne feledjük azonban, hogy fizetéseképtelenség körüli helyzetben a nagyobb vállalatok megmentéséhez lényegesen több erőforrás kell, mint a kisebbekéhez. Mivel a nagyvállalatok viszonylag stabilabbak, ezért a pénzügyi nehézségek is stabilabbak lehetnek. Különböző méretű vállalatok különböző feltételek (likviditás, tőkestruktúra, jövedelmezőség stb.) mellett maradhatnak fenn. Az is elképzelhető, hogy a méretnek és a fizetőképességnek semmi köze egymáshoz. A méret és a fennmaradás közötti kapcsolat nem egyértelmű, annak empirikus vizsgálata szükséges. A hipotézisvizsgálatban arra keresünk választ, hogy a vállalati méretet kifejező nettó árbevétel és a mérlegfőösszeg természetes alapú logaritmusa, illetve főkomponenselemzés alapú csődmodellek esetén a méret faktor szignifikáns, illetve releváns⁴³ magyarázó változónak bizonyul-e különböző csődelőrejelzési módszerek alkalmazása esetén. A szignifikanciát és a relevanciát a méret mutatók modellváltozóként történő szelekciója mutatja.

H2: A vállalatok jövedelemtermelő képességét kifejező pénzügyi mutatók jobban magyarázzák a jövőbeni fizetőképességet, mint a kötelezettségek finanszírozási képességét kifejező likviditási mutatók.

A pénzügyi elemzés szakirodalmában a fizetéseképtelenség kialakulásának veszélyét sokáig a negatív saját tőkével és a rövid lejáratú kötelezettségeknek való eleget nem tétellel azonosították. Az 1980-as és 1990-es évek tapasztalatai azt mutatták, hogy a negatív saját tőke nem bizonyul elégséges feltételnek a fizetéseképtelenség korai előrejelzésének, ezért a hangsúly egyértelműen a likviditás

⁴² lásd pl. Ohlson [1980]

⁴³ szimulációs eljárásoknál a szignifikancia fogalmának nincs értelme

vizsgálatára helyeződött. Ezzel összhangban az 1990-es évekből származó megfigyeléseken végrehajtott kismintás empirikus vizsgálatnak mind a négy modellje szignifikánsnak illetve relevánsnak találta valamelyik likviditási mutatót. A 2000-es évek tendenciái azonban megkérdőjelezték a likviditási mutatók alkalmazhatóságát azok statikussága, historikussága és fordulóponti relevanciája miatt. A nemzetközi elemzésekben ezért a jövőbeni likviditás meghatározása érdekében a hangsúly áthelyeződött a jövedelmezőségi és a *cash flow* mutatókra. A hipotézis igazságtartalmát a négy csődmodell változói és a vizuális klaszterezés eredményei igazolhatják. Amennyiben több előrejelzési módszer sem találja szignifikánsnak, illetve relevánsnak a likviditási mutatókat (főkomponenselemzés alapú modellek esetén a likviditási faktort), de a jövedelmezőségi és a *cash flow* mutatókat (főkomponenselemzés alapú modellek esetén a jövedelem faktort és/vagy a dinamikus jövedelmezőségi rátát tartalmazó *cash flow* faktort) igen, akkor az empirikus vizsgálat alapján Magyarországra is érvényesnek bizonyulnak a nemzetközi tendenciák.

H3: A főkomponenselemzés segítségével készített kevesebb számú változó (faktor) felhasználásával megbízhatóbb csődelőrejelzési modellek készíthetők, mint a mutatószámok egyedi értékeiből kiindulva.

A csődelőrejelzési módszerek ismertetésekor láthattuk, hogy a sokváltozós statisztikai módszerek eredményes alkalmazása a rendelkezésre álló változók számának ésszerű csökkentését igényli. A változók számának csökkentése azonban – noha szignifikánssá teszi a modellezést – szükségképpen információvesztéshez vezet. Ezt a problémát igyekszik mérsékelni a faktoranalízis eljáráscsaládba tartozó főkomponenselemzés, amelynek segítségével lényegesen kevesebb számú hipotetikus komponens (faktor) határozható meg. A faktorok helyettesítik az eredeti változókat, és tartalmazzák a rendszer információmennyiségének nagy részét. A főkomponenselemzés akkor alkalmazható eredményesen, ha a változók jól sűrítethetők és erősek a lineáris kapcsolatok. Várható eredmény a megbízhatóság javulása és a multikollinearitás kezelése. A kidolgozott csődmodellek gyakorlati alkalmazása azonban nehezebbé válik, hiszen az új megfigyeléseket először a faktoregyenletekbe kell behelyettesíteni, majd a kapott új faktorértékeket a csődmodellekbe. Ez a hátráltató tényező a korszerű számítógépes alkalmazások korában azonban

elhanyagolható problémának tekinthető. Érdekes vizsgálati objektumot képez, hogy melyik előrejelzési módszer eredményeit javítja, és melyiket rontja a főkomponenselemzés. Jelen hipotézis azt feltételezi, hogy a modellek minden módszernél bonyolultabbá, ugyanakkor megbízhatóbbá válnak. A megbízhatóságot a besorolási pontosság, a ROC görbe alatti terület, valamint a tanulási és a tesztelő minta hibája közötti különbség fejezi ki. Az elemzések során összehasonlításra kerül a főkomponenselemzés nélküli és a főkomponenselemzés alkalmazásával kidolgozott csődelmodellek megbízhatósága négy módszer (diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió, rekurzív particionáló algoritmus, neurális háló) esetén.

H4: A szimulációs előrejelzési módszerek családjába tartozó eljárások (döntési fa, neurális háló) megbízhatóbb csődelőrejelzést tesznek lehetővé, mint a hagyományos matematikai-statisztikai módszerek (diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió).

Az előrejelzési módszerek alkalmazási feltételeinek összehasonlítása és a kismintás empirikus vizsgálat eredményei azt sugallják, hogy a neurális hálók megbízhatóbb csődelőrejelzési módszert képviselnek, mint a diszkriminanciaanalízis vagy a logisztikus regresszió elemzés. A rekurzív particionáló algoritmus minimum egyenértékű a két hagyományos eljárással. A kismintás empirikus vizsgálatból általánosítani nem lehet, az alkalmazási feltételek között pedig minden módszer esetén találkozhattunk előnyökkel és hátrányokkal. A módszerek klasszifikációs⁴⁴ és előrejelző⁴⁵ erejének külön-külön vizsgálata szükséges. A megbízhatóságot az elsőfajú hiba, a másodfajú hiba, a besorolási pontosság, a ROC görbe alatti terület, valamint a tanulási és a tesztelő minta hibája közötti különbség fejezi ki. A független változók köre és a függő változó minden módszer esetén ugyanaz, a végleges modellekben szereplő független változók azonban a módszerek eltérő alkalmazási feltételei és működési logikája miatt nem lesznek ugyanazok. A hipotézisvizsgálat értékeléséhez a főkomponenselemzésre vonatkozó hipotézisvizsgálat eredményei is felhasználásra kerülnek.

⁴⁴ ismert adatok besorolása fizetőképes és fizetésképtelen osztályokba

⁴⁵ új adatok besorolása fizetőképes és fizetésképtelen osztályokba

H5: Az önszerveződő térképeken a fizetőképes és fizetéseképtelen zónák elkülöníthetőségéhez hozzájáruló pénzügyi mutatók összhangban vannak a négy előrejelzési módszer által szignifikánsnak/relevánsnak talált magyarázó változókkal.

Az önszerveződő térképek a mutatószámértékek eltérései alapján igyekeznek klaszterezni a vállalatokat, a topológiai reprezentáció a magyarázó változók transzformációjából áll elő. Alapvető megközelítésbeli különbség a négy előrejelzési módszerhez viszonyítva, hogy output változó (a fizetőképesség ténye) nem kerül a klaszterezés során figyelembevételre, tehát az önszerveződő térképek kizárólag a mutatószám értékek eltérései alapján dolgoznak, és nem az ismert fizetőképességre optimalizálnak. Ezek alapján érdekes vizsgálat tárgyát képezi, hogy mennyire vannak összhangban a változónként ábrázolt térképek azzal a térképpel, amelyet ellenőrzésképpen a fizetőképesség *dummy* változójára rajzolunk fel. Amennyiben az előrejelzési módszerek által szignifikánsnak vagy relevánsnak talált változók térképei hasonlóan képesek elkülöníteni fizetőképes és fizetéseképtelen zónákat, mint a tényadatok, és a nem szignifikánsak/relevánsak nem, akkor megállapítható, hogy a felülvizsgálatlan tanulási eljárással szimulált önszerveződő térképek ugyanazokat a magyarázó változókat tartják fontosnak, ezáltal az előrejelzési módszerek változószelekciója más megközelítésben is igazolást nyerhet.

H6: A többdimenziós skálázás a fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések pontosabb klaszterezését teszi lehetővé, mint bármelyik előrejelzési módszer.

A többdimenziós skálázás csődelőrejelzési alkalmazásának még a nemzetközi szakirodalma is rendkívül szűk. A hozzáférhető empirikus eredmények azonban azt sugallják, hogy a többdimenziós skálázás a jobban elterjedt előrejelzési módszerekhez viszonyítva minimum egyenrangú klaszterezési képességgel rendelkezik. A többdimenziós skálázás érzéketlen az *outlier* megfigyelésekre, nincsenek eloszlási feltételek, nem szükséges a multikollinearitás kezelése, nem kellene előzetes adattömörítési eljárások, ugyanakkor statisztikai elméleti oldalról megfelelően megalapozott, és a felhasználók számára könnyen érthető grafikus megjelenítésű térképeket ad eredményül. A „klaszterezés” szó nem véletlenül szerepel a hipotézisben, hiszen a többdimenziós skálázás eredményeképpen nem előrejelzési modell adódik, ezáltal az közvetlenül nem alkalmazható új

megfigyelések minősítésére. A probléma a tudomány jelenlegi állása szerint az új megfigyelés mintába való foglalásával, és annak a térképen való elhelyezkedésének tanulmányozásával kezelhető. A hipotézis elfogadásáról vagy cáfolatáról történő döntés a dimenziópáronként készített térképek és a dimenzió-koordinátákra felépített logisztikus regressziós modell eredményeinek vizsgálatával születik.

A hipotézisvizsgálatok végrehajtása értékes megállapításokkal gazdagíthatja a szakterület tudományos kutatóit és gyakorlati művelőit. Az empirikus vizsgálat közelebb visz annak megértéséhez, hogy milyen tényezők magyarázzák a 2000-es évek második felének Magyarországon a gazdasági szervezetek fennmaradását illetve fizetésektelenné válását. Képet kaphatunk a négy előrejelzési módszer és a két vizuális klaszterezési technika megbízhatóságáról, amelynek eredményeképpen a tudományos kritériumoknak maximálisan eleget tevő empirikus vizsgálat alapján fejlődhet a hazai gazdasági előrejelzés kultúrája. Az empirikus eredmények elméletalkotásba történő visszacsatolása új irányokat adhat a szervezetek fennmaradását magyarázó elméleti megközelítéseknek, egyúttal megalapozottabbá teheti azokat. A kidolgozott csődmodellek a gyakorlati előrejelzésekben is alkalmazhatók.

3.2. Az empirikus vizsgálat jellemzői

Az alfejezet a hipotézisek elfogadása vagy cáfolata érdekében végrehajtott empirikus vizsgálat feladatait és folyamatát tartalmazza az adatgyűjtéstől a csődmodellek kidolgozásáig.

3.2.1. A minta nagysága és összetétele

Minden empirikus vizsgálat kulcskérdése a minta elemszáma, minősége és összetétele. Az adatgyűjtéssel kapcsolatban követelményként fogalmazódott meg, hogy a modellezés alapjául szolgáló adatok nyilvánosan hozzáférhető éves beszámolókból származzanak. A legfrissebb beszámolókkal kapcsolatos adatszerzési nehézségek következtében 2004. évi mérlegeket és eredménykimutatásokat sikerült összegyűjteni, több forrásból származó informális adatszerzés keretében. Az

értekezés írása idején Magyarországon térítés ellenében lehet csak hivatalos forrásból a kívánt beszámolókat beszerezni.

A minta fizetőképés és fizetéseképtelen vállalatokra történő megoszlásánál a fő szempontot a fennmaradási- vagy csődvalószínűségi értékek output információként való előállíthatósága befolyásolja, hiszen ekkor lehet a kész modelleket többek között hitelkockázatkezelésre felhasználni. A mintában szereplő 504 vállalatból 437 fizetőképés és 67 fizetéseképtelen volt. Az adatelőkészítésről szóló alfejezetben a későbbiekben említésre kerül, hogy a minta 75% és 25% arányban felosztásra került tanulási és tesztelő mintára. A csődelőrejelzésnél gyakorlati hüvelykujjszabály, hogy amennyiben a modellezési adatbázisban (tanulási minta) 50-nél kevesebb fizetéseképtelen megfigyelés található, akkor nem célszerű sokváltozós statisztikai módszereket alkalmazni (*Engelman–Hayden–Tasche* [2003]). Ez a követelmény az empirikus vizsgálatban éppen teljesült.

A fizetéseképtelenségről, vagyis a csődeljárás, felszámolási eljárás vagy végelszámolás megindításának idejéről a Céghírek CD-n lehet tájékozódni. Mindegyik eljárás 2005 folyamán indult. A fizetéseképtelen megfigyelések közül 1 csődeljárás, 29 végelszámolás és 37 felszámolási eljárás hatálya alá tartozott. A fizetéseképtelenség jogi kategóriája a későbbiekben nem került megkülönböztetésre. A 2004. évi mérlegek és eredménykimutatások a fizetéseképtelen társaságok esetén a fizetéseképtelenség bejelentéséhez viszonyított utolsó beszámolót jelentik, vagyis maximum 12 hónap lehet a különbség az éves beszámoló fordulónapja és a fizetéseképtelenség deklarálása között.

Az éves beszámolókat a társaságok a hatályos magyar számviteli törvény előírásainak megfelelően állították össze. A mintában kizárólag korlátolt felelősségű társaságok és részvénytársaságok szerepelnek, az alábbi megoszlásban.

14. táblázat: A mintában szereplő megfigyelések megoszlása társasági forma és fizetőképesség szerint

Társasági forma	Fizetéseképtelen		Fizetőképés		Összesen	
	db	%	db	%	db	%
Kft.	43	8,5	259	51,4	302	59,9
Rt.	24	4,8	178	35,3	202	40,1
Összesen	67	13,3	437	86,7	504	100,0

Az összegyűjtött éves beszámolók feldolgozásával egyidejűleg megtörtént az 504 vállalat besorolása nemzetgazdasági ágakba, ágazatokba és szakágazatokba. A szakágazatok a négyjegyű TEÁOR kód mélységet jelentik. A besorolás a cégjegyzékben hozzáférhető főtevékenység alapján készült. Néhány nagyobb és komplexebb társaság esetén több főtevékenység is szerepelt a cégközlönyben, itt a szakmai szempontokból tipikusabb főtevékenység alapján készült a besorolás.

Az adatgyűjtésből kizártuk a pénzügyi szférába tartozó társaságokat, azok sajátos éves beszámolója következtében. A mintában szereplő vállalatok a 15. táblázatban bemutatott 10 nemzetgazdasági ágon belül 41 ágazati, azon belül 164 szakágazati hovatartozással jellemezhetők. Legnagyobb arányban a feldolgozóipari vállalatok képviseltetik magukat a mintában.

15. táblázat: A mintában szereplő megfigyelések megoszlása nemzetgazdasági ág és fizetőképesség szerint

Nemzetgazdasági ág	Fizetésképtelen társaságok száma	Fizetőképes társaságok száma	Összesen
Mezőgazdaság, vadgazdálkodás, erdőgazdálkodás	6	36	42
Bányászat	0	5	5
Feldolgozóipar	28	141	169
Villamosenergia-, gáz-, gőz-, vízellátás	0	38	38
Építőipar	10	39	49
Kereskedelem, javítás	15	77	92
Szálláshely-szolgáltatás, vendéglátás	1	8	9
Szállítás, raktározás, posta, távközlés	2	33	35
Ingatlanügyletek, gazdasági szolgáltatás	5	53	58
Egyéb közösségi, személyi szolgáltatás	0	7	7
Összesen	67	437	504

A 164-féle szakágazatból származó 504 vállalat csődmodellezésénél különös gondossággal kellett eljárni, mivel ennyiféle tevékenységi körrel jellemezhető vállalat esetén önmagában nincs értelme a pénzügyi mutatók közvetlen összehasonlításának, ezáltal a hagyományos megközelítésű csődmodellek kidolgozásának. A problémát az ágazatonkénti csődmodellek kidolgozásával vagy megfelelő adattranszformációk végrehajtásával lehet kezelni. Az ágazatonkénti

csődmodellek kidolgozásához a rendelkezésre álló minta nem lett volna elégséges⁴⁶, ezért az értekezésben adattranszformációs megoldásra került sor. Ebből következően az egyedi pénzügyi mutatók helyett minden szakágazatra vonatkozóan a 2004. évi szakágazati átlagtól vett eltérés került modellváltozóként figyelembevételre. Az eljárást részletesen az adatelőkészítéssel foglalkozó 3.4. alfejezet tartalmazza. Ezzel összefüggésben adatgyűjtési feladatként jelentkezett a 3.3. alfejezetben szereplő magyarázó változókra vonatkozóan a sokasági négyjegyű TEÁOR kódig lemenő szakágazati átlagok összegyűjtése 2004. évre vonatkozóan, amely problémamentesen megtörtént.

Az éves beszámoló adatokból való dolgozás következtében az empirikus vizsgálat a közép- és a nagyvállalatokra terjedt ki. Ismert tény Magyarországon, hogy a kisvállalatoknál a pénzügyi beszámolóknak kisebb a jelentőségük a cégmegítélésben, mint a közepes- és nagyvállalatoknál, és százezres nagyságrendben találhatók a cégjegyzékben tényleges gazdasági tevékenységet nem vagy csupán ad hoc jelleggel végző „fantomcégek”. Ennek következtében az adatgyűjtés követelményei közé bekerült a minimum 100 millió Ft mérlegfőösszeg és nettó árbevétel. A mérlegfőösszeg és az árbevétel középértékeit a 16. táblázat tartalmazza.

16. táblázat: A mintában szereplő vállalatok mérlegfőösszegének és árbevételének középértékei (ezer Ft-ban)

Középérték mutató	Mérlegfőösszeg	Nettó árbevétel
Átlag	18.440.272	17.066.001
Medián	1.090.942	1.158.087
Módusz	1.503.036	3.059.781

3.2.2. Magyarázó változók

A magyarázó változók a fizetőképességgel bizonyítottan összefüggésben lévő jövedelmezőségi, forgási sebesség, eladósodottsági, tőkeszerkezeti, likviditási, *cash flow*, méret és éves növekedési mutatókból kerültek ki (*Ohlson* [1980]; *Virág* [1996]; *Charitou–Neophytou–Charalambous* [2004]). A piaci értékelési mutatók kizárólag tőzsdei vállalatoknál lennének alkalmazhatók, azonban azokból nem kerülne ki

⁴⁶ becslések szerint minimum 10.000 megfigyelés rendelkezésre állása esetén lehetséges annyi csődmodellt készíteni, amennyi ágazat van

reprezentatív adatbázis⁴⁷, ezért a piaci értékelési mutatók szükségszerűen kimaradtak a magyarázó változók közül. Összesen 31 pénzügyi mutató került kiválasztásra.

A pénzügyi mutatók számításánál a szakirodalomban és a gyakorlati elemzések során gyakori hiba a fordulónapra vonatkozó mérlegtételek és az időszakra vonatkozó eredménykimutatás tételek egymással történő szimpla elosztása. A problémát az időszak elején és az időszak végén megfigyelt mérlegtételek átlagolásával orvosoltuk (pl. átlagos készletérték, átlagos saját tőke, átlagos mérlegfőösszeg).

A jövedelmezőségi mutatók tekintetében közkedvelt elemző eszközök a sajáttőke-arányos nyereség (ROE), az eszközarányos nyereség (ROA) és az árbevétel-arányos nyereség (ROS) mutatók. A sajáttőke-arányos és az eszközarányos mutatók a realizált (adózás utáni) eredményből, az árbevétel-arányos nyereség az üzemi (üzleti) eredményből indul ki. Az árbevétel-arányos és az eszközarányos nyereség rentabilitást kifejező mutatók, a saját vagyonarányos nyereség pedig tulajdonosi oldalról vizsgálja az elért eredményt.

Az üzemi (üzleti) eredmény és az értékcsökkenés összegeként kifejezett EBITDA⁴⁸ mutatót a nettó árbevételhez viszonyítva arról tájékozódhatunk, hogy az árbevétel mekkora hányada az, amely pénzügyileg megmarad, és nem kerül közvetlenül kifizetésre. Amennyiben a nevezőben a mérlegfőösszeget szerepeltetjük, az EBITDA jövedelmezőségi mutatót kapjuk.

A forgási sebesség mutatók segítségével megítélhető, hogy a vállalat milyen aktívan használja fel eszközeit. Az eszközök forgási sebessége (eszközarányos árbevétel) a különböző eszközcsoportok együttes forgási sebességét, a készletek forgási sebessége a készletgazdálkodás hatékonyságát, a vevők forgási sebessége a kintlévőségek realizálásának gyorsaságát mutatja. Minél nagyobb valamely forgási sebesség, vagyis minél rövidebb egy forgás időtartama, annál pozitívabbnak értékelhetjük az elemzés tárgyát képező eszközcsoporttal való gazdálkodás hatékonyságát. Mindhárom forgási sebesség mutató napok számában került kifejezésre.

Az adósság mutatók közül alapvető jelentőségű az idegen tőke arányát kifejező eladósodottsági mutató, valamint a saját vagyon aránymutató. Ezek önmagukban

⁴⁷ a pénzügyi szférába tartozó társaságokat nem számítva 2008 elején csupán 33 tőzsdei vállalat van Magyarországon

⁴⁸ kamatfizetés, adózás és értékcsökkenési leírás előtti eredmény

nem adnak egyértelmű választ a vállalat tényleges fizetőképességéről, azonban a tartós vagyon könyv szerinti eszközérték saját, illetve idegen tőkéből történő finanszírozási aránya a többi mutatóval együtt – tapasztalatok szerint – jó mérőszáma a vállalat eladósodottságának. A bonitás (tőkeáttétel) az idegen tőke és a saját tőke egymáshoz való viszonya segítségével nyújt felvilágosítást a hitelezők és a tulajdonosok követelésének arányáról. Külön elemzési szempontot képez a hosszú távú eladósodottság mutatója.

A tőkeellátottsági mutató a nehezebben mobilizálható eszközök és a saját vagyon viszonyával egyfajta tőkeszerkezeti mutatóként szerepel a vizsgálatban. További alkalmazott tőkeszerkezeti mutatók a forgóeszköz- és a nettó forgótőke aránymutatók.

A három statikus likviditási ráta a likviditási fokokon keresztül viszonyítja a különböző forgóeszköz-kategóriákat a rövid lejáratú kötelezettségekhez. Ezekből megállapítható, hogy adott vállalat hitelezői milyen biztonsággal számíthatnak követelésük érvényesítésére. A likviditási helyzet megítélését nagymértékben segíti a forgóeszközökön belül a pénzeszközök és a likvid értékpapírok részarányának figyelembevétele. A vevőkövetelések és a szállítói kötelezettségek egymáshoz viszonyított aránya az áruszállításokhoz és a szolgáltatásokhoz kapcsolódó kötelezettségek kintlévőségekkel való fedezettségét mutatja.

A 2000-es években a *cash flow* mutatók alkalmazása rendkívül kiszélesedett. A vállalati pénzügyi szakirodalom a bruttó *cash flow*-t az adózott eredmény és az értékcsökkenési leírás összegeként definiálja. A *cash flow* és a mérlegfőösszeg aránya a dinamikus jövedelmezőségről nyújt információt, ezáltal a jövedelmezőségi mutatók közé is sorolható lett volna. A csődelőrejelzéshez előszeretettel alkalmazott mutató a kötelezettségek *cash flow* általi fedezettsége, valamint a *cash flow* és az árbevétel aránya.

Mivel az éves beszámoló adatok előző év és tárgyév bontásban készülnek, lehetőség van a két időszak alapján növekedési mutatókat képezni. Jelen empirikus vizsgálat az időszakra vonatkozó eredménykimutatás-tételekből számított nettó árbevétel, üzemi (üzleti) eredmény, valamint adózott eredmény növekedési mutatókat definiálta a magyarázó változók között.

A vállalat méretét a mérlegfőösszeggel és a nettó árbevétel nagyságával mérhetjük. Az összehasonlítható nagyságrend érdekében az adatok természetes alapú logaritmusát célszerű venni.

Az empirikus vizsgálatban az is figyelembevételre került egy *dummy* változóval, hogy az adott társaság formája korlátolt felelősségű társaság vagy részvénytársaság-e. A modellezések eredményeiből látható lesz, hogy a társasági forma is bír magyarázó erővel.

Csődelőrejelzéskor egyetlen eredményváltozó van: a *dummy* változóval jellemezhető fizetőképesség ténye. Amennyiben a fizetőképesség kettőnél több csoportba tartozással kerülne minősítésre, eltérő modellek születnének⁴⁹. A fentiekben ismertetett pénzügyi mutatók számítási képleteit a 17. táblázat foglalja össze.

