

GÁL PÉTER

**A BORÁRAKAT MEGHATÁROZÓ TÉNYEZŐK MAGYARORSZÁGON,
KÜLÖNÖS TEKINTETTEL A FÖLDRAJZI ÁRUJELZŐKRE**

Agrárközgazdasági és Vidékfejlesztési Tanszék

témavezető: Dr. Jámbor Attila

© Gál Péter

BUDAPESTI CORVINUS EGYETEM

Gazdálkodástani Doktori Iskola

A borárakat meghatározó tényezők
Magyarországon, különös tekintettel a földrajzi
árujelzőkre
doktori disszertáció

Készítette: Gál Péter

Budapest, 2020. május

TARTALOMJEGYZÉK

ÁBRÁK JEGYZÉKE.....	8
TÁBLÁZATOK JEGYZÉKE.....	9
KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS	11
1. BEVEZETÉS	12
1.1. A disszertáció felépítése és gondolatmenete	14
1.2. Fogalmi lehatárolások és borászati alapok	15
1.3. A világ borpiaca	20
1.3.1. Borászati termékek termelése	20
1.3.2. A szőlőterületek nagysága.....	22
1.3.3. Fogyasztás	23
1.3.4. Külkereskedelem.....	24
1.3.5. A világpiacon trendek összefoglalása.....	26
1.4. A borászati termékek magyarországi piaca	27
1.4.1. Borászati termékek termelése	28
1.4.2. A szőlőterület nagysága	29
1.4.3. Fogyasztás	30
1.4.4. Külkereskedelem.....	31
1.4.5. Földrajzi árujelzők	32
1.4.6. A magyarországi piac összesítő jellemzése	34
2. SZAKIRODALMI ÖSSZEFOGLALÓ	36
2.1. Elméleti háttér	36
2.2. A releváns szakirodalmak azonosítása	38
2.3. A szakirodalmak általános jellemzése és csoportosítása.....	40
2.4. Termőhely	42
2.4.1. Földrajzi árujelzők (termőhely).....	43
2.4.2. Származási ország	47
2.5. Szakértői érzékszervi minősítés	49
2.5.1. Minőségi szint (pontszámok)	49
2.5.2. Karakter (borleírások)	55
2.6. Objektív minőségi jellemzők.....	56
2.6.1. Kémiai összetétel	56
2.6.2. A szüret évének időjárása.....	57
2.6.3. A bor kora	59
2.7. Más, címkén hagyományosan jelölt elemek.....	61
2.7.1. Szőlőfajta.....	61

2.7.2.	Évjárat	63
2.7.3.	Egyéni márka	64
2.8.	Egyéb tényezők	68
2.9.	A szakirodalom kritikai elemzése	70
2.9.1.	Általános módszertani szempontok.....	70
2.9.2.	A földrajzi árujelzők szerepének jobb megértése	73
2.9.3.	A szakértői érzékszervi minősítés (pontszámok) figyelembevétele	76
2.9.4.	A kémiai összetevők	79
3.	ANYAG ÉS MÓDSZER	80
3.1.	Kutatási kérdések	80
3.2.	Hipotézisek.....	80
3.2.1.	Első szakasz	80
3.2.2.	Második szakasz.....	82
3.3.	Operacionalizálás és adatforrások	84
3.3.1.	Első szakasz	84
3.3.2.	Második szakasz.....	87
3.4.	Az alkalmazott modell.....	88
3.4.1.	Első szakasz	88
3.4.2.	Második szakasz.....	92
3.5.	A minta	94
3.5.1.	A mintavétellel kapcsolatos elméleti megfontolások.....	94
3.5.2.	Mintavétel	97
3.5.3.	A minta bemutatása.....	97
4.	EREDMÉNYEK	100
4.1.	Első szakasz.....	100
4.1.1.	A korlátozott modellek eredményei	101
4.1.2.	Az A1 modellek	105
4.1.3.	Az A2-A6 modellek	108
4.1.4.	A B1 modellek	111
4.1.5.	A B2-B6 modellek	114
4.1.6.	Az „A” és a „B” megközelítés összehasonlítása.....	118
4.1.7.	A becsült földrajzi árujelző felárak elemzése	119
4.1.8.	Az LVPLS modell eredményei	129
4.1.9.	Az első lépés eredményei és a szakirodalom összehasonlítása.....	134
4.2.	Második lépés.....	135
4.2.1.	Korlátozott modellek.....	135

4.2.2.	A termelői közösség összetételének hatása a földrajzi árujelző felárakra	137
4.2.3.	Kiterjesztett modellek	138
5.	AZ EREDMÉNYEK SZAKPOLITIKAI ÉRTÉKELÉSE.....	140
5.1.	A magyarországi borpiac helyzete	140
5.1.1.	Általános helyzetkép	140
5.1.2.	A borok földrajzi árujelzőinek helyzete	140
5.2.	Szakpolitikai javaslatok.....	142
6.	ÖSSZEFOGLALÁS.....	146
7.	HIVATKOZÁSOK JEGYZÉKE	151
	JEGYZÉK A SZERZŐ TÉMÁBAN SZÜLETETT PUBLIKÁCIÓIRÓL.....	164
	MELLÉKLETEK.....	166
	I. Melléklet: A minta bemutatása	166
	II. Melléklet: Az első lépés eredményei.....	168
1.	A2.R1-A6.R1 sz. korlátozott modellek	168
2.	X2-6. sz. korlátozott modellek.....	173
3.	A1.1-7 sz. korlátozott modellek.....	184
4.	A2-A6 sz. modellek	189
5.	B1.1-7 sz. modellek	206
6.	B2-B6 sz. korlátozott modellek	212
7.	B2.7-B6.7 sz. modellek.....	218
	III. Melléklet: A második lépés eredményei	237
1.	Korlátozott modellek (A).....	237
2.	Korlátozott modellek (B).....	240
3.	A termelői közösség szerkezetének hatása a névhasználati szabályokra	242
4.	C1-C3 sz. modellek.....	243
5.	D1-D3 sz. modellek	244

ÁBRÁK JEGYZÉKE

1. ábra: A borminőség két dimenziójának szemléltetése: karakter	16
2. ábra: A borminőség két dimenziójának szemléltetése: minőségi szint.....	16
3. ábra: A borminőséget befolyásoló tényezők	18
4. ábra: A magyarországi szőlő-bor ágazat termelési értéke (euró/hektár) összevetve egyes európai referenciaországok átlagával, 2011-2014.	28
5. ábra: Borfogyasztás Magyarországon, 1995-2016.....	30
6. ábra: A borászati termékek piacának jellemzése Akerlof (1970) analógiájára.....	37
7. ábra: A borárakat meghatározó tényezőkről szóló szakirodalmi tételek száma....	39
8. ábra: A megvizsgált szakirodalmak gyakorisága kiadásuk éve szerint.....	40
9. ábra: A borárakat meghatározó tényezők a nemzetközi szakirodalom alapján	41
10. ábra: A feldolgozott szakirodalom megoszlása aszerint, hogy hány tényező borárakra gyakorolt hatását igazolta	42
11. ábra: A Balaton borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai.....	120
12. ábra: A Duna borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai.....	122
13. ábra: A Felső-Magyarország borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai	123
14. ábra: A Felső-Pannon borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai	125
15. ábra: A Pannon borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai	127
16. ábra: A Tokaj eredetmegjelölés becsült árprémiumai.....	129
17. ábra: A bootstrappingből becsült útmodell és útegyütthatók	131

TÁBLÁZATOK JEGYZÉKE

1. táblázat: A világ borászati termék termelése (1000 hektoliter, ötéves mozgóátlag), 1997-2014.	21
2. táblázat: A világ szőlőterületeinek nagysága (hektár), 1995-2016.	22
3. táblázat A borászati termékek fogyasztása a világszinten (1000 hektoliter), 1995-2016.	23
4. táblázat: A borászati termék exportja világszinten (1000 hektoliter), 1995-2016.	25
5. táblázat: Az exportált és a megtermelt mennyiség aránya, 1995-2016.	26
6. táblázat: A borászati termékek termelése Magyarországon (millió hektoliter), 2008-2018.	28
7. táblázat: A szőlőültetvények nagysága borrégióként (ha), 2012-2018.	29
8. táblázat: Magyarország borexportja és importja, 2011-2018.	32
9. táblázat: A földrajzi árujelzőkkel forgalomba hozott borászati termékek mennyisége Magyarországon, 2018.	33
10. táblázat A földrajzi árujelzők és a borárok közötti kapcsolatot vizsgáló szakirodalom összegzése.....	46
11. táblázat: A származási ország és a borárok közötti kapcsolatot vizsgáló szakirodalom összegzése.....	48
12. táblázat: A borárat meghatározó, borkaraktert leíró szakértői érzékszervi minősítéseket vizsgáló szakirodalom összegzése	53
13. táblázat: A borárat meghatározó, borkaraktert leíró szakértői érzékszervi minősítéseket vizsgáló szakirodalom összegzése	55
14. táblázat: A borárat meghatározó kémiai összetevőket vizsgáló szakirodalom összegzése	57
15. táblázat: A borárat meghatározó időjárási jellemzőket vizsgáló szakirodalom összegzése	58
16. táblázat: A borárok és a kor kapcsolatát vizsgáló szakirodalom összegzése.....	61
17. táblázat: A borárat meghatározó szőlőfajtákat vizsgáló szakirodalom összegzése	63
18. táblázat: Az évjárat hatásait vizsgáló szakirodalom összefoglalása.....	64
19. táblázat: A borárok és az egyéni márkák kapcsolata a szakirodalomban.....	67
20. táblázat: A borárat meghatározó egyéb tényezők szakirodalmának összegzése	69
21. táblázat: Az első szakasz során alkalmazott modellek	90

22. táblázat: A második szakasz során alkalmazott modellek.....	93
23. táblázat A bemutatott mintavételi módszerek mellett és ellen szóló érvek	96
24. táblázat: Leíró statisztikák – első szakasz	97
25. táblázat Leíró statisztikák – második szakasz, „C” modellek	99
26. táblázat Leíró statisztikák – második szakasz, „D” modellek	99
27. táblázat Az 1.R2-6 sz. robosztus sztenderd hiba regressziós modellek eredményei	101
28. táblázat Az egyéni márkákra vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R2-6.R2 sz.) eredményei.....	102
29. táblázat A kémiai összetételre vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R3-6.R3 sz.) eredményei.....	102
30. táblázat A korra vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R4-6.R4 sz.) eredményei	103
31. táblázat A mennyiségre vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R5-6.R5 sz.) eredményei	103
32. táblázat A színre és fajtára vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R6-6.R6 sz.) eredményei	104
33. táblázat Az A1.R1 és az A1.2-7 modellek eredményei	106
34. táblázat. Az A2-A6 modellek (R1. korlátozott és kiterjesztett) eredményei.....	109
35. táblázat A B1.R1 és a B1.2-7 modellek eredményei	112
36. táblázat. A B2-B6 modellek (R1. korlátozott és kiterjesztett) eredményei	115
37. táblázat A földrajzi árujelzők piaci pozíciója	118
38. táblázat Az A1.7 és a B1.7 modellek által becsült árprémiumok átlaga és mediánja	119
39. táblázat Pearson korrelációs együtthatók és szórások a látens változók között	133
40. táblázat: A második lépés hipotéziseit vizsgáló korlátozott modellek (a több klasszifikációs szinttel rendelkező GI-kat egyként figyelembe véve)	136
41. táblázat: A második lépés hipotéziseit vizsgáló korlátozott modellek (a több klasszifikációs szinttel rendelkező GI-kat külön figyelembe véve).....	136
42. táblázat A termelői közösség szerkezetének a névhasználati szabályokra való hatását becsülő modellek.....	137
43. táblázat A második lépés kiterjesztett modelljeinek eredményei	138
44. táblázat A javasolt új földrajzi árujelző keretrendszer	144

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

Jelen dolgozat e formában való elkészítéséhez rengeteg ember támogatása és segítsége szükséges volt. Szeretném külön megköszönni a témavezetőmnek, Jámbor Attilának az elmúlt években nyújtott önzetlen és áldozatos segítségét.

Köszönöm továbbá családomnak, külön is édesapámnak, Gál Lajosnak a szakmai kritikát és tanácsokat, valamint feleségemnek, Tündének a folyamatos támogatást.

Köszönöm Tóth Józsefnek a tudományos munkában és fejlődésemben nyújtott nagy segítséget. Emellett ehelyütt is köszönöm a szakmai és technikai segítséget Bakucs Zoltánnak, Balogh Jeremiásnak, Fertő Imrének, Forgács Csabának, Kovács Sándornak, Mizik Tamásnak, és Török Áronnak.

Az adatfelvételben nyújtott segítséget ezúton is köszönöm Asztalos Benedeknek, Kovács Annának, Petrei Zsófiának, Tárnok Balázsnak, Barátossy Gábornak, Brazsil Dávidnak, Szekrényes Gábornak, Martinovich Lászlónak, Molnár Edének, Mikesy Gábornak, Csizmadia Miklósnak, Bárczi-Elek Ágnesnek, Kaibinger Tamásnak, Kovács Gergelynek, Pálinkás Gábornak, Pátzay Istvánnak, Prónay Bencének és Radosevics Radovánnak.

Emellett köszönöm feletteseimnek és kollégáimnak az Agrárminisztériumban, hogy támogató, inspiratív és gondolkodásra ösztönző munkakörnyezetet biztosítanak számomra.

1. BEVEZETÉS

Jelen dolgozat célja a borárokra ható tényezők feltárása a magyar piacon. Vizsgálatom fókuszában azon tényezők állnak, amelyek a borok eladói és vevői (fogyasztói) között meglévő információs aszimmetria feloldására szolgálnak, valamint, az a kérdés, hogy ezen elemek miképpen magyarázzák az egyes borok árai között tapasztalt különbségeket.

A bor készítésének és fogyasztásának története több ezer évre nyúlik vissza (Lőrincz és Barócsi, 2010), és e hagyomány mélyen beágyazódott a nyugati kultúrkörbe. A bor – tudományos szempontból – ugyanakkor nem csak fogyasztása vagy termelése kapcsán népszerű téma. Ezt kiválóan foglalja össze Hugh Johnson borkritikus A bor története c. munkájának előszavában: „*Miért olyan különleges a bor? Egyrészt azért, mert története – és így az emberiség története – során szinte mindvégig vigaszt és bátorságot jelentett: a bor volt az orvosság, a fertőtlenítőszer és a fáradt lélek felfrissítésének egyetlen olyan eszköze, amely segített felülemelkedni a test és a lélek minden nyomorúságán. Ugyanakkor évezredek át szinte az egyetlen luxuscikk volt, annak ellenére, hogy az értéke kiszámíthatatlan és folyton változó – nemhogy két szőlőskert termése, de még egy bor két évjárata sem egyforma minőségű.*” (Johnson, 2005 p.8)

A közgazdászok számára a borászat, a bor és különösen a jó bor – bár Chaikind (2012) számos egyéb elméletlettörténeti példát megjelöl – Storchmann (2012) megfogalmazása szerint elsősorban a nagy árkülönbségek, hosszú eltarthatósága (miközben akár értékét is növelheti), az évjáratok hatásai és az ár kapcsolata, valamint amiatt lehet érdekes, mert tapasztalati termékként minősége csak elfogyasztását követően ítéltető meg.

Kutatásom, sőt, már a PhD-programra való jelentkezésem motivációjában a tudományos szempontok mellett egyéb személyes és gyakorlati tényezők is megjelennek. Egyrészt vezető beosztású kormányzati dolgozóként a borok jelentik az egyik (fő) szakterületemet, de a borászat különböző kérdései már egyes egyetemi TDK-imnak és mindkét szakdolgozatomnak is a témájául szolgáltak. További személyes (talán a legszemélyesebb) motivációt jelent, hogy egy bortermelő család tagjaként jobban megértsem a szektorban zajló folyamatokat.

A borok világa változatosságának mértékét tekintve jelentősen kiemelkedik a mezőgazdaság többi szektora közül. Ez a változatosság a piacon is megjelenik, nem gyakori, hogy bármely más mezőgazdasági termékért ennyire különböző árakat kérjenek el azok termelői vagy értékesítői.

A dolgozat számtalan borárral kapcsolatban lévő tényezőt vizsgál, és ezek között kiemelt figyelmet szentel a földrajzi árujelzőknek, mivel azok kollektív természete számos további elemzésre érdemes kérdést felvet. Egyrészt a bor és a termőhelye közötti, sokakat és régóta foglalkoztató kapcsolat a földrajzi árujelzőkön keresztül mutatkozik meg a piacon (a címkén), másrészt a földrajzi árujelzőkhöz kapcsolódó árkülönbségek és a helyi termelői közösségek viszonyrendszere, illetve az abból adódó közösségi döntések szakmapolitikai szempontból is figyelemre érdemesek. Ezt a szakmapolitikai figyelmet még indokoltabbá teszi, hogy a dolgozatomban bemutatott, borárakat magyarázó tényezők közül valós szabályozási (legyen az nemzetközi, európai uniós, tagállami vagy helyi közösségi) lehetőség csak a földrajzi árujelzők esetében adódik.

Az 1992. évi reform óta a minőség folyamatosan emelkedő fontossággal bír az Európai Unió Közös Agrárpolitikájában, amelynek ezzel kapcsolatos legfontosabb előfeltevése, hogy a mezőgazdasági termékek és élelmiszerek minősége kapcsolatban áll azok eredetével. Ezért a KAP három minőségjelzést vezetett be: az oltalom alatt álló eredetmegjelölést és földrajzi jelzést (e kettőt nevezzük együtt földrajzi árujelzőnek), valamint a hagyományos különleges terméket. A földrajzi árujelzők szabályozása a francia borjogból ered, és a 2006-2009-es borreform során vált az Európai Unió borpiaci szabályozásának részévé (Meloni és Swinnen, 2013).

A magyar szőlő-bor ágazat sok szempontból igen töredezett, a változatos termőhelyi adottságok és hagyományok piaci értékévé való formálására pedig egyedül a földrajzi árujelzők intézménye alkalmas. Ennek megfelelően a földrajzi árujelzők kérdésköre (vagy más, itthon megszokottabbnak számító kifejezéssel élve, az eredetvédelem) a borokon túlmutatóan társadalomtudományi szempontból is érdekes lehet, hiszen egy kollektív cselekvés nyomán létrejövő marketingeszközzel (eszközökről) van szó, aminek hitelessége a helyhez kötöttségéből, értéke pedig a reprodukálhatatlanságából fakad. Ez a megismételhetetlen jelleg, valamint az ezt védő jogrendszer *elvileg* komoly lehetőséget adhat a termelői közösségek részére tevékenységük jövedelmezőségének emelésére.

Jelen dolgozat tehát a borárok közötti különbségeket magyarázó tényezők azonosítása keretében kiemelten kezeli a földrajzi árujelzőket és az azok szerepét befolyásoló elemeket.

A kutatás során a magyar borpiacra, és a szűkebb értelemben vett borokra fókuszálok.

1.1. A disszertáció felépítése és gondolatmenete

Jelen dolgozatban a borvilág és benne Magyarország borászatának rövid ismertetését követően elemzem a borárokra ható tényezők közgazdasági szakirodalmát, végül részletesen bemutatom saját kutatásom terveit.

Az első fejezetben a motiváció és a cél ismertetését követően előbb tisztázom a dolgozatban használt alapfogalmak (bor, borminőség) értelmezését, majd részletesen bemutatom a bor világpiacát, és elemzem az elmúlt 20-25 év legfontosabb trendjeit és változásait. Ezután következik a magyarországi borszektor sajátosságainak ismertetése, részletesen kitérve a hazai termőhelyek változatosságára, az ezt megjelenítő eredetvédelmi rendszerre, továbbá ezek jelentőségére.

A második fejezet adja meg a szakirodalom részletes ismertetését. A borárokra ható tényezőket 5 nagy csoportba sorolva vizsgálom: termőhely/földrajzi árujelzők, szakértői érzékszervi minősítés, objektív minőségi tényezők (pl. kémiai összetétel), a címkén hagyományosan szereplő egyéb feliratok (pl. szőlőfajta, évjárat, egyéni márka), valamint az egyéb (máshova nem besorolható) tényezők. Ezt követi a szakirodalom kritikai elemzése, melynek elsődleges célja a szakirodalmi összefoglalóban ismertetettek közül a kutatásomra vonatkozó következtetések levonása mind tartalmi, mind pedig módszertani szempontból.

A harmadik fejezet mutatja be a kutatás anyagát és módszerét. Részletesen ismertetem a kutatási kérdéseket, valamint kutatásom összesen 10 db hipotézisét. Ezt követően bemutatom a kutatási kérdések és a hipotézisek vizsgálatának operacionalizálását, az alkalmazandó modelleket és az adatgyűjtés módszereit.

A negyedik fejezet tartalmazza az eredmények részletes bemutatását, míg a következtetéseket az ötödik fejezetben vonom le.

1.2. Fogalmi lehatárolások és borászati alapok

Szükségnek tartom, hogy jelen dolgozatban több alkalommal is felmerülő, akár evidensnek tekinthető fogalmak jelentését az elején tisztázzam, mivel a bor világa rengeteg közhiedelem kapcsolódik, amelyből számos félreértés vagy pontatlan értelmezés fakadhat.

Az első tisztázandó fogalom a *bor*. A Nemzetközi Szőlészeti-Borászati Szervezet (Organisation Internationale de la Vigne et du Vin – OIV) meghatározása szerint „A bor kizárólag a szőlő gyümölcsének, vagy az abból készített mustnak a teljes, vagy részleges alkoholos erjedése eredményeképp keletkező ital. Alkoholtartalma nem lehet kevesebb, mint 8,5 térfogatszázalék. Mindazonáltal az egyes szőlőterületekhez kapcsolódó klimatikus, talaj- szőlőfajta és speciális minőségi tényezőket vagy hagyományokat figyelembe véve, a minimális teljes alkoholtartalom az adott régió helyi szabályozásában 7 térfogatszázalékra csökkenthető.” (OIV, 2019a p.23).

Ezzel szemben az Európai Unió joga (és ennek megfelelően a magyar borjog is) a bor egy szűkebb fogalmát is ismeri. Tágabb értelemben véve a bor szó alatt az összes (17) borászati terméket értjük (például bor, pezsgő, minőségi pezsgő, szén-dioxid hozzáadásával készült habzóbor, borecet). A szűkebb értelemben vett bor definíciója (1308/2013/EU rendelet VII. melléklet II. rész 1. pont) pedig meghatározza annak minimális tényleges alkoholtartalmát, maximális összes alkoholtartalmát, minimális savtartalmát. Ezen kívül az EU-jog tartalmazza a borkészítés során engedélyezett borászati eljárások listáját és részletszabályait is (1308/2013/EU rendelet VIII. melléklet, továbbá 2019/934/EU rendelet I.A melléklet).

Jelen dolgozatban a bor szó alatt a bor szűkebben vett fogalmát értem, a tágabb borfogalomra a borászati termék kifejezést használom.

A dolgozat folyamán több alkalommal is nagy hangsúlyt kap a *borminőség*, ezért érdemes tisztázni, hogy mit értünk alatta, továbbá, hogy az bortudományi szakirodalom szerint milyen tényezők hatnak rá.

Jelen dolgozatban a borminőséget egy többdimenziós jelenségként írom le, amelynek egyik dimenziója a minőségi szint, a másik dimenzióját pedig az összességében „karakterként” leírható elemek alkotják. A borminőség e két dimenziója egyenként is rengeteg kérdést vet fel, összességében pedig nehezen megfogható.

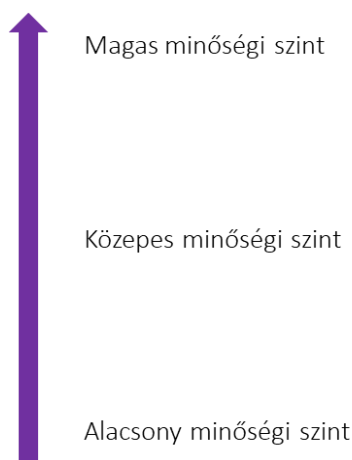
A minőségi szint könnyen jellemezhető például egy szakértői érzékszervi minősítés által meghatározott pontszámokkal, azonban ez értelemszerűen nem érinti a karakter jellemzését, hiszen azonos pontszámot kaphat két, egymástól igencsak eltérő karakterű (például fehér és vörös) bor is. A borkarakter önmagában rengeteg szempontot tartalmaz, amelyek több módon csoportosíthatók. Az egyik megközelítés aszerint csoportosíthatók a borkarakter elemei, hogy melyik érzékszervünkkel tapasztaljuk meg őket – ez alapján megkülönböztetjük a borok színének, illatának és ízének leírását. A másik megközelítés arra fókuszál, hogy mik azok az elemek, amelyek minden borban megtalálhatóak, és melyek nem. Ennek megfelelően megkülönböztetjük a struktúrát (savtartalom, alkoholtartalom, cukortartalom, tannintartalom, testesség, ízintenzitás, lecsengés), és ornamentikát (díszítést: illat- és ízérzetek, például gyümölcsös fűszeres, animális). Ezeket az elemeket azok leírásakor elsősorban, de nem kizárólag intenzitásuk és a minőségi szintjük meghatározásával (például: „sok, de érett tannin”) jellemezzük.

1. ábra: A borminőség két dimenziójának szemléltetése: karakter

színtisztaság	színintenzitás	színárnyalat	illattisztaság	illatintenzitás	savtartalom	alkoholtartalom	cukortartalom	tannintartalom	testesség	ízintenzitás	lecsengés	gyümölcs	fűszer	vegetális	fa
struktúra												ornamentika			

Forrás: Saját szerkesztés WSET (2014) alapján

2. ábra: A borminőség két dimenziójának szemléltetése: minőségi szint



Forrás: Saját szerkesztés

A különböző érzékszervi minősítések jellemzően törekednek az objektivitásra és a szisztematikus megközelítésre, továbbá maguk az érintett szakértők nagy része is igyekszik folyamatosan képezni magát, de ezzel együtt nem szabad elfelejtenünk azt sem, hogy ezen adatfelvételek alapja mindig az emberi érzékelés. Ennek megfelelően a szakértői érzékszervi minősítést jellemzően szubjektív elemnek tekinti a szakirodalom (Ling és Lockshin, 2003; Gál, 2006; Thrane, 2009).

Az minőségi szint megjelenítésére több skálát alkalmaz a borvilág (Robinson, 2019), ezek közül kiemelkedik az OIV (2009) 100 pontos rendszere, amely igen szisztematikus, tudományos igényű elemzését teszi lehetővé a bírált boroknak. A karakter jellemzésére az egyik legelterjedtebb (bár a bortudomány által talán kevésbé kedvelt) módszer a Wine and Spirits Education Trust szisztematikus kóstolási megközelítése (Systematic Approach to Tasting – WSET, 2014). E két módszerben közös, hogy a vizsgálat tárgyát a minden borban egyaránt megtalálható elemek szisztematikus végig vételével, azok egységes szempontú elemzésével és értékelésével közelíti meg. Maga az elemzés végterméke azonban értelemszerűen eltérő, figyelembe véve a minőségi szint és a karakter igen eltérő természetét. E két dimenzió közötti különbség lényegét az 1. és a 2. ábra szemlélteti.

A borminőség alternatív értelmezését adja Botos és Szabó (2002), megkülönböztetve klasszifikációs, technológiai és észlelt minőséget. Ez a csoportosítás inkább a borminőség különböző nézőpontokból (szabályozás, termelés, fogyasztás) vizsgált megnyilvánulási módjaira összpontosít. Megfogalmazásuk szerint a borászatok törekszenek arra, hogy a klasszifikációs és a technológiai minőségbe fektetett erőforrások a fogyasztó által észlelt minőséget növeljék.

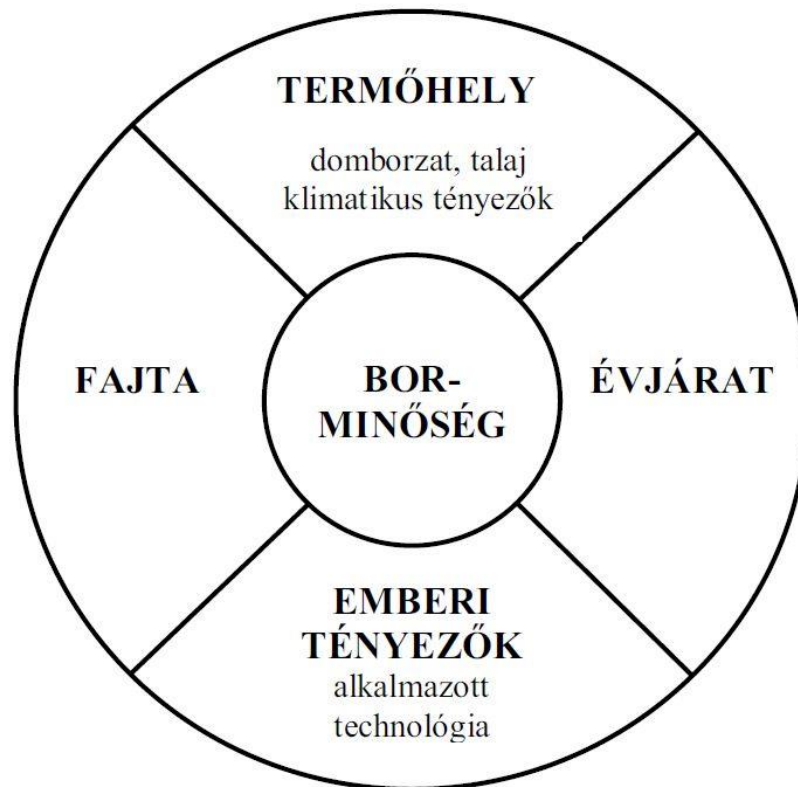
A borászati termékek minőségét számos tényező befolyásolja (Eperjesi, 2010), és előfordulhat, hogy adott esetben egy-egy kisebb jelentőségűnek tartott faktor hatása a döntő. E tényezőket Gál (2006) nyomán alapvetően négy csoportba sorolhatjuk be, melyet a 3. ábra szemléltet.

A borminőséget meghatározó tényezőket Gál (2008) nyomán mutatom be. Az első tényező a termőhely, vagyis a bor alapanyagát adó szőlőültetvény területének klimatikus, fiziografikus, edafikus és biotikus jellemzői: az éghajlat, a domborzat, a talaj és a területen élő fajok populációi. A termőhelyi tényezőkre az ember (vagyis a szőlész, a borász) viszonylag kevés befolyással bír azon túl, hogy ő választja meg az ültetvény helyét. Ezért ez a döntés kulcsfontosságú.

A klimatikus viszonyok közé tartozik az adott terület az éghajlata; a sokéves fény-, hő- és csapadékviszonyok. Ezek különböző területi szinteken értelmezhetők (borrégió, borvidék, település, dűlő vagy akár egy parcella), ennek megfelelően beszélhetünk különböző szintű klímákról.

3. ábra:

A borminőséget befolyásoló tényezők



Forrás: Gál (2006, p.4)

A fiziografikus viszonyok a domborzati viszonyokat (az ültetvény tengerszint feletti magassága, a hegyoldal égtáji kitettsége és lejtési szöge), valamint a földrajzi szélességet jelentik. Ide tartoznak még az adott terület közelében fekvő nagy vízfelületek (folyók, tavak, tenger), illetve erdők. Ezek mindegyike hatással bír a termőhely klimatikus tényezőire.

Edafikus viszonyok alatt az adott terület talaját értjük. A talaj a szőlőnövény közvetlen működésére is hatással van, de hatása adott esetben akár közvetlenül is tetten érhető a bor ízében.

Biotikus viszonyok alatt a szőlőültetvény és környezetének flóráját és faunáját értjük (például az aszúsodást is okozó *Botrytis cinerea*).

A második tényező az évjárat, amely alatt az adott év időjárását értjük. Ez egy adottnak tekinthető tényező, az időjárást tudatosan, szándékaink szerint, gazdasági érdekeinknek megfelelően alakítani nem áll módunkban megváltoztatni. Egy rosszabb évjárat negatív hatásainak tompítása azonban lehetséges bizonyos technológiai beavatkozásokkal (például az ültetvény termésmennyiségének korlátozásával – Barócsi, 2006, valamint Gál, 2006).

A harmadik tényező a szőlőültetvény fajtája. Ezt egyrészt tekinthetjük abszolút emberi választás kérdésének, mert egy ültetvényt gyakorlatilag bármikor át lehet oltani vagy újra lehet telepíteni. Ugyanakkor azt, hogy egy adott fajta milyen minőségű termést ad, erősen befolyásolhatja a termőhely. Vannak fajták, amelyek sehol sem adnak nagy minőséget, vannak fajták, amelyek csak bizonyos helyeken, és vannak fajták, amelyek szinte bárhol (ezek többsége ún. világfajta).

A negyedik tényező az ember, vagyis az alkalmazott szőlészeti és borászati technológia, amely értelemszerűen teljes mértékben emberi döntések függvénye.

Az egyes tényezők súlya eltérő minden konkrét bor esetében, csakúgy, mint a reprodukálhatóságuk lehetősége. Bizonyos szőlőfajták elméletben bármely, szőlőtermesztésre alkalmas területre eltelepíthetők (mások csak korlátozottabban), a technológia pedig átadható, tanulható, másolható. Ugyanakkor az emberi magatartás évjárat hatásokra gyakorolt hatása nem irányítható, így maga az időjárási hatások sem reprodukálhatók. A termőhelyet az ember megválaszthatja ugyan, azonban azt máshova elszállítani értelemszerűen nem lehetséges, újra alkotni pedig költséges, így ez a tényező sem reprodukálható. Ennélfogva a termőhely egyértelmű főszerepet játszik a borok közti különbségek kialakulásában. E hatások tényleges biológiai hatásmechanizmusát írja le részletesen Crespy (2003), valamint van Leeuwen et al. (2004). Hozzá kell tenni, hogy a termőhely befolyásoló szerepe eltérő lehet a különböző borvidékeken. Königer et al. (2003) rámutatott, hogy a déli borvidékeken a talaj, az északiakon pedig a fiziografikus (például a domborzat hatása a klímára) tényezők hatása számít lényegesnek. Ehelyütt fontos megjegyezni, hogy a *termőhely* és a *terroir* nem szinonim fogalmak, hiszen utóbbi – a szűkebb értelemben vett termőhelyen kívül – tartalmazza a termőhelyhez esetlegesen kötődő emberi tényezőt: a hagyományos tudást és technológiát is (OIV, 2010).

A fentiekből következik, hogy a borok valódi, nem reprodukálható egyediségének a termőhely a kulcsa. Ennek megfelelően hosszú távon a termőhely (de még inkább a terroir) hangsúlyozása, illetve annak jellemzőinek borminőségre gyakorolt hatásainak érvényre juttatása vagy jutni hagyása bizonyos esetekben kifizetődő stratégiát jelenthet a borászatok számára.

1.3. A világ borpiaca

Szőlőt alapvetően három célból termesztenek a világban: borászati termékek készítése, étkezési szőlő és aszalvány. Gazdaságos borszőlőtermelésre a Földnek csak meghatározott területei alkalmasak, jellemzően az északi féltekén a 30. és 50., a déli féltekén pedig a 20. és a 40. szélességi körök között (Eperjesi, 2010). A hagyományos borvidékek jellemzően Európában találhatóak, azonban különösen a XX. század második felében nem európai bortermelő országok erőteljes előretörésének lehetünk tanúi. Ennek megfelelően bortermelő országokat ma alapvetően két csoportba szokás sorolni. A borászati Óvilág a hagyományos európai országokra terjed ki, amelyek túlnyomó része ma már az Európai Unió tagja. Közülük is kiemelkedik a három legnagyobb: Franciaország, Olaszország és Spanyolország. A borászati Újvilág jellemzően egykori brit vagy spanyol gyarmatokat tartalmaz (Egyesült Államok, Chile, Argentína, Dél-Afrikai Köztársaság, Új-Zéland, Ausztrália, kisebb jelentőséggel Mexikó, Brazília, Uruguay). Nem szokás az Újvilághoz sorolni a legújabban felemelkedő bortermelőket; Kínát és Indiát.

Az alábbiakban az OIV (2019b) adatbázisa nyomán mutatom be a világ borászatának fejlődését az elmúlt mintegy két évtized során.

1.3.1. Borászati termékek termelése

A világ borászati termék termelésének legfontosabb adatait az 1. táblázat foglalja össze. Az OIV által gyűjtött termelési adatok minden esetben az adott évben készült (kierjedt) újborok mennyiségére vonatkoznak, így a trendeket az éves adatok figyelembevételével – az évjáratok olykor igen eltérő körülményei miatti nagy volatilitás miatt – nehezebb lenne megfigyelni. Ezért a táblázatban ötéves mozgóátlagokkal számoltam.

A vizsgált időszak során az éves világtermelés nagysága 253,7 millió (1995.) és 297,8 millió hektoliter (2004.) között ingadozott, de alapvetően stagnált.

A táblázat igen jól mutatja az Újvilág előretörését, a vizsgált időszak során ezen országcsoport termelése mintegy 30%-kal bővült.

Ezzel párhuzamosan jelentősen, 8 százalékponttal, mintegy 10%-kal csökkent az Óvilág termelése, és így dominanciája is. Jól látható, hogy a három legnagyobb bortermelő ország adja stabilan a világ borászati termék termelésének mintegy felét, bár részesedésük jelentősen, öt százalékponttal csökkent.

1. táblázat:

A világ borászati termék termelése (1000 hektoliter, ötéves mozgóátlag), 1997-2014.

Időszak	Világ	EU	3 nagy	Óvilág	Újvilág	Az EU (arány)	Óvilág (arány)	Újvilág (arány)	3 nagy (arány)
1995-1999.	267 250	163 849	140 855	194 489	59 488	61%	73%	22%	53%
1996-2000.	272 298	167 955	144 830	197 940	60 354	62%	73%	22%	53%
1997-2001.	270 780	164 967	142 210	194 019	61 920	61%	72%	23%	52%
1998-2002.	268 977	163 083	139 940	190 987	62 688	61%	71%	23%	52%
1999-2003.	269 412	161 620	138 333	190 253	63 607	60%	71%	24%	51%
2000-2004.	272 782	161 139	138 253	191 214	65 683	60%	70%	24%	51%
2001-2005.	272 535	158 785	135 848	188 127	68 116	59%	69%	25%	50%
2002-2006.	275 993	160 512	137 595	189 464	69 869	59%	69%	25%	50%
2003-2007.	278 132	160 899	137 945	190 359	70 923	60%	68%	26%	50%
2004-2008.	279 111	160 144	137 055	189 517	72 610	60%	68%	26%	49%
2005-2009.	273 424	155 288	132 932	183 936	72 398	60%	67%	26%	49%
2006-2010.	270 419	152 376	130 822	181 212	72 039	60%	67%	27%	48%
2007-2011.	267 357	148 809	127 714	177 769	72 241	60%	66%	27%	48%
2008-2012.	265 748	146 464	125 758	174 117	73 471	59%	66%	28%	47%
2009-2013.	270 111	149 212	128 945	176 254	75 359	59%	65%	28%	48%
2010-2014.	270 234	149 200	129 062	174 748	76 691	58%	65%	28%	48%
2011-2015.	272 750	150 863	130 346	176 003	77 707	59%	65%	28%	48%
2012-2016.	273 051	152 460	132 123	176 331	77 577	59%	65%	28%	48%

Forrás: Saját szerkesztés (OIV, 2019b) alapján

Az Európai Unió továbbra is meghatározó mind a világ, mind pedig az Óvilág termelésében. Az Óvilágon belül az EU dominanciája ugyan – elsősorban a többkörös bővítések folyamányaként – nőtt (részesedése 70%-ról 91%-ra emelkedett), az egész

világot tekintve visszaszorulását jól jelzi, hogy még a bővítések ellenére is csökkent 2 százalékponttal a részesedése az időszak folyamán.

A legújabb bortermelő országok felemelkedését jelzi, hogy amíg az időszak elején az egyik csoportba sem sorolt országok a termelés 5%-át adták, ez az érték az időszak végére stabilan 7%-ra emelkedett.

1.3.2. A szőlőterületek nagysága

A szőlőterületek nagyságára vonatkozó OIV-statisztikák sajnálatos módon nem tartalmaznak a szőlőtermelés célja szerinti bontást, így a 2. táblázat az összes ültetvény adatait tartalmazza függetlenül attól, hogy a termést milyen célra hasznosították.

2. táblázat: A világ szőlőterületeinek nagysága (hektár), 1995-2016.

Év	Világ	EU	3 nagy	Óvilág	Újvilág	Az EU (arány)	Óvilág (arány)	Újvilág (arány)	3 nagy (arány)
1995.	7 807 634	3 604 039	3 049 646	5 552 182	984 089	46%	71%	13%	39%
1996.	7 703 329	3 548 636	2 997 941	5 440 544	1 005 218	46%	71%	13%	39%
1997.	7 654 766	3 539 201	2 992 136	5 371 210	1 033 671	46%	70%	14%	39%
1998.	7 629 364	3 527 109	2 984 036	5 313 579	1 074 807	46%	70%	14%	39%
1999.	7 716 554	3 546 530	3 002 079	5 283 772	1 139 838	46%	68%	15%	39%
2000.	7 773 738	3 514 765	2 983 891	5 230 617	1 193 166	45%	67%	15%	38%
2001.	7 786 462	3 467 683	2 943 076	5 152 673	1 212 435	45%	66%	16%	38%
2002.	7 809 168	3 435 005	2 911 750	5 103 104	1 242 775	44%	65%	16%	37%
2003.	7 816 114	3 409 710	2 897 779	5 060 551	1 251 850	44%	65%	16%	37%
2004.	7 771 318	3 547 669	2 878 916	4 997 909	1 261 831	46%	64%	16%	37%
2005.	7 717 824	3 498 123	2 827 268	4 908 477	1 280 761	45%	64%	17%	37%
2006.	7 681 805	3 469 744	2 812 085	4 856 191	1 295 835	45%	63%	17%	37%
2007.	7 603 300	3 728 622	2 782 032	4 767 354	1 306 877	49%	63%	17%	37%
2008.	7 541 021	3 665 519	2 733 948	4 704 325	1 317 666	49%	62%	17%	36%
2009.	7 495 563	3 569 642	2 650 927	4 599 275	1 336 522	48%	61%	18%	35%
2010.	7 481 840	3 484 140	2 579 505	4 491 521	1 339 704	47%	60%	18%	34%
2011.	7 466 072	3 391 516	2 500 074	4 394 102	1 348 039	45%	59%	18%	33%
2012.	7 480 959	3 355 641	2 474 741	4 318 153	1 349 923	45%	58%	18%	33%
2013.	7 516 315	3 366 211	2 471 390	4 281 942	1 354 395	44%	57%	18%	33%
2014.	7 553 974	3 342 055	2 453 353	4 258 599	1 356 191	44%	56%	18%	32%
2015.	7 504 272	3 308 996	2 440 848	4 214 963	1 341 218	44%	56%	18%	33%
2016.	7 463 909	3 313 110	2 453 835	4 197 808	1 332 180	44%	56%	18%	33%

Forrás: Saját szerkesztés (OIV, 2019b) alapján

A szőlőterületek nagysága az időszak kezdetén volt a legnagyobb, és az időszak végén a legkisebb, a csökkenés közel 5%-os. Itt is jól megfigyelhető az EU és az Óvilág visszaesése, valamint az Újvilág előretörése.

Az EU szőlőterületeinek nagysága a bővítések ellenére is csökkent, különösen szembeötlő a 2008-2012. időszak, a közös borpiaci szervezés 2006-2009-es reformjakor bevezetett kivágási program hatása.

1.3.3. Fogyasztás

A fogyasztási adatokat a 3. táblázat mutatja. Fontos kiemelni, hogy ezek az adatok jellemzően valamilyen (a termelést, a készleteket, valamint a külkereskedelmet figyelembe vevő) bormérlegből származó számított adatok.

3. táblázat

A borászati termékek fogyasztása a világszinten (1000 hektoliter), 1995-2016.

Év	Világ	EU termelő	EU nem termelő	Óvilág	Újvilág	EU termelők (arány)	EU nem termelők (arány)	Óvilág (arány)	Újvilág (arány)
1995.	227 425	117 127	12 140	150 654	50 860	52%	5%	66%	22%
1996.	221 646	113 176	12 596	144 753	49 358	51%	6%	65%	22%
1997.	225 137	110 145	14 544	142 862	50 184	49%	6%	63%	22%
1998.	228 321	112 393	14 903	141 203	50 496	49%	7%	62%	22%
1999.	225 747	111 581	16 230	138 010	51 397	49%	7%	61%	23%
2000.	225 740	112 185	17 850	140 342	51 426	50%	8%	62%	23%
2001.	227 642	110 942	19 168	140 776	51 297	49%	8%	62%	23%
2002.	230 031	109 288	20 266	140 225	52 686	48%	9%	61%	23%
2003.	237 947	110 594	21 245	144 046	54 859	46%	9%	61%	23%
2004.	237 673	114 122	22 494	142 244	55 235	48%	9%	60%	23%
2005.	238 749	113 249	23 590	140 223	57 075	47%	10%	59%	24%
2006.	243 253	113 420	23 209	142 667	58 098	47%	10%	59%	24%
2007.	250 241	118 784	24 876	144 754	60 176	47%	10%	58%	24%
2008.	249 984	116 388	25 004	144 431	59 208	47%	10%	58%	24%
2009.	242 827	111 073	24 209	137 961	59 522	46%	10%	57%	25%
2010.	241 871	108 385	24 437	135 074	59 685	45%	10%	56%	25%
2011.	243 269	103 811	24 188	132 347	61 796	43%	10%	54%	25%
2012.	246 015	104 380	23 950	131 250	62 973	42%	10%	53%	26%
2013.	244 664	103 862	24 365	127 586	64 230	42%	10%	52%	26%
2014.	240 677	102 695	24 407	124 823	63 419	43%	10%	52%	26%
2015.	243 379	104 131	24 649	125 587	64 208	43%	10%	52%	26%
2016.	244 421	104 915	24 886	125 404	64 217	43%	10%	51%	26%

Forrás: Saját szerkesztés (OIV, 2019b) alapján

A vizsgált időszakban a világ borászati termék fogyasztása összességében jelentősen, közel 7%-kal emelkedett, miközben a fogyasztás szerkezete komoly mértékben átalakult. Míg az időszak kezdetén a fogyasztás közel kétharmadát adták a borászati Óvilág hagyományos bortermelő országai, a legfontosabb bortermelő országok pedig összesen 88%-át, addig 2016-ra ez az arány 51, illetve 77%-ra csökkent. E változás még nagyobb mértékű volt az Európai Unió bortermelő és nem bortermelő tagállamai között. Míg az időszak elején a hagyományos bortermelő országokban közel tízszer annyi borászati terméket fogyasztottak, mint a nem termelő tagállamokban, 2016-ra ez a különbség alig több, mint négyszeresre olvadt (a csak az 1995-ben is tag 15 államot figyelembe véve ugyanez az arány 2016-ban már a négyet sem éri el).