17. táblázat: Az empirikus vizsgálatban alkalmazott pénzügyi mutatók neve és számításmódja

Mutató neve	Számítási eljárás	Mutatószám típusa
Saját-tőke-arányos nyereség (ROE)	Adózott eredmény / Átlagos saját tőke	Jövedelmezőségi
Eszközarányos nyereség (ROA)	Adózott eredmény / Átlagos mérlegfőösszeg	Jövedelmezőségi
Árbevételarányos nyereség (ROS)	Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye / Értékesítés nettó árbevétele	Jövedelmezőségi
Árbevételarányos EBITDA	(Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye + Értékcsökkenési leírás) / Értékesítés nettó árbevétele	Jövedelmezőségi
EBITDA jövedelmezőség	(Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye + Értékcsökkenési leírás) / Átlagos mérlegfőösszeg	Jövedelmezőségi
Eszközarányos árbevétel	Értékesítés nettó árbevétele / (Átlagos mérlegfőösszeg / 365)	Forgási sebesség
Készletek forgási sebessége	Értékesítés nettó árbevétele / (Átlagos készletállomány / 365)	Forgási sebesség
Vevők forgási sebessége	Értékesítés nettó árbevétele / (Átlagos vevőállomány / 365)	Forgási sebesség
Saját vagyon aránya	Saját tőke / Mérlegfőösszeg	Eladósodottsági
Hosszú távú eladósodottság	Hosszú lejáratú kötelezettségek / (Saját tőke + Hosszú lejáratú kötelezettségek)	Eladósodottsági

⁴⁹ kettőnél több diszkriminanciafüggvény, bináris helyett ordinális logisztikus regresszió, több végcsofópontú döntési fa, kettőnél több output neuron

Befektetett eszközök saját finanszírozása	Saját tőke / Befektetett eszközök	Eladósodottsági
Eladósodottság mértéke	Kötelezettségek / Mérlegfőösszeg	Eladósodottsági
Idegen tőke / Saját tőke arány	Kötelezettségek / Saját tőke	Eladósodottsági
Befektetett eszközök idegen finanszírozása	Hosszú lejáratú kötelezettségek / Befektetett eszközök	Tőkeszerkezeti
Tőkeellátottsági mutató	(Befektetett eszközök + Készletek) / Saját tőke	Tőkeszerkezeti
Forgóeszköz arány	Forgóeszközök / Mérlegfőösszeg	Tőkeszerkezeti
Pénzeszközök aránya	(Pénzeszközök + Értékpapírok) / Forgóeszközök	Tőkeszerkezeti
Nettó forgótőke arány	(Forgóeszközök - Rövid lejáratú kötelezettségek) / Mérlegfőösszeg	Tőkeszerkezeti
Likviditási ráta	Forgóeszközök / Rövid lejáratú kötelezettségek	Likviditási
Likviditási gyorsráta	(Forgóeszközök - Készletek) / Rövid lejáratú kötelezettségek	Likviditási
Pénzhányad	(Pénzeszközök + Értékpapírok) / Rövid lejáratú kötelezettségek	Likviditási
Dinamikus likviditás	Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye / Rövid lejáratú kötelezettségek	Likviditási
Vevők / Szállítók aránya	Vevőkövetelések / Szállítói kötelezettségek	Likviditási
Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	(Adózott eredmény + Értékcsökkenési leírás) / Átlagos mérlegfőösszeg	Cash flow
Cash flow / összes tartozás	(Adózott eredmény + Értékcsökkenési leírás) / (Hosszú lejáratú kötelezettségek + Rövid lejáratú kötelezettségek)	Cash flow
Cash-flow / nettó árbevétel	(Adózott eredmény + Értékcsökkenési leírás) / Értékesítés nettó árbevétele	Cash flow
Mérlegfőösszeg nagysága	log (Mérlegfőösszeg)	Méret
Éves árbevétel nagysága	log (Értékesítés nettó árbevétele)	Méret
Árbevétel növekedési üteme	Értékesítés nettó árbevétele tárgyidőszak / Értékesítés nettó árbevétele előző időszak	Növekedési
Üzemi (üzleti) eredmény növekedése	Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye tárgyidőszak / Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye előző időszak	Növekedési
Adózott eredmény növekedése	Adózott eredmény tárgyidőszak / Adózott eredmény előző időszak	Növekedési

3.2.3. Adatelőkészítés

Az adatgyűjtés lezárását követte az adatok feldolgozása, és azok modellezésre történő előkészítése. Ez sokszor nehezebb feladat, mint maga a modellezés, hiszen itt jelentkeznek a megfigyelésekkel és/vagy a változókkal kapcsolatban előzetesen nem várt problémák.

Két pénzügyi mutató számítása során jelentett akadályt a nevező nulla értéke. A mintában szereplő vállalatok közül 6 db „rendelkezett” nulla készletállománnyal és 11 db nulla vevőállománnyal, ezáltal a készletek forgási sebességét és a vevők forgási sebességét nem lehetett meghatározni. A probléma megoldása – a pénzügyi modellezés szempontból releváns adatbányászati tapasztalatokat (Han–Kamber [2006]) figyelembe véve – úgy történt, hogy a hiányzó készlet forgási sebességek a többi megfigyelés releváns mutatójából számított mediánnal, a hiányzó vevő forgási sebességek pedig a többi megfigyelés releváns mutatójából számított 97,5%-os percentilis értékkel mint csonkolt maximummal kerültek helyettesítésre.

Szakmailag lényegesen nehezebben orvosolható probléma keletkezett három pénzügyi mutató számítása során, ahol kettős negatív osztásokat kellett kezelni. A saját vagyonarányos nyereséget (ROE) 28 esetben, az üzemi (üzleti) eredmény növekedését 74 esetben, az adózott eredmény növekedését 67 esetben érintette a negatív számláló és a negatív nevező együttes jelenléte. A ROE esetén ez azt jelenti, hogy a mintában 28 olyan vállalat szerepel, amelynek a tartozásai egyrészt meghaladják a mérlegfőösszegét, másrészt veszteséggel zárta az évet, és a mutató ezeket elferdítve pozitív jövedelmezőséget mutat⁵⁰. Természetesen ez túlnyomórészt a fizetésképtelen megfigyelésekre volt jellemző. A kétféle eredménykategória növekedése pedig mindkét évet negatív eredménnyel záró (akár a tárgyévben tovább romló üzemi vagy adózott eredményű) vállalatok esetében eredményez pozitív növekedést. A gyakorlatban jól bevált adatbányászati technika, hogy ilyenkor a kettős negatív értékekkel rendelkező megfigyelések mutatószám-értékét a többi megfigyelés adott mutatójának minimumával helyettesítik, de tekintettel a kis mintára és a viszonylag nagy számú érintett vállalatra, *ez a három mutató szakmai szempontok miatt kikerült az empirikus vizsgálatból. A szóban forgó megfigyelések*

⁵⁰ Szemben olyan vállalatokkal, ahol csak az egyik tétel negatív. Olyan eset is előfordulhat, hogy a kettős negatív hatás kioltódása miatt kettős pozitív értékű vállalatnál is jobb jövedelmezőséget hoz ki eredményül a mutató.

elhagyása értelmetlen lett volna, hiszen ekkor statisztikailag és szakmailag kezelhetetlenül kevés fizetéseképtelen vállalat maradt volna a mintában.

Az adatelőkészítés feladatkörébe tartozott az egyedi pénzügyi mutatók szakágazati átlagokkal történő korrekciója. A minta összetételénél említésre került, hogy 164-féle szakágazatból származtak a megfigyelések. A korrekció az alábbi képlet segítségével történt:

$$\frac{\text{Egyedi mutatószámérték} - \text{Szakágazati átlag értéke}}{\text{Szakágazati átlag értéke}}$$

A szakágazati átlagokkal való korrekció megteremtette az összemérhetőséget egymástól jelentősen eltérő tevékenységi körökkel rendelkező vállalatok között. Ettől a ponttól kezdve *a vizsgálat nem a mutatószám-értékek nagyságára, hanem azoknak a saját szakágazatukra jellemző átlagokhoz viszonyított eltérésre vonatkozik.* Ezáltal a modellek időbeni stabilitása is javul, hiszen az átlagokhoz képest jobb vagy rosszabb teljesítmény évek múlva is releváns szempontnak bizonyulhat a fizetőképesség megítélése során. A szakágazati átlagtól vett eltérést a változóknál egy I_ prefix jelöli.

Annak érdekében, hogy az értekezésben szereplő modelleket ne tudja tetszőleges személy szabadon felhasználni, az iparági korrekciót követően egy pozitív monoton transzformáció került végrehajtásra a mutatószám-értékeken. A pozitív monoton transzformáció minden nagyságrendet, eltérést és sorrendet megőrzött. A monoton transzformáción átesett változókat egy MON_ előtag jelöli. A két transzformációt követően tehát MON_I_ előtaggal kezdődik minden pénzügyi mutató. Értelemszerűen a Kft vagy Rt dummy változót ezek az átalakítások nem érintették.

A modellek validálhatósága és a túltanulás elkerülése érdekében a minta egyszerű véletlen eljárással particionálásra került a korábbi kismintás empirikus vizsgálatához hasonló arányban. *A megfigyelések 75%-ából áll a tanulási minta és 25%-ából a tesztelő minta.* A korrekt összehasonlíthatóság érdekében minden módszer ugyanezzel a mintafelosztással dolgozott. A 371 elemű tanulási mintán belül 320 fizetőképés és 51 fizetéseképtelen megfigyelés, a 133 elemű tesztelő mintán belül 117 fizetőképés és 16 fizetéseképtelen megfigyelés található.

3.2.4. Elemzési szempontok, megbízhatóság-vizsgálati módszerek

A megfogalmazott hipotézisek, valamint az elméleti és gyakorlati követelmények különböző módszerekkel elkészített csődmodellek közvetlen összehasonlíthatóságát igénylik. *Ez a feltétel akkor teljesül, ha a modellezés input adatai minden eljárásnál pontosan ugyanazok, az output értékek előre definiált sávhatárok között ugyanazt az információt biztosítják, valamint a modellek teljesítménye ugyanazokkal a módszerekkel kerül kiértékelésre.* Az adatelőkészítésről szóló 6.4. alfejezetben láthattuk, hogy az input adatok azonossága az empirikus vizsgálatban tökéletesen adott.

A hat módszer főbb jellemzőinek és alkalmazási feltételeinek ismertetésekor láthattuk, hogy a hatból négy (diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió, rekurzív particionáló algoritmus, neurális hálók) előrejelzési módszer és kettő (önszerveződő térképek, többdimenziós skálázás) vizuális klaszterezési technika. Ebből következően *az előrejelzési módszereket az előrejelzési módszerekkel, a két vizuális klaszterezési technikát pedig egymással lehetett output szempontjából összehasonlítani.*

Az előrejelzési módszerek output információival szemben *alapkövetelményként fogalmazódott meg, hogy az előrejelzési módszerek esetén mind a négy eljárás eredményeképpen 0 és 1 közötti értéket felvevő fennmaradási valószínűségek adódjanak*⁵¹. A logisztikus regresszió és a neurális háló alaphelyzetben megfelel ennek a követelménynek. A másik két eljárásnál különböző transzformálási és standardizálási technikákkal sikerült fennmaradási valószínűségi értékeket előállítani. A diszkriminanciaanalízis esetén a kulcs a standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvény előállítása volt, a rekurzív particionáló algoritmus esetén pedig a döntési szabályok besorolási képességéből adódtak a fennmaradást kifejező valószínűségi értékek.

A csődmodellek értékelése nem áll meg a fennmaradási valószínűségek értékeinek megállapításánál minden vállalatra vonatkozóan, hanem szükség van az optimális kettéválasztást biztosító *cut-off* értékek megállapítására. A *cut-off* számítási módszertan az utóbbi néhány évben jelentős fejlődésen ment keresztül, számos új

⁵¹ ezzel analóg követelmény lenne a csődvalószínűségek előállítása, amelyekről könnyű látni, hogy az (1 – fennmaradási valószínűség) képlettel állíthatók elő

megközelítés került napvilágra⁵². Jelen empirikus vizsgálat a hagyományos megközelítést követve *minden eljárás esetén szimulációs eljárással a legmagasabb összbesorolási pontosságot biztosító valószínűségi küszöbértékben állapította meg a cut-off értéket*. A *cut-off* szintek szükségszerűen más-más értéket vettek fel a különböző módszerek által előállított fennmaradási valószínűségek adatbázisában.

Az első két hipotézis különböző magyarázó változók szignifikanciáját, illetve relevanciáját (méret, jövedelmezőség, likviditás) vizsgálja minden módszer esetén. Ez a magyarázó változók fontosságának (relatív hozzájárulásának) egzakt kimutathatóságát igényli az összes eljárás esetén. Könnyű látni, hogy ez a kimutathatósági probléma kizárólag a neurális hálókkal kapcsolatban merülhetett fel. Az empirikus vizsgálat érzékenységvizsgálattal oldotta meg az input neuronok fontosságának mérhetőségét.

Az előrejelzési modellek megbízhatósága az 1.2.8. alfejezetben definiált módszerekkel került értékelésre. A tanulási és a tesztelő minta elsőfajú hibája, másodfajú hibája, besorolási pontossága a szakirodalomban és a gyakorlatban széles körben alkalmazott mutatók. A tanulási és a tesztelő minta hibája közötti különbség a modellek túltanulásáról ad tájékoztatást. A ROC görbe és a görbe alatti terület alapján történő megbízhatóság-vizsgálat a szakirodalomban és a gyakorlatban azonban lényegesen ritkább eljárás, ezért röviden ismertetésre kerül a lényege.

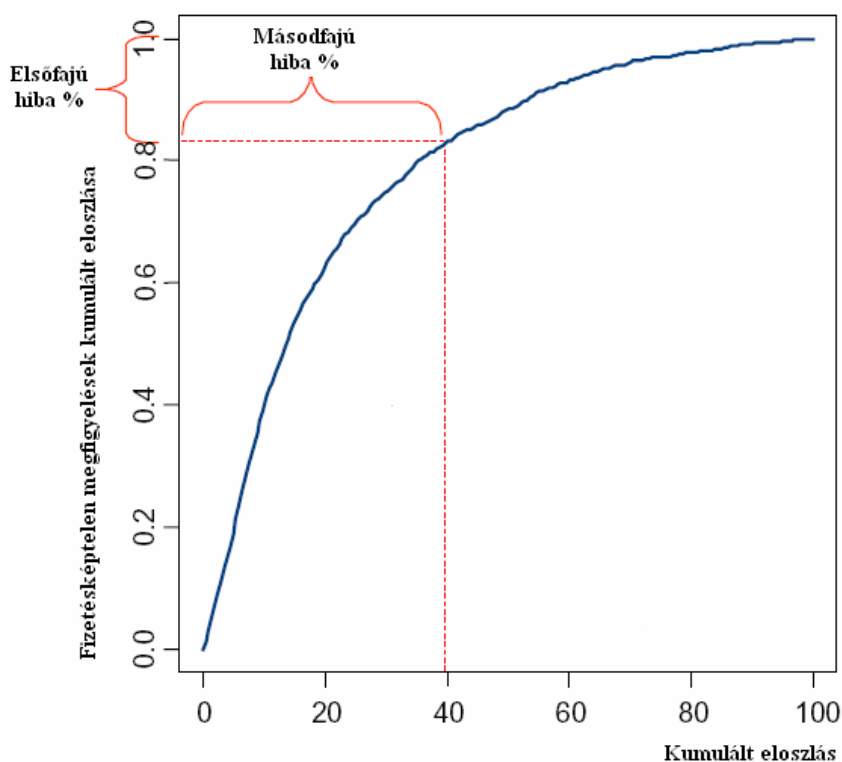
A ROC görbe hasznos elemző eszköz a két kategóriájú kimenettel és előrejelzett valószínűségi értékkel vagy *score*-értékkel rendelkező klasszifikációs szabályok teljesítményértékelésére. Jelen empirikus vizsgálatban éppen ez az eset áll fenn. A ROC görbe azt vizsgálja, hogy a modellek lefuttatásával kapott valószínűségi értékek mennyire jelzik megbízhatóan az output-kategóriába való tartozást, amennyiben az eredeti besorolás ismert. Az output változó általunk megadott értéke pozitív vagy negatív irányú görbe felrajzolását teszi lehetővé. A görbe a megfigyelések fennmaradási valószínűség-értékeinek sorrendjében veszi figyelembe a mintában szereplő vállalatokat. A vízszintes koordinátatengely a fizetőképes megfigyelések

⁵² A hitelkockázatkezelés területén alkalmazott csődmodellekhez alkalmazott legismertebb *cut-off* számítási eljárások között megkülönböztethetjük a fizetéseképtelen megfigyelések relatív gyakoriságán, az előre definiált elsőfajú hibán vagy elutasítási rátán, az elsőfajú és másodfajú hiba költségárányával súlyozott veszteségminimalizáláson, a legmagasabb összbesorolási pontosságon, az elsőfajú és másodfajú hiba költségárányán, a profitmaximalizálási követelményen, a cash flow számításán, valamint a ROC görbe érintőjén alapuló eljárásokat. Ezek részletes bemutatása és összehasonlító elemzése jelentősen meghaladná az értekezés kereteit.

kumulatív arányát, a függőleges koordinátatengely a fizetésképtelen megfigyelések kumulált arányát fejezi ki (14. ábra).

A ROC görbe referenciája a 45°-os egyenes, amely a véletlen találgatásnak felel meg. Annál jobb az értékelése valamely csődmódelnek, minél jobban elvág a ROC görbéje a 45°-os egyenestől. Fontos megjegyezni, hogy *a görbe felrajzolása minden lehetséges cut-off értéket figyelembe vesz*. Az optimális klasszifikációt biztosító küszöbérték szimulációjára tehát – szemben a besorolási pontosság táblázatokkal – nincs szükség. A 14. ábrán látható példa azt mutatja, hogy amennyiben olyan *cut-off* szintet állapítunk meg, hogy az a fizetésképtelen megfigyelések több mint 80%-át kiszűrje, az 40% másodfajú hibával jár együtt.

14. ábra: A ROC görbe és a besorolási pontosság kapcsolata



Forrás: Stein [2005] p. 1216

A ROC görbéből számított objektív statisztikai mutató a görbe alatti terület nagysága⁵³. Amennyiben a görbe alatti terület 50% felett van, akkor az rendelkezik

⁵³ a ROC görbe alatti terület nagyságához hasonló információt biztosít a GINI együttható, amely a 45°-os egyenes feletti területrészt arányosítja a tökéletes klasszifikációhoz, a GINI együttható értéke a $(2 \times \text{ROC görbe alatti terület}) - 1$ képlettel határozható meg

hozzáadott értékkel a véletlen találgatáshoz viszonyítva. *Minél nagyobb valamely csődmmodell ROC görbe alatti területe, annál jobb.* Az értékelés során bevált gyakorlat, hogy a görbe alatti terület 95%-os konfidencia intervallumát vizsgálják. A csődmmodellek értékelésénél vizsgálat tárgyát képezi a teljes mintára és a tesztelő mintára felrajzolt ROC görbe, illetve a görbe alatti terület nagysága minden előrejelzési módszer alkalmazásakor.

A 18. táblázat összefoglalja, melyik csődelőrejelzési módszer esetén melyik megbízhatóság-vizsgálati módszerek alkalmazhatók.

18. táblázat: A csődelőrejelzési módszerek esetén alkalmazásra kerülő megbízhatóság-vizsgálati módszerek

	DA	Logit	RPA	NN	SOM	MDS ⁵⁴
Modell szignifikancia tesztelése	✓	✓	✗	✗	✗	✗
Elsőfajú és másodfajú hiba	✓	✓	✓	✓	✗	✗
Besorolási pontosság	✓	✓	✓	✓	✗	✗
ROC görbe és görbe alatti terület	✓	✓	✓	✓	✗	✗
Tanulási és tesztelő minta hibája közötti eltérés	✓	✓	✓	✓	✗	✗
Vizuális klaszterezés szakértői megítélése	✗	✗	✗	✗	✓	✓

3.3. Az előrejelzési céllal kidolgozott csődmmodellek

Az alfejezet hipotézis-vizsgálati szempontból mutatja be a négy előrejelzési módszerrel kidolgozott csődmmodelleket. Az első két hipotézis különböző magyarázó változók létét vagy nem létét igyekszik bizonyítani a csődmmodellekben, ezért a méretet, a jövedelmezőséget és a likviditást kifejező mutatók folyamatosan figyelendők minden modell esetében. A harmadik hipotézis vizsgálata a 3.3.1. és a 3.3.2. alfejezetek eredményeinek összehasonlításával végezhető el. A négy előrejelzési módszer teljesítményének összehasonlítására kidolgozott negyedik hipotézis vizsgálata a főkomponenselemzés nélkül, valamint a főkomponenselemzés végrehajtása után kidolgozott csődmmodelleken egyaránt megtörtént.

⁵⁴ Logisztikus regresszióval történő kombináció esetén az ismert megfigyelések megkötésével minden szempont vizsgálható

A modellek kiértékelése és a különböző módszerek teljesítményének összehasonlítására alkalmazott besorolási pontosság mutatók és a ROC görbék a 3.5.1. alfejezetben kerülnek kiértékelésre. A vizuális klaszterezési technikák alkalmazására, egyúttal az ötödik és a hatodik hipotézis vizsgálatára a 3.5.2. alfejezetben kerül sor.

3.3.1. Főkomponenselemzés nélküli csődmodellek

Az alfejezetben szereplő csődmodellek a szakágazati átlaggal korrigált és a pozitív monoton transzformáción átesett változók egyedi értékeinek felhasználásával készültek. Tekintettel arra, hogy a módszerek bemutatása az értekezésben korábban szerepelt, ezért itt már csak a speciális vagy a korábbihoz képest új technikák és alkalmazások ismertetésére kerül sor. A paraméterek és a modellek tesztelése – amelyik eljárásoknál értelme volt – megtörtént.

3.3.1.1. Diszkriminanciaanalízis alapú csődmmodell

A független változók modellben történő szerepeltetése a *stepwise* eljárással történt. A *stepwise* eljárás a lehető legegyszerűbb modellből indul ki, vagyis amikor a konstanson kívül nincs más változó a modellben. Az eljárás lépésenként megvizsgálja, hogy melyik változó járul leginkább szignifikánsan hozzá a modell előrejelző képességéhez, és addig tart a folyamat, ameddig az eljárás szignifikáns változót talál. Ötféle beléptetési kritérium különböztethető meg (Kovács [2006]), jelen vizsgálat beléptetési kritériuma a *Wilks' lambda* minimalizálását célozta meg. A beléptetési *F*-érték 3,84; a kiléptetési *F*-érték 2,71 volt. A változószám növelése a beléptetési küszöb csökkentésével, a változószám csökkentése a kiléptetési küszöb növelésével volt lehetséges.

A modellezés során minden lépésben nyomon követhetők voltak a beléptetésre kerülő és a beléptetésre nem kerülő változók *Wilks' lambda*-i és *F*-értékei. A 19. táblázatban látható a beléptetett változók tesztelése, valamint a standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvény együtthatói. A standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvény lehetővé teszi a fennmaradási valószínűségi értékek automatikus meghatározását. Mivel az összes változónál 0,000 *p*-értéket találunk,

ebből adódik, hogy mindegyik változó az összes valószínűség-szint mellett szignifikáns.

19. táblázat: A standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvény együtthatói, változói és a változók tesztelése

Változó	Wilks' lambda	F-érték	p-érték	Diszkriminancia-függvény együtthatók
MON_I_Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	0,849	65,458	0,000	-0,417
MON_I_Mérlegfőösszeg nagysága	0,767	56,028	0,000	-0,563
MON_I_Eladósodottság mértéke	0,734	44,280	0,000	1,195
MON_I_Saját vagyron aránya	0,719	35,721	0,000	0,811
MON_I_Árbevételarányos nyereség (ROS)	0,706	30,463	0,000	-0,228
MON_I_Vevők forgási sebessége	0,693	26,836	0,000	0,235
Kft_Rt	0,682	24,192	0,000	0,261
MON_I_Hosszú távú eladósodottság	0,670	22,238	0,000	-0,243
MON_I_Cash flow / összes tartozás	0,663	20,365	0,000	-0,191

A szignifikáns változók között megtalálható az első hipotézis szempontjából lényeges mérlegfőösszeg nagysága, valamint a második hipotézis viszonylatában fontos dinamikus jövedelmezőségi ráta és az árbevételarányos nyereség. Figyelemre méltó, hogy egyik likviditási mutató sem bizonyult szignifikánsnak.

A diszkriminanciaanalízis modell szignifikanciája a Wilks' lambda segítségével tesztelhető. A fenti modell χ^2 értéke 149,7 volt (szabadságfokok száma: 9). A p-érték 0,000; vagyis a diszkriminanciafüggvény minden szinten szignifikáns.

A standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvényt lefuttattuk a tanulási és a tesztelő minta megfigyelésein. A szimulációs kísérletek alapján a kapott 0 és 1 közötti számokon az összes besorolási pontosság maximalizálása 0,8900 *cut-off* érték mellett volt lehetséges. Az e feletti értékekkel rendelkező vállalatokat a modell fizetőképessnek, az az alatti értékekkel rendelkező vállalatokat fizetéseképtelennek minősíti.

3.3.1.2. Logisztikus regresszió alapú csődmódel

Jelen empirikus vizsgálatban a logisztikus regressziós modell a regressziószámítás során gyakran alkalmazott *forward stepwise* eljárással készült. A folyamat egy konstans hozzáadásával kezdődik. Minden lépésben a korábban még be nem léptetett változók kerülnek értékelésre annak alapján, hogy azok mennyire javítják a modell előrejelző képességét, és mindig a leginkább szignifikáns változó kerül beépítésre a modellbe. Az eljárás addig tart, amíg az az előre definiált beléptetési kritériumnak megfelelő új változót talál.

A modellépítés a *Wald*-féle beléptetési és kiléptetési kritériumok alkalmazásával történt. A beléptetési kritérium 5%, a kiléptetési kritérium 10% valószínűségi érték mellett került meghatározásra. A beléptetés után fontos a regressziós modell paramétereinek újratestelése, hiszen más környezetben más szignifikancia szint adódhat. Jelen vizsgálatban erre jó példával szolgáltattott az Idegen tőke / saját tőke mutató, amely be nem léptetett változóként 0,035 *p*-értékkel rendelkezett, a beléptetést követő tesztelésen pedig 0,146 *p*-értékkel, így ez a mutató végül nem került bele hatodik változóként a modellbe. A végső modell a konstanson kívül öt változót tartalmazott.