Kijelenthető, hogy a borászati termékek fogyasztása globalizálódott, az egyes országok közti különbségek pedig jelentősen csökkentek. Míg tehát a termelő országokban jelentősen csökkent a fogyasztás, addig a nem termelő országokban (az alacsony bázisról) drasztikusan emelkedett.

Hiába nőtt a fogyasztás a vizsgált időszakban, a termelés így is meghaladta a fogyasztást (évente átlagosan 34 millió hektoliterrel) annak minden évében. A többlet javarészt az Óvilág országaiban keletkezett (évente átlagosan 47 millió hektoliter).

1.3.4. Külkereskedelem

Ahogy az előző pontban is kifejtettem, a borászati termékek fogyasztása jelentősen globalizálódott az utóbbi 20-25 évben. Ennek ütemét kiválóan szemléltetik a 4. táblázat adatai a világ borászati termék exportjáról.

A vizsgált időszakban a borexport nagysága jelentősen, közel 90%-kal megnőtt, ugyanakkor némileg átalakult. Ugyan a legfontosabb termelő országok folyamatosan a teljes exportált mennyiség 97-98%-át adták, az Újvilág előretörése igen látványos: az újvilági országok exportált mennyiség 2010-ig töretlenül nőtt, 2016-ra pedig a kiindulási érték négy és félszeresére emelkedett.

Mindeközben az óvilági országok exportja mindössze 52%-kal emelkedett (az EU-tagállamoké 75%-kal). Az időszak végére az Újvilág részesedése a világexportban 12-ről 29%-ra nőtt (a 2008-ban kirobbant gazdasági válság idején tetőzött 31%-kal), míg az Óvilágé 85-ről 64%-ra csökkent. Ez utóbbi jelenség csak korlátozottan érintette a

három legnagyobb bortermelő országot, az ő részesedésük az exportból a vizsgált időszak során mindössze 5 százalékponttal lett kevesebb.

4. táblázat:

**A borászati termék exportja világszinten (1000 hektoliter),
1995-2016.**

Év	Világ	EU	3 nagy	Óvilág	Újvilág	EU (arány)	3 nagy (arány)	Óvilág (arány)	Újvilág (arány)
1995.	55 016	38 341	33 646	46 592	6 722	70%	61%	85%	12%
1996.	54 506	38 230	33 217	45 673	7 341	70%	61%	84%	13%
1997.	60 551	42 374	37 121	50 084	8 565	70%	61%	83%	14%
1998.	65 018	47 624	42 506	54 211	9 358	73%	65%	83%	14%
1999.	63 979	48 737	43 779	53 466	9 567	76%	68%	84%	15%
2000.	60 302	43 496	38 400	48 102	11 097	72%	64%	80%	18%
2001.	65 151	46 327	40 961	51 488	12 659	71%	63%	79%	19%
2002.	67 899	46 401	40 957	52 100	14 645	68%	60%	77%	22%
2003.	72 501	48 013	40 820	53 900	17 270	66%	56%	74%	24%
2004.	76 620	50 380	42 468	55 334	19 662	66%	55%	72%	26%
2005.	78 978	51 778	44 151	57 264	20 244	66%	56%	73%	26%
2006.	84 366	55 877	47 783	60 449	22 422	66%	57%	72%	27%
2007.	88 951	58 696	48 296	61 104	25 841	66%	54%	69%	29%
2008.	89 793	58 056	47 969	60 741	26 980	65%	53%	68%	30%
2009.	88 238	56 374	47 286	59 306	26 950	64%	54%	67%	31%
2010.	96 003	62 734	52 913	66 000	27 297	65%	55%	69%	28%
2011.	103 377	70 940	60 630	74 373	26 294	69%	59%	72%	25%
2012.	103 374	67 622	57 384	71 502	28 812	65%	56%	69%	28%
2013.	101 737	63 624	53 604	67 423	30 915	63%	53%	66%	30%
2014.	104 106	68 213	58 224	71 852	28 574	65%	56%	69%	27%
2015.	105 659	68 766	59 022	72 290	30 116	65%	56%	68%	29%
2016.	103 832	66 971	57 810	70 789	29 936	64%	56%	68%	29%

Forrás: Saját szerkesztés (OIV, 2019b) alapján

A borászati termékek piacának globalizálódását exportált mennyiség abszolút mértékének növekedése mellett jól mutatja a kivitel és termelés arányának változása (5. táblázat).

Világátlagban 78%-kal nőtt a kivitel termeléshez viszonyított nagysága, míg 1995-ben tíz palack borászati termékből (alig több, mint) kettőt fogyasztottak el a származási országán kívül, addig 2016-ban már (közel) négyet. Érdekes módon ez a jelenség egyöntetűen érvényes az összes vizsgált országcsoportra.

5. táblázat:

Az exportált és a megtermelt mennyiség aránya, 1995-2016.

Év	Világ	EU	3 nagy	Óvilág	Újvilág
1995.	22%	25%	26%	25%	12%
1996.	20%	22%	23%	22%	13%
1997.	23%	27%	27%	26%	14%
1998.	25%	30%	31%	29%	16%
1999.	23%	27%	29%	26%	15%
2000.	22%	25%	25%	24%	18%
2001.	25%	30%	31%	28%	20%
2002.	26%	31%	32%	29%	23%
2003.	27%	32%	31%	29%	27%
2004.	26%	28%	28%	27%	27%
2005.	28%	31%	32%	31%	27%
2006.	30%	33%	34%	31%	31%
2007.	33%	36%	38%	34%	37%
2008.	33%	36%	38%	34%	37%
2009.	33%	35%	36%	33%	37%
2010.	37%	41%	41%	38%	38%
2011.	39%	45%	48%	42%	36%
2012.	40%	46%	49%	44%	38%
2013.	35%	37%	38%	36%	38%
2014.	39%	43%	45%	42%	36%
2015.	38%	41%	44%	40%	39%
2016.	39%	41%	43%	40%	41%

Forrás: Saját szerkesztés (OIV, 2019b) alapján

1.3.5. A világpiacon trendek összefoglalása

Az elmúlt 20-25 év során jelentősen megváltozott a borászati termékek világpiacon képe. Előbb a termelés, majd a fogyasztás vált globálissá: mind több országban termelnek és fogyasztanak borászati terméket. Ennek megfelelően az óvilági hagyományos bortermelő országok (így az Európai Unió tagjaié is) piaci súlya folyamatosan csökken, de még mindig meghatározó. A vizsgált időszak során a borászati Újvilág sikertörténetének lehettünk tanúi, a legutóbbi idők során további új szereplők jelentek meg (pl. Kína termelése majdnem megduplázódott, és immár meghaladja Portugáliáét vagy Németországit).

A borászati termékek globális térnyerésével és a borászati termékek fogyasztási szokásainak megváltozásával párhuzamosan a bortermelő országok helyi piaci szűkülnek, a fogyasztás alkalomszerűbbé válik, az új borfogyasztó országokban pedig (jellemzően igen alacsony bázisról kiindulva) nagy ütemben emelkedik a fogyasztás (Kínában például közel a háromszorosára, a nem hagyományos bortermelő EU-tagállamokban a kétszeresére).

Mindeközben maga a termelési volumen, valamint a termelés és a fogyasztás közötti különbség érdemben nem változott.

A fentiekből adódóan a borászati termékek világpiacát összességében éles verseny jellemzi, aminek a kimenetelét két tényező dönti el: a termelési költségek lecsökkentésének, valamint az árak emelésének mértéke. Egy ilyen versenyzői környezetben nehéz a magasabb árak elérése, ezért kulcsfontosságú annak ismerete, hogy az árkülönbségek mögött pontosan milyen tényezők húzódnak meg.

1.4. A borászati termékek magyarországi piaca

Magyarország egyike a hagyományos bortermelő országoknak, ahol a szőlőtermelés és a borkészítés igen mély társadalmi beágyazottsággal bír. Az alábbiakban a borászati termékek magyarországi piacát elemzem hazai adatforrásokra (Agrárminisztérium, Hegyközségek Nemzeti Tanácsa, Központi Statisztikai Hivatal) támaszkodva.

A 4. ábra a magyarországi, valamint egyes európai bortermelő országok (a három nagy, Németország és Ausztria) fajlagos termelési értékét adja meg euró/hektárban kifejezve (a statisztikai gyűjtés módszertanából kifolyóan a saját termelésű, illetve vásárolt szőlőből történő borkészítésre vonatkozó adatok nem adhatók össze).

A hazai szőlő-bor ágazat részesedése a mezőgazdaság bruttó nemzeti össztermékéből 2,6%, (KSH, 2017).

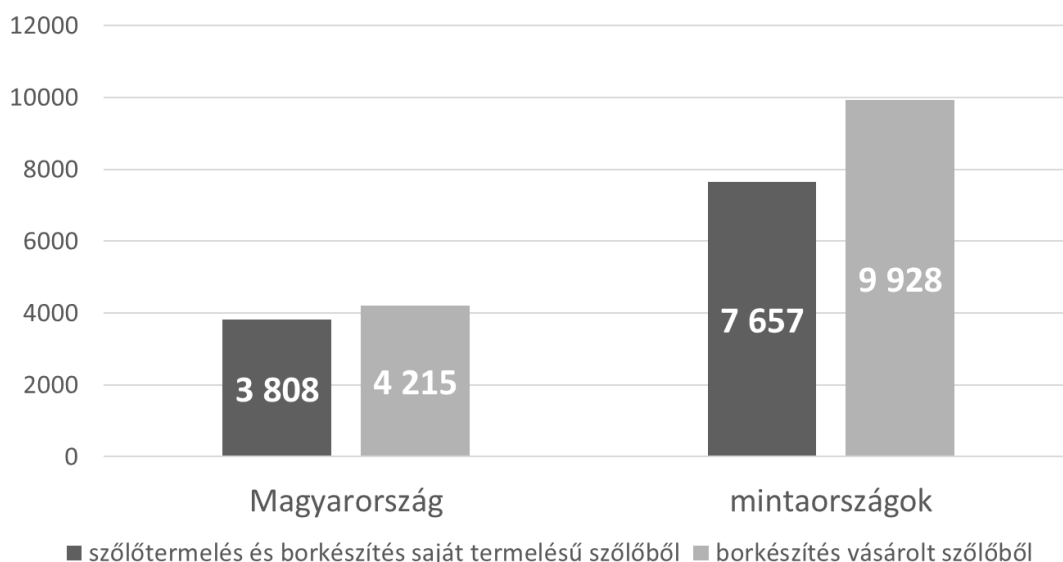
Jelenleg Magyarországon 6 borrhíó 22 borvidéken¹ művelnek szőlőt mintegy 41,5 ezer regisztrált termelő (HNT, 2020, p.21). Az elkészült borászati termékeket a 38 oltalom alatt álló eredetmegjelölés vagy földrajzi jelzés valamelyikével, vagy pedig

¹ Ld. a szőlészeti és a borászati adatszolgáltatás, valamint a származási bizonyítványok kiadásának rendjéről, továbbá a borászati termékek előállításáról, forgalomba hozataláról és jelöléséről szóló 127/2009. (IX.29.) FVM rendelet 1. számú mellékletét.

földrajzi jelzés nélkül hozza forgalomba a mintegy 6 ezer regisztrált bortermelő (HNT, 2020).

4. ábra:

A magyarországi szőlő-bor ágazat termelési értéke (euró/hektár) összevetve egyes európai referenciaországok átlagával, 2011-2014.



Forrás: HNT (2016 p.6)

1.4.1. Borászati termékek termelése

A borászati termékek termelésének alakulását a 6. táblázat mutatja.

6. táblázat:

A borászati termékek termelése Magyarországon (millió hektoliter), 2008-2018.

Szüreti év	Magyarország	Európai Unió	Magyarország aránya
2008.	3,45	172	2,01%
2009.	3,20	165	1,94%
2010.	1,97	157	1,25%
2011.	2,72	156	1,74%
2012.	2,10	140	1,50%
2013.	2,56	163	1,57%
2014.	2,59	156	1,66%
2015.	2,47	170	1,45%
2016.	2,65	162	1,64%
2017.	3,18	138	2,30%
2018.	3,64	189	1,92%

Forrás: Agrárminisztérium (2020)

A borászati szegmens fragmentált, és éles a versenyhelyzet. A HNT (2020 p.21) tanulmánya megállapítja, hogy a borászattal foglalkozó aktív termelők jelentős része (a 2018/2019. borpiaci évben mintegy 59%-a, ami jelentős növekedés a 2014-es 49%-hoz képest) nem hoz forgalomba közvetlenül közfogyasztásra bort, hanem más borászatnak értékesíti azt kvázi alapanyagként.

A borászati termékek forgalomba hozatala annak ellenére sem koncentrált, hogy a 25 legnagyobb borászat az összes bor 66,5 %-át hozta forgalomba a 2018/2019. borpiaci évben (HNT, 2020 p.21), amit a Herfindahl-Hirschman index igen alacsony értéke (3,73%) is igazol.

1.4.2. A szőlőterület nagysága

A szőlőültetvények nagyságát és borrhígiós eloszlását a 7. táblázat mutatja.

Magyarország mind a megművelt szőlőterületek nagysága, mind pedig a borászati termék előállítás mennyisége alapján a kis bortermelő országok csoportjába tartozik.

7. táblázat:

A szőlőültetvények nagysága borrhígióként (ha), 2012-2018.

Borrhígió	2012.	2013.	2014.	2015.	2016.	2017.	2018.
Balaton	7 605	7 841	8 214	8 492	8 861	9 176	9 211
Duna	23 913	21 938	22 521	22 997	23 534	23 755	23 874
Felső-Magyarország	11 595	11 231	11 716	12 008	12 615	13 091	13 344
Felső-Pannon	4 881	5 228	5 257	5 390	5 433	5 568	5 492
Pannon	12 243	7 274	7 352	7 579	7 725	7 901	7 844
Tokaj	5 533	5 268	5 392	5 599	5 709	5 764	5 816
Összesen	65 771	58 781	60 450	62 065	63 877	65 255	65 582

Forrás: Agrárminisztérium (2020)

A 7. táblázat csak részben mutatja, de a szőlőterületek csökkenése 2013-ig meghatározó tendencia volt (HNT, 2020), e jelenség mögött egyrészt piaci, másrészt (csökkenő értékesítési lehetőségek) támogatáspolitikai (európai uniós támogatások szőlőültetvények kivágására) okok húzódtak meg. Ezt követően, jelentős részben a szintén uniós forrásokból finanszírozott szerkezetátalakítási program támogatásainak köszönhetően a szőlőterület lassú növekedésének lehetünk tanúi.

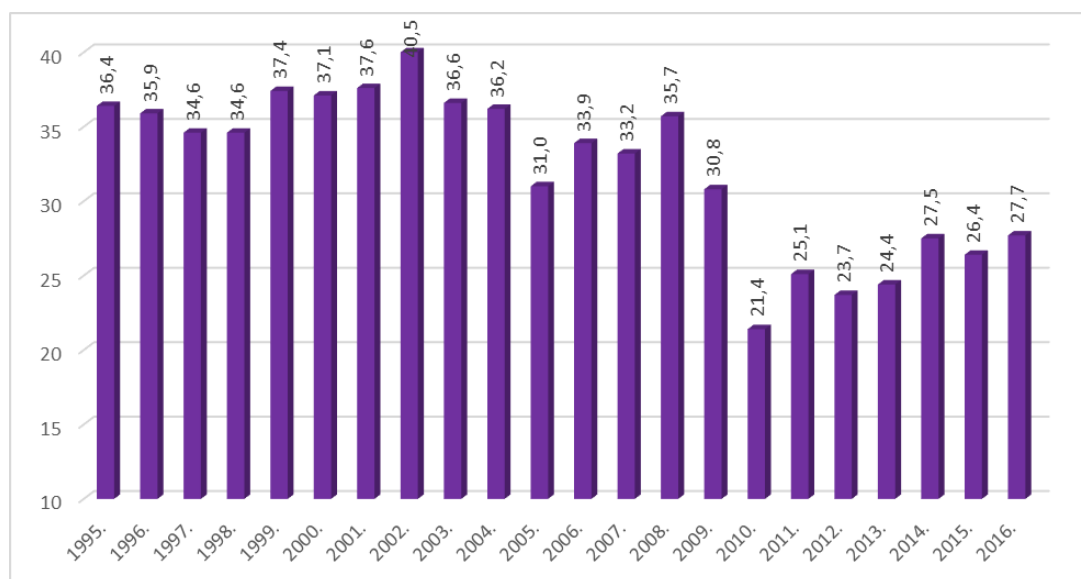
A szőlőtermesztés igen dekoncentrált, ezt a mintegy 1,95 hektáros átlagos birtokméret (2017, a medián: 0,3860 ha) mellett a Herfindahl-Hirschman index 0,07%-os értéke is mutatja (AM, 2020). Az ágazat vertikális töredezettségét mutatja az, hogy a megtermelt szőlő mennyiségének több, mint négyötödét nem a szőlőültetvény használója dolgozza fel musttá vagy borrá (HNT, 2020 p.21).

1.4.3. Fogyasztás

A magyarországi borfogyasztás alakulását mutatja az 5. ábra. Jól látható, hogy Magyarország sem képez kivételt a hagyományos bortermelő-borfogyasztó országok között, a fogyasztás húsz-huszonöt éves távlatban itthon is csökkent. Figyelemre méltó azonban az OIV adataiból kirajzolódó, 2010. óta tartó, hullámzóan emelkedő tendencia.

5. ábra:

Borfogyasztás Magyarországon, 1995-2016.



Forrás: Saját szerkesztés, OIV (2019b) alapján

A magyarországi borfogyasztás² jellegzetességeit jól foglalja össze Szolnoki és Totth (2019) viszonylag friss piackutatása.

Az 1200 főn elvégzett, reprezentatív felmérés rámutatott, hogy a magyarok igen megosztottak a borfogyasztás tekintetében, 22% a rendszeres borfogyasztók aránya

² a kutatás külön kezelte a bort és a pezsgőket

(egy héten legalább egyszer boroznak), a megkérdezettek 34%-a soha nem fogyaszt bort (általában az alkoholt elutasítók aránya is hasonló, a bor a legkevésbé elutasított alkoholtartalmú ital), 44% pedig alkalmi borfogyasztó.

A rendszeres borivók fogyasztják el a kereskedelemben (off-trade) értékesített mennyiség majdnem $\frac{3}{4}$ -ét. Hasonló koncentrációval találkozunk más európai országokban is. Köztük nagyobb a férfiak és az idősebbek aránya.

A magyar borpiac hagyománytisztelőnek számít abban a tekintetben, hogy az elfogyasztott borok 94%-a magyar, a borfogyasztók 74%-a pedig csak magyar bort iszik. A külföldről származó bor fogyasztásának aránya a vagyoni státusszal együtt nő.

A magyarországi borpiac nem számít edukáltnak, az átlagfogyasztó saját bevallása alapján kevésbé érdeklődik a bor után, és viszonylag keveset is tud róla. Mind a kettő tényező nő (javul) a kor előrehaladtával, vagyoni státusz és a borfogyasztás növekedésével (illetve az átlagnál magasabb a férfiaknál).

1.4.4. Külkereskedelem

A külkereskedelmi adatokra (8. táblázat) tekintve egy alapvetően nettó borexportőr ország képét láthatjuk kirajzolódni, amelyet a 2010. év rendkívüli termés kiesését (ld. 6. táblázat) követő 2011. évi kiugróan magas importált mennyiség árnyal.

Az elmúlt tizenegy év során az export mennyisége 532 ezer és 1,28 millió hektoliter között alakult, a mennyiségi növekedés 2013. és 2018. között látványos volt, azonban az egységár csökkenése is követte.

A vizsgált időszak során (az utóbbi két évet és 2009-et kivéve) az exportált borászati termékek egységára még annak ellenére is folyamatosan meghaladta az import egységárát, hogy nemzetközi összehasonlításban meglehetősen alacsonynak számított (vö. HNT, 2020, p.24). Ennek oka az, hogy az importban sokáig dominált az európai mininális árszínthez igen közelítő átlagáron történő alapanyag behozatala, elsősorban Olaszországból. Ez a gyakorlat 2014. után kezdett fokozatosan visszaszorulni, a 2017-es és 2018-as import átlagár adat tanúsága szerint gyakorlatilag minimális mértékre.

Az export átlagárának csökkenése aggodalommal töltheti el az ágazat szereplőit, hiszen azt mutatja, hogy a magyar borászati termékek egy jelentős hányada a külpiacokon inkább az alsóbb árszegmensekben van jelen, vagyis az értékesítési stratégia a termék alacsony árára alapoz. Ez a kínálati oldal már bemutatott

töredezettsége fényében (amely miatt feltételezhető az előállítás nem leghatékonyabb működése) nagy veszélyt jelent, ugyanis – ahogy az import adatok is mutatják – ennél sokkal olcsóbban is előállíthatók ezek a termékek.

8. táblázat:

Magyarország borexportja és importja, 2011-2018.

Év	EXPORT			IMPORT		
	Mennyiség (ezer hl)	Érték (millió euró)	Egységár (euró/liter)	Mennyiség (ezer hl)	Érték (millió euró)	Egységár (euró/liter)
2008.	694	73	1,05	259	23	0,89
2009.	751	67	0,89	157	16	1,02
2010.	861	76	0,88	199	17	0,85
2011.	613	78	1,27	790	39	0,49
2012.	757	74	0,98	553	39	0,71
2013.	532	73	1,37	592	43	0,73
2014.	706	80	1,13	455	28	0,62
2015.	699	83	1,19	265	23	0,87
2016.	760	90	1,18	255	22	0,86
2017.	984	103	1,05	195	22	1,13
2018.	1 284	124	0,97	72	17	2,36

Forrás: Agrárminisztérium (2020)

1.4.5. Földrajzi árujelzők

A magyarországi földrajzi árujelzők piaci pozicionálásának feltárása pont jelen kutatás egyik legfontosabb célját képezi, ezért érdemesnek tartom ezek helyzetére itt is kitérni. Mindazonáltal a magyarországi földrajzi árujelzők helyzetének ennél bővebb elemzésére a kutatási eredmények ismeretében kerül sor.

Az ágazat töredezettségét a termőhelyek sokszínűsége is mutatja: jelenleg 38 magyarországi földrajzi árujelző áll oltalom alatt (31 eredetmegjelölés és 6 földrajzi jelzés áll uniós oltalom alatt – ebből 2 átmeneti oltalom, 1 pedig eredetmegjelölésből földrajzi jelzéssé történő átalakítás alatt áll).

A termőhelyek sokszínűsége a számok alapján nem kétséges, azonban az egyes földrajzi árujelzők szabályozásának áttekintését követően felmerül a kérdés, hogy mindez megfelelő módon történik-e meg. A HNT (2020) értékelése szerint általánosságban nem, mivel a helyi szabályok jellemzően csak az igen alacsony szintű horizontális tagállami keretszabályozást követik.

9. táblázat:

A földrajzi árujelzőkkel forgalomba hozott borászati termékek mennyisége

Magyarországon, 2018.

Földrajzi árujelző	Teljes mennyiség (hl)	Piaci részesedés	Szőlővel beültetett terület (ha)	A szőlő maximális hozama (hl/ha)	A szőlő minimális cukortart. (%vol)	Forgalmi arány	Földrajzi árujelző típus
Badacsony	14 576	0,44%	1 188	100	9,83	14%	eredetmegjelölés
Balatonboglár	44 446	1,34%	3 311	100	9,00	15%	eredetmegjelölés
Balaton-felvidék	2 946	0,09%	823	100	9,00	4%	eredetmegjelölés
Balatonfüred-Csopak	17 381	0,52%	1 946	100	9,00	10%	eredetmegjelölés
Bükk	1 682	0,05%	946	100	9,00	2%	eredetmegjelölés
Csongrád	1 228	0,04%	816	100	9,00	2%	eredetmegjelölés
Csopak	1 590	0,05%	120	63	10,60	23%	eredetmegjelölés
Debrői Hárslevelű	5 647	0,17%	529	100	9,83	12%	eredetmegjelölés
Duna	6 938	0,21%	12 733	100	9,00	1%	eredetmegjelölés
Eger	143 080	4,31%	5 248	100	9,83	30%	eredetmegjelölés
Etyek-Buda	33 410	1,01%	1 440	100	9,00	26%	eredetmegjelölés
Hajós-Baja	12 566	0,38%	1 471	100	9,00	9%	eredetmegjelölés
Izsáki Arany Sárfehér	227	0,01%	470	100	9,87	1%	eredetmegjelölés
Káli	804	0,02%	467	85	10,60	2%	eredetmegjelölés
Kunság	40 402	1,22%	11 156	100	9,00	4%	eredetmegjelölés
Mátra	52 812	1,59%	5 398	100	9,00	11%	eredetmegjelölés
Monor	365	0,01%	374	70	9,87	2%	eredetmegjelölés
Mór	3 837	0,12%	460	100	9,00	9%	eredetmegjelölés
Nagy-Somló	8 616	0,26%	456	100	9,00	21%	eredetmegjelölés
Neszmély	13 408	0,40%	920	100	9,00	16%	eredetmegjelölés
Pannon	15 871	0,48%	7 609	100	9,00	2%	eredetmegjelölés
Pannonhalma	13 440	0,40%	584	100	9,00	26%	eredetmegjelölés
Pécs	6 524	0,20%	537	100	9,00	13%	eredetmegjelölés
Soltvadkerti Ezerjő	101	0,00%	190	70	10,60	1%	eredetmegjelölés
Somlói	240	0,01%	367	80	11,34	1%	eredetmegjelölés
Sopron/Ödenburg	32 344	0,97%	1 562	100	9,00	23%	eredetmegjelölés
Szekszárd	58 669	1,77%	2 125	100	9,00	31%	eredetmegjelölés
Tihany	132	0,00%	78	63	10,97	3%	eredetmegjelölés
Tokaj	151 290	4,56%	5 618	100	9,00	30%	eredetmegjelölés
Tolna	23 972	0,72%	2 357	100	9,00	11%	eredetmegjelölés
Villány	91 493	2,76%	2 447	100	9,00	42%	eredetmegjelölés
Zala	1 923	0,06%	481	100	9,00	4%	eredetmegjelölés
Balaton	76 501	2,31%	8 565	120	8,00	8%	földrajzi jelzés
Balatonmelléki	49 333	1,49%	10 653	120	8,00	4%	földrajzi jelzés
Dunántúl	328 544	9,90%	21 353	160	8,00	11%	földrajzi jelzés
Duna-Tisza közí	1 278 978	38,54%	23 344	160	8,00	38%	földrajzi jelzés
Felső-Magyarország	349 653	10,54%	18 434	160	8,00	13%	földrajzi jelzés
Zemplén	5 327	0,16%	5 714	120	8,00	1%	földrajzi jelzés
Földrajzi árujelzős összesen	2 890 296	87,09%					
Földrajzi jelzés nélküli	428 293	12,91%					
Mindösszesen	3 318 589	100,00%					

Forrás: saját számítás Agrárminisztérium (2020) adatok alapján

Amint arra a 9. táblázat adatai is rámutatnak, igen nagy – és teljesen természetes – az eltérés az egyes földrajzi árujelzőkkel forgalomba hozott borászati termékek teljes mennyisége között³.

A három legnagyobb termőterülettel bíró oltalom alatt álló földrajzi jelzés adja a kínálat mintegy 60%-át, a földrajzi jelzés nélküli borászati termékek aránya pedig további 13%. Tekintve, hogy az előállítás szabályai e három OFJ esetében a legmegengedőbbek (a földrajzi jelzés nélküli termékek esetében pedig nem is léteznek ilyen szabályok), megállapíthatjuk, hogy a kínálat közel $\frac{3}{4}$ -ét (a földrajzi árujelzők szempontjából) kifejezetten alacsonyra pozicionálják a termelők.

Ezt némiképp árnyalja, hogy nyilvánvalóan nem kizárólag a minőségi szintre vonatkozó minimális szabályokat éppen csak teljesítő tételek kerülnek forgalomba az érintett nevekkel⁴.

A három nagy OFJ kiemelkedő piaci részesedésének köszönhetően a borászati termékek magyarországi kínálata eredetvédelmi szempontból koncentrálnak mondhat (a Herfindahl-Hirschmann index értéke 19-23% a földrajzi jelzés nélküli borok figyelembevételének függvényében).

Érdemes megfigyelni, hogy a forgalmi arány (a ténylegesen forgalomba hozott mennyiség és az elméleti maximum – a maximális hozam és a termőterület szorzata, a borászati veszteségekkel korrigálva – hányadosa) meglehetősen alacsony voltát (átlagosan 13%, a medián 9-10% a földrajzi jelzések, illetve az eredetmegjelölések esetében).

1.4.6. A magyarországi piac összesítő jellemzése

Összességében elmondható, hogy Magyarország egy hagyományos bortermelő-borfogyasztó ország, ennek megfelelő termelői és fogyasztói profillal.

A kínálat széttöredezett, a piac a vertikum minden részében (szőlőtermelés, borkészítés) erősen versenyzői. Ebből, az export egységárból, továbbá a földrajzi árujelzők kínálatának szerkezetéből egy olyan ágazat képe rajzolódik ki, amely

³ Megjegyzés: a 8. táblázat nem az adott évben megtermelt újbor, hanem a ténylegesen forgalomba hozott kész bor mennyiségét mutatja

⁴ Megjegyzés: a szerző nevével is kerül forgalomba közepesen magasra pozicionált és árazott bor az említett földrajzi jelzések egyikével.

alapvetően jónak mondható termőhelyi adottságok mellett alacsony hozzáadott értékű termékeket készít, alacsony hatékonysággal.

Jelen dolgozat nem a magyarországi szőlő-bor ágazat komplex fejlesztésére fókuszál, azonban megemlíthető, hogy ebben a helyzetben az ágazat jövedelmezőségének javítása, és így gazdaságilag fenntartható fejlődése érdekében elengedhetetlen a fajlagos termelési érték emelése. Mindez egy további indokot jelent arra, hogy miért szenteljünk nagyobb figyelmet a földrajzi árujelzőknek a borárakat magyarázó tényezők elemzése során.

2. SZAKIRODALMI ÖSSZEFOGLALÓ

Az alábbiakban a borárakat meghatározó tényezőket összefoglaló szakirodalmat ismertetem. Először azokat az elméleti megfontolásokat mutatom be, amelyek a borok árainak különbözőségének létezésére adnak elméleti magyarázatot. Ezt követően ismertetem a releváns cikkek azonosításának módszerét, továbbá azok néhány fontos általános ismervét. Ezt követően rátérek a szakirodalom strukturált, különböző tényezők szerint csoportosított tartalmi bemutatására. Végül a fejezetet a szakirodalom kritikai elemzése zárja.

2.1. Elméleti háttér

A javakat a minőségükről rendelkezésre álló információ elérhetősége alapján csoportosítva három kategóriába sorolhatjuk (Nelson [1970, 1974] and Darby és Karni (1973), Ford et al. [1988]). Az első csoportba tartoznak a keresési jószágok, melyek minőségéről – bizonyos objektív kritériumok alapján – a fogyasztó már a termék megvásárlása előtt ki tudja alakítani elképzelését. A második jószágtypust a tapasztalati javak alkotják. Ebben az esetben a fogyasztó csak a termék elfogyasztása után alkothat képet annak minőségéről. A harmadik kategóriába pedig az ún. bizalmi termékek tartoznak, melyek minőségét sem előzetesen, sem pedig a jószág elfogyasztása után nem tudja az átlagos fogyasztó minden kétséget kizáróan megállapítani.

A borászati termékeket jelen dolgozatban – elfogadva Storchmann (2012) megállapítását – tapasztalati jószágoknak tekintem. Ezzel együtt nem teljesen elvethető a bizalmi termékek körébe való besorolás sem, mivel számos kutatás kimutatta már, hogy a termékek külső tulajdonságai meghatározók (a belsőkkal szemben) a fogyasztó döntése szempontjából. Veale és Quester (2008) fókuszcsoportos kísérleteik során arra az eredményre jutottak, hogy a borok érzékszervi tulajdonságait még a képzettebb borfogyasztók sem ítélik meg kellő biztonsággal.

A tapasztalati termékek piacára vonatkozó elméletek klasszikusa Akerlof (1970) híres tragacspiaci példája. Olyan piacokon, ahol a fogyasztók nem rendelkeznek megfelelő információkkal a termék minőségéről, elméletileg semelyik termelő nem kérhet árprémiumot a minőségi termékéért, így a piacon az egyensúlyi állapotban csak rossz

minőségű termékek lesznek elérhetők. Így a jó minőségű termékek kiszorulnak a piacról (hiszen eladóik nem elégszenek meg a piacon kialakult árral), és csak a rossz minőségű „tragacsok” maradnak ott.

Nelson (1970) megállapítja, hogy az árra és a minőségre vonatkozó információ beszerzésének költségei meglehetősen különböznek egymástól. Ebből adódóan a minőségnek köszönhető hasznosságban nagyobb különbség tapasztalható a fogyasztók között, mint az ár hasznosságában.

A fenti gondolatmenetet folytatva, amennyiben a borászati termékek is tapasztalati javaknak tekintjük (hiszen a fogyasztó csak a bor elfogyasztása után tudja meg, hogy mit kapott a pénzéért), úgy a piacon kialakulttól eltérő (magasabb) ár elérésének kulcsa a termékek megkülönböztetése a minőségre vonatkozó információs aszimmetria feloldása útján. Ez praktikusán a fogyasztó tájékoztatásával (az esetek többségében a címkén történő jelöléssel) érhető el.

A borászati termékek hiteles megkülönböztetése révén az irántuk jelentkező kereslet árrugalmassága csökkenthető (rugalmatlanná tehető), hiszen a heterogenitásból fakadóan a többi termék a megkülönböztetettnek tökéletlen helyettesítője. Ezt a helyzetet írja le a monopolisztikus verseny modellje.

6. ábra:

A borászati termékek piacának jellemzése Akerlof (1970) analógiájára



Forrás: Saját szerkesztés

A monopolisztikus verseny elmélete jó magyarázatot ad az árprémiumok létezésére. „A monopolisztikus verseny egy olyan piacszerkezet, amelyben számos eladó létezik, amelyek termékei közeli, de nem tökéletes helyettesítői egymásnak (Samuelson és Nordhaus, 2010, p.668). Az utóbbi teszi a különbséget a monopolisztikus és a tökéletes verseny között, és az oka annak, amiért minden termelő valamekkora hatással bírhat termékének árára ezeken a piacokon.

Az ún. elhelyezkedési modellek kiindulópontja – és elnevezésük is erre utal –, hogy mindegyik piaci szereplő szükségszerűen a tér valamelyik pontján helyezkedik el, és hogy a fogyasztók számára a földrajzi távolság nehezíti meg a különböző termékek közti helyettesítést. Könnyű azonban belátni, hogy ez átvitt értelemben is igaz: minden egyes termék elhelyezkedik valahol a termékjellemzők terében, ennél fogva minél jobban különbözik egymástól két termék, annál kevésbé helyettesíthető az egyik a másikkal. Hotelling (1929) logikáját követve megállapítható, hogy a homogén áruk esetében a termelők sokkal alacsonyabb árakat érhetnek el, mint heterogén termékek értékesítésével.

A gyakorlatban mindez azt jelenti számunkra, hogy az egyedi termékek termelői a piacon magasabb árat érhetnek el, mint a gyakorlatilag azonos karakterű borokat előállítók. Más szavakkal: amennyiben a borokat keresési jószágnak tekintjük, a termelőknek sztenderd ízekre, ha azonban tapasztalati termékeknek, akkor a pedig az egyediségre kell törekedniük.

2.2. A releváns szakirodalmak azonosítása

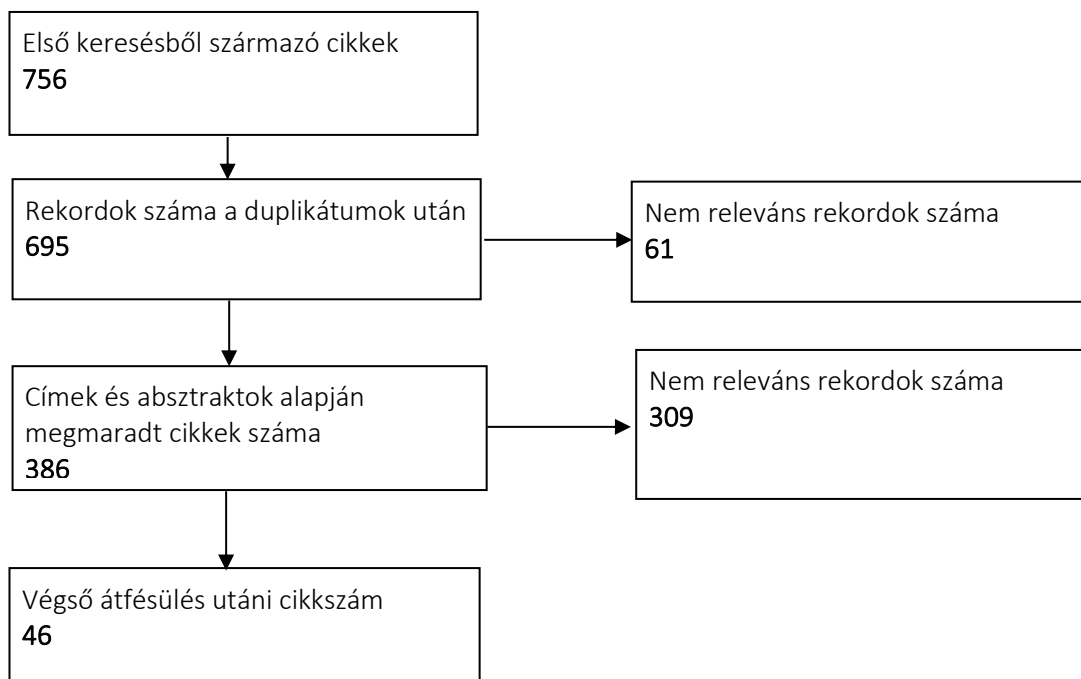
Annak érdekében, hogy átfogó képet kapjak a borárakat meghatározó tényezőkről és hogy az empirikus kutatásomat a nemzetközi szakirodalomnak megfelelően tudjam elvégezni, szisztematikus szakirodalom elemzést végeztem. A Web of Science, Scopus, JSTOR, ProQuest és Science Direct adatbázisokban a „borárak” „meghatározó” „tényezők” angol megfelelőit használtam együttes keresésként. E szavaknak kellett tehát megjelennie a címben, az absztraktban vagy a kulcsszavak között. A keresést nem szűkítettem semmilyen további módon, tehát sem időben, sem témára, sem földrajzilag, ugyanakkor a találatok közé értelemszerűen csak angol nyelvű cikkek kerülhettek be.

A fenti keresés összesen 756 tételt eredményezett, amelyből a duplikátumokat kiszűrve 695étel maradt. A szakirodalmi gyakorlatnak megfelelően ezeket a cikkeket áttöltöttem a Covidence nevű online alkalmazásba, ahol az absztraktok alapján megkezdtem a cikkek feldolgozását. A folyamat végére, a cím és az absztraktok, majd a megmaradt anyagok teljes átolvasását követően 46 olyan cikk marad, amely kifejezetten erről a témáról szól.

Megjegyzem, hogy a fent leírt elvhez nagyon szigorúan tartottam magam a kiválasztás során, így nem a cikkek mennyiségének növelésére, hanem a valóban a témához szorosan kapcsolódó minőségi cikkek azonosítására törekedtem. Érzésem szerint legalább az eredetileg azonosított cikkek fele a fogyasztói vásárlási hajlandóság és a borárak kapcsolatáról szólt, vagyis arról, mi alapján választanak a fogyasztók borokat és mennyiben határozza meg a vásárlási döntéseket a borok ára. Világos, hogy ezen írásokban a borok ára független és nem függő változóként jelenik meg (ahogyan azt jelen dolgozat témája indokolná), így e cikkeket kihagytam a mintából. Rengeteg cikk szólt továbbá a fogyasztók fizetési hajlandóságáról is, amelyeket szintén nem tartottam a témához illőnek. A teljes kiválasztási folyamatot a 7. ábra mutatja be.

7. ábra:

A borárakat meghatározó tényezőkről szóló szakirodalmi tételek száma



Forrás: Saját szerkesztés

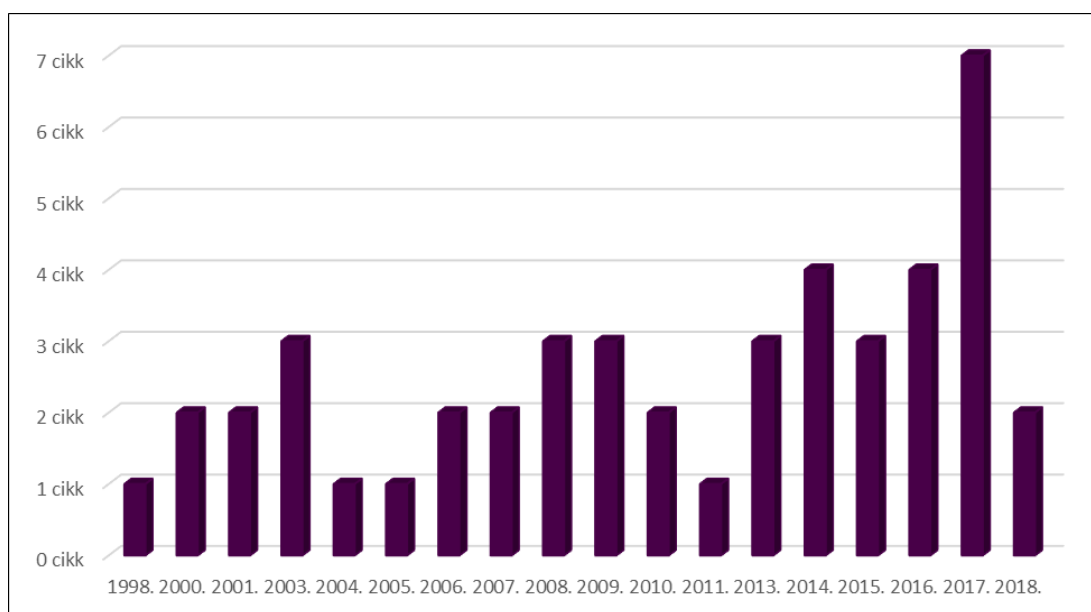
Annak érdekében, hogy egy Magyarországon, többek között magyar nyelven is megírt doktori disszertációban a magyar nyelvű szakirodalmat is áttekintsem, magyar nyelven a MATARKA oldalán hajtottam végre a fentiekhez hasonló keresést, ugyanakkor nagy meglepetésemre semmilyen találatot nem eredményeztek a fenti keresőszavak. Ennek alapján elmondható, hogy hazánkban még nem született a borárakat meghatározó tényezőkről szóló tudományos kutatás.

2.3. A szakirodalmak általános jellemzése és csoportosítása

A feldolgozott nemzetközi szakirodalom viszonylag frissnek számít, tekintve, hogy az érintett cikkek kiadási évének mediánja 2012., közel egyötödüket pedig 2017-ben vagy 2018-ban adták ki. A megvizsgált szakirodalmak kiadási év szerinti megoszlását mutatja a 8. ábra.

8. ábra:

A megvizsgált szakirodalmak gyakorisága kiadásuk éve szerint



Forrás: Saját szerkesztés

Az érintett cikkek összesen 31 különböző folyóiratban jelentek meg (az átlag 1,5; a medián és a módusz értéke 1). Összesen 3 olyan folyóirat szerepel több mint 2 cikkel a mintában: ezek a Journal of Wine Economics (4 cikk és 1 working paper), az International Journal of Wine Business Research (4 cikk) és az Applied Economics (3 cikk).

9. ábra:

A borárakat meghatározó tényezők a nemzetközi szakirodalom alapján



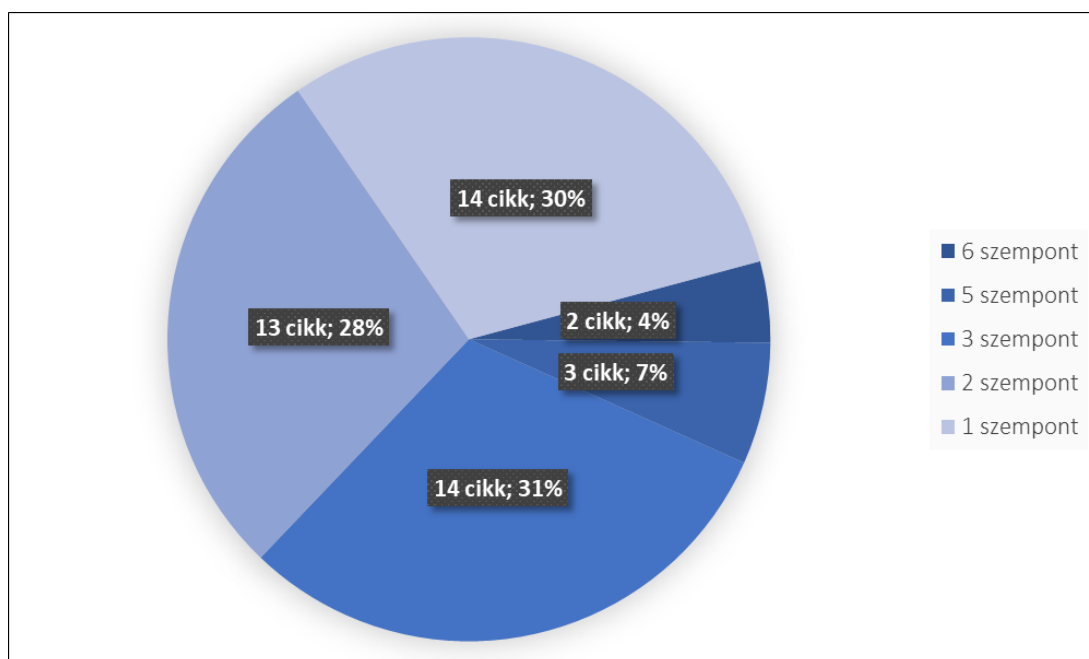
Forrás: Saját szerkesztés

A 46 azonosított cikket a szakirodalmi ajánlásoknak megfelelően kategorizáltam, és ezek alapján úgy találtam, a nemzetközi szakirodalomban a borárakat meghatározó tényezőket öt kategória szerint lehet vizsgálni: termőhely, szakértői érzékszervi minősítés, objektív minőség, más címkén hagyományosan jelölt adatok, valamint egyéb tényezők alapján (8. ábra). Ez a felosztás egyébként nagy hasonlóságot mutat a borminőséget befolyásoló tényezők szőlészeti-borászati szakirodalom szerinti csoportosításával.

Megjegyzem, hogy az egyes témáknak nem feleltethető meg kölcsönösen egy-egy cikk, az olvasott cikkek többsége ugyanis több témát is átölel, amit a 10. ábra is jól illusztrál. Ennek megfelelően egy cikket minden érintett témánál külön-külön megemlítek, mindig az ott releváns tartalom feldolgozásával. Egy vizsgált cikk átlagosan 2,4 tényező borárakra gyakorolt hatását igazolta (a medián 2). Ebből a szempontból kiemelkedett két cikk (Ling és Lockshin, 2003, valamint San Martín et al., 2008), melyek 6 tényező hatását bizonyították. Legalább 3 tényező esetében összesen 17 cikk talált statisztikailag szignifikáns összefüggést.

10. ábra:

A feldolgozott szakirodalom megoszlása aszerint, hogy hány tényező borárakra gyakorolt hatását igazolta



Forrás: Saját szerkesztés

Ennek megfelelően egyes tényezők a cikkek nagyobb, mások pedig a vizsgált cikkek kisebb hányadában jelentek meg. Ebben a tekintetben a vezető szerepet a termőhely játssza (28 cikk/61% mutatott rá szignifikáns hatására), ezt követi a szakértői érzékszervi minősítés (27 cikk/59%), a hagyományos jelölési elemek (20 cikk/43%), majd az objektív minőségi jellemzők (16 cikk/35%). Az e csoportokba nem sorolható (egyéb) tényezők hatását összesen 10 cikk (22%) igazolta. A tényezőcsoportok kialakítását a szakmai érvek mellett jól alátámasztja gyakoriságuk is, hiszen az „egyébtől” eltekintve az összes tényezőcsoport megjelent a vizsgált szakirodalmi cikkek 35-61%-ában (statisztikailag igazolt hatással a borárakra).

2.4. Termőhely

A termőhely mindig fontos tényezőnek számított a borpiacon, és a földrajzi nevek jelölésének gyakorlata a borok címkéjén ennek megfelelően nagy hagyománnyal bír. Ennek megfelelően a szakirodalmi munkák több, mint háromötöde (28 cikk) érintette ezt a témát, és igazolta valamilyen módon a kapcsolat meglétét.

A termőhely elsősorban földrajzi árujelzőként (például borrégió vagy borvidék neveként) jelenik meg a címkén, de a származási országot is ide soroltam.

2.4.1. Földrajzi árujelzők (termőhely)

A vizsgált kategóriák közül a legtöbb szakirodalmi munka (25 db) a földrajzi árujelzők árakra gyakorolt hatását elemezte.

Ali és Nauges (2007) az Bordeaux-i borok *en primeur* értékesítését 132 termelő 1153 borán keresztül megvizsgálva kimutatták, hogy a termelők árazási gyakorlata nagyban függ az 1855-ben kialakított klasszifikációs rendszerben betöltött helyüktől, a korábbi évjáratok borainak szakértői érzékszervi minősítése pedig kisebb hatással bír. Mindazonáltal az ilyen klasszifikációs rendszerek elsősorban a hagyományos bortermelő országok (kontinensek) piacain fejtik ki e hatásukat. Blair et al. (2017) a Médoc-i (Bordeaux, Franciaország) 393, 1^{er}, 2^{ème} és 3^{ème} Grand Cru Classé château-k által forgalomba hozott bort vizsgálva hasonló megállapításra jutott az egyes klasszifikációs szintekről.

Angulo et al. (2000) mintegy 200 spanyol vörösbor mintáján kimutatták, hogy a termőhely az egyik legfontosabb ármeghatározó elem, míg Di Vita et al. (2015) közel kétezer szicíliai háztartás vásárlásainak vizsgálata során is ugyanezt állapította meg (ráadásul a földrajzi árujelzők hatása az ár növekedésével nőtt – ezzel szemben az egyéni márkák árra gyakorolt hatását az alacsonyabb árú termékek esetében találták meghatározónak).

Ling és Lockshin (2003) Ausztráliában vizsgálták a termőhely és a borárak kapcsolatát és arra jutottak, hogy bizonyos régiók fajtái magasabb árprémiumot érnek el, mint más régiók ugyanazon fajtái. Hasonló következtetésre jutott Noev (2005) is a bolgár borok, valamint Roma et al. (2013) is szicíliai borok árait vizsgálva, különböző termőhelyi változókkal.

A földrajzi árujelzők (különösen a faluborok, a 1er cru-k és a grand cru-k) erős ármeghatározó szerepére mutatott rá Carew és Florkowski (2010) British Columbia tartomány burgundi borértékesítéseit vizsgálva. Szintén a klasszifikáció, illetve az abban betöltött hely szerepének fontosságára mutatott rá Combris et al. (2000) 613 burgundi bort tartalmazó mintáján végzett kutatása.

Levaggi és Brentari (2014) is kiemelték a klasszifikáció szerepét rámutatva, hogy az IGT borokhoz képest a DOCG borok felára 33-43%, míg a DOC boroké 7%. Hozzáadték, hogy a címkén jelölt földrajzi árujelző fontosabbnak számított a szupermarketekben, mind a borüzletekben szoros pozitív kapcsolat van a földrajzi árujelzők és a borárak között. Ugyanakkor arra is rámutattak, hogy míg a termőhely megjelenítése a címkén a szupermarketekben fontosabb a vásárlók számára (és ezáltal árakat jobban befolyásoló tényező), addig a speciális borüzletekben inkább szelekciós tényező.

Pucci et al. (2017) megállapították, hogy a földrajzi árujelzők szerepe az árak meghatározásában meglehetősen országspecifikus. A szerzők kimutatták továbbá, hogy a kapcsolat erőssége azon is múlik, hogy mennyire tájékozott a fogyasztó, illetve mennyire áll rendelkezésére az adott borral kapcsolatban korábbi személyes tapasztalata.

Arancibia et al. (2015) argentin piacot elemző kutatása 1015 bort vizsgálva szignifikáns különbségeket mutatott ki az egyes közigazgatási egységekből származó borok között.

Ashton (2016) 1750 Bordeaux-i bor vizsgálatát követően rámutatott, hogy egy borrhégión belül is eltérő hatása lehet a termőhelyeknek/földrajzi árujelzőknek, mivel a szakértői érzékszervi minősítések hatása jóval erősebbnek bizonyult a jobb parti (Pomerol, St. Émilion) termelők borai körében, mint a balpartiak (Médoc, Pauillac) esetében.

Benfratello et al. (2009) Barolo és Barbaresco borait összehasonlítva 6,8%-os árkülönbséget mutattak ki az előző javára egy 603 bort tartalmazó mintán.

A származási hely esetén különleges lehet a dűlőnevek, mint nagyon kis földrajzi egységek szerepe. San Martin et al. (2008) az argentin borok egyesült államokbeli piaci értékét vizsgálva úgy találták, hogy a dűlőnév feltüntetése szignifikáns és pozitív hatással bír az árra.

Cardebat és Figuet (2004) 26 különböző Bordeaux-i földrajzi árujelzőt és 254 bort tartalmazó mintán végzett vizsgálata megállapította, hogy a regionális reputáció az ár fontos meghatározó eleme. Ugyanezt elzászi, Provence-i és Beuajolais-i tételeket tartalmazó, 140 elemű mintán elvégzett vizsgálatuk (Cardebat és Figuet, 2009) már

csak részben támasztotta alá, a 22 vizsgált földrajzi árujelzőből csak 7 esetében volt kimutatható eltérés az átlagától.

Hay (2010) a Bordeaux-i *en primeur* piacot vizsgálva jutott arra a következtetésre, hogy a szakértői érzékszervi minősítések (Parker) és az 1855-ös klasszifikáció árra gyakorolt hatása erősítik egymást.

Landon és Smith (1998) a bordeaux-i vörösborok kollektív reputációját vizsgálva megállapította, hogy a vizsgált tizenegy régióból hét reputációja szignifikánsan pozitív hatással van a borok árára és ez akár 14 dollár prémiumot is jelenthet palackonként. Ez a szerzők véleménye szerint erősíti az ún. sznob-hatást, miszerint a fogyasztók csupán a termőhely neve és ismertsége alapján hajlandók többet fizetni egy üveg borért anélkül, hogy az adott üveg tartalmának minőségével tisztában lennének.

Schamel és Anderson (2003) is kimutatták, hogy a termőhely szerepe nagymértékben megnőtt a borárak meghatározásában egy szaklap 1992. és 2000. között megjelent példányaiból vett 6866 elemű álló mintájuk alapján, noha ezt a változást inkább Ausztráliában tartották erősnek, mint Új-Zélandon. Eredményeik szerint a fogyasztók egyre inkább keresik a hűvösebb klímájú régiókból származó borokat. Shane et al. (2018) az Egyesült Királyságban eladott ausztrál boroknál ezt a hatást 6-7 brit fontra becsülték.

Thrane (2009) német és francia borok mintáján a különböző vizsgált régiókból származó borok ára között szignifikáns, 30%-os árkülönbséget mutatott ki. Troncoso és Aguirre (2006) is megerősítették a fenti összefüggést, az USA-ban eladott chilei borok esetén a termőhelyi különbség akár 20%-kal is módosíthatja a bor árát.

Ugochukwu et al. (2017) rámutat, hogy a földrajzi árujelzők használata magasabb árat eredményez, de az összefüggés fordítva nem igaz: a tételek magasabb ára nincs összefüggésben a termelő azon döntésével, hogy használ-e földrajzi árujelzőt vagy sem.

A földrajzi árujelzők és a borárak hatásait vizsgáló cikkek főbb megállapításait foglalja össze a 10. táblázat.

10. táblázat

A földrajzi árjelzők és a borárok közötti kapcsolatot vizsgáló szakirodalom
összegzése

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Ali és Nauges (2007)	A termelői reputáció és a klasszifikációs szint hatása az árakra	Franciaország (Bordeaux <i>en primeur</i> és palackos)	hedonikus árelemzés	Az árazást jelentős mértékben a klasszifikációs szint határozza meg
Angolu et al. (2000)	Spanyol vörösbor árakat magyarázó tényezők	Spanyolország	hedonikus árelemzés	A termőhely az egyik fő ár meghatározó tényező
Arancibia et al. (2015)	a bor árát meghatározó tényezők	Argentína	hedonikus árelemzés	a származási hely (közigazgatási egység – tartomány) szerint szignifikáns ár különbségek vannak
Ashton (2016)	szakértői érzékszervi minősítések összehasonlítása	Franciaország (Bordeaux <i>en primeur</i> , vörös)	hedonikus árelemzés	a származási helyenként eltérő a szakértői érzékszervi minősítések hatása
Benfratello et al. (2009)	a szakértői érzékszervi minősítés, a reputáció és az árak kapcsolata	Olaszország (Barolo és Barbaresco)	standard likelihood ratio model	szignifikáns különbség a két földrajzi árjelző árai között
Berrios és Saens (2015)	egy régió specializációjának (egy fajta előretörése) hatása az árakra	Napa, Sonoma, Oregon, Argentína, Ausztrália, Chile, Új-Zéland, Dél-Afrika, Burgundia	hedonikus árelemzés (OLS)	Napa és Oregon esetében emelkedett, Ausztrália és Új-Zéland esetében pedig csökkent az ár a specializációval
Blair et al. (2017)	márkaérték a szakértői érzékszervi bírálatok fényében	Franciaország (Médoc 1-3 GCC)	átlagok összehasonlítása	szignifikáns ár különbségek a klasszifikációs rendszer különböző szintjei között
San Martín et al. (2008)	az argentin borok teljesítménye az USA piacon	Argentína	hedonikus árelemzés (2SLS)	a körzetnév és a dűlőnév feltüntetése pozitív hatással bír az árakra
Cardebat és Figuet (2004)	Bordeaux-i borok árai	Franciaország (Bordeaux)	hedonikus árelemzés (OLS)	a termőhely reputációja fontos ár meghatározó elem
Cardebat és Figuet (2009)	az elzászi, Beaujolais-i és provanszi borok árai	Franciaország (Elszász, Beaujolais, Provence)	hedonikus árelemzés (OLS)	a termőhely ebben az esetben kevésbé fontos
Carew és Florkowski (2010)	burgundi borok ára Brit Kolumbia tartományban	Franciaország, Burgundia	hedonikus árelemzés (panel)	a magasabb klasszifikációs szinten lévő földrajzi árjelzők komoly hatással bírnak az árakra
Combris et al. (2000)	burgundi borok ára	Franciaország, Burgundia	hedonikus árelemzés (OLS)	a földrajzi árjelzők klasszifikációs szintje hatással van az árakra
Di Vita et al. (2015)	szicíliai borok ára	Olaszország, Szicília	hedonikus árelemzés (kvantilis regresszió)	az ár fő meghatározó tényezői a földrajzi árjelzők, és hatásuk az ár növekedésével nő
Ferro és Amaro (2018)	a magas minőségű borok árát magyarázó tényezők	Egyesült Államok	hedonikus árelemzés (OLS)	a származási hely (ország, régió) hatással bírhat az árakra
Hay (2010)	a borkritikusok szerepe	Franciaország (Bordeaux <i>en primeur</i>)	hedonikus árelemzés (OLS)	a szakértői érzékszervi minősítések ráerősítenek a klasszifikációra
Landon és Smith (1998)	A borárok és minőség kapcsolata bordeaux-i boroknál	Franciaország	Hedonikus árelemzés	Tizenegy régióból hét reputációja szignifikánsan

				pozitív hatással van a borok árára (+1-14 dollár)
Levaggi és Brentari (2014)	Az olasz borok árait befolyásoló minőségi tényezők	Olaszország	Hedonikus árelemzés	Szupermarketekben a termőhely feltüntetése a címkén jobban befolyásolja az árat, mint borüzletekben
Ling és Lockshin (2003)	Borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	Bizonyos régiók fajtái magasabb árprémiumot érnek el, mint más régiók ugyanazon fajtái
Noev (2005)	A borárak és minőség kapcsolata	Bulgária	Hedonikus árelemzés	Bizonyos régiók fajtái magasabb árprémiumot érnek el, mint más régiók ugyanazon fajtái
Roma et al. (2013)	Szicíliai borárak meghatározó tényezői	Olaszország	Hedonikus árelemzés	A termőhely és a borárak között szignifikáns és pozitív kapcsolat áll fenn
Pucci et al. (2017)	A termőhely és a borárak közötti kapcsolat vizsgálata	Olaszország	Logisztikus regresszió	A termőhely szignifikánsan és pozitívan meghatározza egy bor árát
Schamel és Anderson (2003)	Ausztrál és új-zélandi borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália, Új-Zéland	Hedonikus árelemzés	A borárak és a termőhely között szignifikánsan pozitív és egyre erősödő kapcsolat áll fenn
Shane et al. (2018)	Ausztrál borárakat meghatározó tényezők az Egyesült Királyságban	Ausztrália, Egyesült Királyság	Hedonikus árelemzés	A borárak és a termőhely között szignifikáns és pozitív kapcsolat áll fenn
Thrane (2009)	A borok árát meghatározó objektív és szubjektív tényezők vizsgálata	Németország, Franciaország	Hedonikus árelemzés	Szignifikáns eltérés mutatkozik a különböző termőhelyről származó borok között
Troncoso és Aguirre (2006)	A chilei borok árát meghatározó tényezők az USA-ban	Chile, USA	Hedonikus árelemzés	A borárak és a termőhely között szignifikáns és pozitív kapcsolat van
Ugochukwu et al. (2017)	A kanadai borok minősítési kérdései	Kanada	Probit modell	A földrajzi árjelző használat összességében pozitívan hat a borárakra

Forrás: Saját szerkesztés

Összességében tehát látható, hogy a vizsgált releváns cikkek mindegyike szignifikáns és pozitív kapcsolatot talált a borok ára és a termőhely között.

2.4.2. Származási ország

A termőhely és az ár közötti kapcsolatot vizsgáló cikkek közül 5 talált összefüggést a származási országgal (11. táblázat).

Arias-Bolzmann et al. (2003) hét országból származó, 420 borból álló mintán lefolytatott vizsgálata szignifikáns különbséget mutatott ki egyes országok árra gyakorolt hatását illetően. Míg a francia borok szignifikánsan drágábbak voltak (43%-

kal) az összehasonlítás alapjául szolgáló kaliforniaiaktól, addig Dél-Afrika (-23%) és Chile (-40%) esetében ez a hatás pont ellentétes volt.

Berrios és Saens (2015) a termőhely és a szőlőfajta kapcsolatára fókuszálva az árak dinamikájának hat évjáraton keresztül történő megfigyelésével azt vizsgálták, milyen hatással bír az árakra a specializáció (tehát ha egy borvidék vagy ország egy termékre [fajtára] fókuszál). Az eredmények vegyesek voltak, megállapításuk szerint a kaliforniai Napa-völgy és Oregon esetében kifizetődő volt ez a lépés, míg Ausztrália és Új-Zéland esetében nem.

Ferro és Amaro (2018) az amerikai piacon jelen lévő 1400 tétel vizsgálata során a származási helynek viszonylag korlátozott árra gyakorolt hatását mutatták ki.

Hoang et al. (2016) a japán piacon jelen lévő 1682 tétel vizsgálatával kimutatta, hogy a külföldi bioborok árprémiuma szignifikánsan meghaladja a japánokét.

Pucci et al. (2017) kimutatta, hogy egyes piacokon fontosabb a származási ország hatása, mint a borvidéké.

11. táblázat:

A származási ország és a borárak közötti kapcsolatot vizsgáló szakirodalom összegzése

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Arias-Bolzmann et al. (2003)	A borárakra ható tényezők	Amerikai Egyesült Államok	hedonikus árelemzés	A francia borok az átlagnál szignifikánsan drágábbak, a dél-afrikaiak és a chileiek olcsóbbak
Berrios és Saens (2015)	egy régió specializációjának (egy fajta előretörése) hatása az árakra	Napa, Sonoma, Oregon, Argentína, Ausztrália, Chile, Új-Zéland, Dél-Afrika, Burgundia	hedonikus árelemzés (OLS)	Napa és Oregon esetében emelkedett, Ausztrália és Új-Zéland esetében pedig csökkent az ár a specializációval
Hoang et al. (2016)	a hazai és az import bioborok piacának elemzése	Japán	hedonikus árelemzés (OLS)	az import bioborok árprémiuma magasabb Japánban
Ferro és Amaro (2018)	a magas minőségű borok árát magyarázó tényezők	Egyesült Államok	hedonikus árelemzés (OLS)	a származási hely (ország) hatással bírhat az árakra
Pucci et al. (2017)	A termőhely és a borárak közötti kapcsolat vizsgálata	Olaszország	Logisztikus regresszió	egyes piacokon fontosabb a származási ország hatása, mint a borvidéké

Forrás: Saját szerkesztés

2.5. Szakértői érzékszervi minősítés

A szakértői érzékszervi minősítések tájékoztató ereje azon a feltevésen alapszik, hogy egyes tapasztalt, elismert, képzett borbírálok pontosan előre tudják jelezni a borok minőségét (akár a karaktert, akár a minőségi szintet). A szakértői érzékszervi minősítések hitelességében komoly szerepet játszik a minősítést adó szakértő reputációja (Masset et al., 2016).

A szakértői érzékszervi minősítések hatását vizsgáló szakirodalmak között találtam példát a borminőség mindkét dimenziójának (minőségi szint, karakter) figyelembevételére.

2.5.1. Minőségi szint (pontszámok)

Ali et al. (2008) közel 300 Bordeaux-i bor *en primeur* értékesítésének vizsgálata során megállapították, hogy egy többlet Parker-pont palackonként 2,80 euróval magasabb árat eredményez, azonban ez a hatás elolvad az alacsonyra értékelt borok esetében.

Angulo et al. (2000) spanyol vörösborokat érintő kutatása a szakértői érzékszervi minősítések árra gyakorolt hatását is vizsgálta. Az adatfelvétel jellegéből adódóan az árakat ordinális skálán (alacsony-középes-magas) mérték. Megállapításuk szerint egy többletpont a közepes, illetve a magas árkategóriába való tartozás valószínűségét 1,52, illetve 2,44-szeresére emeli meg.

Arias-Bolzmann et al. (2003) a *Wine Spectator* c. amerikai szaklap adatbázisára támaszkodó vizsgálata megállapította, hogy az újság szakértői által megítélt egy többletpont 5,2%-kal magasabb árral párosul.

Ashton (2016) Bordeaux *en primeur* értékesítést vizsgáló kutatása a különböző szakértők által adott pontok hatásai közötti különbséget vizsgálta. Megállapítása szerint Robert Parker pontjai szignifikánsan magasabb hatással bírnak az árra, mint Jancis Robinson szakértői érzékszervi minősítése, de a kettő együtt eredményezi a legnagyobb hatást (a csak Parker pontjait tartalmazó modellek magyarázó ereje magasabb, mint a csak Robinson pontjai figyelembe vevő, de mindkét korlátozott modell magyarázó ereje alacsonyabb, mint a mindkét szakértő pontszámait tartalmazó modellé).

Benfratello et al. (2009) Barolo és Barbaresco borait vizsgáló modellje az érzékszervi értékelések 8-11%-os áremelkedést eredményező hatását mutatta ki (amely azonban elmarad az egyéni márkák hatásától).

Blair et al. (2017) Médoc-i mintáján megállapította, hogy igen jelentős árkülönbség mutatkozik a Parker által tökéletesnek ítélt, 100 pontos borok, valamint a 100 pontot el nem érő borok ára között.

San Martín et al. (2008) az argentin borok egyesült államokbeli piacon nyújtott teljesítményéről szóló elemzésükben kétlépcsős legkisebb négyzetek módszerét alkalmazták, ahol a szakértői érzékszervi minősítés instrumentumaiként interpretálták a többi faktor (pl. termőhely, évjárat) hatását (feltételezve, hogy azok hatása a szakértői érzékszervi minősítésben is megmutatkozik). Rámutattak, hogy a szakértői érzékszervi minősítés szignifikáns hatást gyakorol az árra: egy többletpont 4,5%-kal emeli meg azt.

Cardebat és Figuet (2004) Bordeaux-i borokat tartalmazó mintán a szakértői érzékszervi minősítés 1%-os emelkedéséhez kapcsolódóan 0,44%-kal magasabb árat mutatott ki. Ugyanezt elzászi, Provence-i és Beaujolais-i tételket tartalmazó mintán elvégzett vizsgálatuk (Cardebat és Figuet, 2009) nem támasztotta alá, a szakértői érzékszervi minősítés és az ár között jelentősen gyengébb kapcsolatot mutattak ki: 10%-os szignifikancia szinten 0,29%-os áremelkedést eredményezett a szakértői érzékszervi minősítés 1%-os emelkedése.

Combris et al. (2000) több hedonikus modellt is alkottak az endogenitás elkerülése érdekében, és az árat magyarázó modellek nem mindegyike vette figyelembe az érzékszervi bírálat összpontszámát. Az endogenitás jelenlétére utal, hogy a legtöbb változó minden modellben szignifikáns. Ez azonban ebben az esetben nem okoz jelentős gyakorlati problémát, mivel a bírálati összpontszámot tartalmazó és nélküli modellek eredményei hasonlóak, és ugyanazok a következtetések vonhatók le belőlük. A szakértői érzékszervi minősítéseket (20 pontos skálán) mind a vizsgált borok jelenlegi állapotára, mind pedig a jövőbeli potenciálra elvégeztették. A két érték különbsége a tételek fejlődési potenciáljával egyenlő. Fő megállapításuk, hogy a jelenlegi állapotra vonatkozó szakértői érzékszervi vizsgálat egy többletpontja 2,4%-kal magasabb árat eredményez, míg a fejlődési potenciál esetében ez az érték 8,4%.

Ferro és Amaro (2018) a *Wine Spectator* c. amerikai szaklap 14 évnyi TOP 100-as válogatásába bekerült bort vizsgálva megállapították, hogy a szakértői érzékszervi minősítés 1 %-os emelkedése 14,1%-kal magasabb árral párosul.

Haeger és Storchmann (2006) kaliforniai és oregoni pinot noir borokat érintő vizsgálata alacsonynak találta a szakértői érzékszervi minősítések magyarázó erejét (a vizsgált modellek magyarázó ereje alig nőtt e változó felvételével), ugyanakkor becsléseik szerint szignifikáns, 4,2-7,6%-os hatással bír az árra egy többletpont.

Hay (2010) a Bordeaux-i *en primeur* értékesítések vizsgálatát követően megállapította, hogy *Robert Parker* szakértői érzékszervi minősítései ráerősítenek a klasszifikációs rendszerhez kapcsolódó árkülönbségekre.

Jones és Storchmann (2001) például többek között a Parker pontok hatását is vizsgálják a Bordeaux-i minőségi borok áaira és arra jutnak, hogy a cabernet sauvignon fajta által dominált borok esetében a szubjektív minőségi tényezők komoly szereppel bírnak az árakban, míg a merlot dominált borok esetén a szubjektivitás szerepe alacsonyabb.

Kwong et al. (2017) a kanadai száraz vörösboroknál vizsgálta a szakértők által adott pontszámok és a borárak közötti kapcsolatot és arra jutott, hogy eggyel magasabb pontszám átlagosan 4%-kal növeli egy bor árát, minden más tényező változatlansága mellett.

Hasonló eredményre jutott Troncoso és Aguirre (2006) is, akik 2603 chilei bor árának meghatározó tényezőit vizsgálták az USA piacon 1979. és 2002. között. Eredményeik szerint egy pontszám növekedés átlagosan 3,5%-ot emelt a vizsgált borok árán.

Abraben et al. (2017) toszkán bioborokat érintő kutatása indirekt módon mutatott rá a szakértői érzékszervi minősítések erős hatására, mivel tapasztalatuk szerint a magas pontszámot kapó tételek esetében csökken egyes bioborok az alacsonyabb értékelésű tételek körében tapasztalt árprémiuma.

Ling és Lockshin (2003) a szakértők által adott pontszámok hatását külön-külön becsülték meg a meleg és a hűvös klímáról származó borok esetében. Az eredmény mindkét esetben (és a két részminta együttes vizsgálata során is) pozitív, szignifikáns kapcsolatot mutatott (a teljes mintán +12,5%), amely, a melegebb klímájú termőhelyek esetén nagyobb (+14,5%, illetve +8,6%).

Masset et al. (2016) a Hong Kongban rendezett aukciókon értékesített bordeaux-i borok árprémiumának vizsgálata kapcsán arra a következtetésre jutnak, hogy a magasabb Parker ponttal rendelkező borokat magasabb áron is lehet értékesíteni.

Noev (2005) a bolgár borok árai és minősége közötti összefüggést vizsgálva szintén rámutatott, hogy a szakértői érzékszervi minősítés eredménye szignifikánsan pozitív kapcsolatban van az árral. Eredményei szerint ez a kapcsolat rendkívül erős, 1 ponttal magasabbra értékelt bor közel 0,8%-kal magasabb áron értékesíthető.

Oczkowski és Doucouliagos (2014) a borárak és a szakértői érzékszervi minősítés kapcsolatát vizsgálták egy 180 modellből álló szakirodalmi minta segítségével és arra jutottak, hogy a szakirodalom többsége szerint a borárak és az érzékszervi minőség között közepesen erős kapcsolat áll fenn. Eredményeik szerint a borászatoknak törekedniük kell arra, hogy a minőségi termékeiken keresztül az érzékszervi vizsgálatok alapján minél jobb eredményeket érjenek el, hiszen ez megélhetésük alapja.

Roma et al. (2013) is hasonló következtetésre jut 609, illetve 410 elemű, szicíliai borokból álló mintákat vizsgálva – eredményeik szerint mindkét mintában szignifikáns és pozitív kapcsolat áll fenn a borárak és az érzékszervi minősítés között. Eredményeik szerint továbbá az illat szerepe magas, míg az ízé alacsony a borok árának meghatározásánál – másképpen fogalmazva a fűszeres illatokkal rendelkező borokért hajlandók a fogyasztók többet fizetni.

Frick és Simmons (2013) a Mosel völgyben (Németország) 70 borászat közel 1300 féle rizling borán keresztül vizsgálták a borárak és a szakértői érzékszervi minősítés kapcsolatát és arra jutottak, hogy a kettő között szignifikáns ugyan a kapcsolat, de nem olyan erős, mint akkor, ha a gazdák szakmai szervezeteken keresztül összefognak és közösen értékesítik a boraikat (utóbbi esetben az árakra való hatás erősebb).

Schamel és Anderson (2003) ugyanakkor kifejezetten erős kapcsolatot találtak a borárak és az érzékszervi minősítés között Ausztrália és Új-Zéland borárait vizsgálva -1 pontnyi javulás az értékelésben 0,5-1 ausztrál dollárnyi áremelkedést eredményezett.

Snipes és Taylor (2014) Akaike-féle információs kritérium modellel vizsgálták 197 *Wine Spectator* adatbázisában lévő borok szakértői érzékszervi minősítése és ára közötti kapcsolatot, és az újfajta megközelítéssel is arra jutottak, amire eddig a

szakirodalmak többsége: a kapcsolat szignifikáns és pozitív. Érdekes új eredményük továbbá, hogy a mintájuk alapján a chardonnay borok valamiért mindig relatíve magasabb pontokat kapnak, de ennek okait a cikkben nem vizsgálták.

A szubjektív minőségi tényezőket vizsgáló cikkek főbb megállapításait foglalja össze a 12. táblázat.

12. táblázat:

A borárakat meghatározó, borkaraktert leíró szakértői érzékszervi minősítéseket vizsgáló szakirodalom összefoglalása

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Abraben et al. (2017)	az ökológiai borkészítés certifikáció és minősítés hatása az árakra	Olaszország	hedonikus árelemzés	a magas szakértői érzékszervi minősítéssel bíró tételek körében kisebbek az árkülönbségek a különböző bio- és konvencionális borok között
Ali et al. (2008)	a szakértői érzékszervi minősítés hatása az árakra	Franciaország (Bordeaux <i>en primeur</i>)	stable unit treatment, difference in differences	egy többlet Parker-pont 2,80 euróval emeli meg a bor palackárát
Angulo et al. (2000)	Spanyol vörösbor árakat magyarázó tényezők	Spanyolország	hedonikus árelemzés	a magasabb ár elérésének esélyeit nagyságrendekkel megnöveli a magasabb szakértői érzékszervi minősítés
Arias-Bolzmann et al. (2003)	A borárakra ható tényezők	Amerikai Egyesült Államok	hedonikus árelemzés	a magasabb szakértői érzékszervi minősítés magasabb árakkal párosul
Ashton (2016)	szakértői érzékszervi minősítések összehasonlítása	Franciaország (Bordeaux <i>en primeur</i> , vörös)	hedonikus árelemzés	a magasabb szakértői érzékszervi minősítés magasabb árakkal párosul; Parker hatása nagyobb, mint Robinsoné
Benfratello et al. (2009)	a szakértői érzékszervi minősítés, a reputáció és az árak kapcsolata	Olaszország (Barolo és Barbaresco)	standard likelihood ratio modell	a szakértői érzékszervi minősítés pozitív hatása kimutatható, de elmarad az egyéni márkák hatásától
Blair et al. (2017)	márkaérték a szakértői érzékszervi bírálatok fényében	Franciaország (Médoc 1-3 GCC)	átlagok összehasonlítása	A tökéletesnek (100/100 pontos) ítélt borok ára szignifikánsan magasabb a többinél
San Martín et al. (2008)	az argentin borok teljesítménye az USA piacon	Argentína	hedonikus árelemzés (2SLS)	a szakértői érzékszervi minősítés egy többletpontja 4,5%-kal növeli az árat
Cardebat és Figuet (2004)	Bordeaux-i borok árai	Franciaország (Bordeaux)	hedonikus árelemzés (OLS)	a minősítés 1%-os emelkedése 0,44%-kal növeli az árat
Cardebat és Figuet (2009)	az elzászi, Beaujolais-i és provanszi borok árai	Franciaország (Elszász, Beaujolais, Provence)	hedonikus árelemzés (OLS)	a minősítés és az ár között nagyon gyenge a kapcsolat
Combris et al. (2000)	burgundi borok árai	Franciaország – Burgundia	hedonikus árelemzés (több OLS modell)	a szakértői érzékszervi minősítés pozitív kapcsolatban áll az árral: egy többletpont 2,4%-kal magasabb árat jelent, ennél

				magasabb a hatása a bor fejlődési potenciáljának
Ferro és Amaro (2018)	WS TOP100-as borok árait magyarázó tényezők	Egyesült Államok borpiaca	hedonikus árelemzés (OLS)	a szakértői érzékszervi minősítés 1%-os emelkedése 14%-kal magasabb árat jelent
Haeger és Storchmann (2006)	Kaliforniában és Oregonban termelt pinot noirs ára	Egyesült Államok	hedonikus árelemzés (OLS)	a szakértői érzékszervi minősítés hatása szignifikáns (4,2-7,6%), de magyarázó ereje alacsony
Hay (2010)	Bordeaux <i>en primeur</i> értékesítések és a szakértői érzékszervi bírálatok	Franciaország Bordeaux	hedonikus árelemzés (OLS)	a szakértői érzékszervi minősítések ráerősítenek a klasszifikációs rendszer árra gyakorolt hatására
Jones és Storchmann (2001)	Borárak meghatározó tényezői Bordeaux-ban	Franciaország	Hedonikus árelemzés	A Parker-pontok cabernet sauvignon dominált boroknál komoly hatással vannak az árra, míg merlot dominált boroknál kevésbé
Kwong et al. (2017)	Borárakat meghatározó tényezők szemi-parametrikus modelleknél	Kanada	Hedonikus árelemzés	A szakértői pontszámok és a kanadai száraz vörösborok árai között szignifikáns és pozitív kapcsolat van (+4%)
Troncoso és Aguirre (2006)	A chilei borok árát meghatározó tényezők az USA-ban	Chile, USA	Hedonikus árelemzés	A szakértői pontszámok és chilei borok árai között szignifikáns és pozitív kapcsolat van (+3,5%)
Ling és Lockshin (2003)	Borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	A szakértői pontszámok pozitív kapcsolatban állnak az árral (+12,5%), a hatás a melegebb klímájú termőhelyek esetén nagyobb
Masset et al. (2016)	A kínai minőségi borpiac jellemzői	Kína	Hedonikus árelemzés	A magasabb Parker-pontok szignifikáns és pozitív árpriumot eredményeznek
Noev (2005)	A borárak és minőség kapcsolata	Bulgária	Hedonikus árelemzés	1 ponttal magasabbra értékelt bor közel 0,8%-kal magasabb áron értékesíthető
Frick és Simmons (2013)	Reputáció és borárak kapcsolata	Németország	Panel regresszió	A borárak és a szubjektív minőség kapcsolata pozitív, de kevésbé erős, mint a szakmai szervezetek hatása az árra
Oczkowski és Doucouliagos (2014)	Borárak és minőség kapcsolata	globális	Szakirodalmi áttekintés	Borárak és az érzékszervi minőség között közepesen erős kapcsolat áll fenn
Roma et al. (2013)	Szicíliai borárak meghatározó tényezői	Olaszország	Hedonikus árelemzés	A borárak és az érzékszervi minősítés között szignifikáns és pozitív kapcsolat áll fenn
Schamel és Anderson (2003)	Ausztrál és új-zálandi borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália, Új-Zéland	Hedonikus árelemzés	1 ponttal magasabb értékelés 0,5-1 ausztrál dollárral magasabb árral párosul
Sinpes és Taylor (2014)	Az Akaike-féle információs kritérium alkalmazása a borárak és értékelések közötti kapcsolatra	globális	Akaike-féle információs kritérium	A borárak és a szubjektív minősítés között szignifikánsan pozitív kapcsolat áll fenn
Thrane (2009)	A borok árát meghatározó objektív és szubjektív tényezők vizsgálata	Németország, Franciaország	Hedonikus árelemzés	A borok árát inkább a szakértői érzékszervi minősítés határozza meg, mint az objektív minőség

Forrás: Saját szerkesztés

Megállapítható tehát, hogy a cikkek nagy többsége szignifikáns és pozitív kapcsolatot talált a borárak és a szakértői érzékszervi minősítés (pontszámok) között, ugyanakkor a kapcsolat erősségét illetően eltérők a vélemények.

2.5.2. Karakter (borleírások)

Arancibia et al. (2015) argentin borpiacot vizsgáló kutatása kitért az érzékszervi jellemzések árra gyakorolt hatására is. Megállapításuk szerint a borleírások közzététele a címkén az alacsony árú borok árára negatív (-8,8%), a magas árú borok árára pozitív hatással (18,2%) bír, összetett hatása azonban negatív (-7,7%).

Combris et al. (2000) burgundi borokat tartalmazó mintáján kimutatta, hogy egyes érzékszervi jellemzők (túlzott savtartalom, testesség, koncentráció) szignifikáns kapcsolatban állnak az árral. A kapcsolat iránya a túlzott savtartalom kivételével pozitív.

Levaggi és Brentari (2014) megállapította, hogy egyes érzékszervi tulajdonságok (szín, fűszeresség, ízhosszúság) szignifikánsan pozitív kapcsolatban állnak az árral, de akad negatív hatással bíró is (bíbor szín – ez a fiatal, kevésbé érlelt vörösborok jellemző színárnyalata). A hatás mértéke a disztribúciós csatornától is függ, a nagy élelmiszerüzletekben nagyobb, mint a borszaküzletekben.

13. táblázat:

A borárakat meghatározó, borkaraktert leíró szakértői érzékszervi minősítéseket vizsgáló szakirodalom összefoglalása

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Arancibia et al. (2015)	a bor árát meghatározó tényezők	Argentína	hedonikus árelemzés	a borleírások közzététele a címkén az alacsony árú borok árára negatív, a magas árú borok árára pozitív hatással bír
Combris et al. (2000)	burgundi borok árai	Franciaország – Burgundia	hedonikus árelemzés (több OLS modell)	a borkarakter egyes elemei szignifikáns kapcsolatban állnak az árral
Levaggi és Brentari (2014)	Az olasz borok árait befolyásoló minőségi tényezők	Olaszország	Hedonikus árelemzés	Egyes érzékszervi tulajdonságok pozitívan hatnak az árra, a hatás mértéke a disztribúciós csatornától is függ
Thrane (2009)	A borok árát meghatározó objektív és szubjektív tényezők vizsgálata	Németország, Franciaország	Hedonikus árelemzés	A borok árát inkább a szakértői érzékszervi minősítés határozza meg, mint az objektív minőség

Forrás: Saját szerkesztés

Thrane (2009) is hasonló következtetésekre jut 212 német és francia bor árát és azok meghatározó tényezőit vizsgálva, illetve a szerző eredménye szerint a szakértői érzékszervi minősítés (a borkarakterre vonatkozó információ) jobban meghatározza a borok árait, mint az objektív paraméterek. Ugyanakkor azt is megjegyzi a szerző, hogy nagyon sok múlik azon, pontosan milyen modellekkel tesztelik a vizsgált változók közötti kapcsolatot. A vizsgálat azt mutatta ki, hogy a testességre adott egy többletpont 21, a frissességre adott többletpontszám pedig mintegy 11%-kal magasabb árral párosul.

Az eredményeket a 13. táblázat foglalja össze.

2.6. Objektív minőségi jellemzők

Az objektív minőségi jellemzők csoportjába tartozó faktorok – ellentétben különösen a borkaraktert leíró szakértői érzékszervi minősítésekkel – mind könnyedén számszerűsíthetők. A szakirodalom vizsgálata során három ilyen tényezőt azonosítottam, ezek: a kémiai összetétel, a szüret évének időjárása, valamint a borok kora.

2.6.1. Kémiai összetétel

A borok kémiai összetevői a jól mérhető minőségi jellemzők fontos elemei. A műszeres analitika fejlődésével számtalan komponens koncentrációja könnyen és gyorsan mérhetővé vált, ugyanakkor a legtöbb esetben az alkoholtartalom, a cukortartalom, a savtartalom, valamint a kéntartalom nagysága számít. Az ismertetett cikkek főbb megállapításait foglalja össze a 14. táblázat.

Arancibia et al. (2015) argentin borokra vonatkozó vizsgálata szerint 1 százalékponttal magasabb alkoholtartalom 10,30%-kal magasabb árral párosul. Ezen eredményt némileg árnyalja a minta két részre (alacsony és magas árú borok) bontását követően megismételt becslés, amely továbbra is pozitív és szignifikáns, azonban kisebb mértékű (5,21% az olcsóbb, illetve 6,80% a drágább borok esetén) összefüggést mutatott ki.

Hasonló eredményre jut Roma et al. (2013) is, akik a szicíliai borárak meghatározó tényezőit vizsgálva kimutatták, hogy 1 százalékponttal magasabb alkoholtartalom 7-10%-kal magasabb árat is jelent.

Levaggi és Brentari (2014) olasz vörösborok kémiai jellemzőinek (tényleges alkoholtartalom, maradékcukor-tartalom, illósav-tartalom, teljes savtartalom, kéndioxid-tartalom, továbbá a szabad és kötött kéntartalom aránya) árakra való hatását vizsgálva arra jutottak, hogy azok szignifikánsak pozitív hatással bírnak az árakra.

A fentiekkel szemben Angulo et al. (2000) spanyol vörösborokon végzett vizsgálata nem mutatott ki szignifikáns kapcsolatot a borok ára és alkoholtartalma között.

Thrane (2009) német és francia borok mintáján a kémiai összetevők szignifikáns hatását mutatta ki az árra. Az alkoholtartalom egy százalékponttal magasabb értéke (a modell specifikációjától függően) 11,3-30%-kal magasabb, míg a cukortartalom egy százalékponttal magasabb értéke pedig 0-4,8%-kal magasabb borárat jelent. Mindazonáltal a két összetevő hatása tompítja egymást, keresztszorzatuk ugyanis árcsökkenő hatású (-0,4%).

Ezzel együtt megállapíthatjuk, hogy a bor kémiai összetétele hatással van a borok árára.

14. táblázat:

A borárakat meghatározó kémiai összetevőket vizsgáló szakirodalom összefoglalása

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Angulo et al. (2000)	Spanyol vörösbor árakat magyarázó tényezők	Spanyolország	hedonikus árelemzés	az alkoholtartalom nem mutat összefüggést az árral
Arancibia et al. (2015)	a bor árát meghatározó tényezők	Argentína	hedonikus árelemzés	az alkoholtartalom hatása pozitív az árra (átlagosan 10,30%)
Roma et al. (2013)	Szicíliai borárakat meghatározó tényezői	Olaszország	Hedonikus árelemzés	az alkoholtartalom hatása pozitív az árra (átlagosan 7-10%)
Levaggi és Brentari (2014)	Az olasz borok árát befolyásoló minőségi tényezők	Olaszország	Hedonikus árelemzés	Az összes mért tényező szignifikánsan pozitív hatással bír az árakra
Thrane (2009)	A borok árát meghatározó objektív és szubjektív tényezők vizsgálata	Németország, Franciaország	Hedonikus árelemzés	Az alkoholtartalom és a cukortartalom pozitív, de egymást korlátozó hatással bír a borárakra

Forrás: Saját szerkesztés

2.6.2. A szüret évének időjárása

A szüret évének időjárása (évjárat) egyike a borminőségre ható négy fő tényezőnek. E szakaszban az évjáratot meteorológiai szempontból leíró tényezők hatását ismertetem.

Ashenfelter (2008) Bordeaux-i borokat vizsgált meg kifejezetten az objektív minőségi tényezők szempontjából. Az időjárást illetően megállapította, hogy a tenyészidőszak (április-szeptember) átlaghőmérséklete és az ár között nem mutatható ki statisztikailag szignifikáns összefüggés, azonban a szüretet (augusztus), valamint a tenyészidőszakot megelőző (október-március) időszakok csapadékmennyisége és az ár között igen. A kapcsolat iránya a vártak megfelelő (augusztus: negatív, nyugalmi időszak: pozitív), egy milliméter csapadéknövekedés augusztusban 0,4%-kal csökkenti, a nyugalmi időszakban pedig 0,12%-kal növeli az árat.