20. táblázat: A logisztikus regressziós modell főbb jellemzői

Magyarázó változó	β	Standard hiba	Wald-teszt	p-érték	$\exp(\beta)$ (95%-os konfidencia intervallum)
Konstans	5,255	0,704	55,778	0,000	191,507
MON_I_Hosszú távú eladósodottság	0,449	0,176	6,538	0,011	1,567 (1,111-2,212)
MON_I_Eladósodottság mértéke	-1,286	0,262	24,041	0,000	0,276 (0,165-0,462)
MON_I_Mérlegfőösszeg nagysága	8,762	1,669	27,562	0,000	6388,609 (242,517-168294,854)
MON_I_Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	0,093	0,037	6,107	0,013	1,097 (1,019-1,181)
Kft_Rt	1,157	0,455	6,459	0,011	3,181 (1,303-7,763)

A modellben szignifikáns magyarázó változónak bizonyult a mérlegfőösszeg nagysága és a dinamikus jövedelmezőségi ráta. Egyik likviditási mutató sem volt szignifikáns. Szükséges megjegyezni, hogy a logisztikus regressziós függvény együtthatói – szemben a lineáris regresszióval – nem értelmezhetők közvetlenül relatív hozzájárulásként. Ehhez e-hatványra kell emelni az együtthatókat. A paramétersztesztelés alapján látható, hogy a regressziós paraméterek 98,7%-os határig szignifikánsak.

A modell tesztelését az aszimptotikus χ^2 próbán alapuló *Omnibus*-teszt segítségével hajthatjuk végre. A χ^2 értéke 121,9 (szabadságfokok száma: 5), a *p*-érték 0,000; ezáltal a logisztikus regressziós modell minden szinten szignifikánsnak tekinthető. A szimuláció alapján az optimális *cut-off* érték 0,8760 volt.

3.3.1.3. *Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel*

A rekurzív particionáló algoritmus segítségével felépített döntési fa a túltanulás elkerülése érdekében átmert egy nyesési eljárásn. A nyesési folyamat különböző zárócsomópontok közbeiktatásával igyekszik kockázatminimalizálást végrehajtani. Lehetőség lenne az elsőfajú és másodfajú hibák költségeinek megkülönböztetésére, de ez végül nem került figyelembevételre, tekintettel arra, hogy ezt az információt a másik három eljárás sem használta fel. A zárócsomópontok számának növelése általában csökkenti a tanulási adatbázisra való specializálódás kockázatát, és javítja a modell kereszt-validálási tulajdonságait.

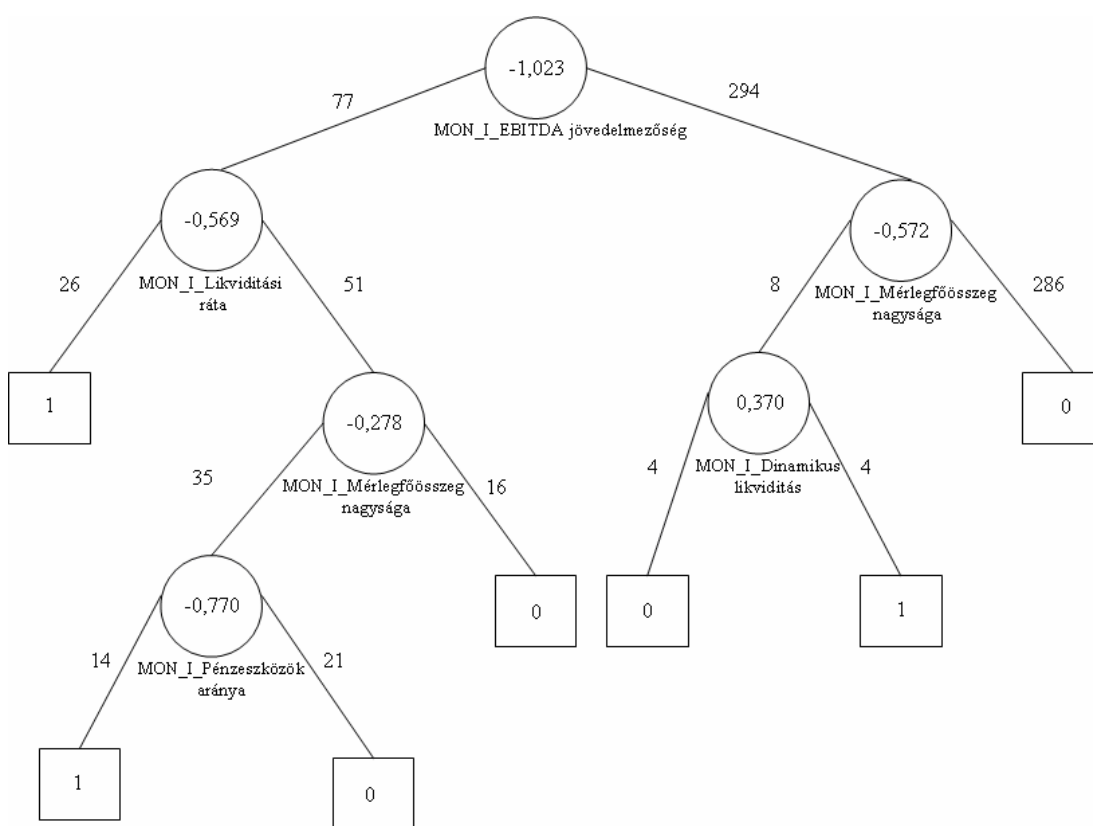
A döntési fa nyesését különböző leállítási szabályokkal lehet befolyásolni, amelyek megakadályozzák bizonyos faágak továbbosztását. A leállítási szabályok definiálhatók a szülőágra vagy a gyerekágra meghatározott minimális megfigyelésszámmra. Ez abszolút értékben és a tanulási minta megfigyeléseinek százalékában egyaránt kifejezhető. Jelen vizsgálatban a tanulási minta rekordjainak 2%-ában lett minimalizálva a szülőág képezhetősége. A modell folyamatosan visszamérésre került a tesztelő mintán, amelyen nyomon követhető volt, hogy nincs szükség szigorúbb feltételek definiálására.

A 371 elemű tanulási minta alapján felépített döntési fát a 15. ábra tartalmazza. Minden osztályozás végén a besorolások találhatók, abba az osztályba, amely az utolsó csomópontnál magasabb arányban képviselteti magát. Az eredmények a

döntési szabályok besorolási képessége alapján fennmaradási valószínűségi értékekké transzformálhatók.

A döntési fában szerepel a hipotézisvizsgálat szempontjából fontos mérlegfőösszeg nagysága és az EBITDA jövedelmezőségi mutató. Érdekesség, hogy a likviditási ráta és a dinamikus likviditás egyaránt képviselteti magát a releváns változók között, igaz, hogy a likviditási mutatókra vonatkozó kritika a dinamikus likviditási mutatóra nem vonatkozott.

15. ábra: Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel



Az optimális *cut-off* érték 0,8400 volt. A döntési fa sajátosságainak megfelelően annyiféle fennmaradási valószínűségi érték adódik, ahányféle döntési szabály a fastruktúrában található. Ez a *cut-off* érték meghatározását lényegesen egyszerűbbé teszi, mint a másik három eljárásnál, ahol mindegyik megfigyelés egyedi fennmaradási valószínűséggel rendelkezik, azonban nem Bázeli II konform, hiszen nincsenek egyedi valószínűségi értékek.

3.3.1.4. Neurális háló alapú csődmódel

A korábbi kismintás empirikus vizsgálat végrehajtásának időszakában nem állt rendelkezésre olyan szoftver, amely egyszerre lett volna képes sokféle neuronszámú köztes réteggel párhuzamosan akár több ezer neurális háló modell futtatására. Ezt a hiányosságot az értekezésben az ún. *exhaustive prune* tanulási módszerrel sikerült kiküszöbölni.

Az *exhaustive prune* technika az összes változót tartalmazó input neuronból, valamint nagy neuronszámú köztes rétegeket tartalmazó hálóból indul ki. A súlyok kezdetben véletlenszerű értékeket vesznek fel. A tanulási ciklusok során az eljárás rendre kiküszöböli a legkisebb magyarázó erővel bíró neuronokat az input és a köztes rétegekből. A tanulás során a súlyok nagyon gondosan, számos lehetséges modell szimultán kipróbálása és validálása után alakulnak ki. Gyakran fordult elő, hogy ideiglenesen visszakerültek neuronok a köztes rétegekbe. Ez az eljárás lényegesen számításigényesebb, mint a korábbi empirikus vizsgálatban előre definiált háló-struktúra lefuttatása, azonban tapasztalatok alapján a legjobb eredményt hozza (Huang–Saratchandran–Sundararajan [2005]). A futtatás egy 3Ghz órajelű Pentium 4 számítógépen 14 percet vett igénybe, szemben a korábbi három eljárásnál tapasztalt néhány másodperccel.

A túltanulás megakadályozása érdekében a tanulási mintán kialakuló súlyok folyamatosan visszamérésre kerültek a tesztelő mintán. A folyamat a hibákat tartalmazó visszacsatolási grafikonon szabad szemmel is nyomon követhető. A végleges modell súlyai a tesztelő mintán mért legmagasabb besorolási pontosságnál kerültek elmentésre.

Az optimális neurális háló struktúra némileg váratlanul 1-1 neuront hagyott meg két köztes rétegben. Az eredmény úgy értékelhető, hogy *sokszor az egyszerűbb modell bizonyulhat jobbnak a bonyolultakhoz viszonyítva*. Az input rétegben 5 neuron maradt, az output réteg értelemszerűen 1 neuronból áll.

A neurális háló modellváltozóinak relatív hozzájárulása érzékenységvizsgálattal állapítható meg. Az érzékenységvizsgálat eredményeképpen egy 0 és 1 közé eső fontossági értéket kapunk, ahol a nagyobb szám jelzi a magasabb szintű hozzájárulást a modell előrejelző képességéhez. Az input rétegben szereplő öt változó relatív fontosságai az alábbi értékeket vették fel.

21. táblázat: A modellváltozók relatív hozzájárulása

Magyarázó változó	Fontossági érték
MON_I_Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	0,748268
MON_I_Eladósodottság mértéke	0,722532
MON_I_Éves árbevétel nagysága	0,164124
MON_I_Saját vagyron aránya	0,146599
MON_I_Nettó forgótőke arány	0,048597

Az első két hipotézis vizsgálata szempontjából fontos éves árbevétel nagysága és a dinamikus jövedelmezőségi ráta szerepel a modellben. Likviditási mutatókat a neurális háló nem talált relevánsnak. Az optimális *cut-off* érték 0,8630 volt.

3.3.2. Főkomponenselemzés alapú csődmodellek

A főkomponenselemzés egymással lineárisan korreláló változókból állít elő korrelálatlan komponenseket (faktorokat). Az eljárás lényege, hogy néhány komponens a változók összes varianciájának elég nagy hányadát magyarázza, és ezáltal kevesebb dimenzióban elegendő modellezni. A főkomponenselemzés bizonyítottan alkalmas a multikollinearitás kezelésére és az adatok tömörítésére. A főkomponenselemzésnél kulcsfontosságú a komponensek számának megválasztása. Ezt leggyakrabban bizonyos küszöbértéket meghaladó sajátértékek segítségével definiálják. A sajátértékek az input adatok varianciájának összegző képességét mutatják minden komponensre vonatkozóan.

A komponensek a pénzügyi mutatók 17. táblázatban ismertetett fajtái alapján kerültek kialakításra. Jelen empirikus vizsgálat minden pénzügyi mutatótípushoz egy-egy komponenszt rendelt, feltéve, hogy a sajátértékek 1-et meghaladták. Az 1 feletti sajátérték követelmény minden komponens esetén teljesült. Ennek megfelelően a főkomponenselemzés alapú modellezési eljárások a megképzett jövedelmezőségi, forgási sebesség, eladósodottsági, tőkeszerkezeti, likviditási, *cash flow* és méret komponenseken, valamint egyetlen megmaradt növekedési mutatóként az árbevétel növekedési rátán és a Kft vagy Rt. *dummy* változón kerültek futtatásra. Az összehasonlíthatóság kedvéért a tanulási és a tesztelő mintára történő particionálás pontosan ugyanazokat a megfigyeléseket érintette, mint a főkomponenselemzés nélküli adatbázisban.

22. táblázat: A komponensek tesztelése és megőrzött varianciarányada

Komponens	Változók száma	KMO ⁵⁵	Bartlett-teszt		Sajátérték	Megőrzött varianciarányad (%)
			χ^2	p		
Jövedelmezőségi	4	0,454	3719,4	0,000	2,000	49,998
Forgási sebesség	3	0,510	0,772	0,856	1,045	34,839
Eladósodottsági	6	0,488	1036,7	0,000	1,946	32,430
Tőkeszerkezeti	4	0,495	33,7	0,000	1,243	31,074
Likviditási	5	0,692	2502,4	0,000	2,896	57,913
Cash flow	3	0,501	101,3	0,000	1,429	47,642
Méret	2	0,500	804,0	0,000	1,894	94,686

A forgási sebesség mutatókból nem képezhető faktor, a Bartlett-féle gömbölyűségi próba eredménye alapján a forgási sebesség mutatók függetlenségi nullhipotézisét kell elfogadni. A 0,5 körüli KMO értékekből arra következtethetünk, hogy a rendelkezésre álló minta csupán gyengén alkalmas főkomponenselemzésre. Ennek oka a linearitás hiánya. A homogenitást feltételező főkomponenselemzés és az almintákat feltételező klasszifikáló eljárások kombinációja azt a problémát is felvetheti, hogy keverednek az alminták. A csődmodellekben szignifikánsnak illetve relevánsnak talált modellváltozók és a modellek megbízhatósága azonban az alacsony KMO értékek ellenére igazolni fogja a főkomponenselemzés csődelőrejelzési alkalmazhatóságát.

A harmadik hipotézis érvényessége vagy cáfolata a főkomponenselemzésből adódó faktoregyenletek alapján kidolgozott csődmodellek és főkomponenselemzés nélküli csődmodellek teljesítményének összehasonlításával végezhető el. A hét faktoregyenlet bemutatásának jelentős helyigénye miatt nem került sor az értekezésben a faktoregyenletek leírására és a háttérszámítások részletes bemutatására.

3.3.2.1. Diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell

A főkomponenselemzés alapján képzett faktorokból modellezett diszkriminanciaanalízis függvény a korábban említett *stepwise* eljárással,

⁵⁵ KMO = Kaiser-Meyer-Olkin minta megfelelőségi mérték

ugyanazoknak a beléptetési és kiléptetési kritériumoknak a figyelembevételével készült. A paraméterek és a teljes modell tesztelése megtörtént, azok mindegyik szignifikancia szint mellett szignifikánsak (0,000 p -értékkel rendelkeznek). Az optimális *cut-off* érték 0,8525 volt. A standardizált kanonikus diszkriminanciafüggvény együtthatói és változói az alábbiak:

$$Z = 0,421X_1 + 0,554X_2 + 0,589X_3$$

ahol

Z	Diszkriminanciaérték;
X_1	Eladósodottsági faktor;
X_2	Méret faktor;
X_3	Cash flow faktor.

A diszkriminanciafüggvény szignifikancia-tesztéhez a χ^2 értéke 112,7 (szabadságfokok száma: 3). A p -érték 0,000; vagyis a diszkriminanciafüggvény minden szinten szignifikáns.

3.3.2.2. Logisztikus regresszió alapú csődmódel

A főkomponenselemzés alapján képzett faktorokból modellezett logisztikus regressziós függvény a korábban említett *forward stepwise* eljárással, ugyanazoknak a beléptetési és kiléptetési kritériumoknak a figyelembevételével készült. A paraméterek és a teljes modell tesztelése megtörtént, azok mindegyik szignifikancia szint mellett szignifikánsak (0,000 p -értékkel rendelkeznek). Az optimális *cut-off* érték 0,8322 volt. A logisztikus regressziós függvény formulája az alábbi:

$$Pr(fennmaradási) = \frac{e^{2,397+1,046X_1+0,942X_2+0,885X_3}}{1+e^{2,397+1,046X_1+0,942X_2+0,885X_3}}$$

ahol

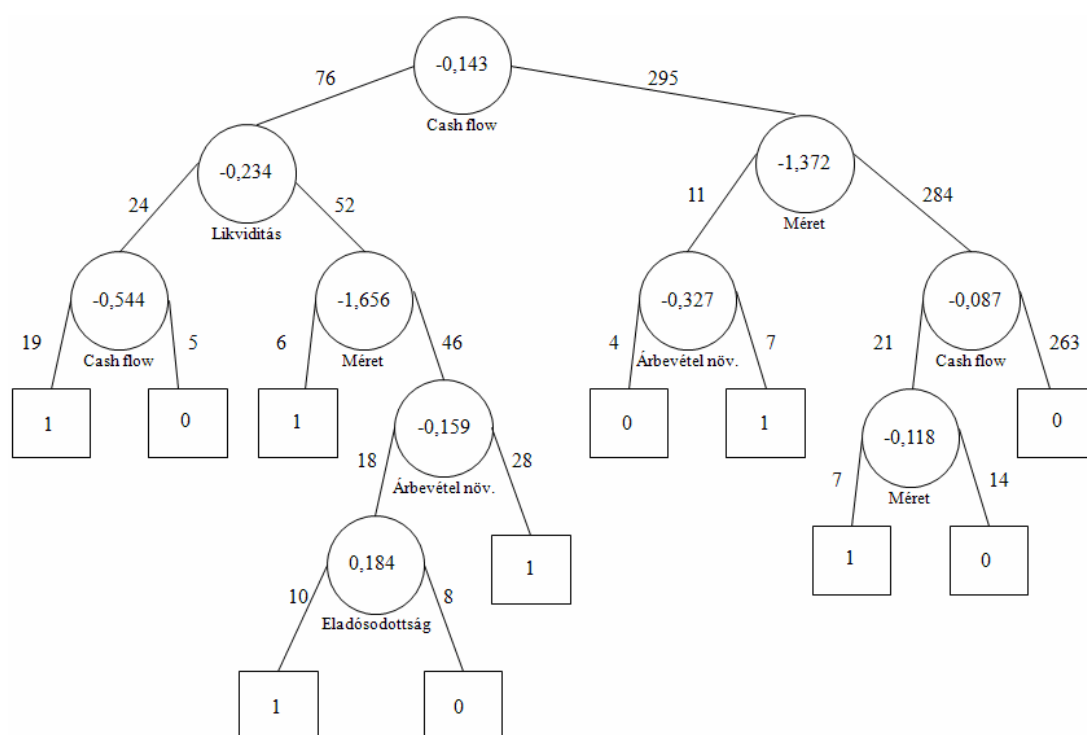
X_1	Eladósodottsági faktor;
X_2	Méret faktor;
X_3	Cash flow faktor.

Az Omnibus-teszt χ^2 értéke 92,9 (szabadságfokok száma: 3), a p -érték 0,000; ezáltal a logisztikus regressziós modell minden szinten szignifikánsnak tekinthető.

3.3.2.3. Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel

A főkomponenselemzés alapján képzett faktorokból modellezett döntési fa a korábban említett nyelési eljárással készült. Az optimális *cut-off* érték 0,8950 volt.

16. ábra: Rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmódel



A főkomponenselemzés alapú döntési fa bonyolultabb struktúrájú, mint a főkomponenselemzés nélküli. Az első és a harmadik szinten egyaránt megtalálható a *cash flow* faktor, a jobb oldali ágon kétszer szerepel a méret faktor. Ez azt jelenti, hogy az először optimális kettéválasztást biztosító faktorok valamely tényező hatásának közbeiktatását követően újra optimális kettéválasztást biztosítanak. Ebből a *cash flow* és a méret faktor jelentős relevanciájára, illetve magas magyarázó erejére következtethetünk.

3.3.2.4. Neurális háló alapú csődmódel

A főkomponenselemzés alapján képzett faktorokból modellezett neurális háló a korábban említett *exhaustive prune* technikával készült. A modellezés a főkomponenselemzés nélküli adatbázishoz képest eltérő eredményt hozott. Az input réteg két neuronból, az első köztes réteg két neuronból, a második köztes réteg egy neuronból, az output réteg egy neuronból állt. Az optimális *cut-off* érték 0,3911 volt, ami nagyságrendekkel eltér minden korábbi modell *cut-off* szintjétől. Az input változók relatív fontosságai az alábbiak voltak:

- *Cash flow* faktor: 0,541791;
- Méret faktor: 0,452635.

3.4. A vizuális klaszterezési céllal kidolgozott csődmódel

Az alfejezet célja Magyarországon klaszterezési és elemzési céllal kipróbálni két olyan technikát, amely a szakirodalom alapján alkalmas a pénzügyi mutatók és a fizetőképesség közötti nemlineáris jellegű kapcsolatok megértésének elősegítésére. Fontos rögzíteni, hogy az önszerveződő térképek és a többdimenziós skálázás önmagában nem alkalmas csődelőrejelzésre és fennmaradási valószínűségek kiszámítására, azok sokkal inkább kvalitatív elemzési eszközök.

Az önszerveződő térképek és a többdimenziós skálázás egyaránt abból indulnak ki, hogy amennyiben két vállalat között azok pénzügyi mutatói alapján nehezen tehető különbség, akkor bármilyen különbözőségi mutatószám kis értéket vesz fel, míg jelentősen eltérő pénzügyi mutatókkal rendelkező vállalatok közötti különbözőségi mutatószám nagy értéket vesz fel. A különbözőségek a vizuális outputon távolság formájában jelennek meg.

3.4.1. Önszerveződő térképek a csődmódellezésben

Az önszerveződő térképek a 3.3. alfejezetben alkalmazott csődelőrejelzési technikákkal szemben nem előrejelezni kívánják a fizetőképességet, hanem igyekeznek megtalálni, számszerűsíteni és vizuálisan megjeleníteni azokat a vállalati

viselkedési mintákat, amelyek a csőd kialakulásának veszélyével kapcsolatba hozhatók. Ilyen értelemben nem csődelőrejelzésről, hanem csődelemzésről beszélünk (Kaski [2001]).

A kvalitatív elemzéshez nincs szükség a tanulási és a tesztelő minta elkülönítésére. Az önszerveződő térkép a felülvizsgálatlan tanulás sajátosságai miatt nem foglalkozik output változóval, ezáltal az eredmények közvetlenül nem összehasonlíthatók a négy előrejelzési módszerrel, amelyek a fizetőképesség tényére optimalizálnak.

Ismeretes, hogy az önszerveződő térképek érzékenyek az *outlier* adatokra. Ez különösen a színekkel történő klaszterezés szempontjából kedvezőtlen, mivel szélsőséges esetben az is előfordulhat, hogy 1-1 megfigyelés kap csak a többitől elütő színt a térképen, és ekkor nem lehetséges felismerni a fizetőképes és a fizetéseképtelen klasztereket. *A problémát jelen empirikus vizsgálatban outlier-csonkolással sikerült orvosolni.* Ez úgy történt, hogy a szakágazati átlagokkal korrigált és pozitív monoton transzformáción átesett pénzügyi mutatószámértékek közül az átlagos szinthez képest ± 3 szóráson kívül eső értékek az átlaghoz viszonyított plusz vagy mínusz 3 szórás szinten kerültek csonkolással helyettesítésre. Minden pénzügyi mutatónál előfordultak *outlier* megfigyelések.

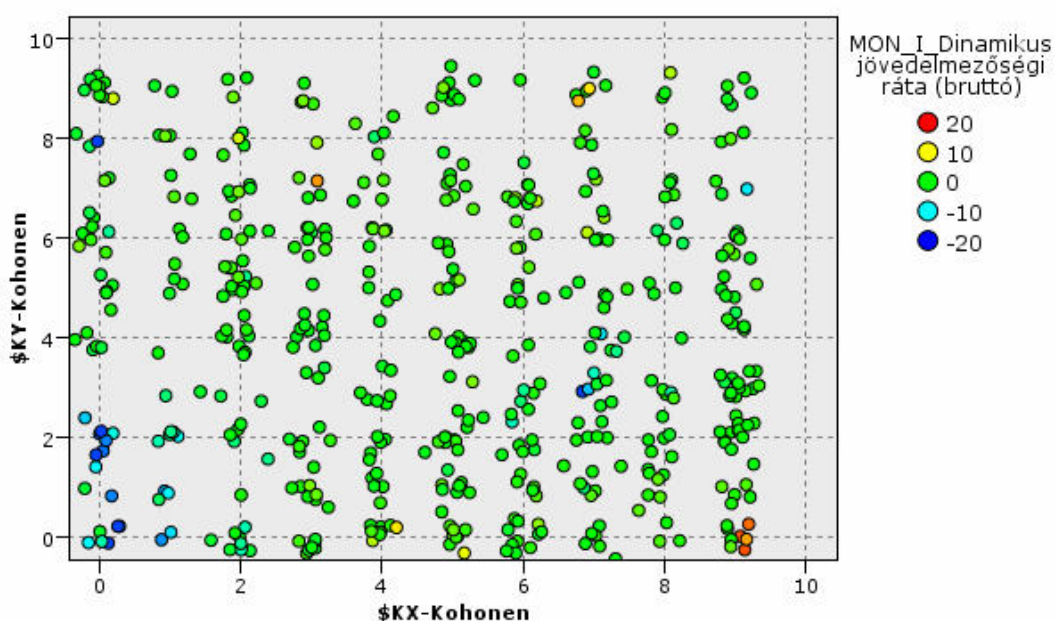
Az önszerveződő térkép-modellezéshez szükséges definiálni a térkép méretét. Nagyobb térképen elvileg jobban elkülönülnek egymástól a vállalatok, de több az üres hely rajtuk, túl kicsi térképnél pedig fennállhat a veszélye a jelentős átfedéseknek. Kompromisszumos megoldásként az értekezésben szereplő adatbázishoz 10×10-es térkép került definiálásra. Ez 28 neuronból álló input réteget és 100 neuronból álló output réteget jelent. A választott tanulási módszer a 2.2.5. alfejezetben említett „Győztes mindent visz” eljárás. A tanítás mintegy 10 percet vett igénybe.