15. táblázat:

A borárakat meghatározó időjárási jellemzőket vizsgáló szakirodalom összegzése

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Jones és Storchmann (2001)	Borárak meghatározó tényezői Bordeaux-ban	Franciaország	Hedonikus árelemzés	A Bordeaux-i boroknál az időjárás és az árak között kimutatható szignifikáns kapcsolat
Ling és Lockshin (2003)	Borárak meghatározó tényezői	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	A melegebb régiókból származó borok minőségének javulása nagyobb árprémiumot von maga után, mint a hűvösebb régiókból származó borok minőségi szintjének növekedése
Ashenfelter (2008)	A Bordeaux-i borok minőségének és árának előrejelzése	Franciaország	hedonikus árelemzés (OLS)	A csapadék mennyisége szignifikáns kapcsolatban van az árral (a lehullás idejének függvényében negatív vagy pozitív), a hőmérséklet hatása nem szignifikáns
Chevet et al. (2011)	A borárak, a termelés és az időjárás kapcsolata	Franciaország	idősoros adatelemzés	Az időjárásnak egyre nagyobb hatása van a borárakra
Haeger és Storchmann (2006)	Kaliforniában és Oregonban termelt pinot noir-ok ára	Egyesült Államok	hedonikus árelemzés (OLS)	A hőmérséklet és a csapadék befolyásolja leginkább a borárakat

Forrás: Saját szerkesztés

Jones és Storchmann (2001) többek között az időjárási tényezők hatásait is vizsgálták a Bordeaux-i borok áaira. Megállapításuk szerint a meleg, száraz nyarak (mivel magasabb cukor-, és alacsonyabb savtartalmat eredményeznek) miatt kialakuló magasabb minőségi szint magasabb fog eredményezni. Ugyanakkor a hatás eltérő a fajtaösszetétel függvényében: a merlot dominált (jellemzően jobbparti) borok sokkal

érzékenyebbek az időjárásra, mint a cabernet sauvignon túlsúlyúak (jellemzően balpartiak), így előbbiek árai is sokkal volatilisabbak.

Haeger és Storchmann (2006) az USA-ban vizsgálták a pinot noir fajta árát meghatározó tényezőket és arra jutottak, hogy leginkább a hőmérséklet és a csapadék befolyásolja az árakat.

Ling és Lockshin (2003) vizsgálatának nem klasszikusan a szüreti év időjárását, hanem az adott régió klímáját vette figyelembe. Eredményeik szerint a melegebb régiókból származó borok minőségének javulása nagyobb árprémiumot von maga után, mint a hűvösebb régiókból származó borok minőségi szintjének növekedése.

Chevet et al. (2011) a Bordeaux-i borok esetében vizsgálták az időjárás és a borárak hosszú távú kapcsolatát (1800-2009 között). Megállapították, hogy az időjárás egyre nagyobb hatással van a borárakra a minőség előtérbe kerülésével.

A vizsgált cikkek főbb megállapításait rendszerezi a 15. táblázat. Megállapíthatjuk tehát, hogy az időjárás a fentiek alapján szintén fontos befolyásoló tényezője az áraknak.

2.6.3. A bor kora

A közhiedelem úgy tartja, hogy a borok az idő előrehaladtával csak jobbak és jobbak lesznek. Ez a megállapítás ugyan nem igaz, azonban a bor korának az árával való kapcsolatának vizsgálata számos szerző érdeklődését felkeltette.

A borok korának vizsgálata kapcsán Ali et al. (2008) Bordeaux-i 250 elemből álló mintán igazolták, hogy a bor kora és az ára összefüggenek, ugyanakkor a kor árprémiuma az érintett évjárat megítélése szerint változik, és akár negatív is lehet.

Arias-Bolzmann et al. (2003) a bor korára is kiterjedő vizsgálata pozitív kapcsolatot mutatott ki az árral, a magasabb kor (egy többletév) 7%-kal magasabb árral párosul.

Ashenfelter (2008) a Bordeaux-i borok tekintetében pozitív, de viszonylag gyenge kapcsolatot mutatott ki a kor és az ár között. Minden többletév 3,5%-kal növeli az árat, azonban a csak a bor korát tartalmazó modell magyarázó ereje viszonylag alacsony volt.

Jones és Storchmann (2001) cikkükben a Bordeaux-i borok kora és árai közötti összefüggést is vizsgálták és arra jutottak, hogy a két tényező között szignifikáns pozitív kapcsolat van. Ez egyrészt köszönhető az érlelésnek, amely objektívan

mérhető és érzékelhető ízbeli gazdagságot jelent, másrészt a ritkaságnak is, vagyis idősebb borokból már kevesebb van a piacon. Nagyobb mennyiségű idősebb bor tárolása is költséggel jár, amely szintén növeli az árakat. A szerzők továbbá megállapítják, hogy a merlot-ból készült borok esetében *az árak vizsgálata alapján* jobban kifizetődik az érlelés, mint a cabernet sauvignon dominanciájú (bal parti) borok esetében.

Ling és Lockshin (2003) hasonló következtetésekre jutott, ők az ausztrál borok kapcsán mutatták ki, hogy a 8 évnél fiatalabb borok 8-14%-al alacsonyabb áron értékesíthetők, mint a 8 évnél idősebb borok.

Noev (2005) is szignifikánsan pozitív kapcsolatot talált a borárak és a borok életkora között, ugyanakkor eredményei szerint ez a kapcsolat csak a vörösborok esetén mutatható ki Bulgáriában.

San Martín et al. (2008) megállapították, hogy a kor hatással van a borok árára, ugyanakkor a kapcsolat nem lineáris, az ár a bor 19 éves koráig emelkedik, onnan csökken.

Shane et al. (2018) is hasonló következtetésekre jutott az Egyesült Királyságban eladott ausztrál borok árait vizsgálva – a bor minden többletével kis mértékben 0,8%-kal emeli meg az árakat.

Thrane (2009) a borok kora és az ár kapcsolatát egy minőségi változóval mérve megállapította, hogy a 2003-as vagy korábbi évjáratokból származó borok ára 12-30%-kal magasabb, mint a fiatalabbaké.

Troncoso és Aguirre (2006) vizsgálatai is alátámasztották a borok ára és kora közötti összefüggést. Eredményeik szerint az USA-ban értékesített chilei borok között az egy évvel nagyobb kor átlagosan 5,6%-kal magasabb árat eredményez.

A portói borok esetén Viana és Rodriguez (2007) kimutatták, hogy a borok kora és ára között alapvetően szignifikáns és pozitív (2-3%) kapcsolat van, ugyanakkor 30-40 éves borok árai 100-200%-al is magasabbak lehetnek.

A borok kora és ára közötti kapcsolat főbb összefüggéseit mutatja be a 16. táblázat. Jól látható, hogy a bor korának alapvetően árnövelő hatása van.

16. táblázat:

A borárak és a kor kapcsolatát vizsgáló szakirodalom összegzése

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Jones és Storchmann (2001)	Borárak meghatározó tényezői Bordeaux-ban	Franciaország	Hedonikus árelemzés	A Bordeaux-i borok kora és árai között szignifikáns pozitív kapcsolat van
Ling és Lockshin (2003)	Borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	A 8 évnél fiatalabb borok ára 8-14%-kal alacsonyabb, mint a 8 évnél idősebbeké
Noev (2005)	A borárak és minőség kapcsolata	Bulgária	Hedonikus árelemzés	A vörösborok ára és életkora között szignifikánsan pozitív kapcsolat áll fenn
Shane et al. (2018)	Ausztrál borárakat meghatározó tényezők az Egyesült Királyságban	Ausztrália, Egyesült Királyság	Hedonikus árelemzés	A borárak és a bor kora között mérsékelt pozitív kapcsolat áll fenn
Ali et al. (2008)	a szakértői érzékszervi minősítés hatása az árra	Franciaország (Bordeaux <i>en primeur</i>)	Stable unit treatment, difference in differences	Az ár és a kor összefüggése pozitív
Arias-Bolzmann et al. (2003)	A borárakra ható tényezők	Amerikai Egyesült Államok	Hedonikus árelemzés	A borok ára és életkora között szignifikánsan pozitív kapcsolat áll fenn
Ashenfelter (2008)	A Bordeaux-i borok minőségének és árának előrejelzése	Franciaország	Hedonikus árelemzés (OLS)	A kor szignifikáns (pozitív) kapcsolatban van az árral
San Martín et al. (2008)	az argentin borok teljesítménye az USA piacon	Argentína	Hedonikus árelemzés (2SLS)	A kor és az ár összefüggése négyzetes
Thrane (2009)	A borok árát meghatározó objektív és szubjektív tényezők	Németország, Franciaország	Hedonikus árelemzés	A 2003-as évjáratból vagy annál korábbi szarmazó borok ára 12-30%-kal drágábbak
Troncoso és Aguirre (2006)	A chilei borok árát meghatározó tényezők az USA-ban	Chile	Hedonikus árelemzés	Az egy évvel idősebb borok átlagosan 5,6%-kal drágábbak
Viana és Rodriguez (2007)	A portói borok árait meghatározó tényezők	Portugália	Hedonikus árelemzés	Egy évvel idősebb bor átlagosan 2-3%-kal kerül többre

Forrás: Saját szerkesztés

2.7. Más, címkén hagyományosan jelölt elemek

Az alábbiakban azokat a szakirodalmakat mutatom be, amelyek a termőhelyen kívül a leggyakrabban (hagyományosan) jelölt elemek borárakra gyakorolt hatását becsülik meg. Ezen elemek közé tartozik a szőlőfajta, az évjárat és az egyéni márkák.

2.7.1. Szőlőfajta

A szőlőfajta egyike a borminőséget meghatározó tényezőknek, egyes piacokon nagy szereppel bír, mivel a fogyasztók részére könnyen érthető minőségi sztenderdeket

közvetít. Mivel a szőlőfajta egyik meghatározó eleme a színe, ezért szőlőfajták között tárgyalom a bor színével kapcsolatos eredményeket is.

Kwong et al. (2017) például többek között kimutatja, hogy a kanadai száraz vörösborok esetén a syrah, cabernet franc, cabernet sauvignon, merlot, pinot noir és baco fajták, valamint a több fajta házasításával készített borok árai szignifikánsan magasabbak, mint az egyéb vizsgált fajtákból készült borok árai.

Ling és Lockshin (2003) is arra jutottak, hogy bizonyos szőlőfajták szignifikánsan magasabb árat hordoznak, mint mások: esetükben az ausztrál shiraz (syrah) és cabernet fajtákért lehetett magasabb árat kérni, mint például a chardonnay fajtából készült borokért.

Noev (2005) a bolgár borok árait vizsgálva ugyanakkor rámutatott, hogy a helyi trendek inkább a fehérbor fogyasztásának növekedése felé mutatnak és eredményei szerint a fehér borok árai alapvetően magasabbak, mint a hagyományos bolgár vörösborok árai.

Hasonló következtetésre jut Ferro és Amaro (2018) is, akik az Egyesült Államok piacán vizsgálták a 2003. és 2016. között a *Wine Spectator TOP 100* listájába bekerült borokat. Eredményeik szerint többek között a fehérborok ára 10-16%-kal magasabb, mint a vörösboroké. A szerzők kimutatják továbbá, hogy a vizsgált 19 szőlőfajta mindegyike szignifikánsan eltérő árakat eredményez.

A fenti vizsgálatoknak ellentmond Roma et al. (2013) szicíliai mintája, ahol a szerzők a vörösborokat találták úgy, hogy magasabb árakkal párosulnak a fehérborokhoz képest.

San Martín et al. (2008) argentin borokat érintő kutatása szignifikáns árkülönbségeket azonosított a különböző fajtákból készült borok ára között. Az eredmények szerint az amerikai piacon az átlagnál magasabb árat tudtak elérni a vizsgált argentin termelők a tempranillo és a chardonnay fajtából készült boraikkal és egyes vörös házasításokkal, míg a syrah, bonarda és sangiovese fajtaborok ára szignifikánsan elmaradt az átlagtól.

A téma kapcsán tett fontosabb megállapításokat foglalja össze a 17. táblázat.

17. táblázat:

A borárakat meghatározó szőlőfajtákat vizsgáló szakirodalom összefoglalása

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Kwong et al. (2017)	Borárakat meghatározó tényezők szemi-parametrikus modellekkel	Kanada	Hedonikus árelemzés	A syrah, cabernet franc, cabernet sauvignon, merlot, pinot noir és baco fajtákból készült borok árai szignifikánsan magasabbak, mint az egyéb vizsgált fajtákból készült kanadai vörösborok árai
Ling és Lockshin (2003)	Borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	A shiraz és cabernet fajták árai szignifikánsan magasabbak, mint a chardonnay fajtából készült borok árai
Noev (2005)	A borárak és minőség kapcsolata	Bulgária	Hedonikus árelemzés	A fehérborok kedveltebbek a fogyasztók körében és áraik is magasabbak
Ferro és Amaro (2018)	a magas minőségű borok árát magyarázó tényezők	Egyesült Államok	hedonikus árelemzés (OLS)	A fehérborok szignifikánsan magasabb árúak; a szőlőfajtáknak szignifikáns hatása van a borárakra
Roma et al. (2013)	Szicíliai borárak meghatározó tényezői	Olaszország	Hedonikus árelemzés	A vörösborok árai szignifikánsan magasabbak a fehérborok árainál
San Martín et al. (2008)	az argentin borok teljesítménye az USA piacon	Argentína	hedonikus árelemzés (2SLS)	Egyes vörös házasítások, valamint a tempranillo és a chardonnay ára az átlagnál magasabb, a syrah, a bonarda és a sangiovese ára az átlagnál alacsonyabb

Forrás: Saját szerkesztés

2.7.2. Évjárat

Jelen szakasz az évjáratot, mint jelölési elemet vizsgálja.

Ashton (2016) Bordeaux-i borokat érintő vizsgálata kitér az évjáratok hatására is. Megállapítása szerint a balparti borok esetében jellemzően pozitív, a jobbpartiak esetében pedig vegyes a feltüntetett évjárat hatása az árra.

Benfratello et al. (2009) Barolo és Barbaresco példáján keresztül mutatott rá, hogy egy kiváló reputációval bíró évjáratból (ebben az esetben az 1997-es), amit „egyhangúan a legjobb évnek tartanak” (Benfratello et al., 2009, p. 9) származó borok ára szignifikánsan magasabb más évjáratúaké.

Szintén a klasszikusnak tartott évjáratok árra gyakorolt szignifikáns pozitív hatását állapítja meg Carew és Florkowski (2010) a burgundi borok kanadai piaci helyzetét vizsgáló kutatása eredményei között. Eredményeik egyúttal arra is rámutatnak, hogy a rosszabbnak tartott évjáratok hatása szignifikánsan negatív.

Az évjárat és az árak kapcsolatát vizsgálva Kwong et al. (2017) a kanadai száraz vörösboroknál kimutatták, hogy a 2001-es és 2005-ös évjáratnál 8-10%-kal magasabb az ár, mint a többi vizsgált évjárat esetében.

Thrane (2009) rámutatott, hogy a 2004-es évjárat borait modelltől függően 0-11,2%-os árprémiummal értékesítik.

18. táblázat:

Az évjárat hatásait vizsgáló szakirodalom összefoglalása

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Ashton (2016)	szakértői érzékszervi minősítések összehasonlítása	Franciaország (Bordeaux en primeur, vörös)	hedonikus árelemzés	alapvetően szignifikáns és pozitív, de régióként igen eltérő évjárat hatása az árra
Benfratello et al. (2009)	a szakértői érzékszervi minősítés, a reputáció és az árak kapcsolata	Olaszország (Barolo és Barbaresco)	standard likelihood ratio model	jó reputációval bíró 1997-es évjárat borai szignifikánsan drágábbak a többinél
Carew és Florkowski (2010)	burgundi borok ára	Franciaország Burgundia	hedonikus árelemzés (panel)	a „klasszikus” évjáratok borainak ára szignifikánsan magasabb a többinél
Kwong et al. (2017)	Borárakat meghatározó tényezők szemi-parametrikus modellekkel	Kanada	Hedonikus árelemzés	A kanadai száraz vörösboroknál a 2001-es és 2005-ös évjáratnál 8-10%-kal magasabb az ár, mint a többi vizsgált évjárat esetében
Thrane (2009)	A borok árát meghatározó objektív és szubjektív tényezők vizsgálata	Németország, Franciaország	Hedonikus árelemzés	A 2004-es évjárat borai szignifikánsan drágábbak

Forrás: Saját szerkesztés

2.7.3. Egyéni márka

Az egyéni márkák reputációja szintén fontos elemét képezi a borárakra ható tényezőknek. Általában azok a borászatok, akiknek kialakult egy jó reputációja, magasabb árakat tudnak elérni pusztán azzal, hogy a fogyasztók az ő termékeiket jobban keresik.

Blair et al. (2017) vizsgálata kiemelte, hogy az azonos klasszifikációs szinten lévő, azonos szakértői érzékszervi minősítést (100/100 pont) kapott tételek között is szignifikáns árkülönbség mutatkozik, melyet az egyéni márkaértékkel magyaráztak.

Di Vita et al. (2015) a szicíliai borokat vizsgálva az egyéni márkák hatását azok elterjedtségével (a márkát vásárló fogyasztók aránya az összes, mintában szereplő vásárló között) mérte. Az eredmények az ár növekedésével párhuzamosan csökkenő, sőt, negatívba átforduló felárat mutattak. A felár az első decilisnél még +9% volt, az első kvartilisnél már nem volt szignifikáns a kapcsolat, a mediánnál, a harmadik kvartilisnél és a kilencedik decilisnél pedig már negatív volt (-3,8%; -2,4% és -5,9%), akárcsak az átlag esetében (legkisebb négyzetek módszerét alkalmazó becslés; -2,4%).

Frick és Simmons (2013) Mosel-i borokat vizsgáló kutatása bizonyos esetekben igazolta az egyéni márkák reputációjának árra gyakorolt hatását. Az egyéni reputációt két módon mérték: a borsajtó által alkalmazott hétfokozatú skálán, valamint az egyes szinteket dummy változóként értelmezve (ekkor a legalacsonyabb, 1-es érték képezte a referenciakategóriát). Az első megközelítést használva megállapították, hogy egy ponttal magasabb egyéni reputáció esetén az ár 8%-kal magasabb. A második esetben csak a 4., 5. és a 7. (legjobb) szinten mutattak ki szignifikáns összefüggést, az ártöbblet 21,7%, 35,1%, illetve 131,4% volt.

Landon és Smith (1998) a Bordeaux-i vörösborok reputációját vizsgálva megállapította, hogy 95%-os konfidencia szinten a vizsgált hét vállalatból hat reputációja szignifikánsan pozitív hatással van a borok árára és ez akár 20 dollár prémiumot is jelenthet egy üveg bornál. Itt a szerzők arra is rámutatnak, hogy a reputáció növekedése nagyságrendekkel magasabb árakat eredményez, mint a Parker-pontok szerint számított szubjektív minőség növekedése. Más szavakkal az elvárt minőség (hírnév) árfelhajtó hatása szignifikánsan nagyobb, mint a valós minőségé (Parker-pontok).

Masset et al. (2016) Hong Kong-ban eladott Bordeaux-i borok árprémiumát meghatározó tényezőket vizsgáltak és rámutattak, hogy az ár magasabb, ha a bornak már van kiépített reputációja.

Haeger és Storchmann (2016) is hasonló következtetésre jut az USA-ban eladott pinot noir borok árainak vizsgálata kapcsán, ahol véleményük szerint az időjárás mellett az árakat leginkább az egyéni termelő képességei és reputációja határozzák meg.

Roma et al. (2013) a szicíliai borok árait és Shane et al. (2018) az ausztrál borok árait vizsgálva is megállapították, hogy a termelői reputáció szignifikánsan és pozitívan hat a borárakra. Másképpen fogalmazva a boltokban egy fogyasztó többet hajlandó fizetni

egy általa ismertebb, hasonló beltartalmi értékekkel rendelkező borért, mint egy ismeretlenért.

Hasonló következtetésre jutott Viana és Rodrigues (2007) is, akik 14000 portói bor eladási adatai alapján kimutatták, hogy a borok árait a kiváló termelői reputáció akár 22%-kal is megnövelheti.

Oczkowski (2001) 2SLS modelljében szétválasztotta a minőség és az egyéni márkákhoz köthető reputáció borárakra való hatásait és kimutatta, hogy az érzékszervi minősítéshez képest a reputáció sokkal nagyobb hatással van a borok árára Ausztráliában. Hasonló eredményekre jutott a szerző egy későbbi cikkében is (Oczkowski, 2016), ahol 260 borászat termelőinek árait vizsgálta, szintén Ausztráliában. Eredményei szerint a borárakat leginkább az egyéni termelői reputáció, a tapasztalat, a termelői méret és a közös márkázás befolyásolják.

San Martín et al. (2008) az argentin borok egyesült államokbeli piaci szereplését vizsgálva kitért az egyéni márkák szerepére is, a vizsgált 38 termelőből (a legfontosabb argentin exportőrök) 24 esetében negatív, míg 1 esetben pozitív szignifikáns kapcsolatot feltárva. A kapcsolat irányát a referenciának választott termelő által elért átlagárhoz képest kell értelmezni.

Schamel (2014) ugyanakkor úgy találta egy 1265 borból álló dél-tiroli mintán, hogy a szövetkezetek által termelt boroknak magasabb a reputációja és ezáltal magasabb árakat is képesek elérni, mint az egyéni termelők borai. Az eredmények szerint továbbá, ha a termelői szervezet el tudja érni, hogy az egyéni termelők növeljék a szőlők minőségét, akkor az további reputáció és ár növekedéssel párosul.

A borárak és a termelői reputáció kapcsolatának főbb megállapításait foglalja össze a 19. táblázat. A termelői reputáció és a borárak kapcsán a szakirodalmak többsége tehát azt állapította meg, hogy a termelők reputációjának szignifikáns és pozitív hatása van a borok áraira.

19. táblázat:

A borárak és az egyéni márkák kapcsolata a szakirodalomban

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Blair et al. (2017)	márkaérték a szakértői érzékszervi bírálatok fényében	Franciaország (Médoc 1-3 GCC)	átlagok összehasonlítása	A legmagasabb pontszámot elérő borok között szignifikáns, az egyéni márkaértékkel magyarázható árkülönbség adódik
Di Vita et al. (2015)	szicíliai borok ára	Olaszország, Szicília	hedonikus árelemzés (kvantilis regresszió)	az ár növekedésével párhuzamosan csökkenő, sőt, negatívba átforduló felár
Frick és Simmons (2013)	Reputáció és borárak kapcsolata	Németország	Panel regresszió	Az egyéni reputáció és a borárak közötti kapcsolat szignifikáns és pozitív a legtöbb esetben
Landon és Smith (1998)	A borárak és minőség kapcsolata bordeaux-i boroknál	Franciaország	Hedonikus árelemzés	Hét termelő vállalatból hat reputációja szignifikánsan pozitív hatással van a boraik árára (+1-20 dollár)
Masset et al. (2016)	A kínai minőségi borpiac jellemzői	Kína	Hedonikus árelemzés	A bor hírneve/reputációja és annak ára között szignifikáns és pozitív kapcsolat van
Haeger és Storchmann (2006)	Kaliforniában és Oregonban termelt Pinot noir-ok ára	Egyesült Államok	hedonikus árelemzés (OLS)	A borárakat szignifikánsan és pozitívan meghatározzák az egyéni termelői képességek/reputáció
Oczkowski (2001)	Hedonikus borár elemzés és annak módszertani hibái	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	Az érzékszervi minősítéshez képest a reputáció sokkal nagyobb hatással van a borok árára
Oczkowski (2016)	Ausztrál borok árait meghatározó tényezők termelői szinten	Ausztrália	Panel regresszió	A borárakat leginkább az egyéni termelői reputáció, a tapasztalat, a termelői méret és a közös márkázás befolyásolják
Roma et al. (2013)	Szicíliai borárak meghatározó tényezői	Olaszország	Hedonikus árelemzés	Szignifikánsan pozitív hatással van a termelői reputáció a borárakra
San Martín et al. (2008)	az argentin borok teljesítménye az USA piacon	Argentína	hedonikus árelemzés (2SLS)	szignifikáns különbség mutatkozik a különböző egyéni márkákhoz tartozó árak között
Shane et al. (2018)	Ausztrál borárakat meghatározó tényezők az Egyesült Királyságban	Ausztrália, Egyesült Királyság	Hedonikus árelemzés	A borárak és a termelői reputáció között szignifikáns és pozitív kapcsolat áll fenn
Schamel (2014)	A kooperáció hatása a borok árára	Olaszország (Dél-Tirol)	Hedonikus árelemzés	A szövetkezeti boroknak magasabb a reputációja és ezáltal magasabb árakat is képesek elérni, mint az egyéni termelők.
Viana és Rodriguez (2007)	A portói borok árait meghatározó tényezők	Portugália	Hedonikus árelemzés	A termelői reputáció növekedésével a borok ára is szignifikánsan növekszik

Forrás: Saját szerkesztés

2.8. Egyéb tényezők

Jelen alfejezetben azokat a borárakra ható, a szakirodalom által megemlített tényezőket ismertetem, amelyek egyik, előzőekben bemutatott kategóriába sem sorolhatók be. Ezek egyike az elmúlt években egyre inkább előtérbe kerülő organikus termelés (és minősítés), de meghatározó lehet még a birtokméret, az értékesítés helye és a piaci koncentráció is, vagy akár makroökonómiai faktorok is.

Hoang et al. (2016) kutatása szerint például ilyen egyéb tényező a borok organikus jellege. A szerzők hedonikus árelemzéssel vizsgálták a Japán borok árprémiumát, és arra jutottak, hogy az importált organikus vörös (fehér) borokért a japán fogyasztók 42,99%-kal (8,87%-kal) többet fizettek a hagyományos borokhoz képest, míg ugyanez az árprémium japán organikus boroknál rendre 6,44%, illetve 1,21% volt.

Kwong et al. (2017) is rámutatott, hogy a környezetbarát módon előállított kanadai száraz vörösborok árai átlagosan 11-13%-kal magasabbak. Ezen kívül kimutatta azt is, hogy a piacra dobott mennyiség 1%-os emelkedése mintegy 0,11%-kal csökkenti az árat.

Abraben et al. (2017) a toszkán organikus borok árprémiumát vizsgálta az olasz és amerikai piacokon 2000. és 2008. között, és arra jutott, hogy az organikus módon előállított borokat magasabb áron lehetett értékesíteni. Ugyanakkor a szerzők azt is kiemelték, hogy ez a hatás a különböző minőségi szegmensekben eltérő módon jelentkezik, és a szakértői érzékszervi minősítések által magasra értékelt boroknál ez a prémium már elenyésző.

Niklas et al. (2017) a fairtrade borok árainak szórását vizsgálták az Egyesült Királyságban 2007. és 2012. között, és arra megállapították, hogy a fairtrade borok árainak szórása alacsonyabb a többi borok árához képest.

Jiao (2017) modelljében számos makroökonómiai változót vizsgál 1996. és 2015. között, amelyek hatással lehetnek a borárakra. Eredményei szerint a fejlődő országok keresletének növekedése és az amerikai dollár gyengülése szignifikánsan növeli a Bordeaux-i magas minőségű borok árait. Kimutatta továbbá, hogy a 2011. óta lassuló gazdasági növekedés a fejlődő országokban, valamint a nemzeti valuták leértékelődése negatívan befolyásolta a francia luxusborok piacát. A szerző továbbá azt is bizonyítja cikkében, hogy a pénzkínálat, a reál kamatlábak és a befektetési alapok növekedése mind hatással voltak a minőségi borok árainak alakulására. Összességében Jiao (2017)

bizonyította, hogy a borárak és a gazdasági ciklusok között szignifikáns pozitív kapcsolat mutatható ki.

Ling és Lockshin (2003) többek között a borászatok méretét is vizsgálják, mint a borok árát meghatározó tényezőt és arra jutnak, hogy a kis és közepes borászatok termékeinek árai magasabbak, mint a nagy borászatok borárai.

Masset et al. (2016) ugyanakkor felhívja a figyelmet arra is, hogy az értékesítés helye is sokat számít egy bor árában. Elemzésükben bordeaux-i borok árprémiumát meghatározó tényezőket vizsgáltak és rámutattak, hogy a Hong Kong-ban zajló aukciókon jellemzően magasabb árat érnek el a magas minőségű francia borok, mint más aukciókon.

20. táblázat:

A borárakat meghatározó egyéb tényezők szakirodalmának összefoglalása

Szerző	Téma	Ország	Módszer	Eredmények
Hoang et al. (2016)	organikus borok árprémiuma	Japán	hedonikus árelemzés	Az importált organikus borok árprémiuma magasabb, mint a hazai organikus boroké, illetve a hagyományos boroké
Kwong et al. (2017)	Borárakat meghatározó tényezők szemi-parametrikus modelleknél	Kanada	Hedonikus árelemzés	A környezetbarát módon előállított kanadai száraz vörösborok árai átlagosan 11-13%-kal magasabbak. A mennyiség 1%-os növekedése 0,11%-kal csökkenti az árat.
Abraben et al. (2017)	Borárak és organikus termelés kapcsolata	Olaszország	Hedonikus árelemzés	Az olasz és amerikai piacokon az organikus módon termelt toszkán borok magasabb áron adhatók el
Niklas et al. (2017)	A fairtrade borok árainak szórása	Egyesült Királyság	Hedonikus árelemzés	A fairtrade borok árai alacsonyabb szórást mutatnak, mint a hagyományos borok árai
Jiao (2017)	borárakat befolyásoló makro tényezők	Franciaország	idősoros regresszió	A borárak és a makro tényezők között szoros kapcsolat áll fenn
Ling és Lockshin (2003)	Borárakat meghatározó tényezők	Ausztrália	Hedonikus árelemzés	A kis és közepes borászatok termékeinek árai magasabbak, mint a nagy borászatok borárai
Masset et al. (2016)	A kínai minőségi borpiac jellemzői	Kína	Hedonikus árelemzés	A Hong Kong-ban zajló aukciókon jellemzően magasabb árat érnek el a francia minőségi borok, mint más aukciókon
Michis és Markidou (2013)	A ciprusi kiskereskedelmi borárak vizsgálata	Ciprus	Panel regresszió	A borárakat a fenti tényezőkön túl a piaci koncentráció jobban meghatározza, mint a versenytársak közötti árverseny
San Martín et al. (2008)	az argentin borok teljesítménye az USA piacon	Argentína	hedonikus árelemzés (2SLS)	A forgalomba hozott mennyiség fordítottan arányos az árral

Forrás: Saját szerkesztés

Michis és Markidou (2013) a ciprusi kiskereskedelmi borárakat meghatározó tényezőket vizsgálták és új dimenzióként rámutattak, hogy a borárakat a fenti tényezőkön túl a piaci koncentráció jobban meghatározza, mint a versenytársak közötti árverseny.

San Martín et al. (2008) az argentin borok egyesült államokbeli piaci szereplését vizsgálva megállapította, hogy a forgalomba hozott mennyiség és az ár fordított arányosságot mutat, minden többletkarton (12 palack) előállított bor 0,0005%-kal csökkenti az árat (ez 1000 palackonként 4,2%-os csökkenésnek felel meg).

Az egyéb tényezők és borárak közötti kapcsolat főbb dimenzióit jellemzi a 20. táblázat.

2.9. A szakirodalom kritikai elemzése

Az előző fejezetben a borárakra ható tényezőket leíró szakirodalmi elemzések eredményeit foglaltam össze. A cikkekben található információ, valamint az ezzel kapcsolatos saját gondolataim jobb elválasztása érdekében a szakirodalom kritikai elemzése önálló fejezetet kap. Ennek célja az olvasottak kapcsán felmerülő olyan gondolatok rendszerezett bemutatása, amely a saját kutatás megtervezése során nagy relevanciával bír.

Jelen elemzés során mind tartalmi, mind pedig módszertani kérdésekre igyekszem kitérni, előbb általánosságban, majd pedig a bemutatott 46 cikk által vizsgált szempontok szerint is. Az itt meghatározott konklúziók nagyban hozzájárulnak saját kutatásom jobb elméleti megalapozásához.

2.9.1. Általános módszertani szempontok

Az előző fejezetben ismertetett munkák mintegy 70%-a hedonikus árelemzést alkalmaz. Az e módszertan szerint készült modellek a termékek árát azok belső tulajdonságait leíró változókkal magyarázzák (Rosen, 1974), vagyis a jószágokra az őket leíró jellemzők halmazaként tekintünk (e módszertan először egyébként a tartós fogyasztási cikkek, elsősorban a személygépkocsik piacának elemzésére volt használatos). Ennek megfelelően a megfigyelt árkülönbségek az egyes termékeknek megfelelő tulajdonság-halmazok közötti különbségeket jelenítik meg. Ez az elképzelés azzal a feltétellel érvényesül, amennyiben a piac tökéletesen versenyző.

Unwin (1999) a borpiacot vizsgáló hedonikus árelemzésekkel szemben igen komoly módszertani kritikát fogalmazott meg. Meglátása szerint egyrészt Rosen (1974) tökéletes versenyre vonatkozó feltétele nem mindig érvényesül, továbbá a figyelembe vett magyarázó változók nem függetlenek egymástól és a fogyasztó borminőséggel kapcsolatos gondolatai sem eléggé feltártak tudományosan ahhoz, hogy a regressziós számításokból érvényes következtetéseket vonjunk le az ár és a minőség kapcsolatára vonatkozó elképzeléseikre vonatkozóan. Unwin kritikát fogalmaz meg a magyarázó változók megválasztásának gyakorlatával kapcsolatban is; megfogalmazása szerint a hedonikus árelemzést végző kutatók elsősorban a már eleve rendelkezésre álló adatokra támaszkodnak ahelyett, hogy az optimális megoldásra törekednének. További problémát jelent sok esetben, hogy a kiválasztott magyarázó változók nem függetlenek egymástól, így a szignifikancia-szintek sem valóságok. Ez különösen a szakértői érzékszervi minősítést leíró változókra jellemző, melyekkel kapcsolatban ráadásul a pontatlanság és a szubjektivitás is felmerül. Ennek megfelelően a szakértői érzékszervi minősítésekhez kapcsolódó magyarázó változók erősen függenek az őket előállító szakértők tulajdonságaitól (előzetes képzettség, tapasztalat stb.).

Mindemellett fogyasztói oldalról megközelítve egyáltalán nem bizonyos a legtöbb esetben figyelembe vett változók relevanciája, mivel azokat a fogyasztó többnyire nem, vagy csak alig ismeri. Unwin bizonytalannak tartja továbbá e módszerek alkalmazásának pontos célját, hiányosnak tartja a borminőség fogyasztói felfogásával kapcsolatos tudományos ismereteket ilyen jellegű modellek kidolgozásához. Javaslatára szerint a hedonikus árelemzéseknek inkább a címkén jelölt elemekre, fajtára, a termelőre, a termőhelyre, az évjáratra, a színre és a tényleges alkoholtartalomra kellene kiterjedniük, mivel a fogyasztó ezeket ismerheti meg a vásárlási döntését megelőzően (bár nem mindegyik jelenik meg minden esetben a címkén). Unwin a hedonikus árelemzések további cizellálásával szemben a jövőre nézve a fogyasztói magatartás kvalitatív módszerekkel történő felmérését javasolja a területtel foglalkozó kutatók számára.

Válaszul a fenti kritikákra Thrane (2004) elméleti és gyakorlati útmutatást ad a hedonikus árelemzések helyes megtervezésére és végrehajtására. Érvelése szerint e módszertan alkalmazói elsősorban gyakorlati megfontolások miatt indulnak ki a meglévő adatokból (az ideális változóstruktúra a megszokottnál jóval nagyobb

elemszámot követelne meg). Megítélése szerint Unwin kritikáinak egy része a nem megfelelő ökonometria módszertan megválasztásából fakad.

Thrane elismeri, hogy a hedonikus árelemzések a tökéletes versenyre vonatkozó Rosen-i feltétel nem teljesülése esetén nem torzítatlanok (hiszen az árat ebben az esetben a fogyasztó preferenciái is befolyásolják), ugyanakkor meglátása szerint ez a probléma elveszíti jelentőségét az eredmények megfelelő értelmezésével. A hedonikus árelemzések ugyanis nem a fogyasztói magatartás megbecslésére hivatottak, hanem alapvetően kínálat-orientáltak, vagyis azt vizsgálják, hogy a kínálati oldal egyes jellemzői milyen kapcsolatban állnak az árakkal. Unwin meglátása szerint is valósak az általa idézett kutatók ökonometria megoldásaival szemben megfogalmazott kritikák, azonban ezekre nem a hedonikus árelemzés, mint borgazdasági módszertan teljes elvetése a megfelelő válasz, hanem az eredmények helyes (kínálatoldali) értelmezése, valamint a rendelkezésre álló ökonometria eszköztár (pl. kétlépcsős elemzés, a multikollinearitás kezelése) értő alkalmazása.

Thrane (2004, p.133) konstruktív módon megfogalmaz olyan kutatási kérdéseket is, amelyek megválaszolására a hedonikus árelemzés módszertanát alkalmasnak tartja:

- „Mennyivel kell a fogyasztónak többet fizetnie egy X körzetből származó borért, mint egy Y körzetből származóért vagy egy átlagos borért?”
- „Hogyan befolyásolja a bor évjárata az árat?”
- „Milyen módon kapcsolódnak egy bor szubjektív minőségi jellemzői az árához?”

Az előző fejezetben bemutatott irodalom áttekintése is megerősíti a fenti kritikák érvényességét. Meglátásom szerint az adatvezérelt modellspecifikálás különösen a szakértői érzékszervi minősítésre vonatkozó adatok szűkössége miatt jellemző, a cikkek jelentős része támaszkodik különböző borújságok, borszaklapok (elsősorban a Wine Spectator), vagy pedig a különböző ismert borkritikusok (elsősorban Robert Parker) adatbázisára. Ez nyilvánvalóan az érintett sajtótermékek vagy személyek fókuszterületeire redukálja már egyáltalán a szóba jöhető borok vagy régiók vizsgálatát is. Ennek megfelelően elsősorban Bordeaux, másodsorban pedig az Egyesült Államok piacán hangsúlyosan jelen lévő termékek, régiók, országok szerepelnek elsősorban a szakirodalom fókuszában. Több szempontból is némileg könnyebb a helyzet azon piacok vizsgálatakor, ahol egy monopol helyzetben lévő kereskedő cégen keresztül zajlik a forgalom (pl. Carew és Florkowski, 2010).

2.9.2. A földrajzi árujelzők szerepének jobb megértése

A földrajzi árujelzők meghatározó szerepét igazolja az a tény, hogy a 46 vizsgált cikk közül 25 érintette valamilyen szinten azoknak a borárakkal való kapcsolatát. Ezen irodalmak többsége rávilágított arra is, hogy a konkrét földrajzi árujelzők borára gyakorolt hatása között igen jelentős, statisztikailag szignifikáns különbségek mutatkoznak, melyek okának feltárása további vizsgálatra érdemes. Más szavakkal: nem annak a pusztá ténynek van értéke, ha egy termék valamely a földrajzi árujelzőt visel, hanem a konkrét földrajzi árujelzőnek.

A bortermelő államok a termőhely címkén való jelölését jellemzően a XX. század eleje óta szabályozzák, bár néhány esetben (Tokaj, Burgundia, Champagne, Chianti, Portó) az első előírások többszáz évvel korábbra datálódnak. Meloni és Swinnen (2018) az első földrajzi árujelzők oltalmában és területi lehatárolásában két közös elemet talált: (1) a régi (a helyi) és potenciális új (a területbővítésben érdekelt) termelők konfliktusa a borkereskedelem változása miatt és (2) a régi termelők (jó) kapcsolata a politikai vezetéssel. A földrajzi árujelzők ma fontos szerepet töltenek be az Európai Unió mezőgazdaságában és kulcsfontosságúak a borágazatban. Annak ellenére, hogy az európai uniós keretszabályozás egységes, két lényeges megközelítést különböztethetjük meg a földrajzi árujelzőknek: a germán és a latin rendszereket. Röviden összefoglalva, a germán rendszer a szőlő érettségére és ezáltal a minőségi szintre (Botos és Szabó [2002] megfogalmazása alapján a technológiai minőségre) helyezi a hangsúlyt, a latin rendszer pedig a termőhely tipikus termékeire (Botos és Szabó [2002] megfogalmazása alapján: a klasszifikációs minőségre – a latin rendszer alapját képező francia koncepciót kiválóan foglalja össze Barham, 2003).

A földrajzi árujelzők jogi oltalmát a szellemi tulajdonjogokra vonatkozó intézkedések tartalmazzák, és jelenleg négy különböző rezsimet ismer az Európai Unió joga (borászati termékek, mezőgazdasági termékek és élelmiszerek, ízesített borok és szeszes italok). A borászati termékek esetében az uniós jog a földrajzi árujelzők két típusát különbözteti meg: az oltalom alatt álló eredetmegjelöléseket és az oltalom alatt álló földrajzi jelzéseket. A kettő között nem a jogi oltalom mértéke, hanem a termék és a termőhely közötti kapcsolat jellege teszi a különbséget: ez az előbbi esetén szoros,

az utóbbi esetén laza⁵. A szabályozás legfontosabb eleme, hogy a földrajzi árujelző használatának pontos feltételeit az illetékes termelői közösségeknek egy ún. termékleírásban kell meghatározniuk. E dokumentum tartalmazza a szőlő termőhelyének lehatárolására, a szőlő alapanyag minőségi paramétereire, a borászati eljárásokra, a kémiai összetételre és az érzékszervi jellemzőkre vonatkozó előírásokat, valamint a termék és a termőhely közötti kapcsolat igazolását.

A földrajzi árujelzők közgazdasági szempontból kettős jellegűek: értelmezhetők az eladó és a vevő közötti információs aszimmetriát csökkentő, ezáltal a hatékonyságot növelő tényezőként, de felfoghatók a termelési tényezők birtokosai járadékaként is (Meloni és Swinnen, 2018). Jobb megértésük érdekében elsősorban kollektív jellegükből fakadó tulajdonságaikat kell áttekintenünk. A GI-ok kollektív reputációt testesítenek meg, amelyet ugyanakkor Tirole (1996) megközelítésében a csoportot alkotó egyének saját reputációjának összességéként foghatunk fel. Az egyéni és a kollektív reputáció ebben a megközelítésben függenek egymástól és az egyének a múltbeli teljesítményétől (a termékek minőségétől) is. Így minél erősebb az ösztönzés egyéni reputáció fenntartására (javítására), annál jobb lesz a csoport reputációja is. Ezen a téren a földrajzi árujelzők kollektív jellegéből következően ellentétes irányú ösztönzők lépnek fel csoporton belül. Egyrészt a termelői közösség méretével nő a potyautas magatartás valószínűsége is (Winfrey és McCluskey, 2005), másrészt pedig a közös márkázás olyan helyzetekben is lehetővé teszi a minőség emelését, a minőségbe történő befektetést, ahol ez egyébként nem történne meg (Fishman et al., 2018). A kollektív reputációból fakadóan az azonos földrajzi árujelzőt használó borászatok egyrészt egymástól függenek, ugyanakkor egymás versenytársai is, akik arra törekcszenek, hogy a csoport többi tagjától is megkülönböztessék magukat egyéni márkáik használatával (Patchell, 2008). Így – a konkrét földrajzi árujelzőt viselő termékek iránti kereslet korlátozottságát figyelembe véve – a csoport reputációját egymás kárára is hasznosítják (Castriota és Delmastro, 2012).

A földrajzi árujelzők reputációja így a rövid távú egyéni és a hosszú távú csoportérdek közötti konfliktusok kereszttüzében álló közös erőforrásként értelmezhető, akárcsak a közlegelő az e helyzetet illusztráló híressé vált példában (Hardin, 1968), hiszen mind

⁵ Az Európai Parlament és a Tanács 1308/2013/EU rendelete (2013. december 17.) a mezőgazdasági termékpiacok közös szervezésének létrehozásáról, és a 922/72/EGK, a 234/79/EK, az 1037/2001/EK és az 1234/2007/EK tanácsi rendelet hatályon kívül helyezéséről 93. cikk a) és b) pont.

a kizárás lehetetlensége, mind pedig a versengő fogyasztás (zsúfoltság) tekintetében kielégíti a közös erőforrásokkal szemben támasztott feltételeket (Megyesi és Mike, 2016). E problémák megoldására Ostrom (2003) a közösségi kormányzást javasolja. Ebben az esetben az érintettek határozzák meg elsősorban a közös erőforráshoz történő hozzáférés és annak felhasználásának módját – megjegyzem, hogy az EU-s szabályozás (1308/2013/EU rendelet) is pont ebbe az irányba mozdította el az európai eredetvédelmi rendszereket. Egy földrajzi árujelző használata a többlet kötöttségekből eredően többletköltségekkel jár, így az erre vonatkozó szabályok kialakításakor két optimalizálási korlát jelentkezik: el kell kerülni mind a túl magas költségekkel járó túlzott szigort, mind pedig a túlzott engedékenységet nyomán a releváns megkülönböztetés elvesztését (Tregear és Gorton, 2005). A közös reputációt megtestesítő GI hitelességének fenntartása a gyakorlatban a tényleges végtermék érzékszervi és analitikai ellenőrzésével biztosítható (Winfrey és McCluskey, 2005; Tregear et al., 2007).

Mindazonáltal a kollektív reputáció nem tökéletes garanciája a minőségnek versenyzői környezetben, és elsősorban olyan esetekben jelent gazdaságos megoldást kiépítése, amikor az adott terméket magas költséggel állítják elő vagy a termelői közösség tagsága viszonylag homogén, és az érintett termék előállításának határköltsége csökken (Shapiro, 1982). A földrajzi árujelző használatával járó megkülönböztethetőség és azonosíthatóság különösen azokban a közepes és az alacsonyabb árkategóriákban szenved csorbát, itt a fogyasztók könnyebben azonosíthatónak találják az Újvilágban alkalmazott, a szőlőfajtát fókuszba helyező címkézési gyakorlatot (Tregear és Gorton, 2005). Ezzel együtt a speciális minőség jelzőiként a földrajzi árujelzők lehetővé tehetik magasabb ár elérését, ami alapvetőnek bizonyulhat a hatékonyabb újvilági bortermelő országokkal való verseny során (Tóth és Gál, 2014) – talán nem véletlen, hogy Franciaország és Olaszország bizonyos Európán kívüli bor-exportpiacain képes árdiszkriminációt elérni (Balogh, 2017) – e két ország rendelkezik az európai boros földrajzi árujelző oltalmak 60%-ával (Európai Bizottság, 2019).