Az önszerveződő térképek változónként készíthetők el, *adott megfigyelés minden változó-térképen ugyanahhoz az output-neuronhoz tartozik.* Szükséges megjegyezni, hogy a változónkénti elemzés nem veszi figyelembe változók közötti interakciókat. A látványosság érdekében színskálán ábrázolhatók a különböző pénzügyi mutatószám-értékeket felvevő vállalatok. Egy output neuronhoz több vállalat is tartozhat, valamint olyan eset is előfordulhat, hogy nem tartozik mindegyik kimeneti neuronhoz megfigyelés. Amennyiben több vállalatot találunk ugyanabban a kimeneti neuronban, akkor azt úgy értékelhetjük, hogy a szóban forgó vállalatok pénzügyi

mutatószám-értékei nagyon hasonlítanak egymáshoz. Ez az output neurononként lekérdezhető mutatószám-súlyokból is kiderül.

Az egyes változók magyarázó ereje, vagyis a mutatószámértékek alapján történő klaszterezés terjedelmi korlátok miatt csak néhány pénzügyi mutatóra szerepel az értekezésben. Érdekesség kedvéért többféle mutatószám-típusból szerepelnek a mintatérképek. A feladat, hogy többféle mutatószám segítségével a térképen megtaláljuk a fizetőképés és fizetéseképtelen zónát, és azt végül összevessük az általunk ismert fizetőképességi *dummy* változóval jellemezhető vállalatok elhelyezkedésével.

17. ábra: A dinamikus jövedelmezőségi rátához tartozó önszerveződő térkép

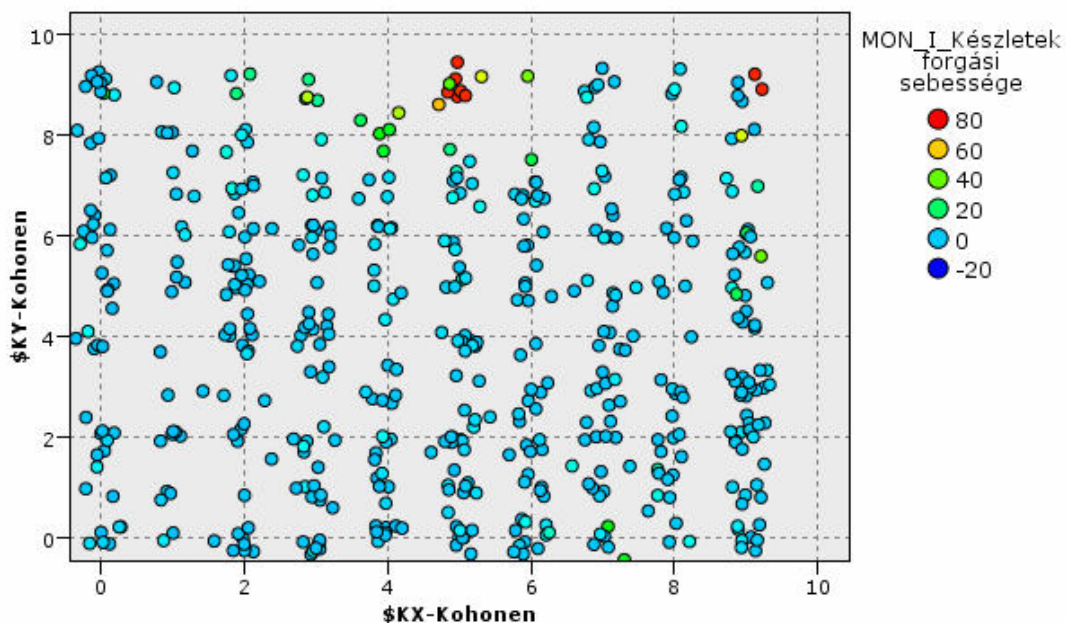


A 17. ábra a jövedelmezőségi és *cash flow* szempontból egyaránt hasznos dinamikus jövedelmezőségi rátára felrajzolt önszerveződő térképet mutatja. A jelmagyarázatban szereplő színskála alapján megállapíthatjuk, hogy a mutató szempontjából kedvezőtlen vállalatok a térkép bal alsó sarkában találhatók. A jobb alsó sarokban szerepelnek a mérlegfőösszeghez viszonyított legjobb *cash flow* arányú vállalatok, amelyeknek a fizetőképessége e mutató alapján jobb. A negatív értékek a szakágazati átlaghoz képest tekintett negatív értékeket jelentik, azok besorolása fizetéseképtelen.

Forgási sebesség szemszögből már lényegesen nehezebb fizetéseképtelen zónát találni. A 18. ábrán található a készletek forgási sebessége mutató alapján elkészített

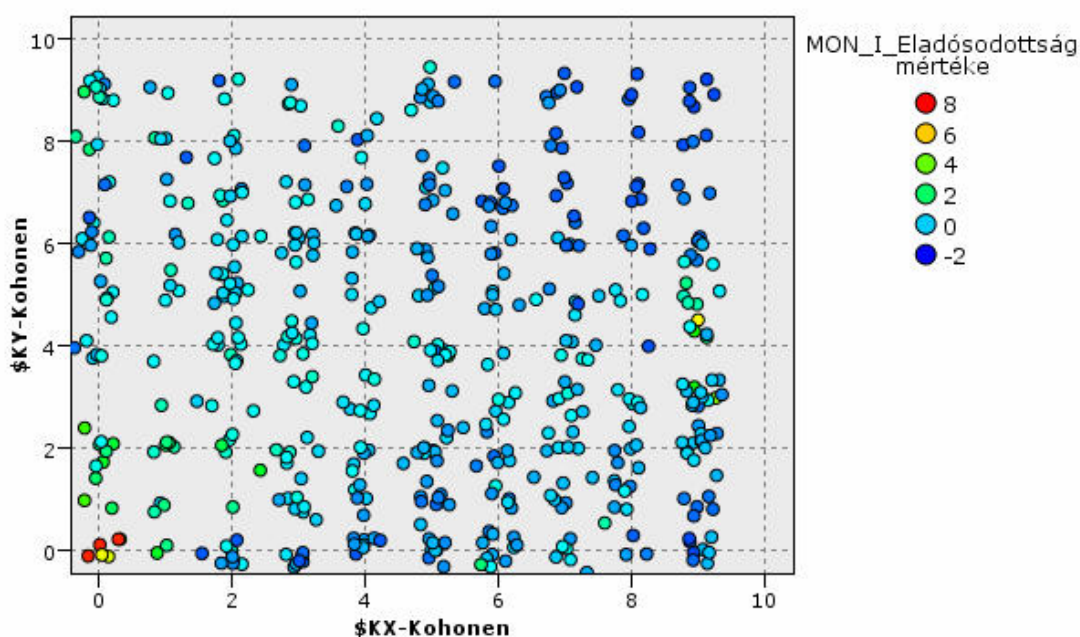
térkép. A színekből látható, hogy a vállalatok többsége leginkább a szakágazati átlaghoz hasonló forgási sebesség mutatóval rendelkezik, a térkép tetején közepén és jobbra azonban egyértelműen található egy kedvező, fizetőképes zóna.

18. ábra: A készletek forgási sebességéhez tartozó önszerveződő térkép



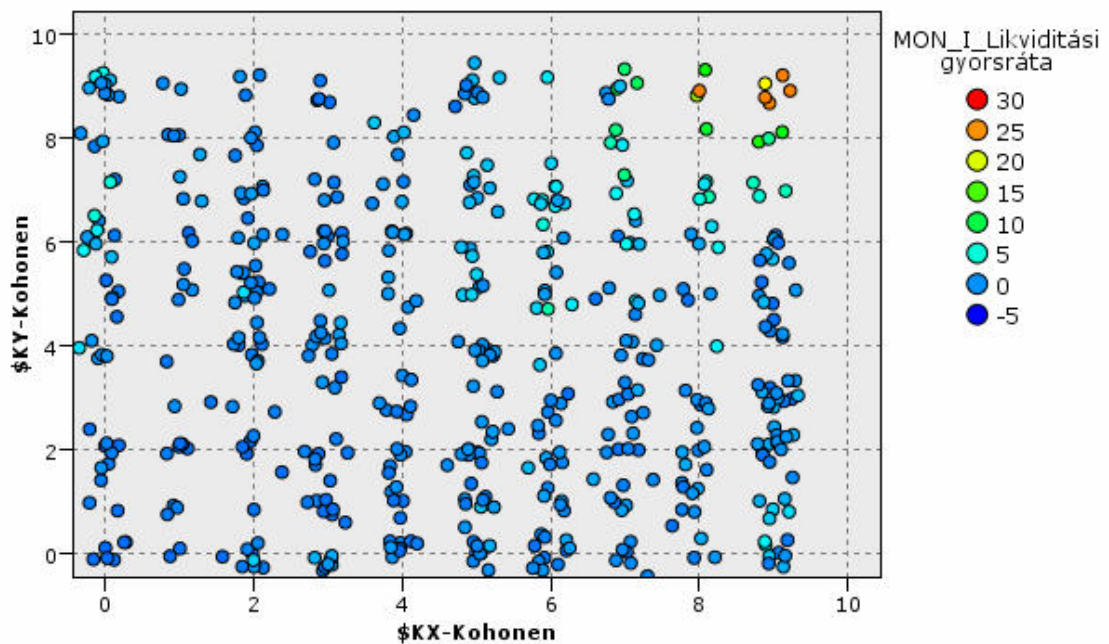
Az eladósodottsági mutatók tekintetében hasonló a helyzet, mint a dinamikus jövedelmezőségi mutatónál. A leginkább eladósodott vállalatok a térkép bal alsó részén találhatók. A legkevésbé eladósodott vállalatok a térkép jobb felső, illetve jobb alsó részén helyezkednek el. Ez sejteti, hogy a fizetéseképtelen vállalatokat valószínűleg a bal alsó térkép-részen kell keresni. Teljesen hasonló eredmény jött ki a saját vagyon aránymutatóból is.

19. ábra: Az eladósodottság mértékéhez tartozó önszerveződő térkép



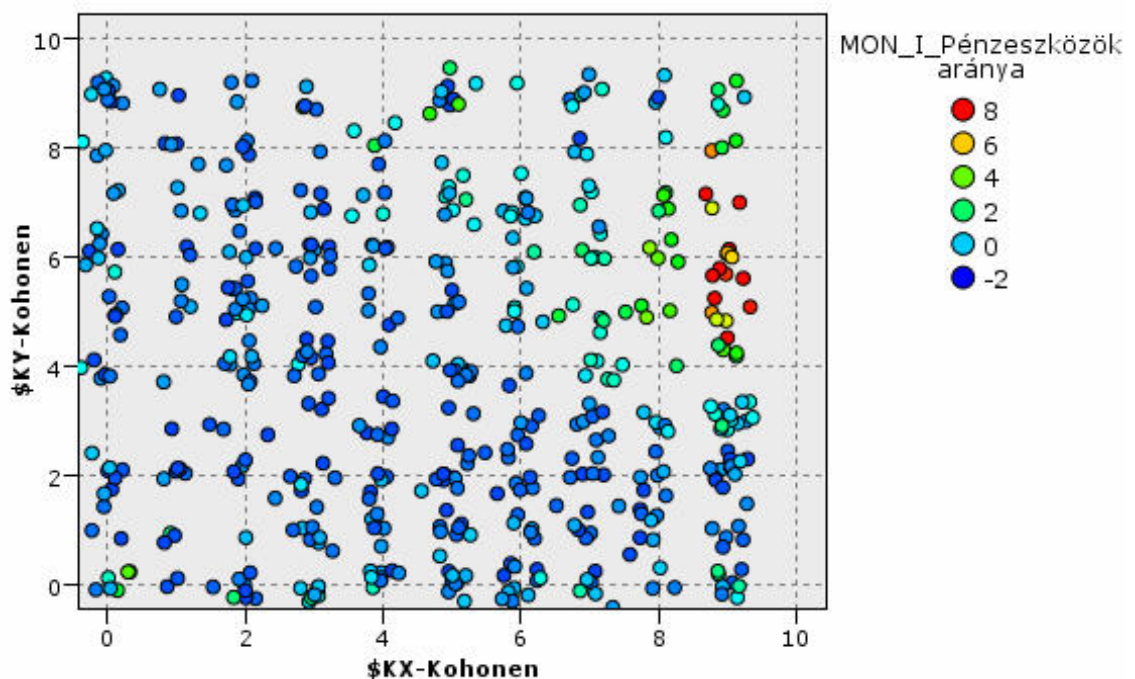
A likviditási mutatók közül a likviditási gyorsráta alapján az látható, hogy a csődmódel adatbázisban szereplő vállalatok többsége a szakágazati átlaghoz hasonló vagy valamelyest gyengébb likviditással rendelkezik (ugyanaz igazolható a likviditási rátával is). Egyértelműen rosszabb likviditási zónát nem sikerült találni, nem véletlen tehát, hogy a korábbi előrejelzési modellekben egyik likviditási mutató sem bizonyult szignifikánsnak a vállalatok fizetőképes és fizetéseképtelen osztályozása szempontjából. A térkép jobb felső sarka ugyanakkor a magas likviditású vállalatokat tartalmazza, ami részint összhangba hozható a kedvező forgási sebesség mutatókkal.

20. ábra: A likviditási gyorsrátahoz tartozó önszerveződő térkép



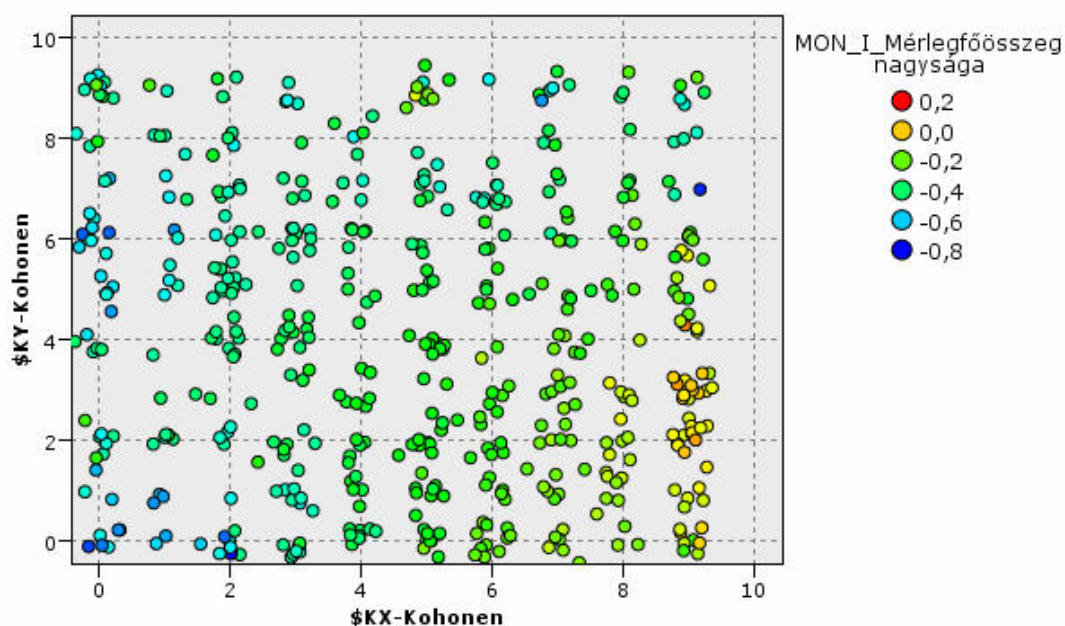
A tőkeszerkezeti mutatók közül példaképpen a pénzeszközök aránya kerül ismertetésre. A színek alapján látható, hogy a térkép jobb szegmensében található a magasabb pénzeszköz aránnyal rendelkező vállalatok, de a megfigyelések többsége a szakágazati átlagokhoz közeli szintet ér el. Alacsony pénzeszköz arányú zóna nem látható a térképen, ezáltal a fizetésképtelen vállalatok nem azonosíthatók be.

21. ábra: A pénzeszközök arányához tartozó önszerveződő térkép



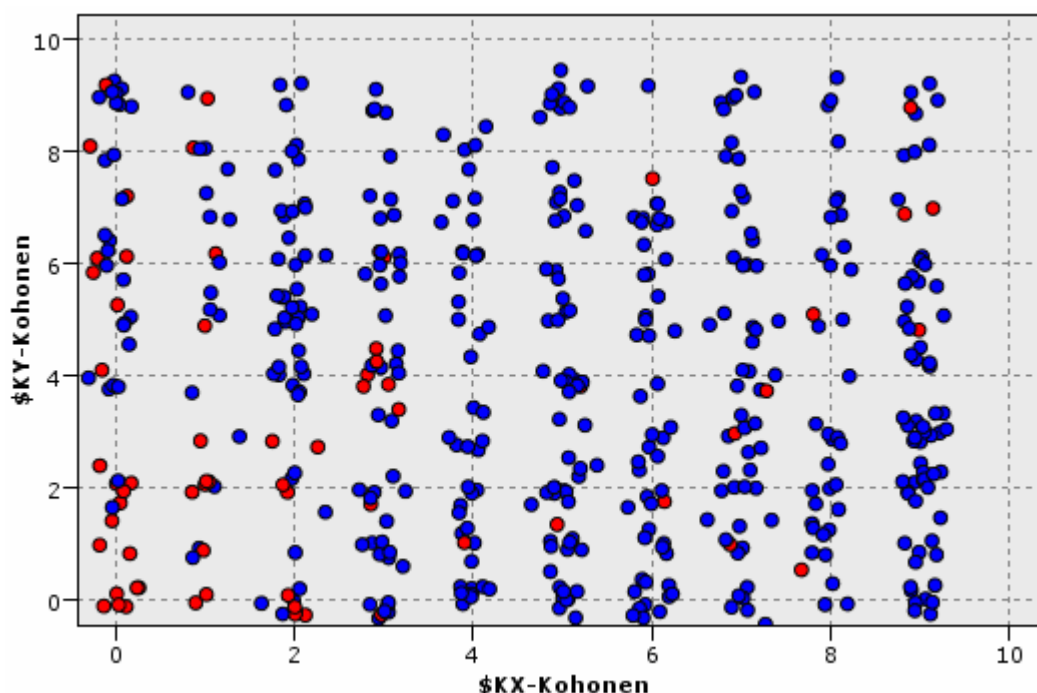
A méret mutatók tekintetében hasonló képet ad a mérlegfőösszeg és az árbevétel nagysága mutató. A *logaritmizált mérlegfőösszegeből* újra a térkép bal alsó része bizonyult a *fizetőképesség szempontjából kedvezőtlen zónának*, a bal közép mellett. A legnagyobb és leginkább fizetőképes vállalatok a jobb alsó szektorban foglalnak helyet.

22. ábra: A mérlegfőösszeg nagyságához tartozó önszerveződő térkép



A fentiekben szereplő mutatókhoz tartozó önszerveződő térképekből akkor lehet a csődmodellezés szempontjából értelmes következtetéseket levonni, ha a fizetőképesség tényét reprezentáló *dummy* változót is térképre visszük. Az eredményt a 23. ábra tartalmazza.

23. ábra: Fizetőképes és fizetéseképtelen megfigyelések az önszerveződő térképen



A térkép alapján megállapítható, hogy a fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatok tökéletes elkülönítésére az önszerveződő térkép sem képes, annál is inkább, mert az eljárás nem használta fel információként a fizetőképesség tényét, kizárólag a pénzügyi mutatószám-értékeket. Annyi azonban látható, hogy a fizetéseképtelen megfigyelések tendenciózan a térkép bal oldalán és alján találhatóak. Ez alapján igazolást nyert, hogy a pénzügyi mutatók, noha nem tökéletesek, de jelentős hozzáadott értékkel rendelkeznek a fizetőképesség klaszterezés jellegű megítélésében. Nem véletlen tehát, hogy a bal alsó zónában rendre gyengébb jövedelmezőségű, alacsonyabb *cash flow*-jú, jobban eladósodott és kisebb vállalatok szerepeltek a változónkénti térképeken.

Az önszerveződő térképekkel kapcsolatban levonható a következtetés, hogy azok rendkívül hasznos eszköznek bizonyulnak a magyarázó változók hatásainak kvalitatív elemzésében. Ennek alapján az önszerveződő térképek alkalmasak változószelekcióra, a csődelőrejelzéshez azonban kiegészítő eljárásként szükség van valamelyik kvantitatív módszerre.

A fizetéseképtelen vállalatok megkülönböztetésében a méret, *cash flow* és az eladósodottsági mutatók jól láthatóan nagyobb szerepet játszanak, mint a likviditási,

forgási sebesség és tőkeszerkezeti mutatók. Ez utóbbiak tekintetében a jobb fizetőképes vállalatok sorolhatók külön zónába, de a fizetéseképtelenek nem.

3.4.2. Többdimenziós skálázás a csődmodellezésben

A rendelkezésre álló statisztikai programcsomag két jelentős korlátot emelt a skálázás végrehajthatósága tekintetében. Egyfelől az SPSS-ben futtatható ALSCAL és PROXSCAL eljárások egyaránt maximum 100×100 -as különbözőségi mátrixszal képesek dolgozni, másfelől a dimenziók száma maximum hat lehet. A csődmodellezés tekintetében tapasztalatok alapján a hat dimenzió nem probléma, a különbözőségi mátrix korlátja azonban azt jelenti, hogy maximum 100 megfigyelés vagy 100 változó között lehet különbözőségeket számítani.

Amennyiben az lett volna a célkitűzés, hogy különböző pénzügyi mutatók hatását és egymástól vett eltérését vizsgáljuk a fizetőképesség szempontjából, akkor a 28 pénzügyi mutatóhoz tetszőleges számú vállalat lenne kapcsolható. Az értekezés célkitűzései alapján azonban arra vagyunk kíváncsiak, hogy miként különíthetők el legjobban a fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatok egymástól, ezáltal *a többdimenziós koordinátákat magukhoz a vállalatokhoz kell skálázni*. Ez azonban csupán 100 vállalat megfigyelését teszi lehetővé, ami kis minta ugyan a megalapozott következtetések levonásához, elegendő azonban a többdimenziós skálázás működésének megértéséhez, és az előnyök felismeréséhez. A fenti korlátokat figyelembe véve a csődmodell adatbázisból 100 vállalat szakágazati átlagokkal korrigált pénzügyi mutatói kerültek kiválasztásra. A 100 elemű mintából 50 fizetőképes és 50 fizetéseképtelen vállalat volt.

3.4.2.1. A skálázó modell bemutatása

A többdimenziós skálázás alkalmazási feltételei közé tartozik az adatok standardizálása. Ez megfigyelésként és változónként egyaránt lehetséges. Jelen vizsgálatban a standardizálás változónként történt egységnyi szórásra.

A többdimenziós skálázás a skálatérkép koordinátáit kizárólag a pénzügyi mutatók közötti különbözőségek alapján számítja, azt tehát nem veszi figyelembe, hogy a megfigyelések ténylegesen fizetőképesek vagy fizetéseképtelenek. A különbözőségeket arány skálán, metrikus skálázással, euklideszi távolság

számításával határoztuk meg az egységnyi szórásra standardizált alapadatokon. Az eljárástól 2-6 dimenziós megoldásokat kértünk (Virág–Kristóf [2008]).

A kezdeti konfiguráció a szimplex módszerrel került kialakításra. A minimum stressz értéket 0,0001-nek, a maximális iterációk számát 500-nak állítottuk be. A stressz konvergenciát 0,0001-nek választottuk meg, ami azt jelenti, hogy az iteráció akkor áll le, amikor a *normalizált raw stressz* értéke a megadott konvergencia szintnél kevésbé javul. A hatdimenziós megoldás esetén 34 iteráció után az algoritmus a konvergencia követelménynek megfelelően leállt, ekkor a *normalizált raw stressz* értéke 0,00759 volt. Ez a rendkívül alacsony érték jó modellilleszkedést mutat. Az illeszkedési jóságról a *Tucker*-féle kongruencia együttható segítségével is meggyőződhetünk. Minél közelebb van a kongruencia együttható 1-hez, annál jobb az illeszkedés. A hatdimenziós skálázó modell kongruencia együtthatója 0,99620 volt, ami szintén a magas szintű illeszkedést mutatja.

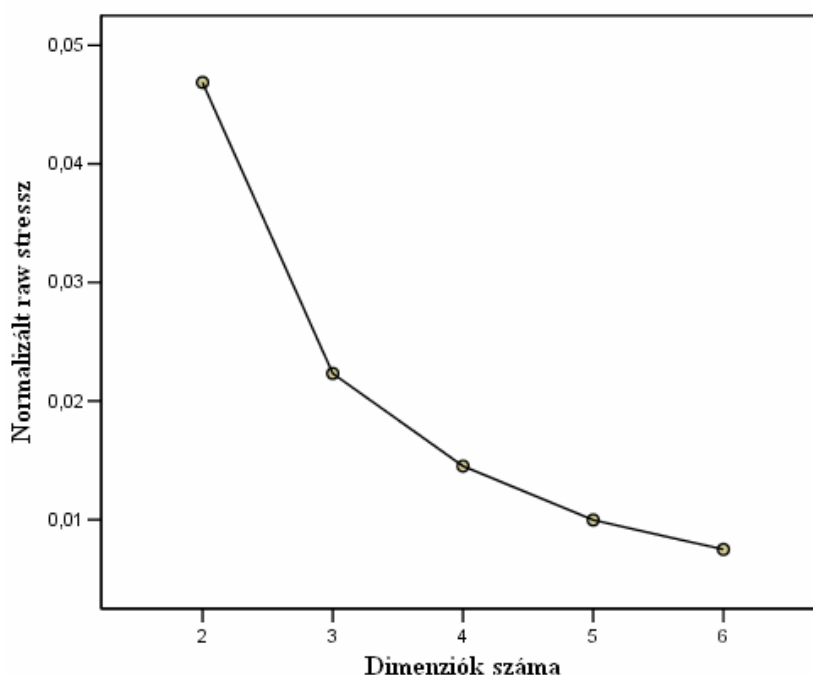
A többdimenziós skálázás során kulcsfontosságú probléma a dimenziószám optimális megválasztása. Mivel erre a szakirodalomban nem található egyértelmű iránymutatás, ezért többféle szempontból közelítettük meg a dimenziószám megfelelő megválasztását. Az SPSS-ben a PROXSCAL eljárás 2 és 6 dimenzió közötti megoldásokat képes előállítani.

Első megközelítésben az illeszkedési jóság mutató és a dimenzionalitás kapcsolatát vizsgáltuk. A 24. ábrán felrajzoltuk a *normalizált raw stressz mutató* értékét 2-6 dimenziószám esetén. Az ábrát ugyanúgy kell értelmezni, mint amikor a főkomponenselemzés esetén ábrázoljuk a sajátértékeket a komponensek számának függvényében, és azt a komponensszámot tekintjük elégségesnek, amelyik mellett a sajátértékek csökkenése egyértelműen lassul⁵⁶. Az 24. ábra alapján már a harmadik dimenzió is feleslegesnek tűnik⁵⁷.

⁵⁶ ezt szokták könyök-szabálynak is nevezni

⁵⁷ sok elemző a könnyű interpretáció céljából eleve törekszik a kétdimenziós megoldásra

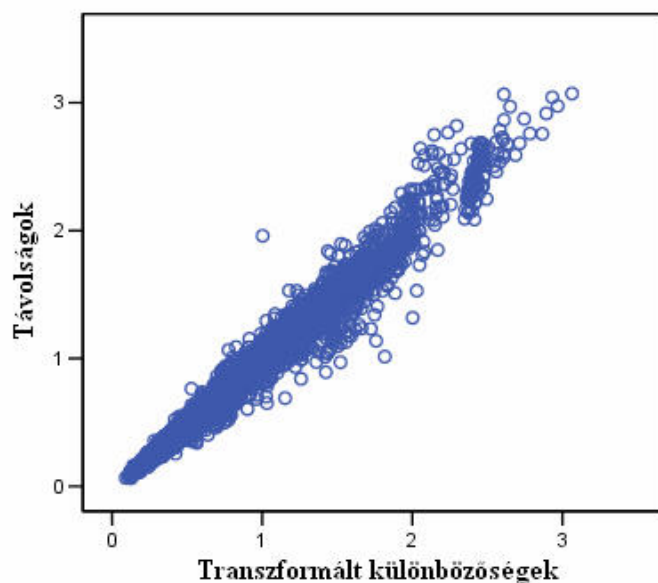
24. ábra: A normalizált raw stressz értékek különböző dimenziószámok esetén



A dimenziószám megválasztásához további felhasználható elemzési szempont (ami egyben a skálázó modell által kihozott megoldás minőségének megítéléséhez is jól alkalmazható) az eredeti adatok és a skálázó modell eltéréseinek vizsgálata. Erre a gyakorlatban jól bevált elemző eszköz az ún. *Shepard*-diagram (*Groenen–van de Velden* [2004]) tanulmányozása, amely a transzformált különbözőségeket és a távolságok megfeleltetését ábrázolja a reziduumok segítségével. A *Shepard*-diagram segítségével kimutathatók az *outlier* megfigyelések, és a skálázó modell eredményezte hibák.

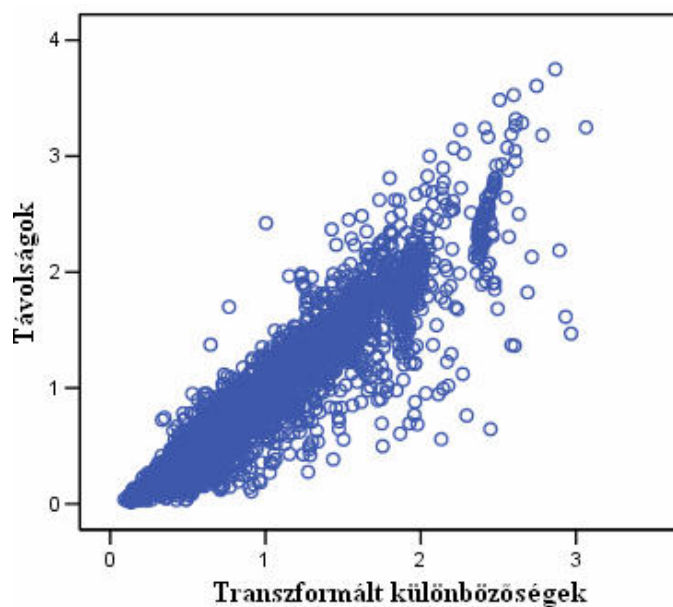
A *Shepard*-diagramot minden dimenzióra vonatkozóan célszerű számítógéppel előállítani. Minél inkább összetartanak a pontok, annál jobb a választott dimenziószám. A 25. ábra a hatdimenziós megoldás reziduumaikat mutatja be. Az ábra egyben igazolja a skálázó modell magas szintű teljesítményét.

25. ábra: Reziduumok ábrázolása a hatdimenziós megoldás esetén



A dimenziószám csökkentésével a transzformált különbségek és a távolságok ábrája lényegesen szerteágazóbb, mint a hatdimenziós pontdiagram. A korábban említett könyök-szabály által preferált kétdimenziós megoldás *Shepard*-diagramját a 26. ábra tartalmazza.

26. ábra: Reziduumok ábrázolása a kétdimenziós megoldás esetén



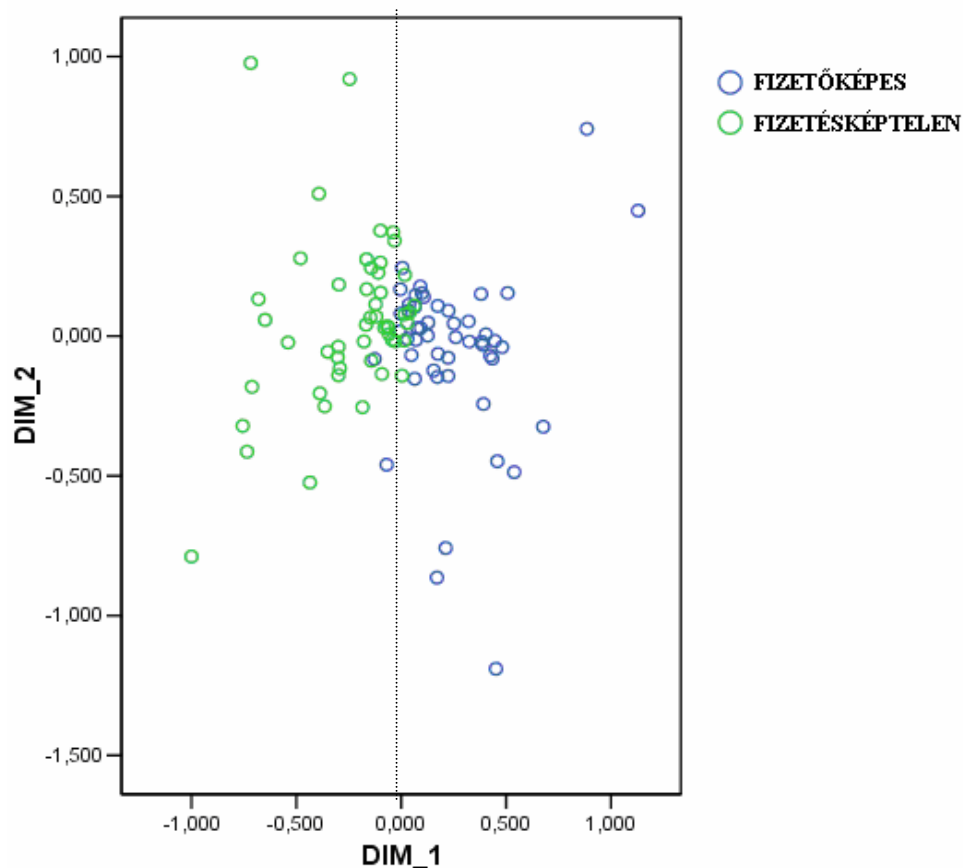
A reziduumok vizsgálata alapján tehát mind a hat dimenzióra szükség van. *Mivel az objektív statisztikai elemzési szempontok alapján nem lehet egyértelműen eldönteni a dimenziószámot, ezért a szakmai szempontok alapján történő interpretációt vettük a továbbiakban irányadónak.* Valószínűsítettük, hogy a csődelőrejelzéshez nincs szükség mind a hat dimenzióra, de jelentős információvesztést sem akartunk. A választott módszer a különböző dimenziókban létrejött koordináták dimenzió-páronkénti ábrázolása, és azokból szabad szemmel összefüggések és relevancia megállapítása volt⁵⁸.

A hat dimenzióhoz tartozó koordinátákat a PROXSCAL eljárás biztosítja minden megfigyeléshez. Ezt követi a dimenziók értékelése csődelőrejelzési szakmai szempontokból. Cél a fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések minél jobb elkülönítését jelző dimenziókat megtalálni. A szakmai elemzést a későbbiekben logisztikus regressziószámítás követi. Ennek megfelelően három pontdiagram készült: az 1. és a 2.; a 3. és a 4.; illetve az 5. és a 6. dimenziópárok alapján. Lehetőség lett volna minden dimenziókombinációra pontdiagramot felrajzolni, az összefüggések megállapítására azonban esetünkben elegendőnek bizonyult, ha mindegyik dimenzió egyszer kerül ábrázolásra. A megfigyelésekhez kiszámított koordinátákat elláttuk az általunk ismert fizetőképesség tényével *dummy* változóként, hiszen ezt az információt a skálázás nem vette figyelembe. A diagramokon kék körök jelölik a fizetőképes, és zöld körök a fizetéseképtelen vállalatok koordinátáit.

A hatdimenziós térkép 1. és 2. dimenzióra vonatkozó kivetítését tartalmazó 27. ábra nagyon fontos tulajdonságot jelez. Az tapasztalható, hogy az ábra bal oldalára összpontosulnak a fizetőképes és a jobb oldalára a fizetéseképtelen megfigyelések. Szabad szemmel is látható, hogy az 1. dimenzió nagyon jól magyarázza a fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések közötti különbséget, míg a 2. dimenzió gyakorlatilag semennyire.

⁵⁸ hasonló megoldást választott *Neophytou–Mar Molinero* [2004], akik az INDSCAL (INDividual SCALing = egyéni különbségek skálázása) eljárás által eredményezett koordinátákon alkalmaztak páronkénti grafikus ábrázolást

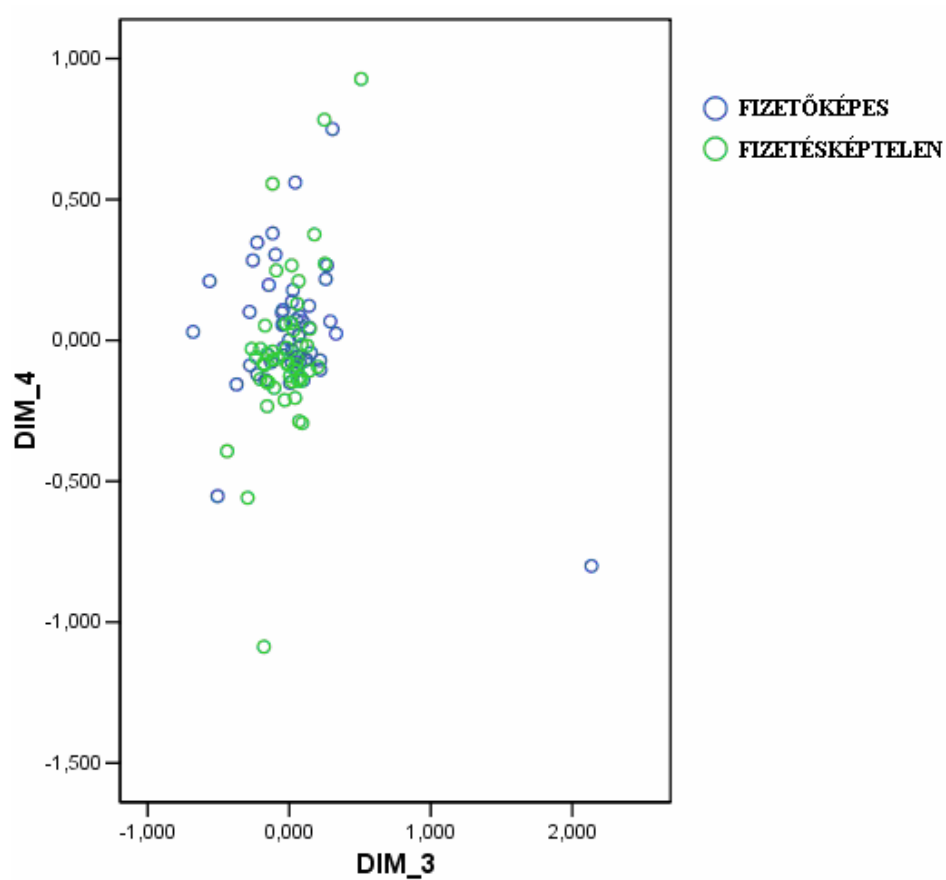
27. ábra: A fizetőképés és a fizetéseképtelen megfigyelések koordinátái az 1. és a 2. dimenzióban



A 27. ábra alapján az a következtetés vonható le, hogy még az utóbbi években jelentősen kritizált lineáris elválasztás is működőképesnek bizonyulhat a skálázással képzett koordináták alapján: egy, az 1. dimenzió origójára állított függőleges egyenes ugyanis majdnem tökéletesen képes elválasztani a fizetőképés és a fizetéseképtelen osztályokat.

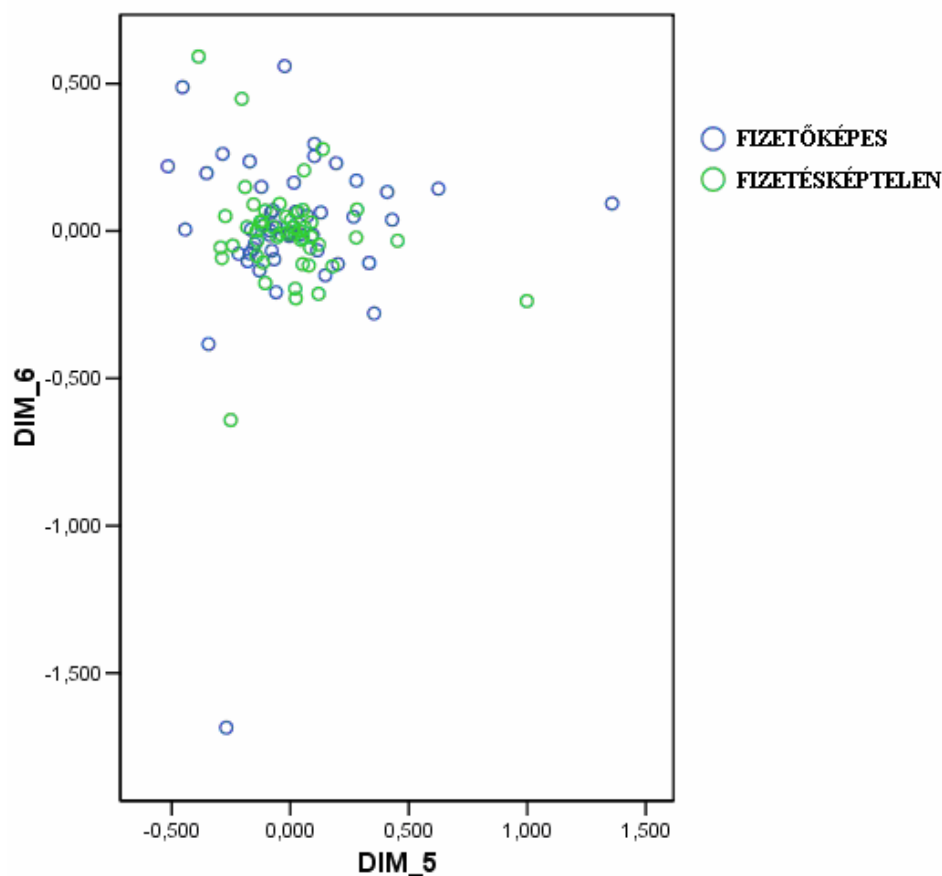
A 28. ábrán szereplő 3. és 4. dimenziók magyarázó ereje szabad szemmel már nem annyira nyilvánvaló, mint a korábbi dimenzióknál. Az ábra tanulmányozása alapján megállapíthatjuk, hogy talán a 4. dimenzió bírhat klasszifikációs képességgel, de annak kimutatása további vizsgálatokat igényel.

28. ábra: A fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések koordinátái a 3. és a 4. dimenzióban



Az 5. és a 6. dimenziók közül szabad szemmel egyik sem tűnik szignifikánsnak. A fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések meglehetősen összevissza szóródnak a 29. ábrán.

29. ábra. A fizetőképés és a fizetéseképtelen megfigyelések koordinátái az 5. és a 6. dimenzióban



A szakmai elemzés alapján az sejthető, hogy az 1. dimenzió biztosan, a 4. dimenzió pedig talán jól magyarázza a várható fizetőképességet. A látványos ábrák azonban önmagukban még nem használhatók csődelőrejelzésre, hiszen *a többdimenziós koordinátákból automatikusan nem származtathatók a hitelkockázatkezelés szempontjából rendkívül fontos csődvalószínűségi értékek, nem olvasható ki a besorolási pontosság, és nem tudjuk, hogy az első dimenzióon kívül melyik további dimenziók lehetnek szignifikánsak a fizetőképés és fizetéseképtelen osztályok megkülönböztetése szempontjából.* A probléma megoldására a logisztikus regresszió elemzést vettük segítségül.

3.4.2.2. Logisztikus regresszió elemzés a skálázó modellen

A logisztikus regresszió modell a gyakran alkalmazott *forward stepwise* eljárással került kidolgozásra. A magyarázó változók a hat dimenzió koordinátái,

minden megfigyelésre vonatkozóan, a függő változó a fizetőképesség ténye. A fizetőképes megfigyeléseket 0-val, a fizetéseképtelen megfigyeléseket 1-gyel jelöltük.

A *forward stepwise* eljárás egyesével lépteti be a szignifikánsnak talált magyarázó változókat a modellbe. Jelen vizsgálatban a *Wald*-féle bekerülési és kikerülési kritériumokat vettük figyelembe a megszokott 5% és 10% szignifikancia szinteken. A konstanson kívül első lépésben az 1. dimenzió, második lépésben a 4. dimenzió, harmadik lépésben a 6. dimenzió került modellváltozóként felvételre. A *p*-értékekből látható, hogy a modellváltozók 95% valószínűség szint mellett szignifikánsak.

A logisztikus regressziós modellben szereplő változók szignifikanciája igazolta szubjektív vélekedésünket az 1. és a 4. dimenzióról. A 95% szignifikancia szintbe „még éppen belefért” a 6. dimenzió is, azt korábban szabad szemmel nem találtuk relevánsnak.

23. táblázat: A logisztikus regressziós modell együtthatói, változói és tesztelése

Modellváltozó	β	Standard hiba	Wald-teszt	p-érték	$\exp(\beta)$ (95%-os konfidencia intervallum)
DIM_1	37,130	11,316	10,767	0,001	1E+016 (3113947-6E+025)
DIM_4	11,651	4,719	6,095	0,014	114802,4 (11,040-1E+009)
DIM_6	4,836	2,413	4,016	0,045	125,941 (1,112-14260,249)
Konstans	-0,030	0,517	0,003	0,953	0,970

A modell egészének szignifikanciáját az *Omnibus*-féle χ^2 próbával teszteltük. Az empirikus χ^2 érték 110,9 (szabadságfokok száma: 3), a *p*-érték 0,000. Ebből következően a logisztikus regressziós modell minden valószínűség szint mellett szignifikáns.

A *cut-off* érték a kiegyensúlyozott mintavételkor szokásos 50%-os szinten került megválasztásra. A besorolási pontosságokból látható, hogy a modell a fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyeléseket egyaránt rendkívül magas szinten – 96, illetve 92%

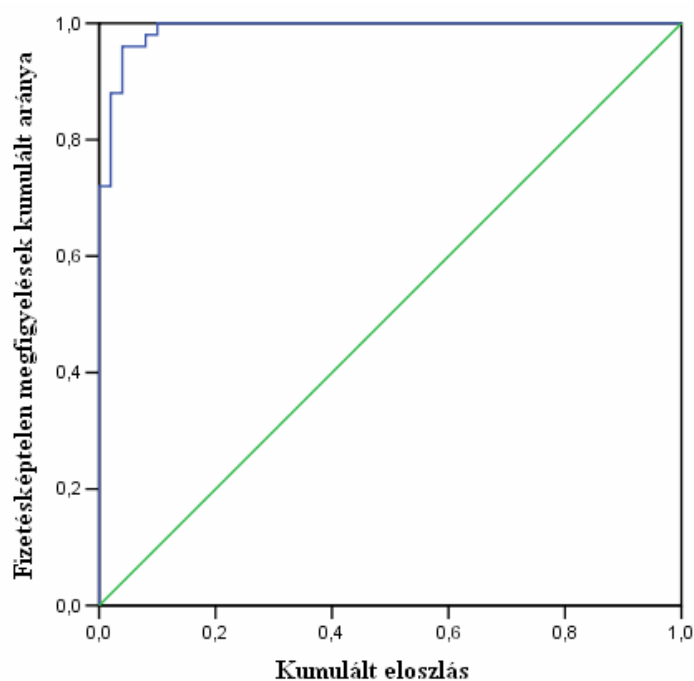
pontossággal – képes helyesen besorolni. Ez ilyen kis mintán nagyon jó eredménynek számít.

24. táblázat: A logisztikus regressziós modell besorolási pontossága

Tényleges osztály	Előrejelzett osztály		Összesen	Besorolási pontosság (százalék)
	Fizetőképes	Fizetéseképtelen		
Fizetőképes	48	2	50	96,0
Fizetéseképtelen	4	46	50	92,0
Összesen			100	94,0

A csődmódel ROC görbéje határozottan elvág a referenciavonaltól, és nagyon hamar tetőzik, vagyis a modellilleszkedés kitűnő. A ROC görbe alatti terület 0,990, ami kiemelkedően magas szintű modellilleszkedést mutat.

30. ábra: A logisztikus regressziós modell ROC görbéje



3.5. A hipotézisvizsgálat eredményei

A hat hipotézis elfogadásáról vagy cáfolatáról meghozandó döntés elősegítése érdekében az alfejezet összehasonlítja a négy előrejelzési módszerrel elkészített négy-négy csődmodell felépítését és megbízhatóságát, valamint értékeli a két vizuális klaszterezési technikával elért eredményeket.

3.5.1. A főkomponenselemzés nélküli és a főkomponenselemzés alapú csődmodellek teljesítményének összehasonlítása – az első, a második, a harmadik és a negyedik hipotézisvizsgálat eredménye

A besorolási pontosság és a ROC görbe alatti terület nagysága alapján sorrend állítható fel a négy módszer teljesítményére. A főkomponenselemzés nélküli modellszámítások alapján kapott eredmények igazolják, hogy a szimulációs eljárásokon alapuló rekurzív particionáló algoritmus és a neurális háló megbízhatóbb csődelőrejelzést tesz lehetővé, mint a hagyományos matematikai-statisztikai módszerek. Az eredeti változókon a logisztikus regresszió minden szempontból a leggyengébbnek bizonyult. Ez különösen annak fényében figyelemre méltó, hogy a csődmodellezési és hitelkockázat-kezelési gyakorlatban Magyarországon jelenleg ez a legelterjedtebb eljárás.

A 25. táblázat összefoglalja a főkomponenselemzés nélküli csődmodellek besorolási pontosságait a tanulási, a tesztelő és a teljes mintára. A diszkriminanciaanalízis esetén a tanulási és a tesztelő minta besorolási pontossága közel van egymáshoz, ebből elvileg arra következtethetnénk, hogy a csődmodell megfelelően alkalmazható előrejelzési célra. Aggasztónak értékelhető azonban a tesztelő mintán a fizetésektelen megfigyelések rendkívül alacsony szintű besorolása: az gyakorlatilag rosszabb, mint a véletlen találgatás. Ennek megfelelően éppen az empirikus vizsgálat tárgyát képező csődelőrejelzésre minősíthető alkalmatlannak a diszkriminanciaanalízis alapú csődmodell.

25. táblázat: A főkomponenselemzés nélküli csődmodellek besorolási pontosság mutatói (százalék)

Besorolási pontosság mutató	DA	Logit	RPA	NN
<i>Tanulási minta</i>				
Fizetőképes besorolási pontosság	92,19	84,38	92,19	92,19
Fizetésképtelen besorolási pontosság	56,86	56,86	86,27	74,51
Összes besorolási pontosság	87,33	80,59	91,37	89,76
<i>Tesztelő minta</i>				
Fizetőképes besorolási pontosság	89,74	81,20	89,74	93,16
Fizetésképtelen besorolási pontosság	37,50	31,25	68,75	68,75
Összes besorolási pontosság	83,46	75,19	87,22	90,23
<i>Teljes minta</i>				
Fizetőképes besorolási pontosság	91,53	83,52	91,53	92,45
Fizetésképtelen besorolási pontosság	52,24	50,75	82,09	73,13
Összes besorolási pontosság	86,31	79,17	90,27	89,88

A logisztikus regresszió a fizetőképes vállalatokat még megfelelően képes osztályba sorolni, a fizetésképtelen megfigyelések tekintetében azonban még a diszkriminanciaanalízisnél is rosszabb teljesítményt nyújt. Tekintettel arra, hogy a tesztelő minta fizetésképtelen besorolása rosszabb, mint a véletlen találgatás, ennek megfelelően a főkomponenselemzés nélküli logisztikus regressziós modellt csődelőrejelzési célra alkalmatlannak tekinthetjük. A problémák okait lehetséges keresni az alacsony mintában és az alacsony fizetésképtelen mintaarányban, de ne feledjük, hogy a többi eljárás is pontosan ugyanebből az adatbázisból dolgozott.

A rekurzív particionáló algoritmus és a neurális háló egyértelműen alkalmas előrejelzésre, annak ellenére, hogy a tesztelő mintán romlik a fizetésképtelen besorolások pontossága. A tanulási és a tesztelő minta összbesorolási pontossága lényegesen nem tér el egymástól: a besorolási pontosságok rendre 90% körüliek.