A fogyasztók akár csak részleges tájékoztatása, valamint minőségi szttenderdek felállítása (mind a karakter, mind pedig a minőségi szint tekintetében) jóléti nyereségeket eredményezhet – ennek megfelelően kell meghatározni a helyi szabályokban a minőségbe való befektetés optimális szintjét (azaz a többletköltségeit). A konkrét földrajzi árujelzők valós értékét a termelői közösség társadalmi-gazdasági

jellegzetességei is befolyásolják. Jól megszervezett és irányított termelői közösségek hatékonyabban tudnak fellépni a tagságuk kollektív hasznossága érdekében (Carter, 2015).

A fentiekből egyenesen következik, hogy a földrajzi árujelzők (mint a termőhely címkén való megjelenítői) egyedileg igen eltérő jellegű kapcsolatban állnak a borok árával. Ennélfogva egyrészt egyedileg kell hatásukat felmérni, másrészt pedig érdemes feltárni (a saját kutatásom során is kimutatott) igen eltérő hatások mögött álló tényezőket.

2.9.3. A szakértői érzékszervi minősítés (pontszámok) figyelembevétele

A szakértői érzékszervi minősítések, és különösen a minőségi szint mérésére szolgáló pontszámok óvatos kezelése mellett Unwin (1999) már korábban ismertetett kritikai észrevételein kívül számos további szakirodalmi cikk érvel.

A szakértői érzékszervi minősítés a borminőség mindkét dimenziójára irányulhat. A karakter minősítése, jellemzése a legtöbb esetben szövegesen történik, esetleg az egyes tényezőknek az intenzitásának meghatározásával, míg a minőségi szintet valamilyen skálán szokás értékelni.

A borszakértők szerepét, de még inkább az általuk elkészített szakértői érzékszervi minősítések érvényességét több szerző árnyalja, vagy egyenesen kétségbe vonja. Több szerző eleve a borszakértők képességeit is kétségbe vonja, Hodgson (2009) rámutat, hogy a megfigyelt bírálók mindössze 30%-a tekinthető valódi szakértőnek. Ashton (2012) hat másik szakterületen (orvoslás, klinikai pszichológia, üzlet, könyvvizsgálat, HR, meteorológia) hozott szakértői döntéshozattal hasonlította össze a borbírálatot a szakértői panelek által hozott döntések megbízhatóságát és a konszenzus szintjét vizsgálva. Minden esetben nagyobb volt a megbízhatóság, mint a konszenzus, de mind a kettő jelentősen alacsonyabb a borbírálat esetében. Ez alapján kevés bizonyíték mutatkozik arra, hogy a tapasztalt borbírálok szakembernek tekinthetők.

Nagy kérdés, hogy fogyasztók mennyire tudják befogadni a szakértői véleményeket. Veale és Quester (2008) fókuszcsoportos kísérletei rámutattak, hogy a borok érzékszervi tulajdonságait még a képzettebb borfogyasztók sem ítélik meg kellő biztonsággal, Weil (2007) pedig kimutatta, hogy még azok a borfogyasztók sem tudják érdemben párosítani a szakértők borleírásait a borokkal, akik egyébként sikerrel képesek megkülönböztetni egymástól két bort. Tovább árnyalja a képet Goldstein et

al. (2008) tanulmánya, amely rámutat, hogy a nem képzett borfogyasztók magasabbra értékelik az olcsóbb borokat. Ezzel párhuzamosan a drágább borok által képviselt minőségi többletet jellemzően a képzettebb borfogyasztók tudják értékelni.

Mint azt a 2.5 alfejezetben is leírtam, az irodalom e kétségekkel együtt is nagy hangsúlyt fektet a szakértői érzékszervi minősítések árakra gyakorolt hatásának feltárására. 46-ból összesen 25 cikk érinti ezt a témát.

A szakirodalom az esetek túlnyomó többségében a minőségi szintre vonatkozó szakértői érzékszervi minősítés árra gyakorolt hatását vizsgálja, azonban akadnak kivételek is. Beszédesnek tartom, hogy a szakirodalomban általam fellelt cikkek egyike sem alkalmazza az OIV (2009) bevezetőben említett skáláját. Ezzel szemben igen elterjedtek az angolszász borsajtó által alkalmazott pontozási rendszerek: az amerikai ügyvéd, Robert Parker (Wine Advocate) 100 pontos rendszere, a Wine Spectator 100 pontos rendszere vagy a brit borújságíró, Jancis Robinson 20 pontos rendszere. Parker és Robinson rendszerének jó összehasonlító elemzését adja Ashton (2016).

Igen kézenfekvő a borok pontokban kifejezett szakértői érzékszervi minősítésének egybevetése az árakkal, azonban ez az eljárás több csapdát is rejt, amelyről az idézett munkák jelentős része sajnos nem tesz említést.

Az első ilyen csapda a minőségi szint mérésére hivatott skálák mérési szintje. A pontszámokat ugyanis az érintett írások szerzői – implicit módon – rendre arányskálán mért változóknak tekintik, holott a pontozási rendszerek rövid elemzése ennek éppen az ellenkezőjére szolgál bizonyítékokkal. Valójában egyik általam említett skála sem annyi fokozatú, mint amit állít magáról: az OIV 100 pontos skálája valójában 61 pontos (40-100 pont), a Parker-skála pedig 51 (50-100 pont), akárcsak a Wine Spectatoré⁶, a Robinson-féle skála pedig 9 (12-20 pont). Így arányskálaként való kezelésük csak ahhoz hasonló transzformációt követően lenne lehetséges, mint amit a hőmérséklet °Celsius-ban kifejezett értékének °Kelvinre történő átszámításakor alkalmazunk. Mindazonáltal ezt is csak abban az esetben tehetnénk meg, amennyiben ezek a pontozási rendszerek intervallum skálák lennének. Sajnos azonban – talán az

⁶ Robinson (2019) állítása szerint a *Wine Spectator* is Parker rendszerét alkalmazza („Wine Spectator adopted Parker’s system”), azonban a *Wine Spectator* (2008) erre vonatkozó tájékoztatásának és Parker skálájának (Ashton, 2016 p.267) részletes összehasonlítását követően kiderül, hogy a két rendszer között annyi kisebb eltérés található, hogy már nem tekinthetők azonosnak.

OIV rendszere kivételével – ezzel a feltevessel szemben is komoly aggályok merülnek fel: igen korlátozott mennyiségű információ áll rendelkezésünkre e skálák pontos felépítéséről és alkalmazásáról, vagyis nehezen megítélhető, hogy a gyakorlatban például egy 83 és egy 82 Parker-pontos bor minőségi szintje között ténylegesen pontosan ugyanakkora-e a különbség, mint egy 99 és egy 100 Parker-pontos között. A kellően precíz és óvatos kutató véleményem szerint e megfontolásokból kiindulva ordinális skálán mért változóknak tekinti ezeket a pontszámokat (és kivételt esetleg csak az OIV rendszerével tesz).

További problémát jelent e skálákkal, hogy a különböző időpontokban és más-más szakértőkkel felvett eredmények nem feltétlenül konzisztensek. Egy érzékszervi leírás vagy a minőségi szint pontozása minden esetben szigorúan pillanatfelvételt jelent a vizsgált borokról még akkor is, ha adott esetben a jövőre vonatkozó várakozásokat is tartalmaz. Ezért az ár és a szakértői érzékszervi bírálat kapcsolatának vizsgálatakor minden esetben az azonos időpontra vonatkozó adatokat kell figyelembe venni. A szakértői érzékszervi minősítések inkonzisztenciájának problémája komolyabb mértékben jelentkezik abban az esetben, ha egy keresztmetszeti vizsgálat elvégzésének alapjául szolgáló minta nagyon hosszú időszak (például több, mint egy évtized) adatfelvételeit tartalmazza – semmi nem garantálja, hogy a bírálatot végző szakértők ízérzékelése az adott időszak folyamán konstans lenne, azt folyamatosan ugyanúgy kalibrálták volna, vagy hogy akár a szakértői panel összetétele változatlan lenne. Az ilyen adatokra támaszkodó kutatások védelmében meg kell ugyanakkor jegyezni, hogy az érintett sajtótermékek a saját jól felfogott érdekükben minden bizonnyal erősen törekednek erre.

A második csapdát (lásd. 2.9.1 szakasz) a szakértői érzékszervi minősítés egyszerű beépítése jelenti az árat több független változóval magyarázó modellekbe, amely komoly endogenitási problémát vet fel (Oczkowski, 2001), ugyanis a bor minőségi szintjére reflektáló minősítések értelemszerűen nem függetlenek a bor minőségi szintjét befolyásoló (termőhely, fajta, évjárat) vagy leíró (analitikai paraméterek) egyéb tényezőktől – így súlyosan torzulhat a magyarázó változók statisztikai szignifikanciája. E problémát a megvizsgált irodalmak jelentős része egyszerűen ignorálja, mások (Combris et al., 2000) pedig háromszögeléssel (a szakértői érzékszervi minősítést tartalmazó és azt nem tartalmazó modellek eredményeinek

összevetésével) vagy pedig a kétlépcsős legkisebb négyzetek modelljének alkalmazásával (San Martín et al., 2008, valamint Thrane, 2009) kezelik.

2.9.4. A kémiai összetevők

Az e fejezetben bemutatottak közül 5 cikk tér ki a bor kémiai összetételének, vagy legalább egy összetevőjének az árral való kapcsolatának vizsgálatára. Ezek mindegyike érinti az alkoholtartalmat, három cikk csak ezt veszi figyelembe, további két esetben pedig sor kerül a cukortartalom, illetve az illósav-tartalom, az összes savtartalom, kéndioxid-tartalom, továbbá a szabad és kötött kéntartalom arányának vizsgálatára is.

A cikkek nem minden esetben részletezik az adatok forrását, azonban erősen feltételezhető, hogy kötelező jelölési elemként az alkoholtartalomra vonatkozó információ hordozója a címke. Ez egyrészt előnyös, hiszen a fogyasztó is pontosan ezt látja a vásárláskor, másrészt viszont figyelembe kell venni azt is, hogy ezek az adatok torzítottak – akár az Európai Unió, akár az Egyesült Államok piacát tekintjük.

Európában a tényleges alkoholtartalmat kizárólag 0,5 térfogatszázalékra kerekítve és 0,5 térfogatszázalékos pontossággal lehetséges feltüntetni a címkén (2019/33/EU rendelet 44. cikk), vagyis például egy 12,3 %vol tényleges alkoholtartalmú bor a termelő választása szerint 12,0 %vol vagy 12,5 %vol alkoholtartalmúként jelölhető.

Az Egyesült Államokban ennél bonyolultabb a helyzet, mivel 14 %vol tényleges alkoholtartalomig 1,5 %vol-os toleranciával jelölhető ez az elem (TTB, 2018), efelett pedig 1% vol a tolerancia értéke. A gyakorlatban ez azt jelenti, hogy az előző példában szereplő 12,3 %vol alkoholtartalmú boron megadható 10,8 %vol, de akár 13,8 %vol alkoholtartalom is, ami egy viszonylag nagy intervallum.

3. ANYAG ÉS MÓDSZER

3.1. Kutatási kérdések

Kutatásom fő célja – a bevezetésben leírtaknak megfelelően – annak feltárása, hogy a magyar borpiacon mely tényezők és milyen hatással bírnak a borok árára, másképpen megfogalmazva: mely tényezők magyarázzák a borárak közti különbségeket. Ennek keretében törekszem a szakirodalmi összefoglalóban leírt tényezők mindegyikét bevonni a vizsgálatba.

A kutatás második szakaszában a borárakra való kapcsolaton túlmenően részletesen fel kívánom tárni a földrajzi árujelzők szerepe mögötti hátteret.

Ennek megfelelően fő kutatási kérdéseim az alábbiak:

1. FŐ kérdés: Milyen tényezők magyarázzák borárak közti különbségeket a magyarországi borpiacon?
2. FŐ kérdés: Milyen belső és külső tényezők magyarázzák a magyar földrajzi árujelzők piaci értékét a magyarországi borpiacon?

3.2. Hipotézisek

A kutatás két szakasza során az alábbi hipotézisek vizsgálatára kerül sor.

3.2.1. Első szakasz

H1.1 Egyes földrajzi árujelzők rendelkeznek pozitív hatással bírnak az árra.

E hipotézis alapjául az a kiinduló feltételezés szolgál, miszerint *elméletileg* egy földrajzi árujelző valamilyen többletértékkel bír a piacon. Ez a többletérték biztosítja, hogy a használatával járó többletköltség ellenére is használják a termelők. Ezzel szemben várakozásaim szerint léteznek olyan földrajzi árujelzők is, amelyek nem bírnak szignifikáns többletértékkel.

Feltételezésem szerint ez a hipotézis állja meg a helyét *bármelyik* földrajzi árujelző esetében. Az irodalom alapján a termelői közösség egyes jellemzői (Carter, 2015), az egyéni és a kollektív reputáció viszonya (Patchell, 2008, valamint Castriota és Delmastro, 2012), a minőségbe történő befektetés

ösztönzői (Fishman et al., 2018), valamint fogyasztói ismeret és megértés (Treagar és Gorton, 2005) tekinthetők a földrajzi árujelzők által elérhető *pozitív* árprémium peremfeltételeinek (elméletileg tehát a negatív árprémium lehetősége is fennáll).

Ennélfogva e kapcsolat vizsgálatakor célszerűen nem az összes földrajzi árujelzőt kell egy csoportba sorolni, hanem minden egyes földrajzi árujelző hatását külön-külön kell vizsgálni.

Érdekes továbbá a dűlőnevek feltüntetésének hatásának vizsgálata is, melyet azonban praktikus okokból kifolyóan már csoportosítva kell megtenni.

H1.2 A jó egyéni márkák pozitív hatással bírnak a borok árára.

Ugyan az egyéni márkák nem számítanak a legfontosabb elemnek a magyarországi fogyasztók számára (Szolnoki és Totth, 2019), feltételezem, hogy az egyéni márkák mégis fontos szerepet játszanak a borok árprémiumában. A magyarországi termelők többnyire nem tudatosan használják a földrajzi árujelzőket, és sokkal nagyobb jelentőséget tulajdonítanak az egyéni márkáknak (sokszor a borok címkéjén is ez a leghangsúlyosabb elem).

H1.3 A borok kémiai összetevőinek koncentrációja pozitívan függ össze az árral.

E hipotézis alternatív megfogalmazása szerint nagy általánosságban elmondható, hogy minél koncentráltabb (minél kevésbé híg) egy bor, annál magasabb árat lehet elkérni érte. E hipotézis rendelkezik egy nyilvánvaló költségoldali indokkal: a koncentráltabb borok előállítása drágább. Ezzel együtt kérdés, hogy mindez az árban is megjelenik-e.

H1.4 A bor kora pozitív kapcsolatban áll az árral.

Feltételezésem szerint az érleltebb borok ára magasabb, mint a fiatalabbaké. Ezt nyilvánvalóan a magasabb előállítási költség is indokolja, azonban fontos hatása lehet fogyasztói oldalról annak a közhiedelemnek, miszerint a borok az idő előrehaladtával csak jobbak és jobbak lesznek.

H1.5 A forgalomba hozott mennyiség és az ár kapcsolata negatív.

Értelemszerűen minél kisebb mennyiségben érhető el egy tétel, annál könnyebb azt magasabb áron értékesíteni (például kisebb az értékesítési nyomás, magasabb egységköltséget kell érvényesíteni az árban). Egy másik nézőpontból szemlélve ezen összefüggést, feltételezhető, hogy csak a drágább borokat érdemes kisebb mennyiségben előállítani.

H1.6 A divatos fajtából készülő vagy vörös borok többre kerülnek.

A borok megkülönböztetésére, magyarázatára vagy marketingjére gyakran használják a színt vagy a szőlőfajtát. Ebből fakadóan feltételezem, hogy a divatosnak számító fajták (például a kék világfajták) boraiért és a vörösborokért általában többet fizetnek, mint más borokért.

A fentiekén túl kézenfekvőnek tűnne a szakértői érzékszervi minősítések árra gyakorolt hatásának vizsgálata is, ettől azonban számos ok folytán eltekintek. Egyrészt, a 2.9.3 alfejezetben kifejtetteknek megfelelően több komoly módszertani aggály merül fel e megközelítéssel szemben, akár a különböző pontozási rendszerek statisztikai jellegzetességeit, akár a vizsgált modellek érvényességét veszélyeztető endogenitást vesszük figyelembe. Ezek az elméleti jellegű problémák mindazonáltal önmagukban kezelhetők lennének a módszertan megfelelő megválasztásával (pl. OIV-rendszerű érzékszervi bírálatok, endogenitást kizáró modellek alkalmazása). Ugyanakkor a következő alfejezetben bemutatandó modellek robusztusságához szükséges nagyságú minta minden elemének szakértői érzékszervi minősítése külső információforrásból nem szerezhető be (mivel egészen egyszerűen nincs ilyen), külön e célú érzékszervi bírálatok megszervezése pedig egyértelműen szétfeszíti jelen kutatás kereteit.

3.2.2. Második szakasz

A kutatás második szakaszában – figyelembe véve azok szakmapolitikai fontosságát – a földrajzi árjelzők szerepének jobb megértésre törekszem azok piaci értékének magyarázatával.

H2.1 A homogén termelői közösségekhez kapcsolódó földrajzi árjelzők piaci értéke magas.

Minél homogénebb a termelői közösség, annál könnyebb a kollektív fellépés; így magasabb árakat és bevételeket érhetnek el. Mivel a földrajzi árjelzők

kollektív természetűek, irányításuk magas szintű közösségi fellépést igényel. A csoport homogenitása a közösségi fellépés fontos feltétele (Carter, 2015; Evans és Guinnane, 2007, Olson, 1965).

H2.2 Minél szigorúbbak egy földrajzi árujelző használatának szabályai, annál magasabb lesz a piaci értéke.

A földrajzi árujelzők a jogalkotói szándék szerint egyfajta különleges, megkülönböztető erővel bíró minőséget jeleznek. Ennek megfelelően egy földrajzi árujelző használatának szabályait tartalmazó termékleírásban meghatározott borminőség (például minőségi szint sztenderdek, érzékszervi jellemzők) egyéb borok minőségétől való megkülönböztethetőségének könnyűnek és tartalommal bírónak kell lennie. Minél szigorúbbak (minél jobban meghatározottak) egy földrajzi árujelző használatának szabályai, az azzal jelölt borok minősége annál specifikusabb lesz. A korábbiakban ismertetett elméleti háttérből egyértelműen adódik, hogy a földrajzi árujelző használata ebben az esetben sokkal jobban csökkenti az információs aszimmetriát, továbbá minél kisebb az információs aszimmetria, annál nagyobb valószínűséggel érvényesíthető a minőségi többlet a termék árában.

H2.3 Minél jelentősebbek a belépési korlátok, annál jobb az adott földrajzi árujelző piaci értéke.

A belépési korlátok akadályozzák az új versenytársak piacra lépését, és hozzájárulnak a magasabb árakhoz a kínálat mennyiségének, valamint a verseny szintjének csökkentésével. A földrajzi árujelzők esetén a leghatékonyabb akadály a termelési terület határolása. Egy ilyen terület meghatározása elvben szőlészeti-borászati tényezőkön alapul, mint például az éghajlat (mikroklíma) vagy a talaj. Közgazdasági szempontból azonban ez hatékony belépési akadályként is értelmezhető, mivel az újonnan belépő nem használhatja a földrajzi nevet azon termékek esetében, amelyek a határolt területen kívül termelt szőlőből készülnek.

H2.4 A jobb minőségű termőhely magasabb piaci értékkel párosul.

Mivel a termőhely fontos tényezője a borminőségnek, így kézenfekvő, hogy a jobb termőhely magasabb minőségi szinttel jár, amely a feltételezésem szerint a piaci értékben is megjelenik.

3.3. Operacionalizálás és adatforrások

3.3.1. Első szakasz

Kutatásom első szakasza során a megfigyelési egység a konkrét bortétel, tehát az első szakaszban alkalmazott változók mindegyike a konkrét borokra vonatkozó információt testesít meg.

A függő változó értelemszerűen a konkrét bortétel ára. Az eltérő költségszerkezet és fogyasztói elérés következtében akár igen komoly különbségek is lehetnek ugyanazon bortétel különböző értékesítési csatornákon alkalmazott árai között. Ezáltal elsődleges szempont az vizsgálattal érintett piaci szegmens, értékesítési csatorna megfelelő lehatárolása. A kiszerezések eltérő űrtartalmából fakadó árkülönbségek kiegyenlítése érdekében (akárcsak Ugochukwu et al., 2017), az árakat minden esetben 0,75 literre vetítve fejeztem ki.

A magyarázó változókat a korábban megfogalmazott hipotéziseknek megfelelően választottam ki:

H1.1 Földrajzi árujelző (dummy változók). A mintában szereplő bortételek által viselt összes földrajzi árujelzőt egy-egy dummy változó képvisel, melynek értéke akkor 1, amennyiben az adott bortétel az érintett földrajzi árujelzőt viseli, egyébként 0. A földrajzi jelzés nélküli borok esetében értelemszerűen az összes földrajzi árujelző dummy értéke 0.

Ezzel párhuzamosan a dűlők feltüntetését is figyelembe tervezem venni, egy általános dűlőnév dummy útján, melynek értéke 1, ha a boron valamely dűlő nevét feltüntették, egyébként 0.

Az adatforrás kézenfekvő módon a megfigyelt bor címkéjén található földrajzi árujelző. Ennek jogszerű használatát minden esetben ellenőrzöm a borászati hatóság nyilvános adatbázisában.

H1.2 Egyéni márka (dummy változók). Az egyes bortétel termelőjének egyéni márkájára vonatkozó információ.

Figyelembe véve a termelők magas számát, az egyéni márkák csoportosítása látszik megfelelő módszernek, melynek alapja bizonyos márkaérték-növelő tényezők megléte: az Év bortermelője, valamint a Borászok borásza díjjal kapcsolatos információk.

Úgy gondolom, hogy e két díj figyelembevétele több okból is indokolt. Egyrészt mind a jelöltek, mind pedig a díjazottak személyét szakmabeliek, szakértők határozzák meg, tehát feltételezhető, hogy az érintettek a múltban magas szintű szakmai teljesítményt nyújtottak. Másrészt pedig hagyományosan igen nagy médiafigyelmet kap mindkét díj, akár a jelöltek, akár a győztes személyére vonatkozó információ meghatározó eleme a boros közbeszédnek az év adott időszakában. Így megalapozott az a feltételezés, hogy a fogyasztó számára az érintett egyéni márkák hiteles és pozitív reputációval bírnak.

A fentiek alapján három csoportot képezek. Az első csoportba (Elsővonalbeli egyéni márkák) a két díj valamelyikét valaha (a borárakra vonatkozó adatfelvétel időpontjáig) elnyerő személyek által képviselt pincészetek kerülnek be, a második csoportba (Másodvonalbeli egyéni márkák) pedig azok, akik (szintén az adatfelvétel időpontjáig bezárólag) valaha bekerültek az e díjak valamelyikére jelöltek nyilvános névsorába. A harmadik csoportot az egyik körbe sem tartozó borászok azok alkotják.

Az erre vonatkozó információt az érintett díjak honlapjai tartalmazzák.

H1.3 A borok kémiai összetevőinek koncentrációja pozitívan függ össze az árral.

A szőlőtermelésről és a borgazdálkodásról szóló 2004. évi XVIII. törvény 24/A. §-a értelmében a Magyarországon termelt borászati termékeket közfogyasztásra forgalomba hozni vagy az országból kiszállítani csak borászati hatóság által kiadott forgalomba hozatali engedély birtokában lehet. Ezt az engedélyt a hatóság 12 db analitikai paraméter ismeretében és adott esetben érzékszervi bírálatot követően adja ki.

E hipotézis vizsgálata során a cukormentes extrakttartalmat (g/l) és a maradékcukor-tartalmat (g/l) veszem figyelembe. Az alkohol továbbra is fontos alkotóeleme a bornak, azonban a várható multikollinearitás elkerülése

érdekében kihagyom a modellekből. Feltételezem, hogy a cukortartalom ellentétes hatással bír az árra a fehér és a nem fehér (rozé és vörös) boroknál.

A bor színére és kémiai összetételére vonatkozó adatokat a forgalomba hozatali engedély tartalmazza. Az adatok forrása a borászati hatóság.

H1.4 A bor kora pozitív kapcsolatban áll az árral.

A bor korát az adatfelvétel dátuma (év), valamint az alapanyagául szolgáló szőlő szüreti dátumának (évének) különbsége adja meg. Azon tételek esetében, ahol ez az adat nem elérhető (vagy több évjáratból származnak), a forgalomba hozatalt megelőző utolsó szüreti időszak évét tekintem szüreti évnak.

H1.5 A forgalomba hozott mennyiség és az ár kapcsolata negatív.

A forgalomba hozott mennyiség nagysága (literben kifejezve) a forgalomba hozatali engedélyen is megjelenik. Az adat forrása a borászati hatóság.

H1.6 A divatos fajtából készülő vagy vörös borok többbe kerülnek.

A szín és a fajta dummy változókkal jeleníthető meg a modellekben. Mivel a lehetséges szőlőfajta-összetételek kombinációja magas, nyolc csoportot képeztem:

1. fehér - a fajta nem jelölt
2. fehér - egyéb fajta
3. fehér - cserszegi fűszeres vagy Irsai Olivér
4. fehér - más muskotályos fajta
5. rozé
6. vörös - Bordeaux-i fajta
7. vörös - egyéb fajta
8. vörös - a fajta nem jelölt

Ezek közül a rozék szolgálnak referenciakategóriaként, ennél fogva a modellek összesen hét, a színt és a fajtaösszetételt leíró dummy változót fognak tartalmazni.

A fajtaösszetételre és a színre vonatkozó adatok forrása a borászati hatóság által kiadott forgalomba hozatali engedély.

3.3.2. Második szakasz

A kutatás második szakasza a földrajzi árujelzők piaci értékét befolyásoló tényezők feltárására irányul.

A piaci érték többféle módon operacionalizálható, ennek megfelelően a második szakaszban több modell alkotására is sor kerül. Az első modelcsoport az egyes földrajzi árujelzőkhöz kapcsolódó átlagárak természetes alapú logaritmusát, míg a második és a harmadik a földrajzi árujelzők első fázisban megbecsült árprémiumát veszi alapul.

H2.1 A homogén termelői közösségekhez kapcsolódó földrajzi árujelzők piaci értéke magas.

A helyi termelői közösség homogenitását vagy heterogenitását elsősorban abból a szempontból értelmezem, hogy a tagjai egymáshoz képest mennyire hasonló vagy különböző elvárásokat fogalmazhatnak meg az adott földrajzi árujelzővel kapcsolatban. Ezt annak függvényeként kezeltem, hogy mekkora különbségek mutatkoznak közöttük az adott földrajzi árujelző használatának mértékében, melyet az adott időszak folyamán egy termelő által az adott földrajzi árujelzővel forgalomba hozott termékmennyiség szórásával mérek. Minél kisebb a szórás értéke, annál homogénebbnek tekintem az adott termelői közösséget. A számítás elvégzésekor az árakra vonatkozó adatfelvétel időszakát megelőző borpiaci évet veszem figyelembe.

Az adatok forrása a HNT („C” típusú borászati termék származási bizonyítvány).

H2.2 Minél szigorúbbak egy földrajzi árujelző használatának szabályai, annál magasabb lesz a piaci értéke.

A borminőség jellege ugyan többdimenziós, ebből azonban a karakter mérése nehézkes, így csak egy, a minőségi szintet leíró jellemzőt, a szőlőtermés termékleírásban meghatározott maximális hozamát (hektoliter/hektárban, seprős újbora vonatkozóan kifejezve) vettem figyelembe. Általában minél magasabb a hozam, annál alacsonyabb a minőségi szint (az összefüggés tehát ilyen módon kifejezve negatív).

A számítások elvégzésekor az árakra vonatkozó adatfelvétel időszakát megelőző borpiaci évet vettem figyelembe. Az adatok forrása az Agrárminisztérium (2019).

H2.3 Minél jelentősebbek a belépési korlátok, annál jobb az adott földrajzi árujelző piaci értéke.

Ezt a tényezőt a földrajzi árujelző termékfelírásban körülhatárolt termőterületén művelésben lévő, az adott földrajzi név használatára alkalmas bort adó szőlőfajták által lefedett terület és a lehatárolt termőhely teljes méretének (a borszőlő termőhelyi kataszter termékfelírás által meghatározott osztályaiban szereplő terület nagyságának) hányadosa adja meg. Minél magasabb ez az érték, annál „telítettebb” az érintett terület, vagyis egy új szereplő annál nehezebben lép a piacra (akár szőlőtelepítési, akár szőlőtermés-felvásárlási szándékkal), vagyis annál magasabbak az árak.

A számítás elvégzésekor az árakra vonatkozó adatfelvétel időszakát megelőző borpiaci évet veszem figyelembe. A mutató kiszámításához szükséges adatok forrásai egyrészt a termékfelírások (engedélyezett szőlőfajták, a termőterület lehatárolása), másrészt pedig a HNT (szőlőültetvényekkel lefedett területnagyság szőlőfajták szerinti bontásban), valamint a Nemzeti Földügyi Központ (a lehatárolt termőhely mérete).

H2.4 A jobb minőségű termőhely magasabb piaci értékkel párosul.

A termőhely minőségét (szőlészeti-borászati szempontból) a borszőlő termőhelyi kataszter 400 pontos rendszere méri (kataszteri pontok). Az erre vonatkozó adatok forrása a Nemzeti Földügyi Központ.

3.4. Az alkalmazott modell

3.4.1. Első szakasz

A vizsgálat első szakasza során több hedonikus árindexet is megalkottam (ahogy ez a szemlézett szakirodalomban is tömegesen alkalmazott), amely formálisan az alábbi módon írható le:

$$\ln P = \beta_0 + \beta_i * GI_i + \beta_1 * DULO + \beta_j * EM_j + \beta_2 * CME + \beta_3 * CUKOR \\ * NEMFEHER + \beta_4 * CUKOR * NEMFEHER + \beta_5 * KOR + \beta_6 \\ * \ln Q + \beta_k * CW_k + \varepsilon$$

ahol:

P: ár

GI_i: földrajzi árujelző dummy-k,

DULO: dűlősbör dummy,

EM_j: egyéni márka dummy-k,

CME: cukormentes extrakttartalom,

FEHER: fehérbor dummy,

NEMFEHER: rozé vagy vörösbor dummy,

KOR: a bor kora,

Q: forgalomba hozott mennyiség,

CW_k: szín és fajtaösszetétel dummy-k.

Két tényező is indokoltta teszi több modell, modellcsoport megalkotását. Egyrészt a vizsgálandó földrajzi árujelzők közül több esetben is minőségi szintbeli szegmentáció (klasszifikáció) alkalmazása mellett döntött a közösség (például Eger Superior, Villány Prémium). E jelenség figyelembevétele érdekében két megközelítést alkalmazok: az első esetben (A) egy földrajzi árujelzőnek tekintem ezeket a földrajzi árujelzőket, a második esetben (B) pedig annyinak, ahány klasszifikációs szintre különülnek el. Emellett heteroszkedaszticitás megléte következtében (1) a legkisebb négyzetek módszere (ordinary least squares – OLS) helyett robusztus sztenderd hibák módszerét alkalmaztam (White, 1980), amit (2) alternatív megközelítésként a kvantilis regressziót alkalmaztam (az első decilisre, az első kvartilisre, a mediánra, a harmadik kvartilisre és a kilencedik decilisre). A kvantilis regresszió alkalmazása mellett két érv szól: egyrészt a heteroszkedaszticitás elkerülése (Di Vita et al., 2015), másrészt pedig a szélsőséges értékekre való érzéketlenség.

Az OLS és a kvantilis regresszió közötti fő különbséget a becslési módszer jelenti. Míg az OLS esetén az együtthatókat az eltérések négyzetösszegének

minimalizálásával becsüljük meg, addig a kvantilis regresszió esetén pedig az abszolút eltérések aszimmetrikusan súlyozott összegének minimalizálásával. A kvantilis regresszió előnye az OLS-hez képest, hogy nem csak az átlagok, hanem tetszőlegesen megválasztott kvantilisok közötti kapcsolatok is vizsgálhatók vele (Hajdu és Hajdu, 2013). Ennélfogva a módszer egyrészt a szélsőértékekre sem érzékeny, másrészt pedig használatával teljesebb képet kaphatunk az összefüggések természetéről. Ezen túlmenően a kvantilis regressziós modellek segítenek a hedonikus árindexek esetében gyakran megjelenő heteroszkedaszticitás elkerülésében is.

A modellek megtervezésekor a Thrane (2004) által javasolt alulról felfelé építkező elvet veszem figyelembe, vagyis a H1.1-H1.6 hipotéziseknek megfelelően előre haladva építem be a magyarázó változók csoportjait. Így az eredmények vizsgálatakor és értelmezésekor nem csak a magyarázó erő mutatója (korrigált R^2) vagy a modellszelekciós mutatók (pl. AIC, BIC), hanem a vizsgált magyarázó változók becsült hatásának alakulása is figyelemmel követhető.

A fentieknek megfelelően az első szakasz során négy különböző modelleszort (A1-A6; B1-B6) építésére kerül sor, amit a 21. táblázat szemléltet.

21. táblázat:

Az első szakasz során alkalmazott modellek

		a több klasszifikációs szinttel bíró földrajzi árjelzők kezelése	
		A – egy földrajzi árjelzőként	B – több földrajzi árjelzőként
alkalmazott módszertan	1 – legkisebb négyzetek	A1	B1
	2 – kvantilis regresszió (első decilis)	A2	B2
	3 – kvantilis regresszió (első kvartilis)	A3	B3
	4 – kvantilis regresszió (medián)	A4	B4
	5 – kvantilis regresszió (harmadik kvartilis)	A5	B5
	6 – kvantilis regresszió (kilencedik decilis)	A6	B6

Forrás: Saját szerkesztés

3.4.1.1. Egy alternatív megközelítés⁷

A borárakat befolyásoló tényezők alternatív módszerű elemzése érdekében, a részleges legkisebb négyzeteket (PLS) módszerét – a látens változós útmodellek (LVLP) becslésének egy új eljárását – is alkalmaztam. Tágabb fogalmi szempontból nézve, az LVPLS, egy a megfigyelt változók látens változók általi összegzett blokkjainak (külső modell) és a látens változók közötti lineáris kapcsolatok (belső modell) tanulmányozására szolgáló statisztikai adatelemzési módszer. A módszer alkalmazása során az egyes változók közötti kapcsolatok kialakítása előzetes ismereteket feltételez. A főkomponens-elemzés PLS-módszerének alapelveit Wold (1966) ismertette, és a változóblokkok első PLS-elemző eszközét 1975-ben fejlesztették ki (Wold, 1975). Az egész algoritmust az 1980-as években tették közzé (Wold, 1982 és 1985). További fejlesztéseket Lohmöller (1989) készített, a módszertan a strukturális egyenletrendszerek problémáira és az útmodellekre való alkalmazásához szükséges fejlesztéseit pedig Chin (1998) és Tenenhaus et al. (2005) biztosították.

A PLS-t inkább magyarázó módszertannak tekinthetjük, komponens-alapú (variancia-alapú) eljárással, amely lehetővé teszi a kis minták vizsgálatát, és amely kevésbé szigorú feltételezésekkel él az adatok eloszlásáról (összehasonlítva a strukturális egyenletrendszerekkel - Chin és Newsted 1999). A PLS képes nagyon összetett modellek kezelésére, ideértve a látens változók (LV), a manifeszt változók (MV) és a változók közötti kapcsolatokat nagy számát is (Garthwaite 1994; Barclay et al. 1995). A PLS-ben az LV és annak MV-i közötti kapcsolat formatív vagy reflektív módon is modellezhető.

A PLS legnagyobb hátránya, hogy nincs olyan általános, optimalizálható feltétel, amely az egész modell értékelését lehetővé tenné. Mindazonáltal Amato et al. (2004) javaslatot tett egy általános mutató, az „illeszkedés jósága” (GoF) alkalmazására.

Az árak, a földrajzi árujelzők, az egyéni márkák, a kémiai összetétel, a mennyiség, valamint a szín és a fajtaösszetétel közötti ok-okozati összefüggések becsléséhez egy látens változós útelemzés becslésére kerül sor a részleges legkisebb négyzetekkel

⁷ Ehelyütt is szeretném megköszönni Kovács Sándor közreműködését e pont, valamint a 4.1.8 szakasz elkészítésében

(LVPLS) reflexív indexálást alkalmazva (Diamantopoulos, 1999), XLSTAT szoftver használatával.

E módszert némileg megváltoztatott változóstruktúrával alkalmazom. A modell kilenc látens változót tartalmaz a vizsgálat négy különféle dimenziójára vonatkozóan. A regionális származást öt LV képviseli, egy-egy borrégióra vonatkozóan, míg a többi látens változó az egyéni márka, a szín és a fajta, a kémiai összetétel, valamint a piaci helyzet. Tekintettel a nagyon magas cukortartalomra és a magas árakra, a Tokaji borrégió borait nem veszem figyelembe e modellben, mivel azok jelentősen torzítanák az eredményeket.

A *borrégió* manifeszt változói a földrajzi árujelző dummy-k, amelyek értéke 1, ha a kérdéses tétel a szóban forgó földrajzi árujelzőt viseli, egyébként 0. Ebben a modellben a B megközelítést alkalmazom a két vagy három minőségi szintre bontott földrajzi árujelzők esetében (tehát külön névként kezelem őket). Két új dummy változót is használok: egyet a földrajzi jelzéssel nélküli borok esetében, egy másikat pedig nem magyar oltalom alatt álló földrajzi jelzéses borok esetében, amelyeket a Duna régióban működő pincészetek kizseregetlenül importáltak, majd saját márkánév alatt hozzák forgalomba (importált OFJ).

Az *egyéni márka reputációt* három dummy változó méri: az első és a második vonalat kiegészíti a harmadik vonal, amely tartalmazza a maradék pincészeteket tartalmazza.

A borok kémiai *összetételét* négy MV-vel mérem: cukormentes extrakttartalom (g/l), maradékcukor tartalom (g / l), pH és tényleges alkoholtartalom (térfogatszázalékban).

A *szín és fajta* LV-t nyolc dummy változó jellemzi (fehér - nem bejelentett fajta, fehér - nemzetközi fajta, fehér - illatos fajta, fehér - egyéb fajta, rozé, vörös – Bordeaux-i fajták, vörös - egyéb fajták, vörös - fajta nem bejelentett).

Végül a *piaci helyzet* manifeszt változói az ár (Ft/0,75 liter) és a mennyiség (liter).

3.4.2. Második szakasz

A második szakasz során a megfigyelt (megfigyelhető) földrajzi árujelzők nyilvánvalóan korlátozott száma a módszertani mozgásteret nagymértékben korlátozza. Még az összes változót is magában foglaló többváltozós OLS regressziós elemzés is jelentős módszertani akadályokkal szembesülne, mivel az ökölszabály

szerint a becsült paraméterenként 10-20 megfigyelést kell figyelembe venni (Harrel [2015, p.72–73.] paraméterenként 15 megfigyelést ír le „átlagosan jó feltételként”).

Ezért e dolgozatban egyszerű megoldásokat kell alkalmazni, még a többváltozós OLS regresszió hatóköre is korlátozott, és a változók összekapcsolódásának feltárására szolgáló kifinomultabb módszerek (például 2SLS regresszió vagy strukturális egyenletek) alkalmazása gyakorlatilag lehetetlen⁸.

Először korlátozott modellek alkalmazásával vizsgálom külön-külön a hipotéziseket. Ezt követően, mivel a termelői közösség heterogenitását és az engedélyezett maximális hozamot nem tekintem egymástól függetlennek, a hozamot, a belépési korlátot, valamint a földrajzi terület minőségét tartalmazó kiterjesztett modellek becslésére kerül sor az alábbiak szerint:

$$MV = \beta_0 + \beta_1 * HOZAM + \beta_2 * BK + \beta_3 * TERMIN + \varepsilon$$

ahol:

MV: piaci érték,

HOZAM: az adott földrajzi árujelző esetében engedélyezett maximális hozam,

BK: belépési korlát,

TERMIN: a terület minősége, a körülhatárolt terület átlagos kataszteri pontértéke.

Az első szakasz különböző megközelítéseinek alkalmazását folytatva összesen hat különböző kiterjesztett modell becslésére kerül sor (C1-D3. sz. modellek), a 22. táblázatban megadott módon.

22. táblázat:

A második szakasz során alkalmazott modellek

		a több klasszifikációs szinttel bíró földrajzi árujelzők kezelése	
		A – egy földrajzi árujelzőként	B – több földrajzi árujelzőként
A piaci érték operacionalizálásának módja	1 – átlagár (log)	C1	D1
	2 – becsült árnyékár (A1/B1 sz. modellek – robusztus sztenderd hibák regresszió)	C2	D2
	3 – becsült árnyékár (A4/B4 sz. modellek –	C3	D3

⁸ E modelleket alkalmaztam, és ezek első ránézésre ígéretes eredményeket is mutattak, azonban a becslést követő tesztstatisztikák nem elégséges illeszkedést mutattak.

kvantilis regresszió a mediánál)		
----------------------------------	--	--

Forrás: saját szerkesztés

A fentiekén túl, a hozam és a termelői közösség heterogenitása közötti kapcsolat vizsgálata érdekében a következő modell becslésére is sor kerül:

$$HOZAM = \gamma_0 + \gamma_1 * CSOPORT + \varepsilon$$

ahol:

HOZAM: az adott földrajzi árujelző esetében engedélyezett maximális hozam,

CSOPORT: a termelői közösség heterogenitása.

3.5. A minta

3.5.1. A mintavétellel kapcsolatos elméleti megfontolások

A minta bemutatását megelőzően érdemesnek tartom elméletben is értékelni a szóbe jöhető mintavételi eljárásokat.

Kézenfekvő megoldást jelent a rétegzett minta vétele, ahol a rétegeképző változó a földrajzi árujelző. A minta elemeit ebben az esetben az egy borpiaci évben kiadott forgalomba hozatali engedéllyel rendelkező borok közül érdemes kiválasztani. Egy teljes év figyelembevételével küszöbölhetők ki a borászat szezonálisából fakadó esetleges torzítások (például a gyors fogyasztásra készülő újborkok minden év novemberében jelennek meg a piacon, az Egri Csillag borok minden év március 15-én, a testes vörösborok általában a szüretet követő második év tavaszán).

Gondot okozhat, hogy minden rétegnek el kell érni egy minimális elemszámot (30-40), amelyet várakozások szerint a kisebb borvidékek, illetve a kevésbé használt földrajzi árujelzők esetében nem valósítható meg. Ebben az esetben két lehetőség merül fel: egyes rétegekre nézve teljes körű vizsgálat végzése, ahol pedig extrémén alacsony lenne a rétegnagyság, ott kimaradnak a mintából az érintett földrajzi árujelzővel jelölt borok.

Jelenleg összesen 38 földrajzi árujelző áll oltalom alatt Magyarországon, így a földrajzi jelzés nélküli termékek vizsgálata miatt összesen 39 réteget kellene alkotni.

Az egyes rétegek relatív nagyságát a reprezentativitást szem előtt tartva két módon lehet megválasztani: (1) az arányos vagy a (2) Neyman-féle optimális rétegzés által. Az optimális választáshoz az alábbi tényezőket kell figyelembe venni (Galambosné Tiszberger, 2011 p. 920-921):

- az egyes rétegek relatív nagysága: ebben az esetben jelentősen különbözni fog az egyes rétegek nagysága
- a rétegek belső szórása a nagyobb elemszámú vagy a kisebb elemszámú rétegek esetén magasabb: nehéz előzetesen megbecsülni a szórást, de várhatóan a kisebb rétegek esetén lesz magasabb a szórás, míg egyes nagyobb rétegeknél magas, másoknál alacsony lesz a szórás.

E szempontok ismeretében a mintarétegek kialakításánál az arányos allokációt érdemes választani, és a rétegnagyság megválasztásakor az alábbi tényezőket figyelembe venni:

- az adott földrajzi árujelzővel forgalomba hozott borok teljes mennyége (ez a bortételek összesített nagyságát jelenti literben kifejezve),
- az adott földrajzi árujelzővel forgalomba hozott bortételek száma.

A fentiek figyelembevételével e módszer választása esetén 39 rétegben összesen mintegy 2-3 ezer elem kerülne be a mintába (évente mintegy 16-17 ezer bortételre kérelmeznek forgalomba hozatali engedélyt.).

A minta elemei a forgalomba hozatali engedély azonosítójával azonosíthatók egyértelműen annak érdekében, hogy az árfigyelés során ne vesszen el információ.

A rétegzett mintavételnek a számos előnye mellett több komoly hátránya is van. A mintába bekerülő borok árára vonatkozó információ beszerzése esetleges, ráadásul az eltérő értékesítési csatornák okán igen komoly aggályok merülnek fel az árak összehasonlíthatóságával kapcsolatban. Ezen kívül e mintavételi eljárás alkalmazásával olyan tételek is számításba jöhetnek, amelyek valójában nincsenek is forgalomban Magyarországon, mert adott esetben teljes mértékben külföldre értékesítik őket.