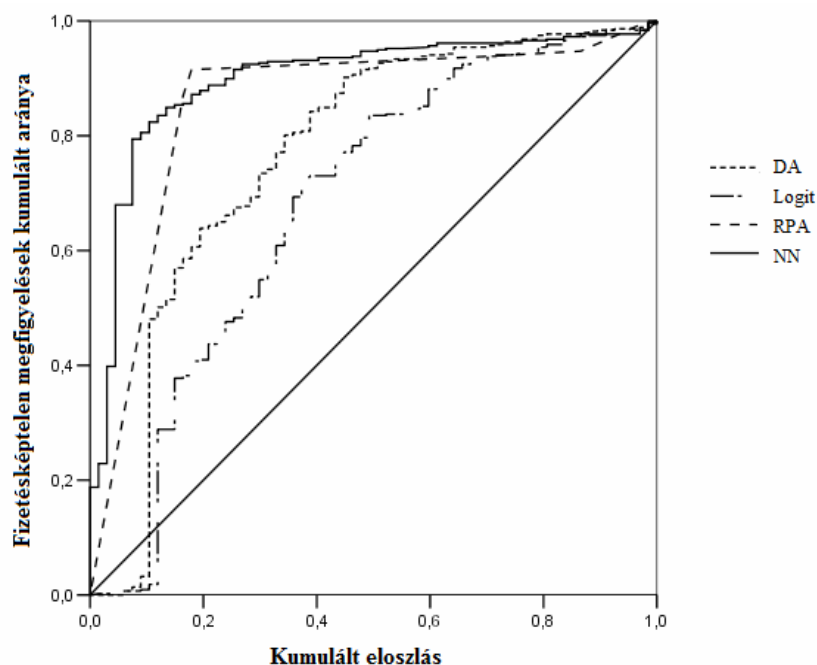
A teljes és a tesztelő mintára felrajzolt ROC görbék megerősítik a fenti megállapításokat. Bizonyos szakaszokban a neurális háló, máshol a rekurzív particionáló algoritmus a legjobb. A logisztikus regresszió ROC görbéje a teljes tartományban a többi alatt található. A görbe alatti terület nagyságait a 25. táblázat tartalmazza.

Amennyiben a modellek előrejelző erejét kizárólag a tesztelő mintán szeretnénk értékelni, akkor a neurális háló és a rekurzív particionáló algoritmus a teljes

mintához hasonlóan gyakran megelőzi és visszaelőzi egymást. A logisztikus regressziós modell kritikusan közel van a véletlen találgatást kifejező 45°-os egyeneshez.

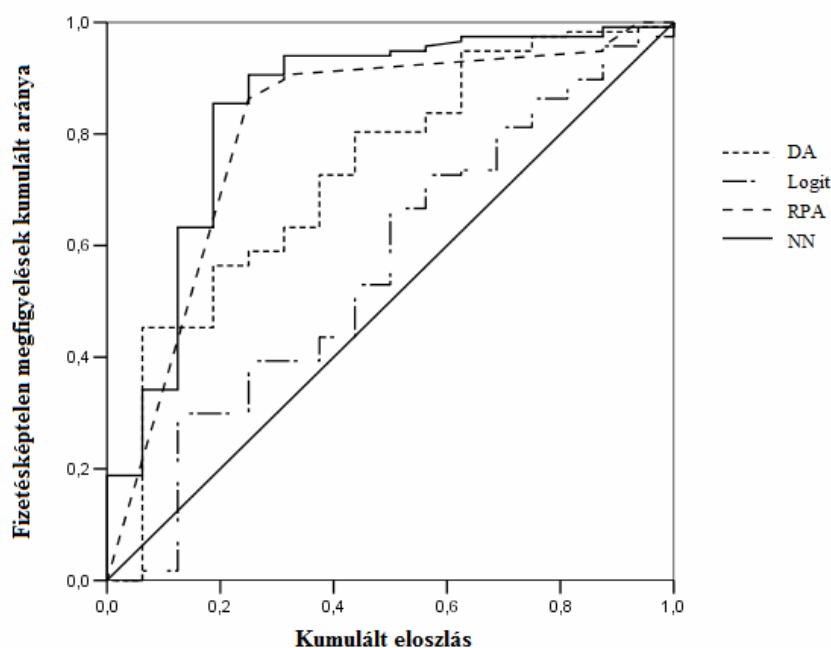
A diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regressziós modell illeszkedési jóságát reprezentáló ROC görbék arra engednek következtetni, hogy a modellek az alacsony fennmaradási valószínűségű megfigyelések esetén rosszabbak, mint a véletlen találgatás, hiszen a ROC görbék eleinte a 45°-os egyenes alá futnak. 10% fennmaradási valószínűség percentilis felett azonban a modellek teljesítménye nagyon gyorsan javul. Ez a leginkább fizetéseképtelen vállalatok kiszűrése szempontjából kritikus, ezáltal a diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió alapján történő besorolás eredményét óvatosan kell kezelni. Ez az értékelés egybeesik a besorolási pontosság táblázatokban tapasztalt tendenciával, amely alapján a hagyományos eljárások kiválóan képesek a fizetőképese cégeket besorolni, azonban a fizetéseképteleneknél jelentősek a tévedések.

31. ábra: A teljes minta ROC görbéje a négy csődmodell esetén (PCA⁵⁹ nélkül)



⁵⁹ PCA=Principal Component Analysis (Főkomponenselemzés)

32. ábra: A tesztelő minta ROC görbéje a négy csődmodell esetén (PCA nélkül)



A rekurzív particionáló algoritmus ROC görbéje nagyon jó modellilleszkedésre utal. A viszonylag egyenes szakaszok az említett fennmaradási valószínűség értékek kevés számából adódnak, ez az eljárás sajátossága. A ROC görbe határozottan elvállal a 45°-os egyenestől. A diszkriminanciaanalízishez és a logisztikus regresszióhoz képest számottevően javult az eredmény. A neurális háló ROC görbéje minden korábbi eljárásnál jobb modellilleszkedésről ad bizonyosságot. A görbe határozottan elvállal a 45°-os egyenestől, a modell becslőképessége ez alapján kiválóan minősíthető. A ROC görbe alatti terület 89,8%, ami lényegesen jobb, mint a diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió értéke, és felülmúlja a döntési fa 85,5% értékét is.

Amennyiben a főkomponenselemzést nem vesszük figyelembe, a negyedik hipotézis igazoltnak tűnik, hiszen a szimulációs eljárások valóban megbízhatóbb csődelőrejelzést tesznek lehetővé, mint a hagyományos matematikai-statisztikai módszerek. Ez a megállapítás azonban hamarosan megcáfolódik a főkomponenselemzés eredményeinek értékelését figyelembe véve.

Az előrejelző erőn kívül a modellek összehasonlítása magyarázó változó szempontból is szükséges. Érdekesség, hogy a modellváltozók tekintetében a

diszkriminanciaanalízis kilenc, a másik három eljárás öt-öt változót épített be a modellbe. A négy eljárás közül három modellváltozónak választotta a dinamikus jövedelmezőségi rátát, a mérlegfőösszeg nagyságát és az eladósodottság mértékét, vagyis ezeket tekinthetjük leginkább kritikusan fontos változóknak jelen minta alapján a jövőbeni fizetőképesség előrejelzése szempontjából. Két modell tartalmazta a saját vagyon arányát, a hosszú távú eladósodottságot és a Kft vagy Rt *dummy* változót. A többi változó csak egy modellben vagy egyben sem szerepelt. A 26. táblázat összefoglalja a négy főkomponenselemzés nélküli modell változóit. A táblázatban feltüntetett sorrend egyben fontossági (relatív hozzájárulási) sorrend is.

26. táblázat: A négy csődmodell magyarázó változói fontossági sorrendben

Diszkriminanciaanalízis	Logisztikus regresszió	Rekurzív particionáló algoritmus	Neurális háló
Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	Mérlegfőösszeg nagysága	EBITDA jövedelmezőség	Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)
Mérlegfőösszeg nagysága	Eladósodottság mértéke	Mérlegfőösszeg nagysága	Eladósodottság mértéke
Eladósodottság mértéke	Hosszú távú eladósodottság	Likviditási ráta	Éves árbevétel nagysága
Saját vagyon aránya	Kft vagy Rt	Pénzeszközök aránya	Saját vagyon aránya
Árbevételarányos nyereség (ROS)	Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	Dinamikus likviditás	Nettó forgótőke arány
Vevők forgási sebessége			
Kft vagy Rt			
Hosszú távú eladósodottság			
Cash flow / Összes tartozás			

A méret mutatókkal kapcsolatban megállapítható, hogy a diszkriminanciaanalízis, a logisztikus regresszió és a rekurzív particionáló algoritmus a mérlegfőösszeg nagyságát, a neurális háló pedig a nettó árbevétel nagyságát találta releváns modellváltozónak. A méret mutatók relevanciája azzal is összefüggésbe hozható, hogy a kisebb vállalatok nagyobb arányban mennek csődbe, mint a nagy vállalatok. A főkomponenselemzés alapú csődmodellek mindegyikében szerepelt a méret faktor.

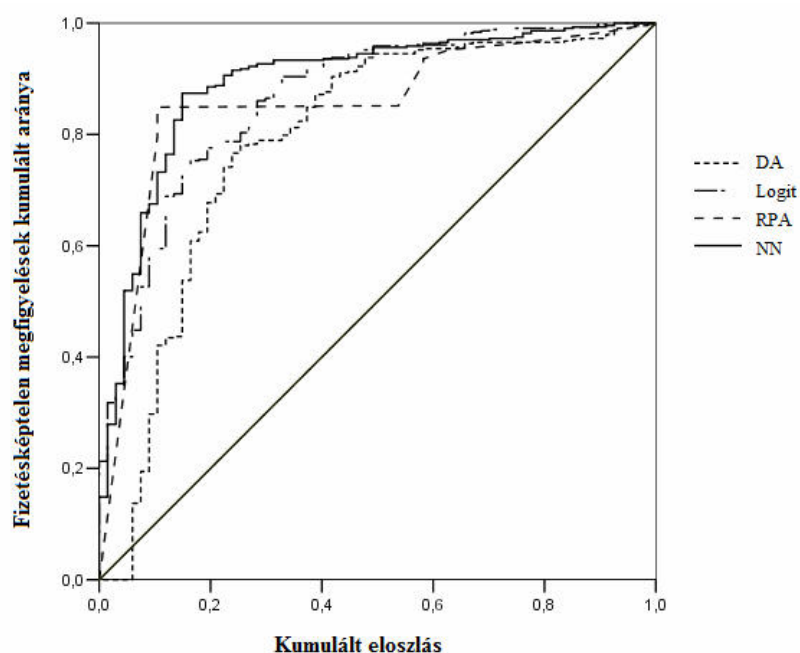
Ebből következően a méret szignifikánsnak tekinthető a fennmaradás szempontjából, így az első hipotézis igazolást nyert.

Meglepően kevés szerep jutott a csődmodellekben a növekedési, a likviditási és a forgási sebesség mutatóknak. A növekedési mutatók sehol, a likviditási mutatók csak a rekurzív particionáló algoritmusban szerepeltek modellváltozóként, a forgási sebesség mutatók közül csak a vevők forgási sebessége került bele a diszkriminanciafüggvénybe. A dinamikus likviditási ráta a döntési fán belül csak nyolc megfigyelés kettéosztásában játszott szerepet, a likviditási ráta a második szinten volt bekapcsolható a csődmodellbe. A főkomponenselemzés alapú csődmodellek közül kizárólag a döntési fa találta relevánsnak a likviditási faktort. *A csődmodellekben a hangsúly egyértelműen a méret, a cash flow, az eladósodottsági és a jövedelmezőségi mutatókra, a főkomponenselemzés alapú csődmodellekben pedig a méret és a cash flow faktorokra helyeződött. Ezek a tények nagyrészt alátámasztják a második hipotézis helyességét.*

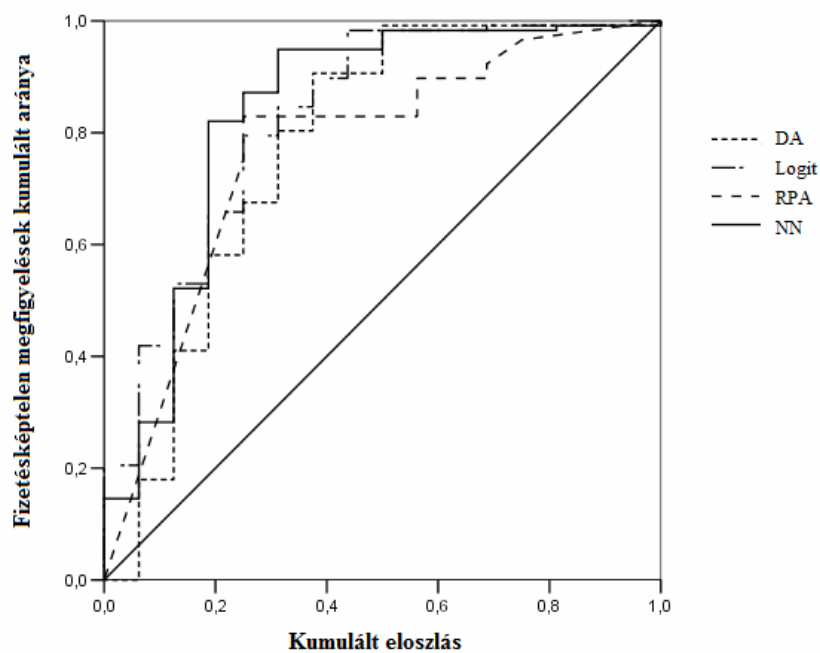
A főkomponenselemzés alapú csődmodellek besorolási pontossága alapján megállapítható, hogy *a főkomponenselemzés elsimítja a különbségeket a módszerek teljesítménye között* (lásd 33-34. ábrák és 27. táblázat). Ennek következtében az eredeti mutatószám-értékeken gyengén teljesítő módszerek eredménye minden vizsgált szempont szerint javul, az eredeti mutatószám-értékeken jól teljesítő módszerek eredménye ugyanakkor ugyanezen szempontok figyelembevételével romlik. Ezt a megállapítást a besorolási pontosságok, a ROC görbék és a görbe alatti területek egyaránt alátámasztják. A ROC görbékből szabad szemmel is látható a négy módszer viszonylag kiegyensúlyozott teljesítménye. Ez a teljes és a tesztelő mintára egyaránt érvényes.

A főkomponenselemzés alapú csődmodellek mindegyikében megtalálható a *cash flow* és a méret faktor, valamint háromban az eladósodottsági faktor. Tekintettel arra, hogy a dinamikus jövedelmezőségi ráta a *cash flow* faktorban szerepel, *az eredmények összhangban vannak a főkomponenselemzés nélküli modellek változóselekcijával.*

33. ábra: A teljes minta ROC görbéje a négy csődmodell esetén (PCA modellek)



34. ábra: A tesztelő minta ROC görbéje a négy csődmodell esetén (PCA modellek)



A 27. táblázatból látható, hogy a diszkriminanciaanalízis teljesítménye a tesztelő minta görbéje alatti terület és a tesztelő minta besorolási pontossága tekintetében

lényegesen javult az eredeti változókhoz képest. Mivel az előrejelző képességet a tesztelő minta mutatja, ezért megállapítható, hogy *a diszkriminanciaanalízis esetében érdemes főkomponenselemzést alkalmazni. A logisztikus regresszió mind a négy szempontból jelentősen javult, ezért a megállapítás hatványozottan érvényes. A rekurzív particionáló algoritmus és a neurális háló teljesítménye ugyanakkor mind a négy szempont szerint romlott a főkomponenselemzés előtti állapothoz viszonyítva, ezért jelen empirikus vizsgálatból azt a következtetést lehet levonni, hogy a szimulációs eljárásoknál nem célszerű főkomponenselemzést alkalmazni.*

27. táblázat: A csődmodellek teljesítményének összehasonlító értékelése (zárójelben a sorrend, félkövérrel kiemelve a főkomponenselemzés javító hatását képviselő jellemzők)

Szempont	DA		Logit		RPA		NN	
	nem PCA	PCA	nem PCA	PCA	nem PCA	PCA	nem PCA	PCA
ROC görbe alatti terület – teljes mintából	0,768 (3.)	0,791 (4.)	0,683 (4.)	0,866 (2.)	0,855 (2.)	0,855 (3.)	0,898 (1.)	0,894 (1.)
ROC görbe alatti terület – tesztelő mintából	0,731 (3.)	0,775 (3.)	0,563 (4.)	0,828 (2.)	0,808 (2.)	0,770 (4.)	0,846 (1.)	0,836 (1.)
Besorolási pontosság – teljes mintából	0,863 (3.)	0,887 (1.)	0,792 (4.)	0,873 (2.)	0,903 (1.)	0,855 (4.)	0,899 (2.)	0,871 (3.)
Besorolási pontosság – tesztelő mintából	0,835 (3.)	0,917 (1.)	0,752 (4.)	0,865 (2.)	0,872 (2.)	0,820 (4.)	0,902 (1.)	0,850 (3.)

Azon túl, hogy a főkomponenselemzés közelebb hozza egymáshoz a négy módszer teljesítményét, fel is borítja a sorrendet. A főkomponenselemzés nélküli logisztikus regresszió minden szempont alapján az utolsó helyre került, a főkomponenselemzés alapú logisztikus regresszió ugyanakkor mindegyik mutató tekintetében a második legjobb. Amennyiben a besorolási pontosság mutatóját tekintjük fő kritériumnak, akkor a teljes és a tesztelő mintán egyaránt a diszkriminanciaanalízis tekinthető „győztes” eljárásnak, a neurális háló visszaszorult a harmadik, a döntési fa pedig a negyedik helyre.

Ha egyforma esélyt adunk a főkomponenselemzés nélküli és a főkomponenselemzés alapú modelleknek, akkor a ROC görbe alapján a

főkomponenselemzés nélküli neurális háló, a teljes mintán számított besorolási pontosság alapján a főkomponenselemzés nélküli döntési fa, míg a tesztelő mintán számított besorolási pontosság alapján a főkomponenselemzés alapú diszkriminanciaanalízis hozza a legjobb teljesítményt. *Egyértelműen kiemelkedő eljárást az empirikus vizsgálat alapján nem sikerült találni, ezáltal a negyedik hipotézis nem nyert igazolást.*

A főkomponenselemzés alkalmazásának célszerűségével kapcsolatban megállapítható, hogy az eljárás alkalmazása nem minden esetben ad automatikusan megbízhatóbb előrejelzést. *A harmadik hipotézisvizsgálat eredménye tehát felemás képet mutat. A hagyományos matematikai-statisztikai módszerekre igaz, a szimulációs módszerekre nem igaz a feltételezés.* Mivel a hipotézis minden módszer esetében javuló teljesítményt várt volna, ezért jelen empirikus vizsgálat alapján *a harmadik hipotézist el kell vetni, mivel a főkomponenselemzés alkalmazása nem mindenhol garantál megbízhatóbb előrejelzést.*

A főkomponenselemzéssel kapcsolatban szükséges még figyelembe venni azt a tényt, hogy új megfigyelések esetén azokat először az eredeti változók lineáris kombinációin alapuló faktoregyenleteken végig kell futtatni. Ez bonyolultabbá teszi a modell felhasználhatóságát, de ez a számítástechnika mai fejlettségéből következően lényeges problémát nem okozhat. A főkomponenselemzéssel megalapozott csődmodellek interpretálhatósága ugyanakkor a multikollinearitás kiküszöbölésével javul.

3.5.2. A vizuális klaszterezési technikákkal elért eredmények értékelése – az ötödik és a hatodik hipotézisvizsgálat eredménye

Az önszerveződő térképek és a többdimenziós skálázás a vállalati fizetőképességnek elsősorban kvalitatív interpretációját segítik elő, és rendkívül hasznos elemzési eszköznek bizonyulnak. Mindkét eljárás kulcsa a távolságszámítás és a hasonló pénzügyi mutató struktúrával rendelkező vállalatok egymáshoz közelebb történő megjelenítése.

Az önszerveződő térképekről bebizonyosodott, hogy azok kiválóan alkalmazhatók változószelekcióra, vagy más eljárással változószelekciójának ellenőrzésére, annak ellenére, hogy az előrejelzési módszerekkel ellentétben output

változó nem kerül a klaszterezés során figyelembevételre, kizárólag a mutatószám-értékek eltérései.

A változónként elkészített önszerveződő térképek elemzése során az volt a feladat, hogy többféle mutatószám segítségével a térképen megtaláljuk a fizetőképessé és fizetéseképtelen zónát, és azt végül összevessük az általunk ismert fizetőképességi *dummy* változóval jellemezhető vállalatok elhelyezkedésével. A 28 pénzügyi mutató alapján felrajzolt önszerveződő térképek klaszterező képességét a 28. táblázat foglalja össze.

28. táblázat: A fizetéseképtelen zóna kialakulásában egyértelműen szerepet játszó pénzügyi mutatók

A mutató alapján megállapítható a fizetéseképtelen zóna	A mutató alapján nem állapítható meg a fizetéseképtelen zóna
Saját vagyron aránya	Eszközarányos nyereség (ROA)
Eladósodottság mértéke	Árbevételarányos nyereség
Mérlegfőösszeg nagysága	Árbevételarányos EBITDA
Éves árbevétel nagysága	EBITDA jövedelmezőség
Dinamikus jövedelmezőségi ráta (bruttó)	Eszközarányos árbevétel
	Készletek forgási sebessége
	Vevők forgási sebessége
	Hosszú távú eladósodottság
	Befektetett eszközök saját finanszírozása
	Idegen tőke / Saját tőke arány
	Befektetett eszközök idegen finanszírozása
	Tőkeellátottsági mutató
	Forgóeszköz arány
	Pénzeszközök aránya
	Nettó forgótőke aránya
	Likviditási ráta
	Likviditási gyorsráta
	Pénzhányad
	Dinamikus likviditás
	Vevők / szállítók aránya
	Cash flow / összes tartozás
	Cash flow / nettó árbevétel
	Árbevétel növekedési üteme

A 28. táblázatból láthatjuk, hogy csupán öt mutató alapján lehetséges egyértelműen fizetéseképtelen zónát megkülönböztetni, és az eredmények összhangban vannak az output változó térképével. Olyan eset is előfordult, hogy valamelyik pénzügyi mutató (pl. átlagos eszközállomány forgása, forgóeszköz arány) elkülönített ugyan rosszabban teljesítő zónát, de az nem a megfelelő térképrészen volt, illetve a reálisnál nagyobb területrészt foglalt el. A fizetéseképtelen vállalatok megkülönböztetésében a méret, a *cash flow* és az eladósodottsági mutatók jól láthatóan nagyobb szerepet játszanak, mint a likviditási, forgási sebesség és tőkeszerkezeti mutatók. Ez utóbbiak tekintetében a jobb fizetőképes vállalatok sorolhatók ugyan külön zónába, de a fizetéseképtelenek nem.

Összességében megállapítható, hogy az önszerveződő térképeken a fizetőképes és fizetéseképtelen zónák elkülöníthetőségéhez hozzájáruló pénzügyi mutatók összhangban vannak a négy előrejelzési módszer által szignifikánsnak/relevánsnak talált magyarázó változókkal, ezáltal az ötödik hipotézis elfogadásra került.

A többdimenziós skálázás során adódott dimenziópáronkénti koordináták ábráinak tanulmányozásával és a dimenzió-koordináta értékek alapján felépített logisztikus regressziós modell eredményeiből látható, hogy a többdimenziós skálázásnak egyértelműen helye van a sokváltozós csödelőrejelzési technikák között. *A többdimenziós skálázás annak ellenére képes pontos klaszterezésre, hogy kizárólag a pénzügyi mutatókból származtatott különbözőségek mátrixából dolgozik*, vagyis nem veszi figyelembe a fizetőképesség tényét a koordináták meghatározása során. Az empirikus vizsgálat alapján háromdimenziós megoldás született, de önmagában az első dimenzió is csaknem tökéletesen klaszterezett.

A kidolgozott csödmódel rendkívül jó teljesítménye alapján megállapíthatjuk, hogy igaza volt a *Neophytou–Mar Molinero* [2004] szerzőpárosnak, amikor azt állították, hogy a többdimenziós skálázás paradigmaváltást idézhet elő a csödelőrejelzés területén. Az empirikus vizsgálat alapján igazolást nyert, hogy a többdimenziós skálázás nagyon jó adattömörítő eljárás. A többdimenziós koordinátákon lefuttatott logisztikus regresszió elemzéssel kiegészítve *a többdimenziós skálázás – az új megfigyeléseken való azonnali alkalmazhatóságot leszámítva – a csödelőrejelzés minden követelményének megfelel*. A 94% besorolási pontosság és a 99% ROC görbe alatti terület egészen kiváló eredménynek minősíthető a 100 elemű mintán. Ilyen jó eredménnyel egyetlen előrejelzési módszer sem büszkélkedhetett, ezáltal *a hatodik hipotézis elfogadásra került*.

A skálázó modell becslőképességét és az interpretálhatóságot némileg beárnyékolja a modell új megfigyeléseken történő alkalmazási nehézsége, hiszen a modell által nem ismert vállalatok pénzügyi mutatóiból automatikusan nem állíthatók elő hatdimenziós koordináták. A probléma úgy orvosolható, hogy az új vállalat adatait bele kell foglalni a mintába, és újrafuttatni a modellezést. Ha az új megfigyelés pénzügyi mutatószám értékei a mintában szereplő fizetésektelen vállalatokéhoz hasonlít inkább, akkor a fizetésektelen vállalatokra jellemző dimenzió-koordinátákat kap a szóban forgó vállalat. Ilyen vizsgálat elvégzésére azonban már csak a sokváltozós statisztikában jártas szakember képes, a késztermékre kíváncsi felhasználó általában nem.

KÖVETKEZTETÉSEK

A gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése rendkívül összetett probléma. A probléma kutatását megnehezítik, ugyanakkor jelentős szakmai kihívás elé állítják azok a megállapítások, hogy a szervezetek fennmaradásának magyarázatára és megértésére *nincsen egységes elmélet, a fennmaradás előrejelzésére nincsen egyértelmű predikciót garantáló előrejelzési módszer, valamint az is előfordul, hogy különböző empirikus vizsgálatok egymásnak ellentmondó következtetésekre jutnak.* A sokváltozós csődelőrejelzés negyven éves története alatt a szakterületet kutatók körében nem született megegyezés arról, hogy milyen magyarázó változók alapján lehetséges legmegbízhatóbban előrejelezni a fizetéseképtelenséget.

A fentiekből következően a szakterületen egymással versengő és egymást kiegészítő elméleti és módszertani megközelítések élnek egymás mellett. A feyerabendi inkommensurabilitás elfogadásával sikerült kizárni az elméleti megközelítések közvetlen összehasonlításának lehetőségét, ez azonban nem érvényes az alkalmazható előrejelzési és klaszterezési módszerekre. Mivel egységes, általánosan elfogadásra javasolt elméleti-metodológiai szempontrendszer nem lett volna célszerű definiálni, *az értekezés egyértelműen a módszertani összehasonlításra és fejlesztésre fókuszált.*

A gazdasági szervezetek fennmaradását lehetséges makroszinten, mintavételen alapuló eljárásokon keresztül, valamint szervezetspecifikus esettanulmányok formájában vizsgálni. Az értekezésben a választás az elsősorban esettanulmányok statisztikai eljárásokra és a tetszőleges vállalatokhoz nyilvánosan hozzáférhető információkra koncentrálva. Elfogadva, hogy a szervezetek fennmaradása sokoldalú, komplex vizsgálati objektum, valamint, hogy nem létezik egyetlen legjobb elméleti irányzat, ezért az értekezés egyenrangú megközelítésként foglalkozott a szervezeti fennmaradás kontingenciaelméleti, tranzakciós költségelméleti, ügynökelméleti, politikai, életciklus, kognitív, strukturális, erőforrás-alapú, evolúcióelméleti és döntéselméleti oldalaival.

A csődelőrejelzéssel szemben megfogalmazhatók bizonyos alapvetések. Elismerve, hogy a csőd kialakulhat egyik napról a másikra is, többségében azonban azt olyan okok idézik elő, amelyek előrejelezhetők. Az előrejelzési modellek

általánosságban tudnak a csődökkel foglalkozni, a hirtelen változásokra vagy döntésekre bekövetkező csőddel azok előrejelezhetetlensége miatt nyilvánvalóan nem. Az univerzális predikció-készítés lehetőségének elvetését követően ezért deklarálásra került, hogy a csődmodellek hibázhatnak, a hiba minél kisebbre való szorítása azonban az értekezés gerincét képviselő csődmodellezés fontos célja volt.

A csődelőrejelzési modellek iránti igény az utóbbi időszakban számos okból megerősödött. A vállalatok csődje az érintettek többségére hatással van. Mivel a csőd általában magas költséggel jár, az érintettek érdeke a csődveszély kialakulásának időben történő felismerése. A gazdasági környezetben megfigyelhető negatív fejlemények és a vállalati teljesítménymérés rohamos fejlődése felgyorsította a csődök kutatását és a csődelőrejelzési kultúra elterjedését. A pénzügyi adatok hozzáférhetősége és a kvantitatív tudományok fejlődése óriási lehetőséget biztosít a csődelőrejelzésre irányuló empirikus kutatások számára. A csődmodellek segítségével pontosabb kép nyerhető a vállalatok gazdálkodási helyzetéről, előállíthatók a vállalatok fennmaradási valószínűségi értékei. A csődelőrejelzési modellek alkalmazása mérsékelheti az információs aszimmetriát a tőketulajdonosok és a menedzserek között, amellett, hogy azok kockázatelemzésre is kiválóan alkalmazhatók. A sokváltozós csődelőrejelzési módszerek gyakorlati elterjedését a pénzügyintézetek számára a Magyarországon is hatályba lépett Bazel II Tőkeegyezmény ösztönzi.

A vállalatok csődje többféleképpen definiálható. Az értekezésben szereplő *empirikus vizsgálatban a fizetéseképtelenség jogi eseteiként előforduló csődeljárás, felszámolási eljárás vagy végelszámolás megindítása jelentette a csődöt.* Ez lett minden modell output változója. A megfigyelt éves beszámolók a fizetéseképtelenség deklarálása előtti utolsó éves beszámolók közül kerültek ki, és ugyanebből az időszakból kerültek összegyűjtésre fizetőképessé vállalatok éves beszámolóit is. A magyarázó változók a nyilvánosan hozzáférhető cégjegyzékből és az éves beszámolókból előállítható pénzügyi mutatókon alapultak. A csődelőrejelzés során kulcsfontosságú kérdés, hogy a pénzügyi-számviteli adatok milyen összefüggésrendszere alapján lehetséges megkülönböztetni a fizetőképessé és a fizetéseképtelen vállalatokat.

Csődelőrejelzés során nem azt kell számon kérni az előrejelzésektől, hogy azok bekövetkeznek vagy sem, hanem hogy azok megfelelő információt nyújtanak-e a szükséges döntések (pl. hitelbírálat) meghozatalához. A vizsgálat elején leszögeztük,

hogy bármilyen magas megbízhatóságú modelleket is sikerül kidolgozni, tökéletes csődelőrejelzési modell nem létezik. Ebből következően a csődmodellezés során cél a hiba minél kisebbre történő leszorítása, valamint a fizetőképes és fizetésképtelen vállalatok lehető legjobb elkülönítésének képessége. Minél kisebb ugyanis a csődmodellezés hibája, annál inkább megalapozottak lehetnek döntéseink.

A magyarázó változók a vállalatok méretét, iparági hovatartozását, jogi formáját, jövedelmezőségét, forgási sebességét, likviditását, tőkeszerkezetét, eladósodottságát, *cash flow*-ját és éves növekedését kifejező információkból, többségében pénzügyi mutatókból kerültek definiálásra. A magyarázó változók megválasztását részletes szakmai elemzés előzte meg.

A csődelőrejelzési módszerek látványos fejlődése az 1960-as évek végétől figyelhető meg, és a fejlődés üteme az 1990-es évektől felgyorsult. A csődelőrejelzési módszertan történeti háttérének elemzéséből képet kaphattunk a pénzügyi mutatók egyszerű összehasonlításától az intelligens rendszerekig eltelt időszak legfontosabb mérföldköveiről, a módszerek problémáiról és a folyamatos korszerűsítésre való törekvések okairól.

Az értekezésben a hangsúly a sokváltozós statisztikai csődelőrejelzési módszerekre (diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió elemzés, rekurzív particionáló algoritmus, neurális hálók) *és sokváltozós klaszterezési eljárásokra* (önszerveződő térképek, többdimenziós skálázás) *helyeződött*, a nem sokváltozós statisztikai módszerek (mertoni modellek, opcióárazás, rating ügynökségek minősítése stb.) bemutatására érintőlegesen került sor. Megtörtént a sokváltozós módszerek alkalmazási feltételeinek és működésének részletes leírása. Az előnyök és a hátrányok összehasonlításával módszertani összehasonlítás készült.

A csődelőrejelzési módszerek teljesítményének összehasonlító elemzése az 1990-es évektől a nemzetközi és a hazai szakirodalomban hozzáférhető vizsgálatokon, valamint egy korábbi saját kismintás empirikus vizsgálat alapján készült el. A hazai és a nemzetközi empirikus eredmények a szimuláción és mesterséges intelligencián alapuló technikák magasabb klasszifikációs és előrejelző erejéről adtak bizonyosságot, igaz, volt olyan megállapítás is, hogy nincs különbség az egyes módszerek teljesítménye között.

Az adatgyűjtés több informális forrásból történt. A mintában szereplő 504 vállalatból a 75%-os modellezési adatbázison éppen teljesült a sokváltozós csődelőrejelzési módszerek alkalmazásához minimálisan szükséges 50

fizetéseképtelen megfigyelésszám. A különböző iparágakban tevékenykedő vállalatok pénzügyi mutatóinak összehasonlíthatóságát a sokasági szakágazati átlagoktól vett eltérés figyelembevétele oldotta meg. A modellezés előtti adatelőkészítés során három pénzügyi mutató kizárása és két pénzügyi mutató esetén néhány vállalat esetében adatbányászati eljárásoknál megszokott helyettesítés alkalmazása volt szükséges.

Az empirikus vizsgálat végrehajtását hat hipotézis támogatta. A hatból négy hipotézis nem került elvetésre, kettő igen. A hipotézisvizsgálatok eredményét a 29. táblázat foglalja össze.

29. táblázat: A hipotézisvizsgálat eredményeinek összefoglaló értékelése

Hipotézis	Hipotézisvizsgálat eredménye	Magyarázat
H1. A hazai korlátolt felelősségű társaságok és részvénytársaságok esetében a vállalat mérete szignifikáns magyarázó változó a várható fizetőképesség szempontjából.	Nem vetjük el	A mérlegfőösszeg és/vagy a nettó árbevétel természetes alapú logaritmus, illetve főkomponenselemzés esetén a méret faktor minden előrejelzési módszer alapján szignifikáns/releváns modellváltozónak bizonyult. A változónként elkészített önszerveződő térképek a megállapítást megerősítették.
H2. A vállalatok jövedelemtermelő képességét kifejező pénzügyi mutatók jobban magyarázzák a jövőbeni fizetőképességet, mint a kötelezettségek finanszírozási képességét kifejező likviditási mutatók.	Nem vetjük el	A vizsgált likviditási mutatók, illetve főkomponenselemzés esetén a likviditási faktor csak a döntési fában voltak releváns változók. A hangsúly egyértelműen a méret, a cash flow és az eladósodottsági mutatókra helyeződött, különösen kiemelkedő a dinamikus jövedelmezőségi ráta magyarázó ereje. A hipotézis elfogadásához az önszerveződő térkép eredménye is hozzájárult. A mintában szereplő vállalatok többsége a szakágazati átlagnak megfelelő likviditási mutatókkal rendelkezik, tehát nem alacsonyabb észrevehetően a fizetéseképtelen vállalatok likviditása.

H3. A főkomponenselemzés segítségével készített kevesebb számú változó (faktor) felhasználásával megbízhatóbb csödelőrejelzési modellek készíthetők, mint a mutatószámok egyedi értékeiből kiindulva.	Elvetjük	A besorolási pontosság és a ROC görbe alatti terület alapján egyértelmű, hogy a diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió elemzést javítja, míg a rekurzív particionáló algoritmus és a neurális háló teljesítményét rontja a főkomponenselemzés, valamint az is megfigyelhető, hogy a főkomponenselemzés kiegyenlíti a módszerek közötti különbségeket. A hipotézis tehát igaz a hagyományos matematikai-statisztikai eljárásokra, de nem igaz a szimulációs eljárásokra. Szükséges megjegyezni, hogy a linearitás hiánya rontja a főkomponenselemzés alkalmazhatóságát. A homogenitást feltételező főkomponenselemzés és az almintákat feltételező klasszifikáló eljárások kombinációja azt a problémát is felvetheti, hogy keverednek az alminták.
H4. A szimulációs előrejelzési módszerek családjába tartozó eljárások (döntési fa, neurális háló) megbízhatóbb csödelőrejelzést tesznek lehetővé, mint a hagyományos matematikai-statisztikai módszerek (diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió).	Elvetjük	Az állítás csak abban az esetben igaz, ha nem végzünk főkomponenselemzést. Ha egyforma esélyt adunk a főkomponenselemzés nélküli és a főkomponenselemzés alapú modelleknek, akkor a ROC görbe alapján a főkomponenselemzés nélküli neurális háló, a teljes mintán számított besorolási pontosság alapján a főkomponenselemzés nélküli döntési fa, míg a tesztlő mintán számított besorolási pontosság alapján a főkomponenselemzés alapú diszkriminanciaanalízis hozza a legjobb teljesítményt. A szimulációs eljárások egyértelmű dominanciája tehát az empirikus vizsgálat alapján nem nyert igazolást.

H5. Az önszerveződő térképeken a fizetőképes és fizetéseképtelen zónák elkülöníthetőségéhez hozzájáruló pénzügyi mutatók összhangban vannak a négy előrejelzési módszer által szignifikánsnak/relevánsnak talált magyarázó változókkal.	Nem vetjük el	A változónként készített önszerveződő térképek alapján látható, hogy a méret, a cash flow és eladósodottsági mutatók alapján azonosítható fizetéseképtelen zóna, viszont a forgási sebesség, likviditás és tőkeszerkezeti mutatók alapján nem. Ez utóbbiak tekintetében csupán a kiemelkedően jó vállalatok elkülönítése vált lehetségessé, de csődelőrejelzésnél nem ez a feladat.
H6. A többdimenziós skálázás a fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések pontosabb klaszterezését teszi lehetővé, mint bármelyik előrejelzési módszer.	Nem vetjük el	A többdimenziós skálázás során adódott dimenziópáronkénti koordináták ábráinak tanulmányozásával és a dimenzió-koordináta értékek alapján felépített logisztikus regressziós modell eredményeiből (majdnem tökéletesen klasszifikáló 1. dimenzió, 94% besorolási pontosság és a 99% ROC görbe alatti terület) látható, hogy a skálázás klaszterező képessége jobb, mint bármelyik előrejelzési módszeré.

A hipotézisvizsgálat alapján sikerült azonosítani azokat a tényezőket (méret, cash flow, eladósodottság), amelyek a hazai vállalatok fennmaradását és várható fizetőképességét leginkább befolyásolják. Ezt több – egymástól meglehetősen eltérő logikát alkalmazó – módszer szimultán alkalmazása támasztotta alá. A szakmai szempontok alapján kiválasztott pénzügyi mutatók közül sok egyáltalán nem rendelkezett magyarázó erővel, amely azzal magyarázható, hogy a mintában szereplő vállalatok túlnyomórészt a szakágazati átlagnak megfelelő mutatószámértékkel rendelkeztek. A szignifikánsnak illetve relevánsnak talált mutatók rendszeres nyomon követésével a hazai vállalatok, a hitelezők és a többi érintett számára a csődveszély korai felismerése válik lehetségessé.

Az empirikus vizsgálat fontos megállapításra jutott a főkomponenselemzés alkalmazhatóságával kapcsolatban: hagyományos matematikai-statisztikai eljárások esetén érdemes, míg szimulációs eljárások esetén nem érdemes főkomponenselemzést alkalmazni.

A modellezés eredményeiből az is látható, hogy egyértelműen jobb előrejelző képességgel rendelkező módszert nem sikerült találni. *Ahogy tehát nincsen domináns elmélet, úgy nincsen domináns módszer sem a gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése területén.* Fontos azonban annak ismerete, hogy a diszkriminanciaanalízis és a logisztikus regresszió csak megfelelő adattömörítés (az értekezés esetében főkomponenselemzés) után versenyképes a döntési fával és a neurális hálóval.

Az önszerveződő térképek és a többdimenziós skálázás a fizetőképes és a fizetéseképtelen megfigyelések vizuális megkülönböztetését teszik lehetővé, amelyek kvalitatív elemzésekhez kiválóan alkalmazhatók. Az eljárások segítségével a sokváltozós adatok között számított különbségek formájában megjelenő redukált adathalmazon keresztül csoportosított adatok előállítása válik valóra.

Az elméleti és a módszertani kutatási eredmények fényében prognosztizálható, hogy *a gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése nem merül ki az értekezésben említett megközelítésekben.* Lehet számítani korábban nem vizsgált elméleti magyarázatok, valamint új módszerek (nemcsak sokváltozós statisztikai) megjelenésére. Ez a szakterület számára új kutatási irányokat, új vizsgálati objektumokat és új kihívásokat jelent a jövőben. A tudományos igények mellett a fizetéseképtelenség előrejelzése iránti gyakorlati igények további erősödése is várható.

Az értekezésben elért eredmények a szakterület gyakorlati művelői számára értékes módszertani iránymutatásokat, normatív javaslatokat és konkrét modellezési technikákat jelentenek. A hazai vállalatok fizetőképességének alakulását ismerve belátható, hogy Magyarországon rövid, közép és hosszú távon egyaránt szükség lesz csődelőrejelzésre. Az értekezés elsősorban hitelezői szemszögből vizsgálta azt a problémát, hogy az éves beszámoló fordulónapját követő egy éven belül várhatóan fizetőképes vagy fizetéseképtelen lesz-e valamely vállalat. *A gazdasági szervezetek fennmaradására és várható fizetőképességére ható tényezők ismerete, nyomon követése, valamint a fizetőképes és fizetéseképtelen vállalatok egymástól való lehető legjobb elkülönítésének képessége az üzleti életben a siker és a túlélés záloga lehet.*

FELHASZNÁLT IRODALOM

1. Alici, Y. [1995]: Neural networks in corporate failure prediction: The UK experience. In: Refenes, A. N. – Abu-Mostafa, Y. – Moody, J. – Weigend, A. (eds.): *Processing Third International Conference of Neural Networks in the Capital Markets, London, October 1995*, pp. 393-406.
2. Álmos Attila – Győri Sándor – Horváth Gábor – Várkonyiné Kóczy Annamária [2002]: *Genetikus algoritmusok*. Typotex Kiadó, Budapest
3. Altman, E. I. [1968]: Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of Finance*, Vol. 23, No. 4, pp. 589-609.
4. Altman, E. I. [1993]: *Corporate Financial Distress and Bankruptcy. A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*. John Wiley & Sons, New York.
5. Altman, E. I. – Haldeman, R. – Narayanan, P. [1977]: ZETA Analysis, a new model for bankruptcy classification, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, No. 1, pp. 29-54.
6. Altman, E. I. – Marco, G. – Varetto, F. [1994]: Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 18, No. 3, pp. 505-529.
7. Altman, E. I. – Sabato, G. [2005]: Effects of the new Basel capital accord on bank capital requirements for SMEs, *Journal of Financial Services Research*, Vol. 28, No. 1-3, pp. 15-42.
8. Altman, E. I. – Saunders, A. [1998]: Credit risk measurement: Developments over the last 20 years, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 21, No. 11-12, pp. 1721-1742.
9. Amburgey, T. L. – Kelly, D. – Barnett, W. P. [1993]: Resetting the clock: The dynamics of organizational change, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 38, No. 1, pp. 51-73.
10. Amit, R. – Shoemaker, P. J. H. [1993]: Strategic assets and organizational rent, *Strategic Management Journal*, Vol. 14, No. 1, pp. 33-46.
11. Andreev, Y. A. [2006]: *Predicting financial distress of Spanish companies*. Autonomous Department of Business Economics, University of Barcelona, Barcelona
12. Anheier, H. K. – Moulton, L. [1999]: Organizational Failures, Breakdowns, and Bankruptcies. In: Anheier, H. K. (ed.): *When Things Go Wrong. Organizational Failures and Breakdowns*. Sage Publications, Thousand Oaks, pp. 3-14.
13. Armstrong, M. – Baron, A. [1998]: *Performance management: the new*

- realities*. London Institute of Personnel and Development, London
14. Arrow, K. J. [1963]: Uncertainty and welfare economics of medical care, *American Economic Review*, Vol. 53, No. 5, pp. 941-973.
 15. Arutyunjan Alex [2002]: *A mezőgazdasági vállalatok fizetéseképtelenségének előrejelzése*. PhD értekezés. Szent István Egyetem, Gödöllő
 16. Atiya, A. F. [2001]: Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 12, No. 4, pp. 929-935.
 17. Back, B. – Laitinen, T. – Sere, K. – van Wezel, M. [1996]: *Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis, and genetic algorithms*. Technical Report No. 40. Turku Centre for Computer Science, Turku
 18. Balcaen, S. – Ooghe, H. [2004]: Alternative methodologies in studies of business failure: do they produce better results than the classic statistic methods? *Vlerick Leuven Gent Working Paper Series 2004/16*. Vlerick Leuven Ghent Management School, University of Ghent, Ghent
 19. Basel Committee On ... [2006]: *Basel II: Revised International Capital Framework*. Basel Committee on Banking Supervision. Bank for International Settlements, Basel
 20. Baum, J. A. C. – Oliver, C. [1991]: Institutional linkages and organizational mortality, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 36, No. 2, pp. 187-218.
 21. Beaver, W. [1966]. Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting: selected studies, *Journal of Accounting Research*, Supplement to Vol. 5, pp. 1-111.
 22. Bennet, A. – Bennet, D. [2004]: *Organizational survival in the new world. The intelligent complex adaptive system*. KMCI Press, Elsevier, New York
 23. Bernhardsen, E. [2001]: *A Model of Bankruptcy Prediction. Working Paper*. Financial Analysis and Structure Department, Research Department, Norges Bank, Oslo
 24. Besenyei György – Gidai Erzsébet – Nováky Erzsébet [1982]: *Előrejelzés, Megbízhatóság, Valóság*. Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó, Budapest
 25. Billings, R. S. – Milburn, T. W. – Schaalman, M. L. [1980]: A model of crisis perception: A theoretical and empirical analysis, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 25, No. 1, pp. 300-316.
 26. Black F. – Scholes, M. [1973]: The Pricing of Options and Corporate Liabilities, *Journal of Political Economy*, Vol. 81, No. 3, pp. 637-654.
 27. Blaug, M. [1980]: *The Methodology of Economics: or How Economists Explain*. Boland, Los Angeles

28. Brooks, C. [2002]: *Introductory econometrics for finance*. Cambridge University Press, Cambridge
29. Bruno, A. V. – Leidecker, J. K. [1988]: Causes of new venture failure: 1960 vs. 1980, *Business Horizon*, Vol. 31, No. 6, pp. 51-56.
30. Burns, T. – Stalker, G. M. [1961]: *The management of innovation*. Tavistock, London
31. Camp, R. C. [1989]: *Benchmarking: the search for industry best practices and lead to superior performance*. ASQC Quality Press, Milwaukee
32. Carrol, G. R. [1984]: Organizational ecology, *Annual Review of Sociology*, Vol. 10, pp. 71-93.
33. Case, J. [1996]: *The Dark Side: The State of Small Businesses*. Government Printing Office, Washington
34. Charitou, A. – Neophytou, E. – Charalambous, C. [2004]: Predicting corporate failure: Empirical evidence for the UK, *European Accounting Review*, Vol. 13, No. 3, pp. 465-497.
35. Coats, P. – Fant, L. [1993]: Recognizing financial distress patterns using a neural network tool, *Financial Management*, Vol. 22, No. 3, pp. 142-155.
36. Coface [2008]: *Country report for investors and exporters – Hungary*. Coface Hungary, Budapest
37. Cohen, M. D. – March, J. G. – Olsen, J. P. [1972]: A garbage can model of organizational choice, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 17, No. 1, pp. 1-25.
38. Commandeur, J. J. F. – Heiser, W. J. [1993]: Mathematical derivations in the proximity scaling (PROXSCAL) of symmetric data matrices. *Technical Report No. RR-93-03*. Department of Data Theory, Leiden University, Leiden
39. Creditreform [2007]: *A 2000. január 01. - 2006. december 31. között megindított és már közzétett végelszámolások, csődeljárások, felszámolási eljárások statisztikai jelentése*. Creditreform Magyarország Hitelezővédelmi Szövetség, Budapest. Internet: <http://www.creditreform.hu>
40. Csőke Andrea [1992]: *A csődtörvény*. Láng Kiadó, Budapest
41. Cybenko, G. [1989]: Approximation by superpositions of a sigmoid function, *Mathematics of Controls, Signals and Systems*, Vol. 2, No. 4, pp. 303-314.
42. Cyert, R. M. – March, J. G. [1963]: *A Behavioral Theory of the Firm*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs
43. Dakovic, R. – Czado, C. – Berg, D. [2007]: Bankruptcy prediction in Norway: a comparative study. *Statistical Research Report No. 4*. Department of Mathematics, University of Oslo, Oslo

44. Deal, T. E. – Kennedy, A. A. [1982]: *Corporate Cultures: The Rites and Rituals of Corporate Life*. Addison-Wesley, Reading
45. Deboeck, G. J. [1998]: Financial Applications of Self-Organizing Maps, *Neural Network World*, Vol. 8, No. 2, pp. 213-241.
46. Delaney, J. K. [1996]: Veiled politics. Bankruptcy as a structured organizational field, *American Behavioral Scientist*, Vol. 39, No. 8, pp. 1025-1039.
47. Dobák Miklós et al. [1996]: *Szervezeti formák és vezetés*. Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó, Budapest
48. Dorsey, R. E. – Edmister, R. O. – Johnson, J. D. [1995]: *Bankruptcy prediction using artificial neural systems*. The University of Mississippi, School of Business, Oxford
49. Elloumi, F. – Gueyie, J. [2001]: Financial distress and corporate governance: an empirical analysis, *Corporate Governance: International Journal of Business in Society*, Vol. 1, No. 1, pp. 15-23.
50. Engelman, B. – Hayden, E. – Tasche, D. [2003]: Measuring the discriminative power of rating systems. *Discussion Paper Series 2: Banking and Financing Supervision*. Deutsche Bundesbank, Frankfurt
51. Fan, A. – Palaniswami, M. [2000]: A new approach to corporate loan default prediction from financial statements. In: *Proceedings of Computational Finance/Forecasting Financial Markets Conference CF/FFM-2000*, London
52. Fayol, H. [1984]: *Ipari és általános vezetés*. Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó, Budapest
53. Feyerabend, P. [1975]: *Against Method*. New Left Books, London
54. Fichman, M. – Levinthal, D. A. [1991]: Honeymoons and the liability of adolescence: A new perspective on duration dependence in social and organizational relationships, *Academy of Management Review*, Vol. 16, No. 2, pp. 442-468.
55. Fitzpatrick, P. [1932]: *A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies*. The Accountants' Publishing Company, Washington
56. Fligstein, N. [1991]: The Structural Transformation of American Industry: An Institutional Account of the Causes of Diversification in the Largest Firms, 1919-1979. In: Powell, W. – DiMaggio, P. (eds.): *The New Institutionalism in Organizational Analysis*. The University of Chicago Press, Chicago, pp. 311-336.
57. Ford, R. C. – Fottler, M. D. [1995]: Empowerment: A matter of degree, *Academy of Management Executive*, Vol. 9, No. 3, pp. 21-29.