Ennek megfelelően a rétegzett mintavétel jó alternatíváját jelentheti egy kereskedelmi csatorna kiválasztása, és ott a minél nagyobb merítésre való törekvés. Ez jelen kutatás esetén praktikusán az ún. off-trade szektort jelenti (kiskereskedelmi üzletek:

szupermarket, hipermarket, borszaküzlet stb.), ahol a figyelembe vett ár az adott bortételnek a szektorban megfigyelhető legkisebb, nem akciós bruttó ára. A különböző adatforrások közötti kapcsolatot ebben az esetben is a forgalomba hozatali engedély azonosító teremti meg.

A kereskedelemből történő mintavételt érdemes olyan időszakban végrehajtani, amikor a legkisebb a szezonálisból fakadó esetleges torzulás, vagyis egyszerre jelen vannak a könnyű, friss, nem érlelt (pl. nyári rozék), valamint az érleltebb borok is: ez praktikusán a II. negyedév végét, III. negyedév elejét jelenti.

E mintavételi módszer elsődleges végrehajtási kockázatát a lehetséges partnerek előzetesen ismeretlen együttműködési hajlandósága jelenti.

23. táblázat

A bemutatott mintavételi módszerek mellett és ellen szóló érvek

Mintavételi módszer	Érvek	Ellenérvek
rétegzett mintavétel	<ul style="list-style-type: none"> • az alapsokaságra nézve reprezentatív • FAE minta 	<ul style="list-style-type: none"> • a megfigyelés tárgyát képező piacon kívüli tételek is bekerülhetnek • előfordulhat, hogy az eltérő kereskedelmi csatornákon keresztül történő értékesítés miatt nem összehasonlítható árak kerülnek a mintába • az adatgazdák együttműködési hajlandósága • töredezett, nehezen megszervezhető adatfelvétel • az ár önbevalláson is alapulhat • egyes földrajzi árujelzők kimaradhatnak a mintából
kereskedelemből vett minta	<ul style="list-style-type: none"> • megfelelő csatorna választása esetén az alapsokaság jelentős hányada belekerül a mintába • koncentrált adatfelvétel az együttműködő partnereknél 	<ul style="list-style-type: none"> • az adott kereskedelmi csatornára nézve lehet reprezentatív • az adatgazdák együttműködési hajlandósága • egyes földrajzi árujelzők kimaradhatnak a mintából
borverseny	<ul style="list-style-type: none"> • egy forrásból történő adatbeszerzés • szakértői érzékszervi minősítés adatok beépíthetősége a modellekbe 	<ul style="list-style-type: none"> • önbevallásos adatszolgáltatás, nehézkes validálással • a minta összetétele termelői döntés függvénye

Forrás: Saját szerkesztés

További alternatív mintavételi lehetőség valamely nagy mintaszámot megmozgató borversennyel való együttműködés. Ez a módszer látszólag jó elképzelésnek tűnik,

hiszen a szervezők egyrészt elvileg a legtöbb szükséges adatot bekérlik a jelentkezőktől, ráadásul ebben az esetben a szakértői érzékszervi minősítés pontszáma is rendelkezésre állna, méghozzá a gyakorlatban lehetséges legegységesebb forrásból. További előnyt jelent, hogy elegendő egy szereplővel megegyezni az adatok felhasználásáról. Mindazonáltal ezen út választása már közel áll a kényelmi mintához, hiszen a minta reprezentativitása finoman szólva is esetleges (maga a borversenyen való részvétel is termelői döntés függvénye), az adatok pedig önbevalláson alapszanak. Az önbevallással nyert adatok természetesen keresztellenőrzéssel validálhatók lehetnek (jellemzően a borászati hatóság adatszolgáltatásával), de pont a leglényegesebb változó, az ár leellenőrzése együtt járna a kereskedelemből vett mintavétel összes hátrányával.

Az egyes alternatív mintavételi módszerek alkalmazása mellett és ellen szóló érveket a 23. táblázat foglalja össze.

3.5.2. Mintavétel

Az előző szakaszban leírtak figyelembevételével a kutatáshoz szükséges mintát közvetlenül a kereskedelemből vettem.

A mintavételre 2016. III. negyedévében került sor a Földművelésügyi Minisztérium Eredetvédelmi programja keretében Budapest és környékének következő kiskereskedelmi egységeiben: TESCO Budaörs, SPAR Budapest MOM Park és Interspar Budapest Allée, CBA Budapest II. kerület, Borháló Budapest VIII. kerület, Bortársaság boltok, In Vino Veritas boltok, Lidl Budapest X. kerület, valamint Radovin Budapest, XIII. kerület.

A több kereskedelmi egységben is megfigyelt bortételeket a legalacsonyabb listaáron vettem figyelembe.

3.5.3. A minta bemutatása

Az adattisztítást követően összesen 392 borászat 2672 bora maradt a mintában. A leíró statisztikákat a 24. táblázat mutatja be. A minta mind a borok mennyiségét (536 669 hl), mind pedig a bortételek számát tekintve az egy évben forgalomba hozott borok mintegy 20%-át teszi ki.

24. táblázat: Leíró statisztikák – első szakasz

Változó	Megfigyelések száma	Átlag	Szórás	Minimum	Maximum	Mérési egység
Ár	2672	2693,23	5856,22	194,85	194330	Ft/0,75 l
Tételnagyság	2672	20084,92	39199,50	120	607568	liter
Cukortartalom	2672	13,22	37,67	0	578	gramm/liter
C.m. extrakttart.	2672	25,58	6,89	15,6	124,6	gramm/liter
Kor	2672	2,54	1,92	1	17	év

Forrás: Saját szerkesztés

A táblázat terjedelmi okok miatt nem tér ki a dummy változókat, azok leíró statisztikáit az I. Függelék I.1 táblázata tartalmazza.

Az első lépésben használt minta az adatfelvétel időpontjában létező 37 magyarországi földrajzi árujelző közül 33-at tartalmazott, Mindazonáltal 5 földrajzi árujelzőt ki kellett hagyni a mintából a borok alacsony száma miatt. Tekintettel a modellek specifikációjára és a reprezentativitásra, csak azon GI-okat vettem figyelembe az első lépés vizsgálata során saját dummy változókkal, amelyekből legalább 6 bortétel szerepelt a mintában, és gyakoriságuk a legalább az adatfelvétel évét megelőző utolsó évben forgalomba hozott bortételek számának 30%-át elérte. Az érintett tételeket nem töröltem a mintából, azonban a hozzájuk tartozó földrajzi árujelző dummy nem szerepelt az első lépés modelljeiben.

Ezen kívül, ahogy arra a 3.4.1.1 alszakaszban is kitértem, a Tokaji borrégióból származó borok (mivel jelentősen torzították az eredményeket) nem szerepeltek a mintában az LVPLS módszer alkalmazása során. Ennek megfelelően az a minta 2308 db bort tartalmazott. Ezen túlmenően abban a modellben az összes földrajzi árujelző megjelent saját dummy változóval, az elemszámtól és a képviselt aránytól függetlenül. Az LVPLS modell számításához felhasznált minta a leíró statisztikáit és mérési egységeit az I. Függelék I.2 táblázata tartalmazza.

A vizsgálat második lépése során a földrajzi árujelzők a megfigyelési egységek. A több minőségi szintre bontott GI-ok miatt alkalmazott, a 3.4.1 és a 3.4.2 szakaszokban részletezett eltérő megközelítések következtében a „C” és a „D” modellek különböző adatokkal dolgoznak. Ennek megfelelően különböznek a 25. és a 26. táblázatban bemutatott leíró statisztikáik is.

25. táblázat

Leíró statisztikák – második szakasz, „C” modellek

Változó	Megfigyelések száma	Átlag	Szórás	Minimum	Maximum	Mérési egység
Átlagár (log)	28	7,54	0,45	6,22	8,83	Ft/0,75 liter
Becsült árnyékár (A1. modell)	28	127,11	28,45	64,44	220,10	-
Becsült árnyékár (A4. modell)	28	121,65	27,31	57,73	195,68	-
Maximális hozam	28	102,32	7,87	85	120	hektoliter/hektár
A termelői közösség heterogenitása	28	19,28	35,49	0,29	188,87	hektoliter
Belépési korlát	28	21,10	11,01	5,21	49,14	%
A termőhely minősége	28	298,68	34,15	219	333	pont

Forrás: Saját szerkesztés

26. táblázat

Leíró statisztikák – második szakasz, „D” modellek

Változó	Megfigyelések száma	Átlag	Szórás	Minimum	Maximum	Mérési egység
Átlagár (log)	33	7,69	0,64	6,22	9,73	Ft/0,75 liter
Becsült árnyékár (A1. modell)	33	135,89	36,57	62,90	224,34	-
Becsült árnyékár (A4. modell)	33	133,28	36,02	55,76	222,31	-
Maximális hozam	33	96,67	17,49	35	120	hektoliter/hektár
A termelői közösség heterogenitása	33	18,20	33,36	0,29	188,87	hektoliter
Belépési korlát	33	22,87	11,73	5,21	49,14	%
A termőhely minősége	33	301,85	32,71	219	333	pont

Forrás: Saját szerkesztés

4. EREDMÉNYEK

E fejezetben mutatom be mindkét szakasz eredményeit.

4.1. Első szakasz

Az első szakaszban az egyes tényezők borárakra gyakorolt hatását becsültem meg. A regressziós elemzéseket először a korlátozott modelleken végeztem el, majd pedig a minden változót tartalmazó kiterjesztett modelleken. Ezáltal lehetőség nyílt az egyes tényezők nettó és bruttó árnyékárai közötti különbség becslésére.

A modellek számozása követi a 11. táblázatban meghatározott logikát, ugyanakkor további karakterekkel is kiegészítettem az eredeti számozást (A1-A6 és B1-B6) az alábbiak szerint, attól függően, hogy korlátozott (X.RY) vagy kiterjesztett (X.2-X.7) modellekről van e szó. Az X.7 számot viselő modellek (pl. B1.7) tartalmazzák az összes megfigyelt tényezőt.

A korlátozott modellek számozása a kapcsolódó hipotézis számozásának megfelelően történt, az alábbiak szerint:

- R1.Földrajzi árujelzők
- R2.Egyéni márkák
- R3.Kémiai összetétel
- R4.A bor kora
- R5.Tételnagyság (mennyiség)
- R6.Szín és fajta

Az A1 és B1 modellek esetében az új változók hozzáadása (Thrane [2004] javaslatának megfelelően) fokozatosan történt, az alábbi sorrendben:

1. Földrajzi árujelzők
2. Dűlőnevek
3. Egyéni márkák
4. Kémiai összetétel
5. A bor kora

6. Tételnagyság (mennyiség)

7. Szín és fajta

Helytakarékosági okokból az A2-A6. és a B2-B6. modellek esetében csak a kizárólag a korlátozott (X.R1-X.R6), valamint az összes változót figyelembe vevő kiterjesztett modellek (X.7) eredményeit közlöm. Mivel a függő változó az összes modellben az ár természetes alapú logaritmus, a dummy változók (GI, dülő, egyéni márkák, szín és fajta) százalékban kifejezett becsült hatását az alábbi formula segítségével lehet kiszámítani:

$$X = (e^{\beta_i} - 1) * 100$$

ahol:

X: az i dummy változó becsült hatása százalékban kifejezve,

β_i : az i dummy változó becsült együtthatója.

4.1.1. A korlátozott modellek eredményei

E szakaszban a korlátozott robosztus sztenderd hiba regressziós modellek (1.R2-R6 sz. modellek) és a korlátozott kvantilis regressziós modellek (2.R2-R6 számútól a 6.R2-R6. sz. modellekig) eredményeit mutatom be.

27. táblázat

Az 1.R2-6 sz. robosztus sztenderd hiba regressziós modellek eredményei

Változó	1.R2 modell	1.R3 modell	1.R4 modell	1.R5 modell	1.R6 modell
Első vonalbeli egyéni márka	0,5039***				
Második vonalbeli egyéni márka	0,5759***				
Cukormentes extrakttartalom (négyzetes)		0,0006***			
Fehér*Cukortartalom		0,0018			
Nem fehér*Cukortartalom		-0,0275***			
Kor			0,2543***		
Tételnagyság (mennyiség)				-0,3221***	
Vörös-Bordeaux-i fajta					0,6470***
Vörös-más fajta					0,3684***
Vörös-fajta nem jelölt					-0,0702
Fehér-más fajta					0,5341***
Fehér-fajta nem jelölt					0,0370
Egyéb muskotályos fajta					0,1826***
Cserszegi vagy Irsai					-0,1367***
Konstans	7,2824***	7,0880***	6,8280***	10,3546***	7,0881***
R ²	0,1045	0,3054	0,3689	0,3073	0,0939
AIC	6,1e+03	5,4e+03	5,2e+03	5,4e+03	6,2e+03
BIC	6,1e+03	5,5e+03	5,2e+03	5,4e+03	6,2e+03

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Mivel ezek a modellek nem tartalmazzak földrajzi árjelző dummy-kat az „A” és a „B” megközelítés közti különbség sem értelmezhető esetükben. A GI dummy-kat tartalmazó korlátozott modellek bemutatására a következő szakaszokban kerül majd sor.

A 27. táblázat mutatja be az 1.R2-1.R6. sz. robusztus sztenderd hiba regressziós modellek eredményeit, amelyek megerősítik a H1.2-1.6 hipotéziseket.

28. táblázat

Az egyéni márkákra vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R2-6.R2 sz.) eredményei

Változó	1. decilis	1. kvartilis	Medián	3. kvartilis	9. decilis
Első vonalbeli egyéni márka	0,7174***	0,4193***	0,3043***	0,4733***	0,6692***
Második vonalbeli egyéni márka	0,8620***	0,5108***	0,3897***	0,5012***	0,4677***
Konstans	6,3081***	6,8669***	7,3065***	7,6958***	8,2251***
Pszudo R ²	0,1096	0,0722	0,0462	0,0408	0,0435

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Az egyéni márkák (az 1.R2 sz. modell a 27. táblázatban és a 2.R2-6.R2 sz. modellek a 28. táblázatban) nagy hatással bírnak az árakra. Érdekes módon a második vonalbeli márkák hatása meghaladja az első vonalbeliét szinte minden esetben. A különbség a legalsó szegmensben (1. decilis) a legnagyobb, és az árak növekedésével csökken, míg a legfelső szegmensben (9. decilis) az első vonal együtthatója már meg is haladja a második vonalét. A hatás becslt mértéke a mediánál a legkisebb (+36% az első vonal és +48% a második vonal esetében), és az 1. decilisben a legnagyobb (+105%, illetve +137%).

29. táblázat

A kémiai összetételre vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R3-6.R3 sz.) eredményei

Változó	1. decilis	1. kvartilis	Medián	3. kvartilis	9. decilis
Cukormentes extrakttartalom (négyzetes)	0,0006***	0,0007***	0,0008***	0,0011***	0,0013***
Fehér*Cukortartalom	-0,0014	0,0005	0,0007	0,0005	0,0004
Nem fehér*Cukortartalom	-0,0438***	-0,0303***	-0,0312***	-0,0254***	-0,0233***
Konstans	6,3461***	6,6857***	6,9671***	7,1237***	7,4358***
Pszudo R ²	0,1094	0,1268	0,1593	0,2176	0,2601

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

A kémiai összetételt leíró változók becsült hatása (az 1.R3 sz. modell a 27. táblázatban és a 2.R3-6.R3 sz. modellek a 29. táblázatban) alapvetően, de nem minden esetben felel meg a H1.3 hipotézisben foglaltaknak. Minél magasabb a cukormentes extrakttartalom, annál magasabbak az árak, és a hatás mértéke növekszik az ár emelkedésével. Megjegyzem, hogy a táblázatokban bemutatott együttthatók a változó négyzetes értékeire vonatkoznak, vagyis a hatás nagyobb, mint azt elsőre gondolnánk: a mediánál 1 g/l többlet cukormentes extrakttartalommal bíró borok 4,1%-kal kerülnek többbe. A cukortartalom hatása becsléseim szerint statisztikailag nem szignifikáns a fehérborok esetében, míg negatív a rozéknál és a vörösekénél. E hatás mértéke az ár emelkedésével csökken, míg a legalsó szegmensben az 1 g/l többlet cukortartalmú borok ára 4,38%-kal alacsonyabb, a legfelső szegmensben ugyanez az érték csak -2,33%.

30. táblázat

A korra vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R4-6.R4 sz.) eredményei

Változó	1. decilis	1. kvartilis	Medián	3. kvartilis	9. decilis
Kor	0,2275***	0,2130***	0,2245***	0,2866***	0,3499***
Konstans	6,0825***	6,5311***	6,9456***	7,1400***	7,3279***
Pseudo R ²	0,1297	0,1232	0,1737	0,2647	0,3177

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Az eredmények (az 1.R4 sz. modell a 27. táblázatban és a 2.R4-6.R4 sz. modellek a 30. táblázatban) alátámasztják azt a hipotézist, hogy az idősebb borok többbe kerülnek. A kor hatása az árral nő (kivéve az első decilist és kvartilist), míg az egy év többletérleléssel bíró borok az 1. kvartilisben 21%-kal kerülnek többbe, a legfelső szegmensben ez az érték már 35%.

31. táblázat

A mennyiségre vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R5-6.R5 sz.) eredményei

Változó	1. decilis	1. kvartilis	Medián	3. kvartilis	9. decilis
Tételnagyság (log)	-0,3356***	-0,3080***	-0,2968***	-0,3058***	-0,3564***
Konstans	9,7389***	9,7944***	10,0541***	10,5232***	11,4793***
Pseudo R ²	0,2710	0,2152	0,1621	0,1494	0,1087

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

A tételnagyságot tartalmazó modellek (az 1.R5 sz. modell a 27. táblázatban és a 2.R5-6.R5 sz. modellek a 31. táblázatban) azt mutatják, hogy a nagyobb mennyiségben

forgalmazott borok kevesebbe kerülnek. Ez a hatás a legalsó és a legmagasabb szegmensben a legnagyobb. A mediánnál az 1%-kal nagyobb tétel nagyság 0,3%-kal kisebb árat jelent.

A szín és a fajtaösszetétel rendkívül komplex képet mutat (1.R6 modellek a 27. táblázatban és a 2.R6-6.R6 sz. modellek a 32. táblázatban). A Bordeaux-i fajtákból készült vörösborok konzisztensen többre kerülnek a referencia kategóriába tartozó boroknál (azaz a rozéknál), és ez a hatás az árak növekedésével erősödik (+34% a legalsó és +234% a legfelső szegmensben).

Az egyéb, de jelölt fajtákból készülő vörösborok árnyékára negatív a legalsó árszegmensben (-18%), azonban gyorsan pozitívba vált, és tovább növekszik az árak emelkedésével (15-137%).

Ugyanez igaz a nem jelölt fajtából készült vörösborokra is. Itt az együttható a két alsó szegmensben negatív (-66% és -67%), a mediánnál és az átlagnál statisztikailag nem szignifikáns, majd a két felső szegmensben pozitívba fordul.

32. táblázat

A színre és fajtára vonatkozó kvantilis regressziós modellek (2.R6-6.R6 sz.) eredményei

Változó	1. decilis	1. kvartilis	Medián	3. kvartilis	9. decilis
Vörös-Bordeaux-i fajta	0.2910***	0.3368***	0.4695***	0.8255***	1.2045***
Vörös-más fajta	-0.1959*	0.1399***	0.2693***	0.6181***	0.8641***
Vörös-fajta nem jelölt	-1.0914***	-1.1107***	0.0000	0.4242***	0.9057***
Fehér-más fajta	0.1913**	0.1957***	0.2693***	0.6282***	1.0933***
Fehér-fajta nem jelölt	-0.8746***	-0.9960***	-0.0036	0.5975***	1.1792***
Egyéb muskotályos fajta	-0.1105	0.0000	0.0392	0.2033***	0.5114***
Cserszegi vagy Irsai	-0.1093	-0.2234***	-0.2231***	-0.1280**	-0.0625
Konstans	6.5058***	6.9068***	7.2262***	7.3715***	7.4950***
Pszedo R ²	0.0746	0.0434	0.0489	0.0941	0.1077

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Mindez alátámasztja azt a hipotézist, miszerint a vörösborok ára magasabb. Mindazonáltal a fajtaösszetételre vonatkozó információt nélkülöző borok csoportja igen heterogén, mivel az alsóbb szegmensekben a legolcsóbbak közé tartoznak, miközben a felsőbb szegmensekben igen komoly a becsült árprémiumuk. A fajta nem jelölésének ezen ellentétes hatása a piac két végén e faktor irrelevanciájára utalhat, és egyben kiemeli a szín jelentőségét.

A fehérborok árprémiuma is hasonlóképpen vegyes képet mutat. A nem jelölt fajtából készült fehérborok ugyanolyan mintázatot mutatnak, mint vörös társaik. Ugyanakkor az illatos fajtából készült borok két csoportja szignifikánsan eltérő képet mutat. A divatosnak tekintett fajtákból (cserszegi fűszeres, Irsai Olivér) készült fehérborok árprémiuma negatív a piac közepén (-20%; -20% és -12%), míg az egyéb illatos fajtából készült boroké pozitív a magasabb szegmensekben (+23% és +67%). Az egyéb fajtából készült fehérborok pozitív és növekvő becsült árprémiummal bírnak – a helyzet többé-kevésbé vörös társaikéhoz hasonlítható.

A korlátozott modellek magyarázó⁹ ereje mérsékelt, ugyanakkor szignifikáns különbségek figyelhetők meg köztük. A magyarázó erő magasabb a címkén nem jelölt tényezők (kémiai összetétel, tétel nagyság) esetében (az R^2 értéke 30% körül alakul, míg a pszeudo R^2 -é 10-20% között), és alacsonyabb a címkén jelölt elemek (egyéni márka, fajta) esetében.

Emellett a kvantilis regressziós modellek magyarázó ereje az egyre magasabb ársegmensek felé haladva növekszik a kémiai összetétel, a kor, valamint a szín és a fajta, és csökken a tétel nagyság és az egyéni márka esetében. Ebből arra következtethetünk, hogy a mennyiség és az egyéni márka árra gyakorolt hatása nagyobb a piac alján, míg a kémiai összetétel, a kor, valamint a szín és a fajta esetében ez a hatás a felsőbb szegmensekben jelentkezik nagyobb mértékben.

4.1.2. Az A1 modellek

Az A1.R1-7 modellek eredményeit a 33. táblázat mutatja be. E robosztus sztenderd hiba regressziós modellek a két vagy három minőségi szintre bontott földrajzi árujelzőket egységes egészsként kezelik.

Az eredmények igazolják az összes hipotézist (H1.1-H1.6). Ehelyütt a legkiterjesztettebb modellek eredményét elemzem részletesen, és hasonlítom össze a korlátozott modellekével.

A modellek becslése alapján 28 megfigyeltből 20 földrajzi árujelző árprémiuma pozitív (amely megfelel a H1.1 hipotézisnek), egy GI esetében pedig negatív.

⁹ A STATA programcsomag Efron formuláját használja a pszeudo- R^2 értékének kiszámítására, amely alkalmas mércéje a modell által megmagyarázott variancia arányának (Hardin és Hilbe, 2007, p.60).

33. táblázat

Az A1.R1 és az A1.2-7 modellek eredményei

Változó	A1.R1	A1.2	A1.3	A1.4	A1.5	A1.6	A1.7
Dűlős bor		0,7756***	0,7019***	0,8136***	0,6557***	0,4145***	0,4218***
Első vonalbeli egyéni márka			0,3520***	0,3182***	0,2877***	0,4048***	0,4103***
Második vonalbeli egyéni márka			0,4000***	0,3259***	0,2890***	0,2977***	0,2982***
Cukormentes extrakttartalom (négyzetes)				0,0004***	0,0002***	0,0002***	0,0001**
Fehér*Cukortartalom				0,0028***	0,0026***	0,0026***	0,0034***
Nem fehér*Cukortartalom				-0,0150***	-0,0130***	-0,0058***	-0,0068***
Kor					0,1558***	0,1354***	0,1309***
Tételnagyság (mennyeség)						-0,2280***	-0,2296***
Vörös-Bordeaux-i fajta							0,0628*
Vörös-más fajta							-0,0942***
Vörös-fajta nem jelölt							-0,1310**
Fehér-más fajta							-0,1093***
Fehér-fajta nem jelölt							-0,1564**
Egyéb muskotályos fajta							-0,1515***
Cserszegi vagy Irsai							-0,0795**
Badacsony	0,8541***	0,8541***	0,7372***	0,6052***	0,5391***	0,3000***	0,3140***
Balaton	0,3527***	0,3527***	0,3420***	0,3114***	0,3677***	0,3532***	0,3263***
Balatonboglár	0,5729***	0,5179***	0,4615***	0,3251***	0,3359***	0,2767***	0,2412***
Balaton-felvidék	0,5539***	0,5539***	0,5691***	0,4164***	0,5608***	0,2665***	0,2710***
Balatonfüred-Csopak	0,7078***	0,6509***	0,5539***	0,4451***	0,5101***	0,3042***	0,2860***
Bükk	0,6744***	0,6744***	0,7338***	0,6642***	0,7404***	0,2269	0,2164
Duna	0,4599**	0,4599**	0,5192**	0,3402*	0,3739***	0,1111	0,0889
Dunántúli	0,0776	0,0776	0,0257	0,0052	0,1221	0,1865***	0,1526**
Duna-Tisza közí	-0,7893***	-0,7893***	-0,7451***	-0,7900***	-0,6460***	-0,4430***	-0,4394***
Eger	0,7298***	0,6540***	0,5839***	0,4139***	0,2731***	0,3217***	0,3195***
Etyek-Buda	0,5055***	0,4938***	0,4546***	0,3687***	0,4146***	0,3615***	0,3534***
Felső-Magyarország	0,4134***	0,3998***	0,3379***	0,2953***	0,3283***	0,2027***	0,1840***
Hajós-Baja	0,2745**	0,2745**	0,3339***	0,1338	0,1419	0,1256	0,0775
Káli	1,2758***	1,2758***	1,3352***	1,1014***	1,0779***	0,8270***	0,7889***
Kunság	0,2976***	0,2894**	0,2447**	0,1061	0,1514*	-0,0339	-0,0593
Mátra	0,2230**	0,2230**	0,1941*	0,0991	0,1392	0,0195	-0,0042
Mór	0,4745***	0,4745***	0,5053***	0,4250***	0,5534***	0,2702***	0,2717***
Nagy-Somló	0,8569***	0,8569***	0,8256***	0,6746***	0,6382***	0,3719***	0,3985***
Neszmély	0,5128***	0,4423***	0,1883	0,1093	0,2232**	0,1814**	0,1767**
Pannon	0,3224***	0,3224***	0,2989***	0,2114**	0,3349***	0,3331***	0,2817***
Pannonhalma	0,7370***	0,7370***	0,5702***	0,5201***	0,6988***	0,5575***	0,5334***
Pécs	0,5769***	0,5769***	0,6285***	0,4605***	0,4831***	0,2469***	0,2309***
Sopron/Ödenburg	0,9230***	0,8998***	0,7703***	0,6574***	0,6686***	0,3502***	0,3169***
Szekszárd	0,7760***	0,7463***	0,6508***	0,4745***	0,4404***	0,3280***	0,2792***
Tokaj	1,3184***	1,2420***	1,1535***	0,5550***	0,4688***	0,3621***	0,3735***
Tolna	0,3603**	0,3603**	0,4087***	0,2727**	0,2033*	0,0529	0,0175
Villány	0,8628***	0,8381***	0,7005***	0,5271***	0,4905***	0,4384***	0,3892***
Zala	0,5610***	0,5610***	0,2341	0,1532	0,1981**	-0,0211	-0,0312
Constant	6,8311***	6,8311***	6,7718***	6,6571***	6,4390***	8,6235***	8,7581***
R ²	0,2950	0,3285	0,3733	0,5552	0,6223	0,7395	0,7453
AIC	5500	5400	5200	4500	3900	2900	2848
BIC	5700	5600	5400	4700	4100	3100	3108
VIF	1,96	1,93	1,90	2,03	2,03	2,02	2,11

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

A kiterjesztett és a korlátozott modellek által becsült együtthatók összehasonlítása azt mutatja, hogy a földrajzi árjelzők más fontos tényezők hatását is megtestesítik. A földrajzi árjelző együtthatója a legtöbb esetben (26 a 28-ból) pozitív volt a korlátozott modellben, kivételt a Duna-Tisza közí (negatív) és a Dunántúl (nem szignifikáns) jelentett.

Az eredmények kiemelik, hogy a termelők jellemzően magasra pozícionálják dűlő boraikat, mivel a dűlőnév feltűntetése 52%-kal emeli az árat.

Ez a megközelítés megmutatta, hogy az árak erős és robusztus kapcsolatban állnak az egyéni márkákkal (megerősítve a H1.2 hipotézist; +51% az első vonal és +35% a második vonal esetében). Az egyéni márkák árprémiuma 15, illetve 43 százalékponttal csökkent a releváns korlátozott modell által becsülthöz képest.

A modellek rámutatnak a kémiai összetétel és az ár közötti pozitív kapcsolatra (H1.3); a literenkénti cukormentes extrakttartalom egy többletgrammja (a 25,58 g/l-es átlaghoz képest) 0,71%-kal kerül többre (mindez 2,5 százalékpontos csökkenés a korlátozott modell becsléséhez képest). A fehérborok literenként egy grammnyi többlet cukortartalommal 0,34%-kal kerülnek többre (a korlátozott modell esetében ez az együttható nem volt szignifikáns), míg a rozék és a vörösek 0,68%-kal kevesebbe (ami 2,07 százalékpontos csökkenést mutat abszolút értékben a korlátozott modellhez képest).

Az idősebb borok ára magasabb (H1.4), egy többletévnyi érlelés hatása 13,09% (12,34 százalékpontos csökkenés a korlátozott modellhez képest).

A tétel nagyság és az ár kapcsolata negatív (H1.5), a forgalomba hozott mennyiség 1%-os növelése 0,23%-kal alacsonyabb árral jár együtt (ami 0,9 százalékpontos csökkenésnek felel meg a korlátozott modell becsléséhez képest).

A Bordeaux-i fajtákból készült vörösborok árprémiuma 6%, míg az összes többi fajtacsoporté negatív (-8% és -14% között alakul), amely alapvetően (de nem teljes egészében) megfelel a H1.6 hipotézisnek. A színt és a fajtát leíró változók együtthatója csökkent a legnagyobb mértékben a korlátozott modellekkel összehasonlítva, vagyis e tényezők árprémiumát teljesen felszívták a modell egyéb változói.

A modellek magyarázó ereje értelemszerűen nőtt az újabb változók bevonásával – az R^2 értéke 0,2950-ról 0,7453-ra változott. Ennek megfelelően a végső kiterjesztett modell az árak varianciájának közel $\frac{3}{4}$ -ét magyarázza.

E modellek becslései alapján hét földrajzi árjelző együttthatója veszíti el a statisztikai szignifikanciáját az új változók hozzáadásával, azonban 1 GI együttthatója szignifikánssá válik. A legtöbb (18) esetben csökkent a korlátozott modell által becsült GI együtttható értéke a kiterjesztett modellben (24-72%-kal), azonban két esetben (Balaton és Pannon) enyhén nőtt.

4.1.3. Az A2-A6 modellek

Az A2-A6 megközelítések R1. sz. (csak a GI dummy-kat tartalmazó korlátozott modellek) és 7. sz. (az összes változót tartalmazó kiterjesztett modellek) variánsainak eredményeit mutatja be a 34. táblázat. E kvantilis regressziós modellek a két vagy három minőségi szintre bontott földrajzi árjelzőket egységes egészként kezelik.

E modellek eredményei megerősítik a H1.1-1.5 hipotéziseket, és részben a H1.6 hipotézist is.

A modellek a 28 vizsgált földrajzi árjelzőből 3-26 esetében becsültek pozitív árprémiumot. Emellett az árprémium a modelltől függően 0-9 esetben volt negatív. Az eredmények világosan rámutatnak, hogy a földrajzi árjelzők árprémiuma általánosan és fokozatosan csökken a magasabb árszegmensek felé haladva (26, 25, 16, 13 és végül 3 földrajzi árjelző bír pozitív árprémiummal a 10., 25., 50., 75. és a 90. percentilis esetén), végül „elfogy” a legtöbb esetben. Sőt, az esetek emelkedő számában (0, 1, 1, 1 és végül 9 földrajzi árjelzőnek van negatív árprémiuma a 10., 25., 50., 75. és a 90. percentilisben) egyenesen negatívba fordul.

E modelleknek becslései azt mutatják, hogy a korlátozott modell új változókkal való kiegészítése következtében a statisztikai szignifikanciájukat elvesztő földrajzi árjelző dummy-k száma (1, 2, 10, -1 és 2 db a 10., 25., 50., 75. és 90. percentiliséknél) a mediánál a legmagasabb (a korlátozott modellben a Balaton együttthatója statisztikailag nem szignifikáns a 3. kvartiliséknél, de a kiterjesztett modellben már pozitív). Érdekes, hogy a 9. deciliséknél pozitív árprémiummal rendelkező földrajzi árjelzők csoportjában a kiterjesztett modellben a Bükk eredetmegjelölés váltja a Sopron/Ödenburg eredetmegjelölést. Ezen túlmenően a legtöbb esetben a korlátozott modell által becsült GI-együtttható értéke csökkent a kiterjesztett modellben.

34. táblázat. Az A2-A6 modellek (R1. korlátozott és kiterjesztett) eredményei

Változó	A2.R1 (1. decilis)	A2.7 (1. decilis)	A3.R1 (1. kvartilis)	A3.7 (1. kvartilis)	A4.R1 (medián)	A4.7 (medián)	A5.R1 (3. kvartilis)	A5.7 (3. kvartilis)	A6.R1 (9. decilis)	A6.7 (9. decilis)
Dűlős bor		0,4813***		0,4038***		0,3970***		0,3178***		0,4231***
Első vonalbeli egyéni márka		0,4282***		0,3919***		0,3860***		0,3902***		0,4315***
Második vonalbeli egyéni márka		0,2911***		0,3356***		0,2922***		0,2901***		0,2920***
Cukormentes extrakttartalom (négyzetes)		0,0001*		0,0002***		0,0002***		0,0002***		0,0002***
Fehér*Cukortartalom		0,0955***		0,1162***		0,1195***		0,1432***		0,1872***
Nem fehér*Cukortartalom		0,0038***		0,0024***		0,0032***		0,0028***		0,0024***
Kor		-0,0032		-0,0050***		-0,0067***		-0,0080***		-0,0074***
Tételnagyság (mennyiség)		-0,2204***		-0,2183***		-0,2182***		-0,2188***		-0,2025***
Vörös-Bordeaux-i fajta		0,0005		-0,0152		0,0136		0,0372		0,1590***
Vörös-más fajta		-0,1517***		-0,1139***		-0,1130**		-0,0913**		-0,0283
Vörös-fajta nem jelölt		-0,1306		-0,1920***		-0,2336***		-0,1672**		-0,0549
Fehér-más fajta		-0,1306***		-0,1007***		-0,0939**		-0,1021**		-0,0578
Fehér-fajta nem jelölt		-0,2515**		-0,1730**		-0,1016		-0,091		-0,1645
Egyéb muskotályos fajta		-0,1506**		-0,1278**		-0,1554**		-0,2118***		-0,1979***
Cserszegi vagy Irsai		-0,1118		-0,0549		-0,0969		-0,1015		-0,1019
Badacsony	1,3888***	0,6464***	1,4575***	0,4622***	0,8484***	0,2324**	0,4568***	0,3416***	0,2836	0,0794
Balaton	0,7750***	0,5995***	0,8283***	0,5391***	0,3681***	0,3096***	-0,0381	0,2934***	-0,2137	0,0638
Balatonboglár	1,0436***	0,4735***	1,1471***	0,4887***	0,5113***	0,2190***	0,1466*	0,1674**	-0,0164	-0,0725
Balaton-felvidék	1,2023***	0,7317***	1,4581***	0,5202***	0,6371***	0,1479	-0,0159	0,174	-0,5172**	-0,0179
Balatonfüred-Csopak	1,2071***	0,5817***	1,4515***	0,5320***	0,6937***	0,3119***	0,2744***	0,2147**	-0,0057	-0,067
Bükk	0,9829***	0,5738***	1,6405***	0,3818**	0,6943***	0,2208	0,0463	0,0391	0,0267	0,4054***
Duna	1,2073***	0,3408***	1,0527***	0,2682	0,4066***	-0,1549	0,1001	0,089	-0,1425	-0,2517*
Dunántúli	0,6003***	0,5362***	0,5402***	0,4098***	0	0,0884	-0,2371**	-0,0085	-0,4512**	-0,2184*
Duna-Tisza közi	-0,2860***	-0,1167	-0,1546***	-0,3000***	-0,8905***	-0,5494***	-1,1543***	-0,5237***	-1,4980***	-0,5783***
Eger	0,8492***	0,5957***	1,2266***	0,4886***	0,6365***	0,3002***	0,4564***	0,2877***	0,3493**	-0,008
Etyek-Buda	1,0436***	0,6454***	1,2342***	0,5709***	0,4422***	0,3909***	-0,0005	0,2997***	-0,0557	0,009
Felső-Magyarország	0,5705***	0,3604***	0,9462***	0,4009***	0,4641***	0,2407***	0,1669*	0,1404	-0,1554	-0,1846*
Hajós-Baja	1,1008***	0,5284***	1,0527***	0,2964***	0,3208***	0,0611	-0,2374*	0,0261	-0,6130***	-0,1492
Káli	1,6456***	1,0942***	2,0823***	1,1052***	1,1984***	0,6713***	0,8620***	0,9477***	0,7612***	0,5523***
Kunság	0,9829***	0,3114***	1,0527***	0,1648**	0,3296***	-0,0436	-0,2371**	-0,1168	-0,6643***	-0,3669***
Mátra	0,6965***	0,4352***	0,7637***	0,2602***	0,2804***	-0,0063	-0,1725*	-0,0961	-0,5176***	-0,3259***
Mór	1,3813***	0,8496***	1,2342***	0,6596***	0,5113***	0,252	-0,2364	0,0945	-0,6125**	-0,2621
Nagy-Somló	1,1008***	0,7066***	1,4575***	0,6885***	0,8949***	0,3813***	0,5936***	0,4243***	0,0294	0,1245
Neszmély	1,2889***	0,5770***	1,2342***	0,4494***	0,4422***	0,1321	-0,0272	0,0446	-0,5927***	-0,2691*
Pannon	1,1871***	0,6702***	1,1471***	0,5628***	0,4066***	0,2875*	-0,2431	0,2417*	-0,7756***	-0,0281
Pannonhalma	1,4697***	0,9438***	1,5833***	0,8239***	0,7991***	0,5199***	0,2744**	0,4763***	-0,2137	0,0813
Pécs	1,2073***	0,6662***	1,1480***	0,5253***	0,5119***	0,1821*	-0,0005	0,1048	-0,3127	-0,0403
Sopron/Ödenburg	1,5438***	0,7658***	1,4581***	0,6466***	0,7640***	0,3203***	0,6109***	0,1524	0,3138*	-0,1625
Szekszárd	1,2063***	0,6184***	1,4311***	0,5228***	0,7430***	0,2826***	0,3551***	0,2199***	0,0804	-0,1094
Tokaj	1,3017***	0,5530***	1,6123***	0,5518***	1,2017***	0,3033***	1,1497***	0,4214***	1,2960***	0,2612***
Tolna	0,6319***	0,2201	1,0426***	0,1598	0,4780***	0,0098	-0,1533	-0,0078	-0,2513	-0,3893**
Villány	1,2063***	0,7258***	1,3884***	0,5936***	0,7738***	0,3746***	0,5306***	0,3125***	0,4348***	-0,0034
Zala	1,2063***	0,5909***	1,3143***	0,2672*	0,5759***	0,0092	0,0672	-0,2617	-0,4385**	-0,5101***
Constant	5,7004***	8,0136***	5,8551***	8,2062***	6,8013***	8,6612***	7,5496***	8,8957***	8,2134***	9,0926***
Pseudo-R ²	0,2735	0,5152	0,2039	0,4848	0,1433	0,4719	0,1645	0,5053	0,2011	0,5499
VIF	1,00	2,74	1,00	2,74	1,00	2,74	1,00	2,74	1,00	2,74

Forrás: saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

A középső szegmensben (a mediánál) a Káli eredetmegjelölés bír a legmagasabb prémiummal (+97%), de meg kell említeni Pannonhalmát (+68%), Villányt (+45%), Etyek-Budát (+48%) és Nagy-Somlót (+46%) is. Az olyan ismertebb földrajzi árujelzők becsült prémiuma, mint Eger vagy Tokaj +35%-ra csökken a mediánál. A dűlőfeltüntetés hatása az összes szegmensben megjelenik az árban, e borok ára 37-62%-kal haladja meg a többiét.

A korlátozott és a kiterjesztett modellek által becsült együttthatók közti különbség e modellek esetében is azt mutatja, hogy a földrajzi árujelzők más fontos (kémiai összetétel, tétel nagyság, kor vagy egyéni márkák) tényezők hatásait is magukba foglalhatják. Az egyetlen, korlátozott modellekben az alsó szegmensekben is negatív együttthatóval rendelkező földrajzi árujelző dummy (Duna-Tisza közí) együttthatójának abszolút értéke sokkal magasabb a korlátozott modell legalacsonyabb szegmensében, mint a kiterjesztett modellben, ami azt mutatja, hogy más tényezők hatásának beépülése fordítva is működik. A kiterjesztett modellekben megfigyelhető az árprémium csökkenése (akár nullára is), sőt annak negatívba fordulása is a magasabb árszegmensek felé haladva.

Ez a megközelítés is megerősítette, hogy az árak erőteljes és robusztus kapcsolatban álltak az egyes márkákkal (összhangban a H1.2 hipotézissel; + 47–54% az első vonal és + 34–40% a második vonal esetében). Az első vonal árprémiuma a piac két végén volt a legmagasabb, míg a második vonalé az első kvartilisben. Ezek a becsült együttthatók lényegesen alacsonyabbak (4-51, illetve 14-103 százalékponttal), mint a korlátozott modelleké (2.R2-6.R2). Így az első és második vonalbeli egyéni márkák becsült együttthatóinak eredetileg várt sorrendje minden kvantilisben helyreállt a kiterjesztett modellekben.

A H1.3 hipotézisnek megfelelően, a cukormentes extrakttartalom pozitívan kapcsolódik az árhoz, míg a cukortartalom ellentmondásos hatással van a fehér és a nem fehér borokra. Literenként egy többletgrammnyi cukormentes extrakttartalom egyre többet kerül az ár növekedésével (a becsült felár 0,4%, 0,8%, 1,0%, 1,4% és 1,4% a 10., 25., 50., 75. és 90. percentiliséknél), mindazonáltal ez az érték jóval alacsonyabb, mint amit a korlátozott modellek becsülnek (annak hatod-ötöd része). Literenként egy grammnyi többlet cukortartalom pozitív hatása a fehérbor árakra az ár növekedésével csökken (az első decilis 0,38%-áról 0,24%-ra a kilencedikre). Eközben ez a hatás a rozék és a vörösek esetében negatív, abszolút értékben növekszik és az árral együtt

(az első decilisben még nem szignifikáns, azonban az abszolút érték az első kvartilis 0,5%-áról 0,74%-ra a kilencedik decilisre) . A vonatkozó korlátozott modellek becslése szerint a cukornak a fehérbor árakra gyakorolt hatása statisztikailag nem volt szignifikáns. A rozék és a vörösborok esetében az árra gyakorolt hatást a vonatkozó korlátozott modellek sokkal rosszabbnak becsülik.

Az idősebb borokért többet kell fizetni (a H1.4 hipotézisnek megfelelően), egy további érlelési év hatása 9,5–19%-kal magasabb ár, és a hatás mértéke az árral együtt növekszik. A hatás 10-16 százalékponttal csökkent a korlátozott modellekhez képest.

A tétel nagyság és az ár között negatív az összefüggés (a H1.5 hipotézisnek megfelelően): 1%-kal magasabb forgalomba hozott mennyiség 0,21–0,23%-kal alacsonyabb árat jelent (a hatás az első decilisében a legmagasabb, a mediánál a második legmagasabb és a kilencedik decilisében a legalacsonyabb). A becsült hatás 0,08-0,15 százalékponttal csökkent a korlátozott modellekhez képest.

E modellek eredményei a szín és a fajta szerepére vonatkozó hipotézist (H1.6) nem egyértelműen erősítették meg. A vörösborok várt pozitív felára csak a Bordeaux-i fajta esetében és csak a kilencedik decilis esetében volt jelen. A többi vörösbor kategória becsült felára a kilencedik decilis kivételével negatív volt mind egyik kvantilisban. A helyzet hasonló a fehérborok esetében is, bár a modellek becslése alapján a Cserszegi vagy Irsai dummy együtthatója egyik kvantilisban sem szignifikáns statisztikailag. A szín és a fajtát tükröző változók becsült együtthatói (a Cserszegi vagy Irsai kivételével) minden kapcsolódó korlátozott modell esetében jelentősen magasabbak voltak. Ez arra utal, hogy a valóságban más tényezők magyarázzák a borárak azon különbségeit, amelyeket látszólag a fajtaösszetételnek tulajdonítunk.

A modellek magyarázó ereje növekszik az új változók bevonásával: a kiterjesztett modellek pszeudo R^2 -ének értéke 0,4717 és 0,5499 közé esik. Ennek megfelelően a végső kiterjesztett modellek az árak varianciájának mintegy felét magyarázzák.

4.1.4. A B1 modellek

A B1.R1-7 modellek eredményeit a 35. táblázat mutatja be. E robusztus sztenderd hiba regressziós modellek a két vagy három klasszifikációs szintre bontott földrajzi árujelzőket a szintek alapján külön névként kezelik.