58. Fox, L. [2003]: *Enron. The rise and fall*. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey
59. Friedman, M. [1953]: *Essays in Positive Economics*. The University of Chicago Press, Chicago
60. Frydman, H. – Altman, E. I. – Kao, D. L. [1985]: Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress, *The Journal of Finance*, Vol. 40, No. 1, pp. 303-320.
61. Füstös László – Kovács Erzsébet – Meszéna György – Simonné Mosolygó Nóra [2004]: *Alakfelismerés. Sokváltozós statisztikai módszerek*. Új Mandátum Kiadó, Budapest
62. Gáspár, T. – Nováky, E. [2002]: Dilemmas for renewal of futures methodology, *Futures*, Vol. 34, No. 5, pp. 365-379.
63. GMS Lab [2001]: *A Basic Introduction to Neural Networks*. Available from Internet: <http://blizzard.gis.uiuc.edu/htmldocs/Neural/neural.html>
64. Gonzalez, S. [2000]: *Neural Networks for Macroeconomic Forecasting: A Complementary Approach to Linear Regression Models. Working Paper 2000-07*, Department of Finance, Canada
65. Gray, D. [1996]: Reasons for Success and Failure in a Home-Based Business. *Canada Computer Papers*, No. 11. Available from Internet: <http://www.canadacomputers.com>
66. Grinyer, P. – McKiernan, P. [1994]: *Sharpbenders revisited. Paper presented at the British Academy of Management Conference*. Lancaster University, Lancaster
67. Groenen, P. J. F. – van de Velden, M. [2004]: Multidimensional scaling. *Econometric Institute Report EI 2004-15*. Econometric Institute, Erasmus University of Rotterdam, Rotterdam
68. Grove, A. [1996]: *Only the Paranoid survive*. Doubleday, New York
69. Gurney, K. [1996]: *Neural nets*. Department of Human Sciences, Brunel University, Uxbridge
70. Hager, M. et al. [1996]: Tales from the grave: Organization's accounts of their own demise, *American Behavioral Scientist*, Vol. 39, No. 8, pp. 975-994.
71. Hajdu Ottó [2004]: A csődesemény logit-regressziójának kismintás problémái, *Statisztikai Szemle*, 82. évfolyam, 4. szám, 392-422. o.
72. Hajdu, O. – Virág, M. [2001]: A Hungarian model for predicting financial bankruptcy, *Society and Economy in Central and Eastern Europe*, Vol. 23, No. 1-2, pp. 28-46.
73. Halas Gábor [2004]: *Hogyan mérjük nemfizetési valószínűséget? Módszertani összehasonlítás*. Mérés-Határ-Műhely tanulmány, Info-Datax Kft, Budapest

74. Hambrick, D. C. – D'Aveni, R. A. [1988]: *Large corporate failure: The structure of security and the politics of corporate reorganization in Britain and the United States (Working Paper 9311)*. American Bar Foundation, Chicago
75. Hammer, M. – Champy, Y. [1993]: *Reengineering the corporation*. Harper Collins, New York
76. Hámori Gábor [2001a]: A CHAID alapú döntési fák jellemzői, *Statisztikai Szemle*, 79. évfolyam, 8. szám, 703-710. o.
77. Hámori Gábor [2001b]: A fizetéseképtelenség előrejelzése logit-moddal, *Bankszemle*, 45. évfolyam, 1-2. szám, 65-87. o.
78. Han, J. – Kamber, M. [2006]: *Data mining: concepts and techniques*. Morgan Kaufmann Publishers, New York
79. Hannan, M. T. – Carroll, G. R. [1992]: *Dynamics of organizational populations: Density, legitimation, and competition*. Oxford University Press, Oxford
80. Hannan, M. T. – Freeman, J. [1989]: *Organizational ecology*. Harvard University Press, Cambridge
81. Harrigan, K. R. [1988]: *Managing Maturing Businesses*. D.C. Heath and Co., Lexington
82. Hideg Éva [2001]: Általános evolúciós elmélet és evolúciós modellezés. In: Hideg Éva (szerk): *Evolúciós modellek a jövő kutatásban*. AULA Kiadó, Budapest, 34-63. o.
83. Hideg, É. [2002]: Implications of two new paradigms for futures studies, *Futures*, Vol. 34, No. 3-4, pp. 283-294.
84. Hirschman, A. O. [1970]: *Exit, voice, loyalty: Responses to decline in firms, organizations and states*. Harvard University Press, Cambridge
85. Huang, G. B. – Saratchandran, P. – Sundararajan, N. [2005]: A generalized growing and pruning RBF (GGAP-RBF) neural network for function approximation, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 1, pp. 57-67.
86. Hunyadi László – Mundruczó György – Vita László [1996]: *Statisztika*. AULA Kiadó, Budapest
87. Info-Datex [2006]: *Módszertani elemzés a nemfizetési valószínűség modellezéshez*. A PSZÁF „A pénzügyi szervezetek kockázatainak (partner, működési, likviditási stb.) tökemegfelelési követelményeiből adódó, üzleti alkalmazásokat segítő módszerek kidolgozása és a módszerek működéséhez szükséges adatbázisok kiépítése” c. pályázatára készült tanulmány. Info-Datex Kft., Budapest
88. Jacobs, O. H. – Ostreicher, J. [2000]: *Az éves beszámoló elemzése mint a tervezés és a döntés-előkészítés eszköze*. Kossuth Kiadó, Budapest

89. Jeter, L. W. [2003]: *Disconnected: Deceit and Betrayal at WorldCom*. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey
90. Jorion, P. [1995]: *Big bets gone bad: Derivatives and Bankruptcy in Orange Country*. Academic Press, San Diego
91. Kaplan, R. S – Norton, D. P. [1996]: *Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business School Press, Boston
92. Kaski, S. [2001]: Bankruptcy analysis with self-organizing maps in learning metrics, *IEEE Transactions on Neural networks*, Vol. 12, No. 4, pp. 936-947.
93. Keasey, K. – Watson, R. [1991]: Financial distress prediction models: a review of their usefulness, *British Journal of Management*, Vol. 2, No. 2, pp. 89-102.
94. Kerling, M. – Poddig, T. [1994]: Klassifikation von Unternehmen mittels KNN. In: Rehkugler, H. – Zimmermann, H. G. (eds): *Neuronale Netze in der Ökonomie*. Vahlen Verlag, München, pp. 424-490.
95. Kets de Vries, M. – Miller, D. [1984]: *The neuronc organization*. Jossey-Bass, San Francisco
96. Kida, T. [1980]: An investigation into Auditor's continuity and related qualification judgments, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 2, pp. 506-523.
97. Kidane, H. W. [2004]: *Predicting financial distress in IT and services companies in South Africa*. Department of Business Management, University of the Free State, Bloemfontein, Republic of South Africa
98. Kieser, A. [1995]: Az evolúcióelméleti megközelítés. In: Kieser, A. (szerk.): *Szervezetelméletek*. AULA Kiadó, Budapest, 315-357. o.
99. Kiviluoto, K. [1996]: *Analyzing financial statements with the self-organizing map*. Master's thesis. Helsinki University of Technology, Espoo
100. Kiviluoto, K. [1998]: Predicting bankruptcies with the self-organizing map, *Neurocomputing*, Vol. 21, No. 1-3, pp. 191-201.
101. Kiviluoto, K. – Bergius, P. [1998]: Two-level self-organizing maps for analysis of financial statements. In: *Proceedings of the 1998 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Volume 1*. IEEE Neural Networks Council Piscataway, New Jersey, pp. 189-192.
102. Klein, J. I. [2000]: *Corporate failure by design. Why organizations are built to fail?* Quorum Books, Westport, Connecticut, London
103. Kohonen, T. [2001]: *Self-organizing maps*. Springer Verlag, Berlin
104. Kovács Erzsébet [2006]: *Pénzügyi adatok statisztikai elemzése*. BCE Pénzügyi és Számviteli Intézet, Budapest
105. Kristóf Tamás [2002]: A mesterséges neurális hálók a jövőkutatás szolgálatában. *Jövőelméletek 9*. BKÁE Jövőkutatási Kutatóközpont, Budapest

106. Kristóf Tamás [2004]: Mesterséges intelligencia a csődelőrejelzésben. *Jövőtanulmányok* 21. BKÁE Jövőkutatási Kutatóközpont, Budapest
107. Kristóf Tamás [2005a]: A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata, *Statisztikai Szemle*, 83. évfolyam, 9. szám, 841-863. o.
108. Kristóf Tamás [2005b]: Szervezetek jövőbeni fennmaradása különböző megközelítésekben, *Vezetéstudomány*, 36. évfolyam, 9. szám, 15-23. o.
109. Kristóf, T. [2006]: Is it possible to make scientific forecasts in social sciences? *Futures*, Vol. 38, No. 5, pp. 561-574.
110. Kristóf Tamás [2008]: A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről, *Közgazdasági Szemle*, 55. évfolyam, 5. szám, 441-461. o.
111. Kruskal, J. B. – Wish, M. [1978]: *Multidimensional Scaling*. Sage Publications, London
112. KSH [2008a]: *A regisztrált gazdasági szervezetek száma*. Központi Statisztikai Hivatal, STADAT, Internet: <http://www.ksh.hu>
113. KSH [2008b]: *Az új bejegyzésű gazdasági szervezetek száma gazdálkodási forma szerint*. Központi Statisztikai Hivatal, STADAT, Internet: <http://www.ksh.hu>
114. Laitinen, T. – Kankaanpää, M. [1999]: Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case, *European Accounting Review*, Vol. 8, No. 1, pp. 67-92.
115. Lawrence, P. R. – Lorsch, J. W. [1967]: *Organization and environment: Managing differentiation and integration*. Free Press, New York
116. Leshno, M. – Spector, Y. [1996]: Neural network prediction analysis: The bankruptcy case, *Neurocomputing*, Vol. 10, No. 1, pp. 125-147.
117. Levinthal, D. A. [1991]: Random walks and organizational mortality, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 36, No. 3, pp. 397-420.
118. Levy, A. – Merry, U. [1986]: *Organizational transformation: Approaches, strategies, theories*. Praeger, New York
119. Linz, J. J. – Stephan, A. [1978]: *The breakdown of democratic regimes: Crisis, breakdown, and re-equilibration*. Johns Hopkins University Press, Baltimore
120. Lizal, L. [2005]: *Determinants of financial distress: What drives bankruptcy in a transition economy? The Czech Republic Case*. Center for Economic Research and Graduate Education and Economics Institute, Prague
121. March, J. G. – Simon, H. A. [1958]: *Organizations*. John Wiley, New York
122. Masterson, S. S. – Taylor, M. S. [1996]: TQM and Performance Appraisal: An Integrative Perspective, *Journal of Quality Management*, Vol. 1, No. 1, pp. 67-90.

123. McKee, T. E. – Greenstein, M. [2000]: Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set, *Journal of Forecasting*, Vol. 19, No. 3, pp. 219-230.
124. Mellahi, K. – Wilkinson, A. [2004]: Organizational failure: a critique of recent research and a proposed integrative framework, *International Journal of Management Reviews*, Vol. 5-6, No. 1, pp. 21-41.
125. Merton, R. C. [1973]: Theory of Rational Option Pricing, *Bell Journal of Economics and Management Science*, Vol. 4, No. 1, pp. 141-183.
126. Merton, R. C. [1974]: On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates, *Journal of Finance*, Vol. 29, No. 5, pp. 449-470.
127. Meyer, A. D. [1982]: Adapting to environmental jolts, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 27, No. 4, pp. 515-537.
128. Meyer, M. W. – Zucker, L. G. [1989]: *Permanently failing organizations*. Sage, Newbury Park
129. Meyer, M. W. – Gupta, V. [1994]: The performance paradox, *Research in Organizational Behavior*, Vol. 16, pp. 303-369.
130. Miller, S. – Hickson, D. J. – Wilson, D. C. [1993]: *Expansive gestures: Fancies and follies in strategic decision-making*. Paper presented to the 11th European Group for Organization Studies Colloquium, Paris
131. Mintzberg, H. [1990]: *Mintzberg on management*. Englewood Cliffs, Free Press, New York
132. Mutchler, J. F. [1985]: A multivariate analysis of the Auditor's going-concern opinion decision, *Journal of Accounting Research*, Vol. 23, No. 2, pp. 668-682.
133. Neophytou, E. – Charitou, A. – Charalambous, C. [2000]: *Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK*. Department of Accounting and Management Science, University of Southampton, Southampton
134. Neophytou, E. – Mar Molinero, C. [2004]: Predicting Corporate Failure in the UK: A Multidimensional Scaling Approach, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 31, No. 5-6, pp. 677-710.
135. Neophytou, E. – Mar Molinero, C. [2005]: Financial ratios, size, industry and interest rate issues in company failure: an extended multidimensional scaling analysis. *Kent Business School Working Papers 10*. University of Kent, Kent
136. Noszkay Erzsébet [2002]: *A válságmenedzsment és hazai gyakorlata*. Szent István Egyetem Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar, Vezető- és Továbbképző Intézet, Budapest
137. Nováky Erzsébet (szerk.) [1999]: *Jövő kutatás*. AULA Kiadó, Budapest

138. Nováky Erzsébet [2001]: Modellelés a jövő kutatásban: az egyszerű modellektől az evolúciós modellekig. *Jövőelméletek* 6. BKÁE Jövő kutatási Kutatóközpont, Budapest
139. Nováky Erzsébet [2003]: A jövő kutatás módszertana stabilitás és instabilitás mellett. *Jövőelméletek* 10. BKÁE Jövő kutatási Kutatóközpont, Budapest
140. Odom, M. D. – Sharda, R. [1990]: A Neural Network Model For Bankruptcy Prediction. In: *Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, 17–21 June 1990, Volume II*. IEEE Neural Networks Council, Ann Arbor, pp. 163-171.
141. Ohlson, J. [1980]: Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109-131.
142. Olmeda, I. – Fernandez, E. [1997]: Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction, *Computational Economics*, Vol. 10, No. 4, pp. 317-352.
143. Ooghe, H. – Claus, H. – Sierens, N. – Camerlynck, J. [1999]: *International comparison of failure prediction models from different countries: an empirical analysis*. Department of Corporate Finance, University of Ghent, Ghent
144. Pfeffer, J. – Salancik, G. R. [1978]: *The external control of organizations: A resource dependence perspective*. Harper & Row, New York
145. Piramuthu, S. – Raghavan, H. – Shaw, M. [1998]: Using feature construction to improve the performance of neural networks, *Management Science*, Vol. 44, No. 2, pp. 416-430.
146. Platt, H. D. – Platt, M. B. [1990]: Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 17, No. 1, pp. 31-44.
147. Popper, K. [1957]: *The Poverty of Historicism*. Routledge and Kegan Paul, London
148. Prahalad, C. K. – Hamel, G. [1990]: The core competence of the corporation, *Harvard Business Review*, Vol. 68, No. 3, pp. 79-91.
149. Provance, M. [2004]: *Power, knowledge acquisition and organizational mortality*. Robert H. Smith School of Business, The University of Maryland, Baltimore
150. Quinn, J. B. [1980]: *Strategies for change: Logical incrementalism*. Irwin, Homewood
151. Robinson, J. E. [1992]: *Freefall: The needless destruction of Eastern Air Lines and the valiant struggle to save it*. HarperBusiness, New York
152. Salchenberger, L. – Cinar, E. – Lash, N. [1992]: Neural networks: A new tool for predicting thrift failures, *Decision Sciences*, Vol. 23, No. 4, pp. 899-916.

153. Samuels, J. M. – Brayshaw, R. E. – Craner, J. M. [1995]: *Financial statement analysis in Europe*. Chapman and Hall, London
154. Schumpeter, J. [1934]: *The Theory of Economic Development*. Harvard Business Press, Cambridge
155. Senge, P. M. [1992]: *The Fifth Discipline*. Doubleday, New York
156. Serrano, C. [1996]: Self Organizing Neural Networks for Financial Diagnosis, *Decision Support Systems*, Vol. 17, No. 7, pp. 227-238.
157. de Servigny, A. – Renault, O. [2004]: *The Standard & Poor's Guide to Measuring and Managing Credit Risk*. McGraw-Hill, New York
158. Shachmurove, Y. [2002]: *Applying Artificial Neural Networks to Business, Economics and Finance*. Departments of Economics, The City College of the City University of New York and The University of Pennsylvania, New York
159. Shlens, J. [1999]: *Time Series Prediction with Artificial Neural Networks*. Computer Science Program, Swarthmore College, Los Angeles
160. Simmel, G. [1968]: *Soziologie*. Humboldt Verlag, Berlin
161. Sinclair, T. J. [2005]: *The New Masters of Capital: American Bond Rating Agencies and the Politics of Creditworthiness*. Cornell University Press, Ithaca
162. Singh, J. [1986]: Performance, slack and risk taking in organizational decision making, *Academy of Management Journal*, Vol. 29, No. 3, pp. 562-585.
163. Smith, L. [1996]: *An Introduction to Neural Networks*. Centre for Cognitive and Computational Neuroscience, Department of Computing and Mathematics, University of Stirling, Stirling
164. Sorensen, J. B. – Stuart, T. E. [2000]: Aging, obsolescence and organizational innovation, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 45, No. 1, pp. 81-112.
165. Stein, R. M. [2005]: The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 29, No. 5, pp. 1213-1236.
166. Stergiou, C. – Siganos, D. [1996]: *Neural Networks*. Computer Department, Imperial College of London, London. Available from Internet: http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11
167. Tam, K. – Kiang, M. [1992]: Managerial applications of the neural networks: The case of bank failure predictions, *Management Science*, Vol. 38, No. 7, pp. 416-430.
168. Tan, C. N. W. [1999]: *An Artificial Neural Networks Primer with Financial Applications Examples in Financial Distress Predictions and Foreign Exchange Hybrid Trading System*. School of Information Technology, Bond University, Australia
169. The Business Team [1997]: *The Safe Way to Go Into Business*. Business for

Sale. BTI Group, San Jose

170. Thornhill, S. – Amit, R. [2003]: *Organisational mortality and the resource-based view*. Micro-Economic Analysis Division, Statistics Canada, Ottawa
171. van de Ven, A. H. – Poole, M. S. [1995]: Explaining development and change in organizations, *Academy of Management Review*, Vol. 20, No. 3, pp. 510-540.
172. Veress József – Tihanyi László [1991]: *Válságmenedzselés csőd helyett*. OMIKK, Budapest
173. Virág Miklós [1996]: *Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés*. Kossuth Kiadó, Budapest
174. Virág Miklós – Dóbbé Sándor [2005]: A hazai csődmodell család alkalmazása ágazati centroidokra, *Vezetéstudomány*, 36. évfolyam, 4. szám, 45-54. o.
175. Virág Miklós – Hajdu Ottó [1996]: Pénzügyi mutatószámokon alapuló csődmodell-számítások, *Bankszemle*, 15. évfolyam, 5. szám, 42-53. o.
176. Virág Miklós – Kristóf Tamás [2005a]: Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével, *Közgazdasági Szemle*, 52. évfolyam, 2. szám, 144-162. o.
177. Virág, M. – Kristóf, T. [2005b]: Neural networks in bankruptcy prediction – a comparative study on the basis of the first Hungarian bankruptcy model, *Acta Oeconomica*, Vol. 55, No. 4, pp. 403-425.
178. Virág Miklós – Kristóf Tamás [2006]: Iparági rátákon alapuló csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerekkel, *Vezetéstudomány*, 37. évfolyam, 1. szám, 25-35. o.
179. Virág Miklós – Kristóf Tamás [2008]: *Többdimenziós skálázás a csődmodellezésben*. Vezetéstudományba benyújtott kézirat, 13 oldal
180. Werbos, P. [1974]: *Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioural sciences*. PhD thesis, Harvard University, Cambridge
181. Westgaard, S. [2005]: *What Can Modern Statistical and Mathematical Techniques Add to the Analysis and Prediction of Bankruptcy?* Department of Industrial Economics and Technology Management, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim
182. Weber, M. [1947]: *The theory of social and economic organization*. Free Press, New York
183. Whetten, D. A. [1987]: Organizational growth and decline process, *Annual Review of Sociology*, Vol. 13, pp. 355-358.
184. Williamson, O. E. [1985]: *The Economic Institutions of Capitalism*. Free Press, New York
185. Williamson, O. E. [1991]: *Comparative economic organization: The analysis of*

- discrete structural alternatives, *Administrative Science Quarterly*, Vol. 36, No. 2, pp. 269-296.
186. Williamson, O. E. [1993]: Strategizing, economizing and economic organization, *Strategic Management Journal*, Vol. 12, No. 8, pp. 75-94.
 187. Winaker, A. H. – Smith, R. F. [1935]: *Changes in financial structure of unsuccessful industrial corporations*. Bureau of Business Research, University of Illinois, Urbana, Bull
 188. Yang, Z. – Platt, M. B. – Platt, H. D. [1999]: Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction, *Journal of Business Research*, Vol. 44, No. 2, pp. 67-74.
 189. Yim, J. – Mitchell, H. [2005]: A Comparison of Corporate Distress Prediction Models in Brazil: Hybrid Neural Networks, Logit Models and Discriminant Analysis, *Nova Economia Belo Horizonte*, Vol. 15, No. 1, pp. 73-93.
 190. Zhang, G. – Hu, M. – Patuwo, B. [1999]: Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis, *European Journal of Operational Research*, Vol. 116, No. 1, pp. 16-32.
 191. Zmijewski, M. E. [1984]: Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, *Journal of Accounting Research*, Supplement to Vol. 22, pp. 59-82.

A SZERZŐ TÉMÁHOZ KAPCSOLÓDÓ MEGJELENT PUBLIKÁCIÓI

Idegen nyelvű publikációk

1. Kristóf, T. [2006]: Is it possible to make scientific forecasts in social sciences? *Futures*, Vol. 38, No. 5, pp. 561-574. (impakt faktor: 0,738)
2. Virág, M. – Kristóf, T. [2005]: Neural networks in bankruptcy prediction – a comparative study on the basis of the first Hungarian bankruptcy model, *Acta Oeconomica*, Vol. 55, No. 4, pp. 403-425. (impakt faktor: 0,324)

Magyar nyelvű publikációk

Folyóiratcikkek

1. Kristóf Tamás [2008]: A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről, *Közgazdasági Szemle*, 55. évfolyam, 5. szám, 441-461. o.
2. Kristóf Tamás [2005]: A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata, *Statisztikai Szemle*, 83. évfolyam, 9. szám, 841-863. o.
3. Kristóf Tamás [2005]: Szervezetek jövőbeni fennmaradása különböző megközelítésekben, *Vezetéstudomány*, 36. évfolyam, 9. szám, 15-23. o.
4. Kristóf Tamás [2005]: Lehetséges-e tudományosan megalapozott társadalmi előrejelzést készíteni? *Magyar Tudomány*, CLXVI. évfolyam, 8. szám, 1017-1025. o.
5. Virág Miklós – Kristóf Tamás [2008]: Többdimenziós skálázás a csődmodellezésben. *Vezetéstudomány*ba benyújtott kézirat, 13 oldal
6. Virág Miklós – Kristóf Tamás [2006]: Iparági rátákon alapuló csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerekkel, *Vezetéstudomány*, 37. évfolyam, 1. szám, 25-35. o.
7. Virág Miklós – Kristóf Tamás [2005]: Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével, *Közgazdasági Szemle*, 52. évfolyam, 2. szám, 144-162. o.

Könyvfejezetek

1. Kristóf Tamás [2006]: A csődelőrejelzés hazai lehetőségei a közeljövőben. In: Hideg Éva – Nováky Erzsébet (szerk.): *Jövőkutatói körkép*. Budapesti Corvinus Egyetem, Jövő kutatás Tanszék, 93-101. o.
2. Kristóf Tamás [2004]: A társadalomtudományi előrejelzés lehetőségének elméleti-metodológiai kérdéskörei. In: Kristóf Tamás (szerk.): *Tudományfilozófia és kultúra jövőkutatói szemmel. MTA-BKÁE Komplex Jövő kutatás Kutatócsoport Füzetek 3.* BCE Jövő kutatás Tanszék, Budapest, 5-25. o.
3. Kristóf Tamás [2003]: Vállalatok jövőbeni megítélésének elméleti és módszertani alapjai. In: Nováky Erzsébet – Kristóf Tamás (szerk.): *Ókori jövőképek és jövő kutatás a vállalati gyakorlatban. MTA-BKÁE Komplex Jövő kutatás Kutatócsoport Füzetek 2.* BKÁE Jövő kutatási Kutatóközpont, Budapest, 51-66. o.
4. Kristóf Tamás [2003]: A neurális hálók jövő kutatási alkalmazhatósága. In: Nováky Erzsébet – Kristóf Tamás (szerk.): *Bemutakozik az MTA-BKÁE Komplex Jövő kutatás Kutatócsoport. MTA-BKÁE Komplex Jövő kutatás Kutatócsoport Füzetek 1.* BKÁE Jövő kutatási Kutatóközpont, Budapest, 49-62. o.

Műhelytanulmányok

1. Kristóf Tamás [2002]: A mesterséges neurális hálók a jövő kutatás szolgálatában. *Jövőelméletek 9.* BKÁE Jövő kutatási Kutatóközpont, Budapest
2. Kristóf Tamás [2004]: Mesterséges intelligencia a csődelőrejelzésben. *Jövőtanulmányok 21.* BKÁE Jövő kutatási Kutatóközpont, Budapest

Konferenciakiadványok

1. Kristóf Tamás [2006]: A sokváltozós csődelőrejelzés korszerű módszerei. In: Kristóf Tamás – Tóth Attiláné (szerk.): *„Globális és hazai problémák tegnapról holnapig”, VI. Jövő kutatási Konferencia, Győr, 2006. október 6-7. – Konferenciakötet.* Arisztotelész Stúdió Bt., Budapest, 295-299. o.