35. táblázat
A B1.R1 és a B1.2-7 modellek eredményei

Változó	B1.R1	B1.2	B1.3	B1.4	B1.5	B1.6	B1.7
Dűlős bor		0,6879***	0,6278***	0,6713***	0,5781***	0,3776***	0,3849***
Első vonalbeli egyéni márká			0,3116***	0,2841***	0,2661***	0,3898***	0,3955***
Második vonalbeli egyéni márká			0,3600***	0,3162***	0,2849***	0,2935***	0,2943***
Cukormentes extrakttartalom (négyzetes)				0,0003***	0,0002***	0,0001***	0,0001**
Fehér*Cukotartalom				0,0027***	0,0028***	0,0024***	0,0032***
Nem fehér*Cukotartalom				-0,0149***	-0,0131***	-0,0060***	-0,0071***
Kor					0,1380***	0,1213***	0,1166***
Tételnagyság (mennyiség)						-0,2236***	-0,2255***
Vörös-Bordeaux-i fajta							0,0636**
Vörös-más fajta							-0,0782***
Vörös-fajta nem jelölt							-0,1128*
Fehér-más fajta							-0,1106***
Fehér-fajta nem jelölt							-0,1138*
Egyéb muskotályos fajta							-0,1448***
Cserszegi vagy Irsai							-0,0925**
Badacsony	0,8541***	0,8541***	0,7488***	0,6059***	0,5490***	0,3139***	0,3328***
Balaton	0,3527***	0,3527***	0,3429***	0,3068***	0,3596***	0,3462***	0,3250***
Balatonboglár	0,5729***	0,5241***	0,4743***	0,3456***	0,3503***	0,2869***	0,2555***
Balaton-felvidék	0,5539***	0,5539***	0,5679***	0,4195***	0,5480***	0,2616***	0,2705***
Balatonfüred-Csopak	0,7078***	0,6573***	0,5702***	0,4542***	0,5119***	0,3067***	0,2932***
Bükk	0,6744***	0,6744***	0,7277***	0,6434***	0,7212***	0,2188	0,2111
Duna	0,4599**	0,4599**	0,5132**	0,3507*	0,3774**	0,1201	0,0983
Dunántúli	0,0776	0,0776	0,0318	0,0038	0,1097	0,1733**	0,1420**
Duna-Tisza közí	-0,7893***	-0,7893***	-0,7494***	-0,7939***	-0,6648***	-0,4621***	-0,4636***
Eger Classicus	0,4401***	0,4299***	0,3730***	0,2311**	0,1898**	0,2901***	0,2820***
Eger Superior	1,4709***	1,2416***	1,1940***	0,9702***	0,7561***	0,6720***	0,6768***
Eger Grand Superior	1,8768***	1,5820***	1,3355***	1,1536***	1,0630***	0,6731***	0,6869***
Eger before 2010	1,4692***	1,2781***	1,2242***	1,0732***	0,3434**	0,2397*	0,2376*
Etyek-Buda	0,5055***	0,4951***	0,4607***	0,3637***	0,4094***	0,3555***	0,3509***
Felső-Magyarország	0,4134***	0,4013***	0,3458***	0,3010***	0,3297***	0,2052***	0,1867***
Hajós-Baja	0,2745**	0,2745**	0,3278***	0,1421	0,1472	0,1314	0,0888
Káli	1,2758***	1,2758***	1,3291***	1,1081***	1,0830***	0,8412***	0,8080***
Kunság	0,2976***	0,2903***	0,2514**	0,115	0,1541*	-0,0294	-0,0488
Mátra	0,2230**	0,2230*	0,1969*	0,0906	0,1309	0,0151	-0,0024
Mór	0,4745***	0,4745***	0,5021***	0,4074***	0,5299***	0,2551***	0,2614***
Nagy-Somló	0,8569***	0,8569***	0,8291***	0,6784***	0,6471***	0,3838***	0,4144***
Neszmély	0,5128***	0,4502***	0,2257*	0,1382	0,2344**	0,1835**	0,1867**
Pannon	0,3224***	0,3224***	0,3023***	0,2076**	0,3214***	0,3195***	0,2719***
Pannonhalma	0,7370***	0,7370***	0,5867***	0,5100***	0,6755***	0,5400***	0,5232***
Pécs	0,5769***	0,5769***	0,6233***	0,4601***	0,4813***	0,2508***	0,2385***
Sopron/Ödenburg	0,9230***	0,9024***	0,7856***	0,6678***	0,6767***	0,3623***	0,3278***
Szekszárd	0,7760***	0,7497***	0,6646***	0,5027***	0,4649***	0,3488***	0,2984***
Tokaj wine speciality	2,2646***	2,2498***	2,1473***	0,9957***	0,6887***	0,6634***	0,6833***
Tokaj non-wine speciality	0,9692***	0,8818***	0,8112***	0,5173***	0,4670***	0,3439***	0,3597***
Tolna	0,3603**	0,3603**	0,4039***	0,2754**	0,2147*	0,0644	0,0322
Villány Classicus	0,5705***	0,5680***	0,4581***	0,3207***	0,3548***	0,3252***	0,2807***
Villány Pérmium	1,6922***	1,6150***	1,4547***	1,2171***	0,9694***	0,8359***	0,7709***
Zala	0,5610***	0,5610***	0,2681*	0,165	0,2051**	-0,0128	-0,0178
Konstans	6,8311***	6,8311***	6,7778***	6,7223***	6,5007***	8,6380***	8,7709***
R ²	0,4349	0,4640	0,4996	0,5791	0,6431	0,7537	0,7588
AIC	4900	4800	4600	4200	3700	2800	2713
BIC	5100	5000	4900	4400	4000	3000	3001
VIF	1,83	1,81	1,79	1,95	1,96	1,95	2,05

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Az eredmények igazolják az összes hipotézist (H1.1-H1.6). A modellek becslése alapján 33 megfigyeltből 26 földrajzi árjelző árpriuma pozitív (amely megfelel a H1.1 hipotézisnek), egy GI esetében pedig negatív.

A kiterjesztett és a korlátozott modellek által becsült együttthatók összehasonlítása azt mutatja, hogy a földrajzi árjelzők más fontos tényezők hatását is megtestesítik, mint például a kémiai összetétel, tétel nagyság, kor vagy az egyéni márkák. A földrajzi árjelző együttthatója a legtöbb esetben (31 a 33-ból) pozitív volt a korlátozott modellben, kivételt a Duna-Tisza közti (negatív) és a Dunántúl (nem szignifikáns) jelentett.

Az eredmények kiemelik, hogy a termelők jellemzően magasra pozicionálják dűlős boraikat, mivel a dűlőnév feltűntetése 47%-kal emeli az árat.

Ez a megközelítés megmutatta, hogy az árak erős és robusztus kapcsolatban állnak az egyéni márkákkal (megerősítve a H1.2 hipotézist; +49% az elsővonalbeli és +34% a második vonalbeli borászatok esetében). Az egyéni márkák árpriuma 17, illetve 38 százalékponttal csökkent a releváns korlátozott modell által becsülthöz képest. A végső kiterjesztett modellben a két csoport közötti kapcsolat már az előzetes várakozások szerint alakul a második vonalbeli márkák becsült felárának jelentős visszaesése miatt. Úgy tűnik, hogy a két változó között a korlátozott modellek által becsült nem várt kapcsolat főként egyéb tényezőknek volt köszönhető.

A modellek rámutatnak a kémiai összetétel és az ár közötti pozitív kapcsolatra (H1.3.); a cukormentes extrakt tartalom egy többletgrammja (a 25,58 g/l-es átlaghoz képest) 0,5%-kal kerül többbe (mindez 2,7 százalékpontos csökkenés a korlátozott modell becsléséhez képest). Ugyanakkor a cukortartalom szerepe a várakozásnak megfelelően ambivalens: a fehérborok literenként egy grammnyi többlet cukortartalommal 0,24%-kal kerülnek többbe, míg a rozék és a vörösek 0,7%-kal kevesebbe (ami 2,04 százalékpontos csökkenést mutat abszolút értékben a korlátozott modellhez képest).

Az idősebb borok ára magasabb (H1.4), egy többletévnyi érlelés hatása 11,66% (13,77 százalékpontos csökkenés a korlátozott modellhez képest). A tétel nagyság és az ár kapcsolata negatív (H1.5), a forgalomba hozott mennyiség 1%-os növelése 0,23%-kal alacsonyabb árral jár együtt (ami 0,11 százalékpontos csökkenésnek felel meg a korlátozott modell becsléséhez képest).

A szint és a fajtát leíró változókra a B1.7 modell által becsült együtthatók majdnem megegyeznek az A1.7 modell becsült értékeivel.

A modellek magyarázó ereje értelemszerűen nőtt az újabb változók bevonásával – az R^2 értéke 0,4349-ről 0,7588-ra változott. Ennek megfelelően a végső kiterjesztett modell az árak varianciájának több mint $\frac{3}{4}$ -ét magyarázza. Ezeknek a modelleknek a magyarázó értékében mutatkozó különbség meghaladja azokét a modellekét, amelyek a több klasszifikációs szinttel rendelkező földrajzi árjelzőket egy egységként kezelik. A különbség azonban új változók hozzáadásával csökken.

E modellek becslései alapján hét földrajzi árjelző együtthatója veszíti el a statisztikai szignifikanciáját az új változók hozzáadásával, azonban 1 GI együtthatója szignifikánssá válik. A legtöbb (25) esetben csökkent a korlátozott modell által becsült GI együttható értéke a kiterjesztett modellben (1-84%-kal).

4.1.5. A B2-B6 modellek

Az B2-B6 megközelítések R1. sz. (csak a GI dummy-kat tartalmazó korlátozott modellek) és 7. sz. (az összes változót tartalmazó kiterjesztett modellek) variánsainak eredményeit mutatja be a 36. táblázat. E kvantilis regressziós modellek a két vagy három klasszifikációs szintre bontott földrajzi árjelzőket a szintek alapján külön névként kezelik.

E modellek eredményei megerősítik a H1.1-1.5 hipotéziseket, és részben a H1.6 hipotézist is. A modellek a 33 vizsgált földrajzi árjelzőből 7-31 esetében becsültek pozitív árprémiumot, ami összhangban van a H1.1. hipotézissel. Emellett az árprémium a modelltől függően 0-13 esetben volt negatív. Az eredmények világosan rámutatnak, hogy a földrajzi árjelzők árprémiuma általánosan és fokozatosan csökken a magasabb árszegmensek felé haladva (31, 30, 24, 16 és végül 7 földrajzi árjelző bír pozitív árprémiummal a 10., 25., 50., 75. és a 90. percentilisnél becsülve), végül „elfogy” a legtöbb esetben. Sőt, az esetek emelkedő számában egyenesen negatívba fordul (0, 1, 1, 1 és végül 13 földrajzi árjelzőnek van negatív árprémiuma a 10., 25., 50., 75. és a 90. percentilisnél).

36. táblázat. A B2-B6 modellek (R1. korlátozott és kiterjesztett) eredményei

Változó	B2.R1 (1. decilis)	B2.7 (1. decilis)	B3.R1 (1. kvartilis)	B3.7 (1. kvartilis)	B4.R1 (medián)	B4.7 (medián)	B5.R1 (3. kvartilis)	B5.7 (3. kvartilis)	B6.R1 (9. decilis)	B6.7 (9. decilis)
Dülös bor		0,4315***		0,3571***		0,3593***		0,2442***		0,4796***
Első vonalbeli egyéni márka		0,3941***		0,3967***		0,3810***		0,3585***		0,4144***
Második vonalbeli egyéni márka		0,2859***		0,3190***		0,2917***		0,2724***		0,2957***
Cukormentes extrakttartalom (négyzetes)		0,0001		0,0001***		0,0002***		0,0001***		0,0001***
Fehér*Cukortartalom		0,0039***		0,0027***		0,0028***		0,0034***		0,0039***
Nem fehér*Cukortartalom		-0,0034*		-0,0053***		-0,0069***		-0,0090***		-0,0085***
Kor		0,0808***		0,1035***		0,1097***		0,1250***		0,1694***
Tételnagyság (mennyiség)		-0,2267***		-0,2180***		-0,2136***		-0,2081***		-0,1827***
Vörös-Bordeaux-i fajta		-0,0148		-0,0053		0,0101		0,0864*		0,1844***
Vörös-más fajta		-0,1652***		-0,0926**		-0,0969***		-0,0382		0,0094
Vörös-fajta nem jelölt		-0,139		-0,1946***		-0,2159***		-0,0388		-0,0006
Fehér-más fajta		-0,1482***		-0,1054***		-0,0883***		-0,0816**		-0,0805**
Fehér-fajta nem jelölt		-0,2305**		-0,1454*		-0,0747		-0,078		-0,1819*
Egyéb muskotályos fajta		-0,1599**		-0,0975*		-0,1323***		-0,2222***		-0,2037***
Cserszegi vagy Irsai		-0,1308		-0,0712		-0,0937**		-0,1086*		-0,0987
Badacsony	1,3888***	0,6570***	1,4575***	0,4559***	0,8484***	0,2463***	0,4568***	0,2728***	0,2836*	0,1055
Balaton	0,7750***	0,6675***	0,8283***	0,5139***	0,3681***	0,2954***	-0,0381	0,2765***	-0,2137	0,0239
Balatonboglár	1,0436***	0,5012***	1,1471***	0,4719***	0,5113***	0,2339***	0,1466*	0,1376*	-0,0164	-0,0807
Balaton-felvidék	1,2023***	0,7412***	1,4581***	0,4925***	0,6371***	0,1400*	-0,0159	0,1732	-0,5172**	-0,0339
Balatonfüred-Csopak	1,2071***	0,5904***	1,4515***	0,5049***	0,6937***	0,3137***	0,2744***	0,2055**	-0,0057	-0,0569
Bükk	0,9829***	0,5517***	1,6405***	0,3511*	0,6943***	0,2157	0,0463	0,0211	0,0267	0,4201**
Duna	1,2073***	0,3238**	1,0527***	0,2426	0,4066***	0,3471**	0,1001	0,0454	-0,1425	-0,1716*
Dunántúli	0,6003***	0,5524***	0,5402***	0,3819***	0	0,0732	-0,2371**	0,0132	-0,4512***	-0,2572***
Duna-Tisza közí	-0,2860***	-0,1117	-0,1546***	-0,3693***	-0,8905***	-0,5841***	-1,1543***	-0,5770***	-1,4980***	-0,6223***
Eger Classicus	0,6948***	0,5847***	1,0426***	0,4309***	0,5113***	0,2708***	0,0612	0,2041**	-0,2073	-0,1516*
Eger Superior	1,9728***	1,0134***	1,9488***	0,8084***	1,5416***	0,7459***	1,0889***	0,6447***	0,7472***	0,2604*
Eger Grand Superior	2,2992***	0,6544***	2,4390***	0,5159***	1,7119***	0,7989***	1,6607***	0,7709***	1,8716***	0,6949***
Eger before 2010	1,8648***	0,7174***	2,0819***	0,5044***	1,4674***	0,2467***	1,0130***	0,0862	0,8748***	-0,3027**
Etyek-Buda	1,0436***	0,6628***	1,2342***	0,5723***	0,4422***	0,3544***	-0,0005	0,2647***	-0,0557	-0,0429
Felső-Magyarország	0,5705***	0,4015***	0,9462***	0,3781***	0,4641***	0,2122***	0,1669*	0,1011	-0,1554	-0,1913**
Hajós-Baja	1,1008***	0,5517***	1,0527***	0,2892***	0,3208***	0,0494	-0,2374*	0,0202	-0,6130***	-0,1738
Káli	1,6456***	1,0802***	2,0823***	1,0869***	1,1984***	0,6459***	0,8620***	0,8944***	0,7612***	0,3935***
Kunság	0,9829***	0,2817**	1,0527***	0,1640**	0,3296***	-0,0329	-0,2371**	-0,145	-0,6643***	-0,3846***
Mátra	0,6965***	0,4246***	0,7637***	0,2442***	0,2804***	0,0044	-0,1725**	-0,1243	-0,5176***	-0,3500***
Mór	1,3813***	0,8565***	1,2342***	0,5878***	0,5113***	0,2507**	-0,2364	0,0549	-0,6125**	-0,2875*
Nagy-Somló	1,1008***	0,7352***	1,4575***	0,6803***	0,8949***	0,3831***	0,5936***	0,3964***	0,0294	0,1479
Neszmély	1,2889***	0,6438***	1,2342***	0,4259***	0,4422***	0,1208	-0,0272	0,0302	-0,5927***	-0,2766**
Pannon	1,1871***	0,6462***	1,1471***	0,5157***	0,4066***	0,2854***	-0,2431	0,1888	-0,7756***	-0,0821
Pannonhalma	1,4697***	0,9203***	1,5833***	0,7791***	0,7991***	0,5177***	0,2744**	0,4287***	-0,2137	0,0292
Pécs	1,2073***	0,7075***	1,1480***	0,4846***	0,5119***	0,1644**	-0,0005	0,07	-0,3127	-0,0404
Sopron/Ödenburg	1,5438***	0,7871***	1,4581***	0,6179***	0,7640***	0,3075***	0,6109***	0,1395	0,3138*	-0,1395
Szekszárd	1,2063***	0,6653***	1,4311***	0,5095***	0,7430***	0,2994***	0,3551***	0,2011***	0,0804	-0,1108
Tokaj wine speciality	2,0822***	1,0335***	2,4551***	0,8068***	2,1815***	0,5661***	2,1615***	0,5117***	2,1702***	0,2569***
Tokaj non-wine speciality	1,2063***	0,5342***	1,3892***	0,4472***	0,9394***	0,2857***	0,7319***	0,4184***	0,6194***	0,2474***
Tolna	0,6319***	0,2414	1,0426***	0,1854*	0,4780***	0,0121	-0,1533	-0,0147	-0,2513	-0,3289***
Villány Classicus	1,1008***	0,6348***	1,3143***	0,4954***	0,5759***	0,2760***	0,1461*	0,1831**	-0,2104	-0,1427*
Villány Pérmium	2,1434***	1,1973***	2,2252***	0,9512***	1,7119***	0,7201***	1,3446***	0,6750***	0,9960***	0,3876***
Zala	1,2063***	0,5899***	1,3143***	0,2598	0,5759***	0,032	0,0672	-0,2654	-0,4385**	-0,5653***
Constant	5,7004***	8,1203***	5,8551***	8,2918***	6,8013***	8,6511***	7,5496***	8,8891***	8,2134***	9,0275***
Pseudo-R ²	0,3261	0,5316	0,2655	0,4970	0,2262	0,4861	0,2573	0,5173	0,3127	0,5621
VIF	1,00	2,63	1,00	2,63	1,00	2,63	1,00	2,63	1,00	2,63

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

A legmagasabb szegmensben hét eredetmegjelölés; Bükk, Káli, Eger Superior, Eger Grand Superior, Villány Prémium, Tokaji borkülönlegesség, Tokaji nem borkülönlegesség rendelkezik pozitív felárral. A korlátozott modellekben a legmagasabb árszegmensben kilenc földrajzi árujelző jelent meg pozitív együtthatóval: Badacsony, Eger Superior, Eger Grand Superior, Eger 2010 előtt, Káli, Sopron/Ödenburg, Tokaji borkülönlegesség, Tokaji nem borkülönlegesség és Villány Prémium.

Az A2-A6 modellekhez hasonlóan, az összes változó beépítése a modellbe azt eredményezte, hogy a kilencedik decilisben a Bükk eredetmegjelölés felváltotta a Sopron/Ödenburg eredetmegjelölést a pozitív felárral rendelkező földrajzi árujelzők körében. Szintén az előző modellekhez hasonlóan, a legtöbb esetben a korlátozott modell által becsült eredetvédelmi koefficiens csökkent a kiterjesztett modellben.

A középső szegmensben (a mediánál) az Eger Grand Superior bír a legmagasabb prémiummal (+122%), de meg kell említeni az Eger Superiort (+111%), a Villány Prémiumot (+105%), a Kálit (+91%), a Tokaji borkülönlegességeket (+76%) és Pannonhalmát (+68%) is.

A dűlőfeltüntetés hatása az összes szegmensben megjelenik az árban, e borok ára 62-87%-kal haladja meg a többiét (a legalacsonyabb érték a harmadik kvartilisben látható, a legmagasabb a kilencedik decilisben).

Ez a megközelítés is megerősítette, hogy az árak erőteljes és robusztus kapcsolatban álltak az egyes márkákkal (összhangban a H1.2 hipotézissel; +43–51% az elsővonal és +31–38% a második vonal esetében). Az elsővonal árprémiuma a piac két végén volt a legmagasabb, az A2.7-A6.7 modellekkel összhangban. Ezek a becsült együtthatók lényegesen alacsonyabbak (4-51, illetve 14-103 százalékponttal), mint a korlátozott modelleké (2.R2-6.R2). Így a kiterjesztett modellekben az első és második vonalbeli egyéni márkák becsült együtthatóinak előzetesen várt sorrendje minden kvantilisben helyreállt.

A H1.3 hipotézisnek megfelelően, a cukormentes extrakttartalom pozitívan kapcsolódik az árhoz, míg a cukortartalom ellentmondásos hatással van a fehér és a nem fehér borokra. Literenként egy többletgrammnyi cukormentes extrakttartalom egyre többet kerül az ár növekedésével (a becsült felár 0,3%, 0,5%, 0,8%, 0,9% és 0,6% a 10., 25., 50., 75. és 90. percentiliséknél), mindazonáltal ez az érték jóval alacsonyabb,

mint amit a korlátozott modellek becsülnek (annak öt-tizenharmad része). Literenként egy grammnyi többlet cukortartalom pozitív hatása a fehérbor árakra relatíve alacsony és az ár növekedésével csökken (az első decilis 0,39%-áról 0,28%-ra a mediánál). Eközben ez a hatás a rozék és a vörösek esetében negatív, abszolút értékben növekszik az árral együtt (az abszolút érték az első decilis 0,34%-os értékéről 0,90%-ra növekszik a harmadik kvartilisra, majd 0,85%-ra csökken a kilencedik decilisére). A vonatkozó korlátozott modellek becslése szerint a cukornak a fehérbor árakra gyakorolt hatása statisztikailag nem volt szignifikáns. A rozék és a vörösborok esetében az árra gyakorolt hatást a vonatkozó korlátozott modellek 3-10-szeres mértékűre becsülik.

Az idősebb borokért többlet kell fizetni (a H1.4 hipotézisnek megfelelően), egy további érlelési év hatása 8–17%-kal magasabb ár, és a hatás mértéke az ár növekedésével emelkedik. A hatás 11-18 százalékponttal csökkent a korlátozott modellekhez képest.

A tétel nagyság és az ár között negatív az összefüggés (a H1.5 hipotézisnek megfelelően): 1%-kal magasabb forgalomba hozott mennyiség 0,18–0,23%-kal alacsonyabb árat jelent (a hatás az első deciliséhez a legmagasabb, a mediánál a második legmagasabb és a kilencedik deciliséhez a legalacsonyabb). A becsült hatás 8-17 százalékponttal csökkent a korlátozott modellekhez képest.

E modellek eredményei a szín és a fajták szerepére vonatkozó hipotézist (H1.6) nem egyértelműen erősítették meg. A vörösborok várt pozitív felára csak a Bordeaux-i fajták esetében és csak a harmadik kvartilis és a kilencedik decilis esetében volt jelen. A többi vörösbor kategória becsült felára a harmadik kvartilis és a kilencedik decilis kivételével negatív volt mindegyik kvantilisben. A helyzet hasonló a fehérborok esetében is, bár a modellek becslése alapján a Cserszegi vagy Irsai dummy együtthatója egyik kvantilisben sem szignifikáns statisztikailag. A színt és a fajtát tükröző változók becsült együtthatói (a Cserszegi vagy Irsai kivételével) minden kapcsolódó korlátozott modell esetében jelentősen magasabbak voltak. Ez arra utal, hogy a valóságban más tényezők magyarázzák a borárak azon különbségeit, amelyeket látszólag a fajtaösszetételnek tulajdonítunk.

A modellek magyarázó ereje növekszik az új változók bevonásával: a kiterjesztett modellek pszeudo R^2 -ének értéke 0,4808 és 0,5561 közé esik (kissé magasabb, mint az A2.7-A6.7 modellek esetén). Ennek megfelelően a végső kiterjesztett modellek az árak varianciájának mintegy felét magyarázzák.

4.1.6. Az „A” és a „B” megközelítés összehasonlítása

A pontos specifikációjuktól függetlenül a modellek mindegyike megerősítette a hipotéziseket (bár a szín és a fajtaösszetétel szerepére vonatkozó H1.7 hipotézisre ez csak részben igaz).

37. táblázat

A földrajzi árujelzők piaci pozíciója

A csoport leírása	„A” típusú modellek	„B” típusú modellek
A felár pozitív minden szegmensben	Káli, Tokaj	Eger Grand Superior, Eger Superior, Káli, Tokaj non-wine speciality, Tokaj wine speciality, Villány Prémium
A felár a legfelső szegmens kivételével minden szegmensben pozitív	Badacsony, Balaton, Balatonboglár, Balatonfüred-Csopak, Eger, Etyek-Buda, Nagy-Somló, Pannon, Pannonhalma, Szekszárd, Villány	Badacsony, Balaton, Balatonboglár, Balatonfüred-Csopak, Etyek-Buda, Nagy-Somló, Pannonhalma, Szekszárd
A felár pozitív az alsó és a középső szegmensekben, és nem negatív máshol	Pécs, Sopron/Ödenburg	Balaton-felvidék, Pannon, Pécs, Sopron/Ödenburg
A felár pozitív az alsó és a középső szegmensekben, azonban a felső szegmensek valamelyikében negatívba fordul	Felső-Magyarország	Eger Classicus, Eger before 2010, Felső-Magyarország, Mór, Villány Classicus
A felár pozitív az alsó szegmensekben, de nem szignifikáns az összes többi szegmensben	Balaton-felvidék, Bükk, Hajós-Baja, Mór	Bükk, Hajós-Baja
A felár az alsó szegmensekben pozitív, statisztikailag nem szignifikáns a középsőben, és negatívba fordul valamelyik felső szegmensben	Dunántúl, Kunság, Mátra, Neszemély, Zala	Duna, Dunántúl, Kunság, Mátra, Neszemély
A felár kizárólag a legalsó szegmensben pozitív, és a felső szegmensekben negatívba fordul	Duna	Tolna, Zala
A felár egyik szegmensben sem pozitív	Duna-Tisza köz, Tolna	Duna-Tisza köz

Forrás: Saját szerkesztés

Az eredmények rámutatnak arra, hogy a földrajzi árujelzők befolyásolják a borok árát, mindazonáltal ez nem általánosan igaz mindegyikükre, és a hatás negatív is lehet. Másrészt a negatív együttthatók arra utalnak, hogy egyes GI-okat a termelői közösség tagjai tudatosan pozícionáltak alulra. A minden szegmensben pozitív felárral bíró földrajzi árujelzők csoportjába elsősorban a legismertebb, viszonylag nagy mennyiségben használt és viszonylag jól szervezett termelői közösséggel bíró,

valamint a kisebb termőterülettel és egyedi borkarakterrel rendelkező GI-ok kerültek be.

A 37. táblázat foglalja és hasonlítja össze az „A” és a „B” megközelítést alkalmazó (A2.7-A6.7, illetve B2.7-B6.7) modellek földrajzi árujelző dummy-k előjelére vonatkozó eredményeit, és csoportosítja a GI-okat a piaci pozíciójuk alapján.

Az előzetesen vártak megfelelően a „B” megközelítést alkalmazó kiterjesztett modellek (amelyek a több klasszifikációs szinttel rendelkező GI-okat külön névként kezelik) magyarázó ereje a legtöbb esetben enyhén meghaladja az „A” megközelítést alkalmazó kiterjesztett modellekét.

4.1.7. A becsült földrajzi árujelző felárak elemzése¹⁰

Ehelyütt a földrajzi árujelzők becsült felárának alakulását elemzem, kitérve a korlátozott és a kiterjesztett modellekre és az összes piaci szegmensre. Az új változók hozzáadása a korlátozott modellekhez többféle okból kifolyólag jellemzően a földrajzi árujelző együttthatók értékének csökkenéséhez vagy akár statisztikai szignifikanciájuk elvesztéséhez vezethet. Egy földrajzi árujelző tényleges piaci pozicionálását jól tükrözi a különböző piaci szegmensekben becsült árprémiumainak összehasonlítása. Viszonyítási alapként a 38. táblázatban közlöm az A1.7 és B1.7 modellek által becsült felárak átlagát és mediánját.

38. táblázat

Az A1.7 és a B1.7 modellek által becsült felárak átlaga és mediánja

Modell	A1.7	B1.7
A becsült felárak átlaga	24%	31%
A becsült felárak mediánja	31%	31%

Forrás: Saját szerkesztés

4.1.7.1. Balaton borrégió

A 11. ábra mutatja a Balaton borrégió földrajzi árujelzőinek becsült felárát

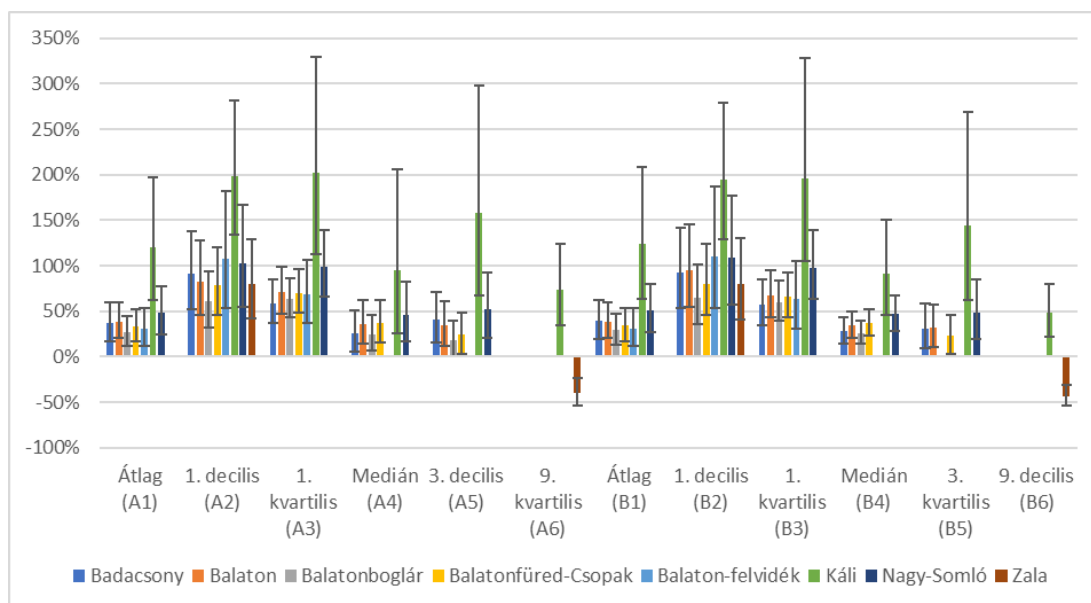
A Badacsony eredetmegjelölés az alacsonyabb szegmenseken elég magas felárral indul, majd az együttthatója a piac legfelső szegmensében (kilencedik decilis) elveszíti statisztikai szignifikanciáját. A becsült árprémium kissé meghaladja az átlagot és a

¹⁰ Ez a szakasz csak azon becsült együttthatókat veszi figyelemmel, amelyek $\alpha=5\%$ szignifikancia szinten statisztikailag szignifikánsak.

mediánt. Új változók hozzáadása a korlátozott modellekhez a becült felár folyamatos csökkenését eredményezi.

11. ábra:

A Balaton borrhéio földrajzi árujelzőinek becült árprémiumai



Forrás: Saját szerkesztés

A regionális földrajzi árujelző, a Balaton földrajzi jelzés komoly árprémiumot mutat a legmagasabb szegmens kivételével, ahol együttthatója elveszíti statisztikai szignifikanciáját. A korlátozott modellektől a kiterjesztett modellek felé haladva derül fény a becült felár ingadozó voltára. Ennélfogva a Balaton földrajzi jelzéssel ellátott borok esetében az átlagnál alacsonyabb a cukor- és cukormentes extrakttartalom értéke, és általában fiatalon értékesítik azokat. Az A1.7 és B1.7 modellek által becült árprémium meghaladja az átlagot és a mediánt.

A Balatonboglár eredetmegjelölés felára érdekes módon emelkedést mutat a legalacsonyabb szintről a közepes-alacsony szegmensre lépve; azonban együttthatója már a közép-magas szegmensben (harmadik kvartilis) elveszíti statisztikai szignifikanciáját. Szinte az összes változó bevonása csökkenti a becült árat, a kor kivételével, azaz ezeket a borokat viszonylag fiatal korukban értékesítik. Az átlagnál becült árprémium nagyjából megegyezik az átlag és a medián felárral.

A Balatonfüred-Csopak eredetmegjelölés árprémiuma a közepes-alacsony szegmenst követően folyamatosan csökken, és a legfelső szegmensben elveszíti statisztikai

szignifikanciáját. Az új változók hozzáadása a kibővített modellhez csökkenti a becsült felárat, kivéve a kor, ami azt jelenti, hogy ezek a borokat szintén fiatalabb korokban értékesítik. Az A1.7 és B1.7 modellek által becsült árprémium enyhén meghaladja az átlagot és a mediánt.

A Balaton-felvidék eredetmegjelölés átlagosan jelentős pozitív felárat mutat. Mindazonáltal a kvantális regressziós modellekkel végzett becslések eredményei nem egyértelműek abban a tekintetben, hogy az együttható statisztikailag szignifikáns-e a mediánál vagy sem. A két legmagasabb szegmensben (a harmadik kvartilis és a kilencedik decilis) mindkét megközelítés szerinti modell egyöntetűen a nullától statisztikailag nem különböztethető felárat becsül. A – kor kivételével a – modellek kibővítése ebben az esetben is csökkenti a becsült együtthatók értékét. A becsült árprémium az átlagnál nagyjából megegyezik az átlagos és a medián árprémiummal.

A Káli eredetmegjelölés a legjobban teljesítő eredetmegjelölés az egész országban becsléseim szerint. A becsült felár 100% felett van (az átlagnál), nyilvánvalóan jelentősen meghaladva mind az átlagos, mind pedig a medián árprémiumot, és minden szegmensben pozitív. A korlátozott modell alapján becsült áremelkedés folyamatos csökkenést mutat az új változók bevonásával, egy kivétellel, amely azonban az előzőekkel ellentétben nem a bor kora, hanem az egyéni márka, mivel az első- és másodvonalbeli termelők nem készítenek ezzel a földrajzi árujelzővel borokat¹¹.

Nagy-Somló egy kicsi földrajzi árujelző, pozitív és meglehetősen magas árprémiummal, amely az alacsonyabb szegmensekben körülbelül 100%, majd a középső szegmensekben kissé kevesebb, mint 50%, és a legmagasabb szinten nullára csökken. Az A1.7 és B1.7 modellek által becsült árprémium jelentősen meghaladja az országos átlagot és a mediánt. Az új változók hozzáadása a modellekhez a becsült árprémium csökkenését eredményezi (kivéve a dűlőneveket, amely azok Nagy-Somló borokon való ritka jelölése ritka gyakorlatának köszönhető).

A Zala eredetmegjelölés felára a legalacsonyabb árszegmensben még pozitív, majd nullára csökken a középső szegmenseknél, a legmagasabban pedig negatívba vált. Az alulról felfelé építkező modellépítés során a Zala együtthatója már az egyéni márkák hozzáadását követően elvesztette statisztikai szignifikanciáját. Mindazonáltal az bor korának figyelembe vételekor a becsült felár újra szignifikánsan pozitívvá vált. Ez a

¹¹ Megjegyzem, hogy ez az adatfelvétel óta eltelt időben megváltozott.

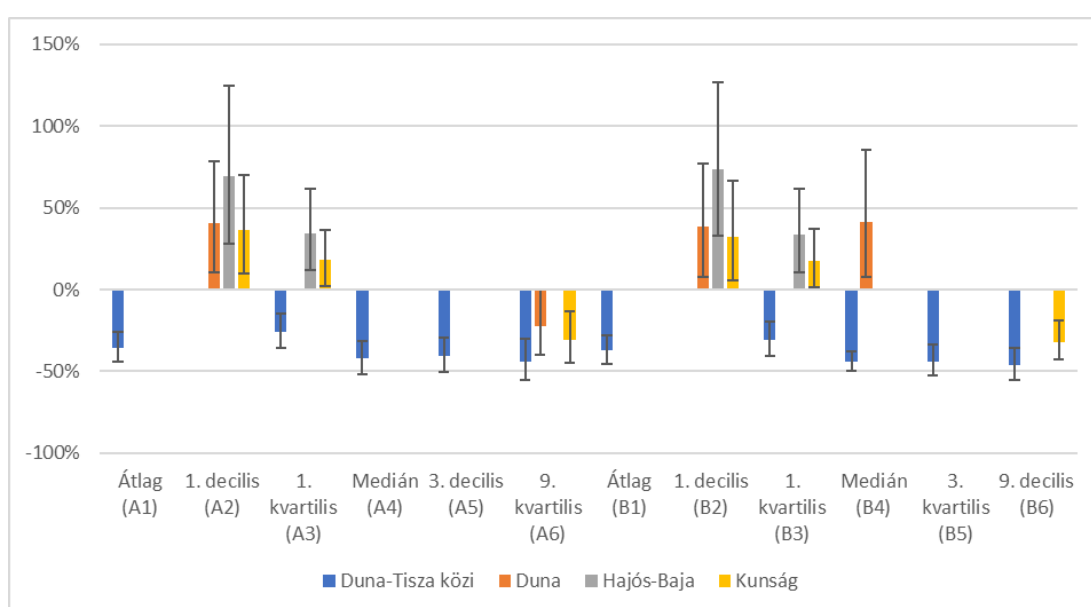
szignifikancia a tétel nagyság hozzáadása után elveszett. Ez azt jelenti, hogy a Zala eredetmegjelöléssel jelölt borokat már fiatalon és meglehetősen kis tételben piacra kerülnek. Az egyéni márkák hatása arra utal, hogy a prémium márkák jelentős szerepet játszanak a Zalai borok piaci jelenlétében az off-trade szektorban.

4.1.7.2. Duna borrhéjio

A 12. ábra a Duna borrhéjio földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumait mutatja.

12. ábra:

A Duna borrhéjio földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai



Forrás: Saját szerkesztés

A regionális eredetmegjelölés, a Duna becsült együtthatója a legalsó szegmensben mind az A2.7, mind a B2.7 modellek esetében pozitív, majd nullára csökken az első kvartilisnél, végül negatívba vált a legfelső szegmensben.

Az adatok alapján a Duna-Tisza közti földrajzi jelzés a régió olcsó borainak elnevezésére szolgál, mivel becsült együtthatója az első decilist leszámítva – ahol statisztikailag nem szignifikáns – minden szegmensben negatív.

Hajós baja viszonylag magas árprémiummal indul a legalsó szegmensben, ami még az első kvartilisben is pozitív marad, aztán nullára csökken a mediánnál és utána. Érdekes módon a korlátozott modellek a felső szegmensekben negatív felárat becsülnek e GI számára. Ezt a negatív hatást a Hajós-Bajai borokra jellemző az a viszonylag fiatal kor és nagy tétel méret okozhatja.

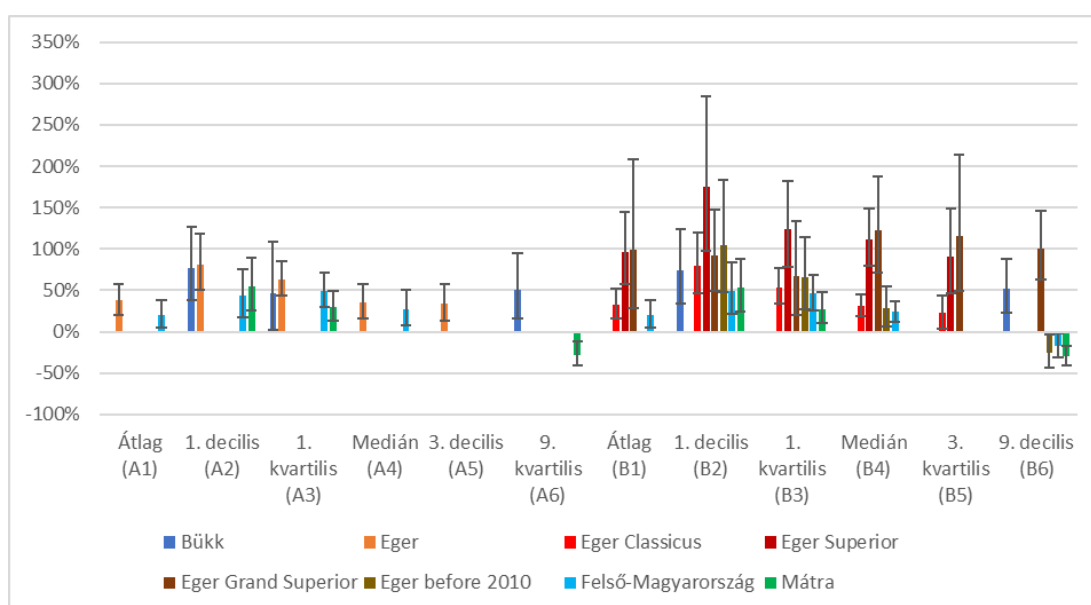
A Kunság eredetmegjelölés becsült felára viszonylag magas a legalsó szegmensekben, de azonban már a mediánnál elveszíti statisztikai szignifikanciáját, majd a legfelső szegmensben negatívba vált (még a korlátozott modellekben is).

4.1.7.3. Felső-Magyarország

A 13. ábra a Felső-Magyarország borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumait mutatja.

13. ábra:

A Felső-Magyarország borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai



Forrás: Saját szerkesztés

A regionális GI, Felső-Magyarország becsült felára pozitív az alsó és középső szegmensekben. A becsült árprémium az országos átlagos és medián felártól ugyan elmarad, de érdekes módon meghaladja a Mátra és Bükk eredetmegjelöléseket, és szignifikánsan nem különbözik az Eger és az Eger classicus eredetmegjelölésektől.

A Bükk eredetmegjelölés egy viszonylag kicsi GI, komoly felárral az alacsony szegmensekben, és meglepő módon a legmagasabb kategóriában is. Mindeközben a kiterjesztett modellek által becsült árprémium nem statisztikailag szignifikáns az átlagnál, a mediánnál és a harmadik kvartiliséknél. A korlátozott és a kiterjesztett modellek összehasonlítása során megállapíthatjuk, hogy az említett momentumokban a Bükk dummy csak a tétel nagyság figyelembe vételével veszíti el a statisztikai

szignifikanciáját, vagyis a Bükki borok viszonylag magas ára a magyarországi off-trade piacon elsősorban a kis tétel nagyságnak köszönhető.

A Mátra dummy együtthatója a magasabb árszegmensek irányába haladva folyamatosan csökken, a végén pedig negatívba vált. Így a Mátra eredetmegjelölés becsült felára az alsó két árszegmensben pozitív, nulla a mediánál és az átlagnál, és mindkét megközelítés szerint negatív a legfelső szegmensben. Az eredmények nem egybehangzóak a harmadik kvartilisével, az A5.7 modell statisztikailag nem szignifikáns, míg a B5.7 modell negatív felárat becsül. A korlátozott és a kiterjesztett modellek összehasonlítása során a becsült együttható értékének komoly csökkenését figyelhetjük meg a kémiai összetétel, a kor és a tétel nagyság figyelembe vételkor.

Eger egyike azon eredetmegjelöléseknek, amelyek több (3) klasszifikációs szinttel rendelkeznek. Az Eger eredetmegjelölés használati szabályainak komoly reformja lépett életbe a 2010. évtől kezdődően, többek közt a több (előbb két, majd három) klasszifikációs szint bevezetésével (ez korábban csak az Egri Bikavér boroknál volt meg). Az adatfelvétel időpontjában még megtalálhatóak voltak a piacon a megelőző évtől származó borok, amelyek azonban értelemszerűen a magasabb árszegmensbe tartoznak (jellemzően első- vagy másodvonalbeli termelők érlelt vörösborai, amelyeket jó eséllyel az Eger Superior vagy Eger Grand Superior kategóriákba soroltak volna, ha azok akkor léteznek), ezért egyrészt indokolt volt a számukra külön kategória létrehozása jelen elemzés keretei között, másrészt pedig e borok értékeléséből nem vonható le érvényes következtetés a 2010. előtti évtől Eger eredetmegjelölést viselő borainak általános piaci pozícionálására.

Az Eger eredetmegjelölést egységes egészként kezelő modellek azt mutatják, hogy ez a GI jelentős felárral rendelkezik, amely folyamatosan csökken az egyre magasabb árszegmensek felé haladva, végül a legmagasabb szegmensben pedig el is veszíti statisztikai szignifikanciáját. Az A1.7 modell által becsült felár meghaladja az országos átlagot és mediánt. A korlátozott és a kiterjesztett modellek összehasonlítása során a felár jelentős csökkenését állapíthatjuk meg az újabb és újabb változók bevonásával – kizárólag a tétel nagyság figyelembe vételét követően emelkedik a becsült felár, vagyis ennek megfelelően az Eger eredetmegjelölésű borokat jellemzően nagyobb tételekben hozzák forgalomba.

Az eredetmegjelölés több klasszifikációs kategóriára való bontása fedi fel a teljes képet előttünk. Az Eger Classicus név felára magas a legalsó árszegmensben, ami erős

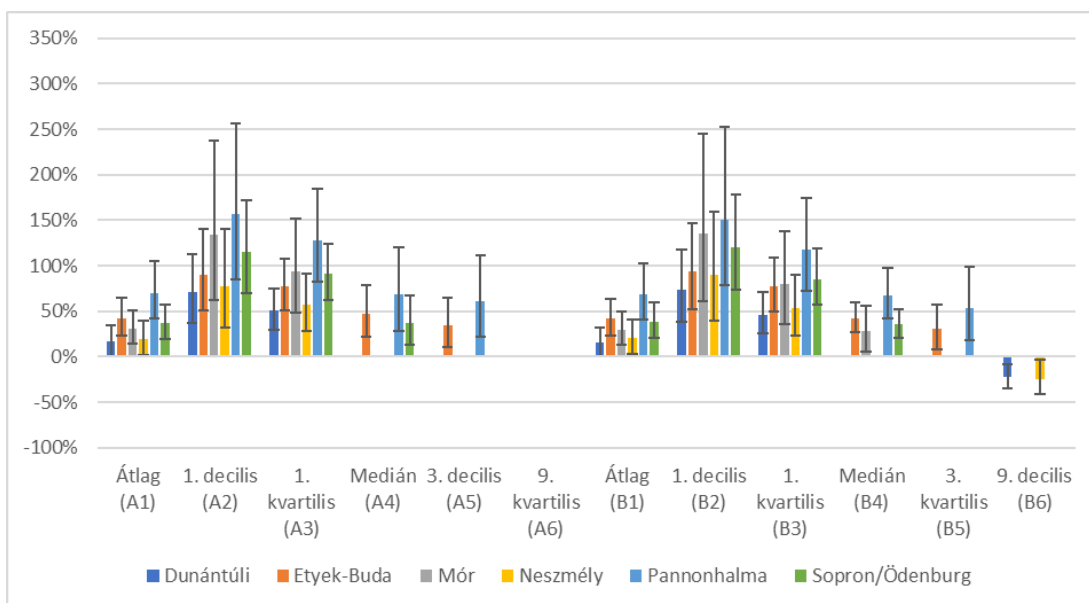
csökkenés után elveszíti a statisztikai szignifikanciáját a legfelső szegmensben. Az Eger Superior név nagyon magas felárral indít, ami folyamatosan csökken a magasabb szegmensek felé haladva, de végig pozitív marad. Az Eger Grand Superior név ehhez képest alacsonyabb felárral kezd az alsóbb szegmensekben, amely csak a mediánnál és a magasabb árszegmensekben haladja meg az Eger Superior árprémiumát. Az Eger Sueprior és Grand Superior átlagnál becsült együttthatói közötti különbség nem szignifikáns, mindazonáltal a felső szegmensekben ez a különbség nő és statisztikailag is szignifikánssá válik. A 2010. előtti Egri borok becsült felára csökken az ár növekedésével, az átlagnál statisztikailag már nem szignifikáns, majd a legfelső szegmensben negatívba fordul. Ennek megfelelően e borok viszonylag magas ára elsősorban a koruknak, a vörös színüknek és fajtaösszetételüknek tudható be.

4.1.7.4. Felső-Pannon borrégió

A Felső-Pannon borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumait a 14. ábra mutatja be.

14. ábra:

A Felső-Pannon borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai



Forrás: Saját szerkesztés

A Dunántúli földrajzi jelzés termőterülete a három dunántúli borrégió területét fedi le. Nagy méretével és megengedő szabályozása ellenére felára az átlagnál becsülve pozitív, 15-16%-os (jelentősen elmaradva mind az átlagos, mind pedig medián

árprémiumtól). A Dunántúli az egyetlen GI, amely esetében a kiterjesztett modellek pozitív felárat becsülnek, miközben a korlátozott (robosztus sztenderd hiba) modellek becslése alapján prémiuma statisztikailag nem szignifikáns. Az A1.1-7 és a B1.1-7 eredményeit összehasonlítva megállapíthatjuk, hogy e jelenséget a magas átlagos tétel nagyság okozhatja. A kvantilis regressziós modellek pozitív felárat becsülnek a Dunántúli földrajzi jelzés számára a két alsó szegmensben, mindazonáltal ez nullára csökken (elveszíti statisztikai szignifikanciáját) a mediánál és a felsőbb szegmensekben.

Az A6.7 és a B6.7 (kilencedik decilis) kivételével az összes modell pozitív - a felső szegmensek irányába haladva csökkenő - felárat becsül az Etyek-Buda eredetmegjelölés számára. Az átlagnál becsült prémium (A1.7 és B1.7 modellek) meghaladja az országos átlagot és mediánt.

Már az egyike azon földrajzi árujelzőknek, amelyek esetében az A4.7 és a B4.7 modellek mediánra vonatkozó becslése eltér: az utóbbi alapján statisztikailag nem szignifikáns e GI hatása a középső szegmensben. A két különböző megközelítés mindazonáltal azonos eredményre vezet a többi szegmens esetében: az árprémium kezdetben magas (120-121% az első deciliséhez), majd fokozatosan csökken, az átlagnál 30-31%-os (ami nagyjából megfelel az országos átlagnak és mediánnak), efelett pedig nulla.

Neszmély is hasonló mintázatot mutat: mindazonáltal a B6.7 modell negatív felárat becsül e GI részére a kilencedik deciliséhez. Az átlagnál (A1.7 és B1.7 modellek) a felár észrevehetően alacsonyabb az országos átlagnál és mediánál.

A Pannonhalma eredetmegjelölés felára kezdetben különösen magas (az alsóbb szegmensekben), jelentős (+69-70%) a mediánál, valamint az átlagnál, majd nullára csökken a kilencedik deciliséhez. Az átlagnál becsült árprémium (A1.7 és B1.7 modellek) jelentősen meghaladja a felárak országos átlagát és mediánját.

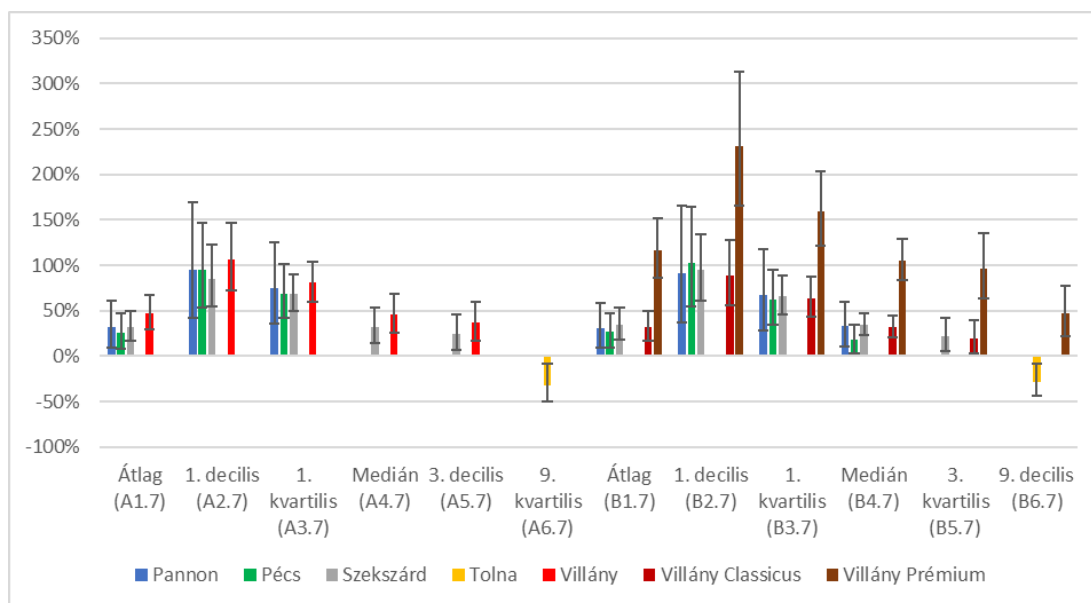
A Sopron/Ödenburg eredetmegjelölés becsült árprémiuma magas az első két szegmensben és az átlagnál. Utóbbi érték enyhén meghaladja az országos átlagot és mediánt. Mindazonáltal a becsült felár a harmadik kvartiliséhez és a kilencedik deciliséhez statisztikailag már nem szignifikáns.

4.1.7.5. Pannon borrégió

A Pannon borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumait a 15. ábra mutatja be.

15. ábra:

A Pannon borrégió földrajzi árujelzőinek becsült árprémiumai



Forrás: Saját szerkesztés

A regionális eredetmegjelölés, a Pannon becsült felára jelentős, az országos átlagot és mediánt kissé meghaladó (A1.7 modell), vagy annak megfelelő (B1.7 modell). Az árprémium az alsó szegmensekben viszonylag magas, a felsőkben pedig zérus.

A Pécs eredetmegjelölés átlagnál becsült felára ennél alacsonyabb, de pozitív. Az átlagnál becsült prémium értéke az A1.7 modell esetében enyhén meghaladja az országos átlagot, a B1.7 modell esetében pedig enyhén elmarad attól - a mediánnál pedig mindkét esetben alacsonyabb. Ez a GI is beleillik az általános mintázatba: a felár a felsőbb szegmensekben statisztikailag nem szignifikáns. Az A4.7 és a B4.7 modellek eredményei nem egyértelműek azzal kapcsolatban, hogy ez a visszaesés már a mediánnál, vagy csak a magasabb szegmensekben kezdődik-e meg.

Szekszárd esetében az árprémium egyértelműen pozitív a kilencedik decilis kivételével. Az átlagnál becsült felárak (A1.7 és B1.7 modellek) enyhén meghaladják az országos átlagot és mediánt.

A Tolna eredetmegjelölés becsült felára érdekes mintázatot mutat, mivel a kiterjesztett modellekben statisztikailag kizárólag kilencedik decilisnél szignifikáns (mind az A6.7, mind pedig a B6.7 modellben), azonban negatív értékkel.

Villány egyike a több klasszifikációs szinttel rendelkező GI-oknak. A Super Prémium létrehozásával a szabályozott szintek száma háromra nőtt a 2014. évi szüret óta. Azonban az évjárat hatások és az előírt érlelési idő következtében az adatfelvétel időpontjában még nem voltak elérhetők a piacon a Villányi Super Prémium borok, így a kutatás során csak két klasszifikációs szint, a Villány Classicus és a Villány Prémium figyelembe vételére nyílt mód.

A Villányt egy földrajzi árjelzőként kezelő modellek által becsült felár pozitív, de fokozatosan csökken a magasabb árszegmensek felé haladva, és a kilencedik decilisnél elveszíti statisztikai szignifikanciáját. Mindazonáltal az árprémium az átlagnál becsülve (A1.7 modell) jelentősen meghaladja az országos átlagot és mediánt.

A Villány Classicus név becsült felára ehhez nagyon hasonló képet mutat, csak 10-15 százalékponttal alacsonyabb szinten. Az árprémium az átlagnál becsülve (B1.7 modell) így nagyon közel áll az országos átlaghoz és mediánhoz.

A Villány Prémium név lényegesen és szignifikánsan magasabb felárral bír, mint a Villány Classicus. A prémium az összes szegmensben pozitív, azonban az árszegmens növekedésével egyre alacsonyabb az értéke.

4.1.7.6. Tokaji borrégió

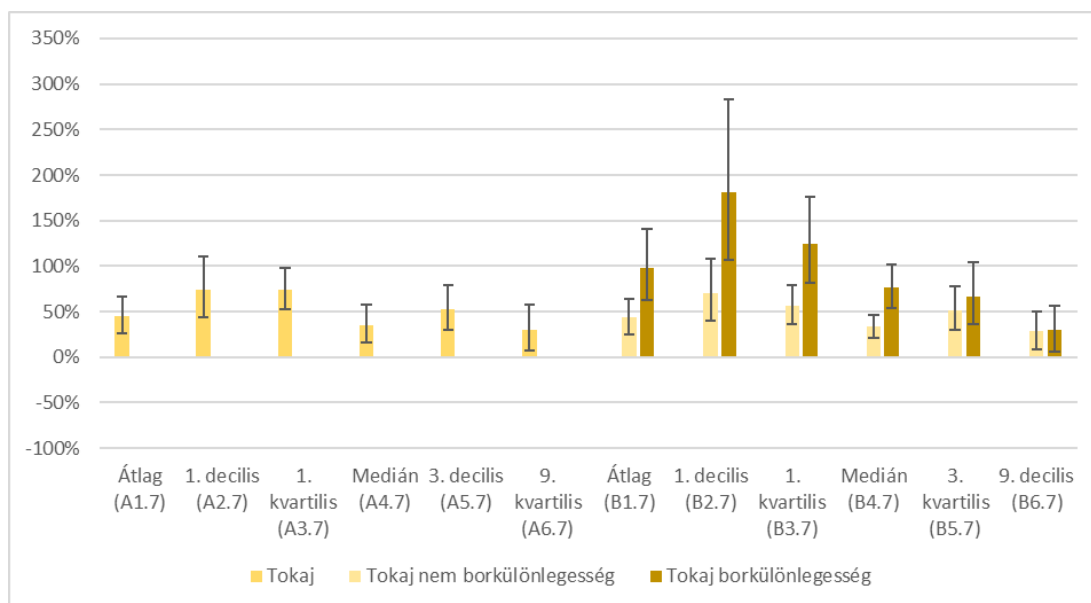
A Tokaj eredetmegjelölés becsült árprémiumait a 16. ábra mutatja be.

Tokaj a leghíresebb magyar földrajzi árjelző, egyben egyike azoknak, amelyek több klasszifikációs kategóriával rendelkezőknek. Ebben az esetben az elválasztás alapját a hagyomány jelenti: az egyik kategóriába tartoznak a Tokaji borkülönlegességek, a másikba pedig a nem borkülönlegességek. A 16. ábra mutatja a Tokaj eredetmegjelölés különböző módszerekkel becsült árprémiumát.

A Tokaj eredetmegjelölés egy GI-ként kezelve minden piaci szegmensben pozitív és statisztikailag szignifikáns felárral rendelkezik. Emellett az átlagnál becsült árprémium (A1.7 modell) jelentősen magasabb az országos átlagnál és mediánnál is.

16. ábra:

A Tokaj eredetmegjelölés becsült árprémiumai



Forrás: Saját szerkesztés

A Tokaji borkülönlegességek felára rendkívül magas az alsóbb szegmensekben, és még a legfelső szegmensben is 29%. Az átlagnál becsült árprémium (B1.7 modell) rendkívül magasabb az országos átlagnál és a mediánnál is. A korlátozott és a kiterjesztett modellek összehasonlítása azt mutatja, hogy az átlagnál becsült árprémium 863%-ról indul, és fokozatosan csökken az újabb változók modellbe történő bevonásával - a legnagyobb csökkenés pedig a kémiai összetételt jellemző változók hozzáadásakor történik (mivel e borok igen gazdagok és koncentráltak).

A Tokaji nem borkülönlegességek árprémiuma szignifikánsan elmarad a borkülönlegességektől, azonban statisztikailag még így is szignifikáns és pozitív az összes szegmensben. Mindazonáltal az átlagnál becsült felár éppen csak meghaladja az országos átlagot és mediánt. A Tokaji nem borkülönlegességek dummy változója együttthatójának a B1.R1 és a B1.2 modellek becslése közötti jelentős csökkenése a dűlőnevek jelölésének fontosságát mutatja a Tokaji borokon.

4.1.8. Az LVPLS modell eredményei

A blokkok kompozit megbízhatóságának tesztelésére a magyarázott varianciával, a modell kezdeti súlyának becsléséhez pedig a centroid séma alkalmazására került sor. A PLS algoritmus futása két egymást követő iteráció közötti, 0,0001-nél kisebb külső

súlyváltozás esetén, vagy akkor állt le, amikor az iterációk száma elérte a 100-at. A modellezéshez és paraméterbecsléshez is bootstrap mintavétel alkalmazására került sor, Chin (1998) javaslata alapján 500 mintát generálva az eredeti adatokból. Ez azt jelenti, hogy a paraméterek átlagát és standard hibáját a minták teljes számából számítottam ki, és statisztikailag szignifikánsnak csak azokat az út-együtthetők tekintettem, amelyek legalább a standard hibájuk kétszeresét mutatták. Az illeszkedés jóságának (GoF) normalizált változatát Esposito Vinzi et al. (2010) alapján használtam a modell illeszkedésének megállapítására, melyhez bootstrap megismételt mintavételt alkalmaztam. A GoF mutató 0,10, 0,25 és 0,36 értéke tekinthető rendre megfelelő, mérsékelten jó és általánosan jó illeszkedésnek (Wetzels et al., 2009). A belső modell minőségének értékelése során R^2 mutatókat számítására került sor. Cohen (1988) szerint a 0,02, 0,15 és 0,35 R^2 értékek rendre kis, közepes vagy nagy hatásúnak tekinthetők. A modell diszkriminatív érvényességének értékeléséhez a Fornell és Larcker (1981) kritérium alkalmazására került sor.

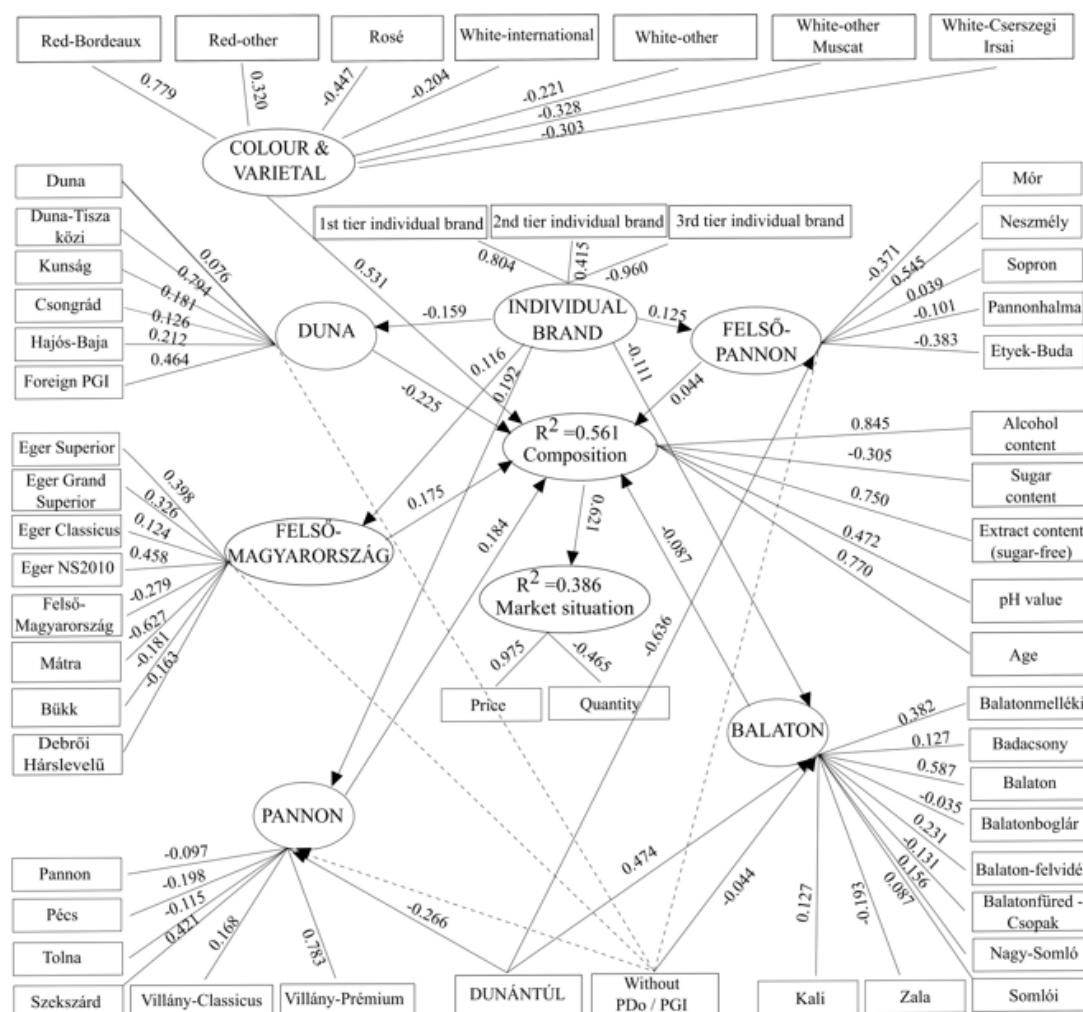
A 17. ábra a modellek paraméterbecsléseinek grafikus ábrázolását mutatja be. Az útmodellezés a földrajzi árujelzőket a *borrégiók* szerinti blokkokba csoportosítja, majd megvizsgálja a *borrégiók*, valamint a *kémiai összetétel*, a *szín és fajta*, valamint az *egyéni márka reputáció* közötti kapcsolatot és utakat a regressziós együtthetők alapján. A modell feltáró, az algoritmus iteratív, így képes azonosítani az irreleváns kapcsolatokat. Az ovális alakzatok jelképezik a látens változókat (blokkokat), a téglalapok pedig a manifest változókat. A folyamatos vonallal jelzett nyíl 5%-on szignifikáns kapcsolatokat, míg a szaggatott vonallal jelzett nem szignifikáns kapcsolatokat képvisel.

A bootstrap elemzés eredménye alapján a blokkok közötti regressziós együtthetők érvényesnek bizonyultak (ennek igazolására a regressziós együtthetők standard hibáit is közlöm). Az illeszkedés jóságának (GoF) értéke a belső modell esetén 0,770, a külső modell esetén pedig 0,958, a teljes modellre pedig 0,738, ami kiváló illeszkedést mutat. A modell két fő regressziója (1) az *összetétel* ($R^2 = 0,561$), amelyet a *borrégió*, valamint a *szín és fajta* magyaráz, továbbá (2) a *piaci helyzet* ($R^2 = 0,386$), amit az *összetétel* magyaráz. A két regresszió által magyarázott variancia értéke megfelelő.

A második esetben a *piaci helyzetet* magyarázó *összetétel* regressziós együtthetője 0,621 ($t = 38,1$; $p < 0,001$, $SE = 0,016$).

17. ábra:

A bootstrappingból becsült útmodell és útegyütthatók



Forrás: Saját szerkesztés

Az *összetétel* minden látens és manifeszt változója szignifikáns kapcsolatban áll vele, és hatásuk a cukortartalom kivételével pozitív. Ez azt jelenti, hogy minél koncentráltabb egy bor, annál magasabb az ára és annál alacsonyabb lesz a mennyisége, míg a magasabb cukortartalmú (nem a Tokaji borrégióból származó) borok olcsóbbak és nagyobb tételekben készülnek. Ez megerősíti a H1.3 hipotézist és a regressziós modellek eredményeit.

A borrégiós eredet hatása nagymértékben függ a tényleges régiótól. Felső-Magyarország ($\beta = 0,175$; $t = 12,6$; $p < 0,001$, $SE = 0,014$), a Felső-Pannon ($\beta = 0,044$; $t = 3,0$; $p < 0,001$, $SE = 0,015$) és a Pannon borrégiók ($\beta = 0,184$; $t = 11,7$; $p < 0,001$, $SE = 0,015$) pozitívan befolyásolják az *összetételt*, míg a Balaton ($\beta = -0,087$; $t = -5,8$; $p < 0,001$, $SE = 0,015$) és a Duna ($\beta = -0,225$; $t = -15,9$; $p < 0,001$, $SE = 0,014$) régiók

negatívan. Ez azt jelenti, hogy a Felső-Magyarországi, a Felső-Pannon és a Pannon régióból származó borokat magasabb árakon, kisebb tételekben és magasabb belső értékkel (*összetétellel*) értékesítik. Ezzel szemben a balatoni és a dunai régiós borok árai alacsonyabbak, magasabb mennyiségben készülnek és alacsonyabb a belső értékük (*összetételük*).

A kollektív vagy az egyedi márkák ugyanakkor képesek megváltoztatni a regionális eredet hatásait. Az értékesebb egyéni márkák (első és második vonalbeli borászatok) mindig pozitívan befolyásolják az összetételt és ellensúlyozzák a lehetséges negatív regionális hatásokat. Az elsővonalbeli márkák hatása kétszer olyan erős, mint a másodvonalbelieké. Az eredmények megerősítik a H1.2 hipotézist, és összhangban állnak a regressziós modellek eredményeivel.

Ami a földrajzi árujelzők szerepét illeti, a hatások itt sokfélék, noha minden kapcsolat szignifikánsnak bizonyult. Azokban a régiókban, ahol a regionális eredet pozitív kapcsolatban áll az összetétellel (Felső-Magyarország, Felső-Pannon és Pannon), a földrajzi árujelzők csupán fele erősíti ezt a hatást. Az Eger eredetmegjelölés különféle klasszifikációs szintjei (Eger Classicus [0.124], Eger Superior [0.398], Eger Grand Superior [0.326] és Eger 2010 előtti [0.458]) pozitív hatást mutatnak. Másfelől a Mátra (-0,627), Bükk (-0,181), Debrői Hárslevelű (-0,163) és Felső-Magyarország (-0,279) negatív hatást mutatnak. A Felső-Pannon régió földrajzi árujelzőinek hatásait tekintve Neszmény (0,545) és Sopron/Ödenburg (0,039) hatása pozitív, míg Etyek-Budáé (-0,383), Mór (-0,371) és Pannonhalmaé (-0,011) negatív. Ugyanakkor a regionális hírnév viszonylag alacsony együttthatója (0,044) ezeket a hatásokat jelentősen tompítja. A Pannon borrégióban csak Szekszárd (0,421), és Villány két szintje (V.Classicus: 0,168 és V.Prémium: 0,783) hatása bizonyult pozitívnak, míg Pannon (-0,097), Pécs (-0,198) és Tolna (-0,155) enyhén negatív hatással rendelkezik. Nagyobb negatív hatás található ugyanakkor Dunántúl (-0,266) esetében. Mind Eger, mind Villány esetében elmondható, hogy a felső kategóriák (E.Superior és E.Grand Superior, illetve V.Prémium) hatása szignifikánsan meghaladja az alacsony kategóriák (E.Classicus és V.Classicus) hatásait.

Két régió van, ahol a regionális eredet negatív hatással jár: Balaton és Duna. A 16 érintett földrajzi jelzésből csak háromnak van olyan hatása, amely a regionális eredet negatív együttthatóját pozitívvá változtatja: Balatonboglár (-0,035), Balatonfüred-Csopak (-0,131) és Zala (-0,193). Az összes többi földrajzi jelzés megtartja a regionális eredet negatív hatását a *összetételre* nézve. A hatás a legnagyobb a Duna-Tisza közí

(0,794), az importált OFJ-k (0,464), a Balaton (0,587) és a Balatonmelléki (0,382) borok esetén. Emellett a Dunántúl OFJ-nek általános negatív hatása van az összetételre, regionális eredettől függetlenül. A földrajzi árujelző hiánya csak a Balaton regionális eredetét érinti, enyhén mérsékelve (-0,044) annak negatív hatását. Összehasonlítva ezeket az eredményeket a regressziós modellekkel (B1.7-nél az átlag és B4.7-nél a medián tekintetében) megállapíthatjuk, hogy a földrajzi árujelzők becsült hatása az árra LVPLS használatával alacsonyabb. Tizenegy (nyolc) földrajzi árujelző esetében, amelyeknek pozitív a becsült együtthatója a B1.7 (B4.7) modell szerint, az LVPLS modell negatív hatást mutatott. Ezenkívül van egy (négy) földrajzi árujelzős dummy változó, ahol a B1.7 (B4.7) modell szerint nincs jelentős hatás az árakra, míg az LVPLS modell becslések itt is negatív hatásokat mutatnak. Ezen ellentmondások ellenére a H1.1 hipotézis (a földrajzi árujelzőknek pozitív hatása van az árakra) az LVPLS által is megerősítettnek tekinthető azzal a megjegyzéssel, hogy ez a módszer úgy tűnik, hogy alacsonyabb szinten becsüli meg a földrajzi árujelzők hatását, és hogy ez módszer az árak közvetett hatását méri egy, olyan az árat és a téte nagyságot tartalmazó látens változóra, amely tartalmazza.

39. táblázat

Pearson korrelációs együtthatók és szórások a látens változók között

Látens változó	1	2	3	4	5	6	7	8
Egyéni márkák (1)	0,760	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
Duna (2)	-0,156	0,398	0,943	0,834	0,017	<0,001	<0,001	<0,001
Felső-Magyarország (3)	0,114	-0,002	0,358	0,238	0,967	0,895	<0,001	<0,001
Felső-Pannon (4)	0,172	-0,004	-0,001	0,412	<0,001	0,082	<0,001	0,001
Balaton (5)	-0,118	-0,050	-0,001	-0,243	0,303	<0,001	<0,001	<0,001
Pannon (6)	0,190	-0,157	-0,003	0,036	-0,134	0,355	<0,001	<0,001
Összetétel (7)	0,216	-0,380	0,208	0,071	-0,174	0,407	0,600	<0,001
Piaci helyzet (8)	0,265	-0,310	0,199	0,065	-0,112	0,355	0,603	0,781

Forrás: Saját szerkesztés

A magyarázott szórás a korrelációs mátrix (39. táblázat) főátlójában látható, ami megmutatja, a látens változók mekkora hatást magyaráznak a manifest változóikból. A főátló alatt szereplő számok a látens változók (blokkok) közötti Pearson-korrelációt mutatják. A főátló feletti értékek pedig a Pearson korrelációs együtthatók szignifikanciáját mutatják. Az összes látens változó a hozzá kapcsolódó itemek eltéréseinek legalább átlagosan 30%-át magyarázza, és a modell nem mond ellen a

Fornell-Larcker kritériumnak (ennek megfelelően mindegyik látens változó jobban kapcsolódik a manifeszt változóhoz, mint bármely más látens változóhoz). A legmagasabb korreláció az *összetétel* és a *piaci helyzet* ($r = 0,603$), valamint az *összetétel/piaci helyzet* és a Pannon ($r = 0,407/0.355$), valamint a Duna ($r = -0,380$; -0.310) régiók között mutatható ki.

4.1.9. Az első lépés eredményei és a szakirodalom összehasonlítása

Az első lépés földrajzi árjelzőkre vonatkozó eredményei összhangban állnak a nemzetközi szakirodalomban foglalt megállapításokkal, ugyanakkor nem mondható el, hogy általánosságban a borpiac legfontosabb ármeghatározó elemének nevezhetnénk őket a magyarországi borpiacon (ellentétben Spanyolországgal [Angulo et al., 2000], valamint Szicíliával [Di Vita et al., 2015]). Megállapításaim összhangban állnak a GI-ok regionális hierarchiájával (Ali és Nauges, 2007; Blair et al., 2017, valamint Combris et al., 2000), továbbá a kisebb földrajzi egységekkel (San Martín et al., 2008) kapcsolatos korábbi eredményekkel.

Az egyéni márkák szerepét az itt megkapott eredményeknek megfelelően mutatják be a külföldi mintán végzett vizsgálatok (Frick és Simmons, 2013; Masset et al., 2016; Haeger és Storchmann, 2006; Oczkowski, 2001; Oczkowski, 2016; Roma et al., 2013; San Martín et al., 2008; Shane et al., 2018; Viana és Rodriguez, 2007) is: az egyéni reputáció javulásával nő az ár is.

A borok ára és az őket alkotó egyes vegyületek koncentrációja közötti pozitív összefüggést az irodalom az eddigiekben az alkoholtartalom példáján igazolta (Arancibia et al., 2015; Roma et al., 2013; Levaggi és Brentari, 2014, valamint Thrane, 2009). Eredményeim ugyanezt az összefüggést nem a tényleges alkoholtartalom, hanem – a nehezebben elérhető adatnak számító – cukormentes extrakttartalom figyelembe vételével igazolták.

Az ár és a mennyiség között kimutatott negatív kapcsolat összhangban áll Kwong et al. (2017, Kanada piaca), továbbá San Martín et al. (2008, Amerikai Egyesült Államok piaca) eredményeivel.

4.2. Második lépés

A kutatás második lépésének célja – szakpolitikai relevanciájuk okán – a földrajzi árujelzők piaci értékét meghatározó tényezők felfedése.

4.2.1. Korlátozott modellek

A 3.4.2 szakaszban részletezett módszertani nehézségek miatt a második szakasz hipotéziseit vizsgáló korlátozott modellek eredményeit részletesen is bemutatom (a 40. és 41. táblázatban). A H2.1-H2.4 hipotéziseket az összes korlátozott modell megerősítette.

A névhasználati szabályok szigora minden modell becslése szerint pozitív hatással bír a piaci értékre. Egy olyan GI átlagára, amely esetében egy hektoliterrel több borhoz elegendő szőlő termelhető meg hektáronként 2,81-2,97%-kal alacsonyabb, míg az implicit árakra gyakorolt hatás -1,42 és -1,68 pont között alakul.

A termelői közösség összetétele (heterogenitása) erősen kapcsolódik a földrajzi árujelzők piaci értékéhez. A modell becslése szerint 0,76-0,92%-kal alacsonyabb azon földrajzi árujelzővel jelölt borok átlagára, amelynek termelői közösségében e GI használatának szórása 1 hektoliterrel magasabb az átlagnál. Ugyanez másképp kifejezve 1,42-1,68 ponttal alacsonyabb árnyékárát jelent.

Az egy többletponttal magasabb átlagos minőségű termőterülettel rendelkező GI-ok átlagára 0.70-0.94%-kal magasabb. A becsült implicit árakra gyakorolt hatás 0.38-0.56 pont.

A magasabb belépési korlátokkal rendelkező földrajzi árujelzőket használó borok ára magasabb. Az egy százalékponttal magasabb területkihasználtsággal bíró GI-ok átlagára 2,58-3,20%-kal, míg az implicit ára 1.19-1.72 ponttal magasabb.

A több klasszifikációs szinttel rendelkező földrajzi árujelzőket egyben vagy külön-külön figyelembe vevő modellek közül az utóbbiak nagyobb mértékű hatásokat becsülnek.

40. táblázat:

A második lépés hipotéziseit vizsgáló korlátozott modellek (a több klasszifikációs szinttel rendelkező GI-kat egyként figyelembe véve)

Függő változó	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (A1.7 modell)	Becsült implicit ár (A4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (A1.7 modell)	Becsült implicit ár (A4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (A1.7 modell)	Becsült implicit ár (A4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (A1.7 modell)	Becsült implicit ár (A4.7 modell)
Maximális hozam	-0,0297***	-1,6842**	-1,4242**									
A termelői közösség heterogenitása				-0,0076***	-0,3606**	-0,3426**						
Termőhely minőség							0,0070***	0,4591***	0,3842***			
Belépési korlátok										0,0258***	1,2342**	1,1907***
Konstans	10,5760***	296,3748***	269,4204***	7,6862***	134,0618***	128,2542***	5,4417***	-10,0021	6,8842	6,9947***	101,0720***	96,5288***
N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
R ²	0,2717	0,2097	0,1734	0,3611	0,2023	0,1982	0,2864	0,3037	0,2308	0,4030	0,2282	0,2305
AIC	28,6321	263,3413	262,3163	24,9658	263,6003	261,4629	28,0596	259,7948	260,2991	23,0671	262,6766	260,3133
BIC	31,2965	266,0057	264,9807	27,6302	266,2647	264,1273	30,7240	262,4592	262,9635	25,7315	265,3410	262,9777

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

41. táblázat:

A második lépés hipotéziseit vizsgáló korlátozott modellek (a több klasszifikációs szinttel rendelkező GI-kat külön figyelembe véve)

Függő változó	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (B1.7 modell)	Becsült implicit ár (B4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (B1.7 modell)	Becsült implicit ár (B4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (B1.7 modell)	Becsült implicit ár (B4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (B1.7 modell)	Becsült implicit ár (B4.7 modell)
Maximális hozam	-0,0281***											
A termelői közösség heterogenitása		-1,5387***	-1,6673***	-0,0092***	-0,4936***	-0,5148***						
Termőhely minőség							0,0094***	0,5567***	0,4358**			
Belépési korlátok										0,0320***	1,7207***	1,5159***
Konstans	10,4138***	284,6235***	294,4509***	7,8606***	144,8713***	142,6498***	4,8523***	-32,1633	1,7332	6,9615***	96,5320***	98,6077***
N	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33
R ²	0,5986	0,5414	0,6552	0,2331	0,2029	0,2274	0,2342	0,2480	0,1566	0,3478	0,3046	0,2436
AIC	36,6507	308,4531	298,0427	58,0143	326,6940	324,6625	57,9693	324,7716	327,5572	52,6691	322,1900	323,9627
BIC	39,6438	311,4461	301,0357	61,0074	329,6870	327,6555	60,9623	327,7646	330,5502	55,6621	325,1830	326,9558

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Az R^2 értékeinek összehasonlításából (amely a termőhely minőségének hatását vizsgáló 1. típusú modelleket kivéve rendre magasabb az átlagárát magyarázó modellek esetén) arra következtethetünk, hogy a figyelembe vett faktorok egyéb árbefolyásoló tényezőkre is hatnak, a borászati szakirodalomban foglaltaknak megfelelően (vagyis az alacsonyabb hozamok például a kémiai alkotórészek magasabb koncentrációját eredményezik).

Az Akaike és a Bayes-i információs kritériumok egyöntetűen a piaci értéket az átlagárral mérő modellek esetében mutatják a legjobb illeszkedést. Ebből a szempontból a kvantilis regresszióval becsült árnyékárakat használó modellek enyhén jobbnak bizonyulnak a robosztus sztenderd hiba módszerével becsült árnyékárakat alkalmazó modellekkel szemben.

4.2.2. A termelői közösség összetételének hatása a földrajzi árujelző felárakra

A 3.4.2 szakaszban kifejtettem, a termelői közösség heterogenitását és a hozam szabályozását nem tekintem egymástól függetlennek, vagyis a maximális hozam közösség által megállapított értéke, mint a névhasználati szabályok szigorának mértéke a közösség döntéshozatali képességétől függ. E feltételezés vizsgálata érdekében a maximális hozamot a termelői közösség heterogenitásával magyaráztam a 42. táblázatban bemutatott regressziós elemzésben.

42. táblázat

A termelői közösség szerkezetének a névhasználati szabályokra való hatását becslő modellek

Modell	(1)	(2)
Miként kezeli a modell a több klasszifikációs szintre bontott GI-okat	Egy GI-ként	Külön GI-ként
Függő változó	Maximális hozam	Maximális hozam
A termelői közösség heterogenitása	0,1397***	0,2164**
Konstans	99,6287***	92,7287***
N	28	33
R^2	0,3962	0,1704
AIC	183,8755	279,3185
BIC	186,5399	282,3115

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

A több klasszifikációs szinttel rendelkező földrajzi árjelzőket egységesen kezelő modell magasabb magyarázó erőt és jobb illeszkedést mutat.

Az (1) modell erős kapcsolatot mutat a termelői közösség szerkezete és a névhasználati szabályok szigora között, mivel a modell a maximális hozam varianciájának mintegy 40%-kát megmagyarázza. A modell becslése alapján a termelői közösség földrajzi árjelző használata szórásának 1 hektoliterrel magasabb értékéhez 0,14 hl/ha-ral magasabb maximális hozam kapcsolódik. Mindeközben a (2) modell magyarázó ereje alacsonyabb (17%), továbbá a becsült hatás mértéke magasabb, mivel a termelői közösség földrajzi árjelző használata szórásának 1 hektoliterrel magasabb értékéhez 0,22 hl/ha-ral magasabb maximális hozam kapcsolódik.

4.2.3. Kiterjesztett modellek

A 43. táblázatban bemutatott kiterjesztett modellek minden eredménye összhangban áll a H2.2-H2.4 hipotézisekkel.

43. táblázat

A második lépés kiterjesztett modelljeinek eredményei

Modell	C1	C2	C3	D1	D2	D3
Függő változó	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (B1.7 modell)	Becsült implicit ár (B4.7 modell)	Átlagár (log)	Becsült implicit ár (B1.7 modell)	Becsült implicit ár (B4.7 modell)
Maximális hozam	-0,0208***	-1,1655**	-1,0023*	-0,0217***	-1,1751***	-1,4217***
Termőhely minőség	0,0050***	0,8823**	0,8984**	0,0053***	0,9244***	0,6709**
Belépési korlátok	0,0204***	0,3626***	0,2932**	0,0178***	0,3378***	0,2043*
Konstans	7,7391***	119,4595*	117,6848	7,7751***	126,3618***	193,7080***
N	28	28	28	33	33	33
korrigált R ²	0,6777	0,4946	0,4042	0,7650	0,6993	0,7130
AIC	6,5108	251,5256	253,8527	19,7348	295,2679	292,7360
BIC	11,8396	256,8544	259,1816	25,7209	301,2539	298,7220
VIF	1,06	1,06	1,06	1,14	1,14	1,14

Forrás: Saját számítás. *: 10%; **: 5%; ***: 1% szignifikanciaszint

Azon GI átlagára, ahol az átlagnál hektáronként egy többlethektoliter bor előállításához szükséges szőlőt engedélyezett termelni, 2.08-2.17%-kal alacsonyabb (a hatás abszolút értéke 0.64-0.89 százalékponttal csökkent a korlátozott modell becsléseihez képest). Az árnyékárak esetében a hatás 1,00-1,42 pontos csökkenés (ami

0,25-0,52 pontos visszaesés abszolút értékben a korlátozott modellek becsléseihez képest).

Az átlagnál egy ponttal magasabb átlagos minőségű termőterülettel rendelkező földrajzi árujelzők átlagára 0,50-0,53%-kal magasabb (a becsült hatás 0,20-0,41 százalékponttal elmarad a korlátozott modellétől). Az árnyékárak tekintetében a hatás 0,67-0,92 pontos növekedés (érdekes módon 0,24-0,51 ponttal nőtt a becsült hatás a korlátozott modellhez képest).

Egy földrajzi árujelző átlagára az átlagosnál egy százalékponttal magasabb terület kihasználtság esetén 1,78-2,04%-kal magasabb (a hatás mértéke 0,54-1,42 százalékponttal kisebb a korlátozott modell becslésénél). Az árnyékárak esetében a becsült hatás 0,20-0,36 pontos emelkedés (amely 0,87-1,38 ponttal marad el a korlátozott modellek által becsült hatástól).

Az Akaike és a Bayes-i információs kritériumok itt is egyöntetűen a piaci értéket az átlaggal mérő modellek esetében mutatják a legjobb illeszkedést. Emellett a korrigált R^2 mutató értéke is ezeknél a modelleknél mutatja a legmagasabb magyarázó erőt. Mindazonáltal a C2-C3, valamint a D2-D3 modellek (és a hozzájuk tartozó korlátozott modellek) a földrajzi árujelzők piaci értékének jobb becslését használják függő változóként, mivel az árnyékárak meg vannak tisztítva a borárakra ható egyéb tényezők (kor, egyéni márka, kémiai összetétel, tétel nagyság, szín és fajtaösszetétel) hatásától.

A kiterjesztett modellek eredményei alapján megállapíthatjuk, hogy a földrajzi árujelzők szabályozási és termőhelyi elemei a piaci értékük varianciájának 40-71%-át magyarázzák.

5. AZ EREDMÉNYEK SZAKPOLITIKAI ÉRTÉKELÉSE

Ebben a fejezetben az előzőekben bemutatott eredmények felhasználásával elemzem a magyarországi borpiacot és fogalmazok meg szakpolitikai javaslatokat¹².

5.1. A magyarországi borpiac helyzete

5.1.1. Általános helyzetkép

Az eredmények nyomán a magyar borpiac kínálati szempontból két részre osztható. A koncentráltabb (cukormentes extrakttartalom) borokat jellemzően kisebb tétel nagyságban mennyiségben készítik és magasabb árakon értékesítik. A piac másik végén jellemzően a kevésbé koncentrált, nagyobb tételben készülő borok találhatók, amelyeket alacsonyabb áron értékesítenek. A magasabb cukortartalom a rozék és a vörösborok esetében általában édesítés eredménye, nem pedig az érett szőlő használatára utal (ez inkább jellemző a fehérekre, különösen a tokaji borokra). Így a cukortartalom és az ár látszólag ellentétes kapcsolata teljesen összhangban áll az elmélettel, miszerint a homogén borokat nagy mennyiségben kell előállítani és átlagáron értékesíteni.

A fentieknek megfelelően az eredmények alapján elmondhatjuk, hogy az alacsony koncentrációjú (és esetleg édesített) borokat a piac alsó szegmensében értékesítik, melyeket heves verseny jellemez. Itt a tételeknek nagyobbak kell lenniük a hatékonyság érdekében, és az összetevők koncentrációja alacsony, az alacsonyabb költségek érdekében. Eközben a piac magasabb vége a monopolisztikus verseny jeleit mutatja a termékek differenciálódásával, magasabb minőségi szinttel, magasabb árakkal és kisebb tételekkel.

5.1.2. A borok földrajzi árujelzőinek helyzete

A termőhely mindig is alapvető tényező volt a borpiac számára, és a borok földrajzi neveinek használata a címkén nagy hagyományokra tekint vissza. Mivel a termőhely a kulcsa a borok valódi, megismételhetetlen egyediségének, egy változatos és jó termőhelyi adottságokkal rendelkező bortermelő országban a pincészetek számára

¹² Jelen dolgozat, és azon belül különösen e fejezet a szerző tudományos eredményeken nyugvó elemzését és következtetéseit tartalmazza, amely erősítheti, megalapozhatja, de nem köti a szerző által a témában egyéb platformokon egyéb célokból közzé tett vagy közvetített álláspontot.

jövedelmező stratégia lehet olyan borok előállítása, amelyek a termőhelyükhöz kapcsolódó tulajdonságokkal rendelkeznek.

A vizsgálat eredményei alapján arra következtethetünk, hogy a magyar off-trade borpiacon a földrajzi árujelzők árnövelő szerepe kettős módon jelentkezik. A földrajzi árujelzők használatának általános (vagyis *bármelyik* GI használata) hatásai elsősorban az alacsonyabb árszegmensekben mutatkoznak meg, míg a borok árának növekedésével pedig egyre inkább előtérbe kerülnek az egyes földrajzi árujelzők közötti különbségek.

Így a minőségbe, a közös márkáépítésbe történő befektetésnek is eltérő (csökkenő) valószínűséggel lehetnek pozitív hozamai. A magasabb piaci szegmensekben is pozitív felárral bíró földrajzi árujelzők között elsősorban a kisebb méretű körülhatárolt termőterülettel vagy az átlagosnál jóval szigorúbb egyedi szabályozással rendelkező neveket találunk. Ez utóbbiak hiányában a jobban csengő nevek (pl. Szekszárd) felára is elfogy a magasabb kategóriákra. Összességében tehát megállapíthatjuk, hogy a felár növelése érdekében a minőségbe történő befektetés, vagyis az általánosnál szigorúbb szabályok szükségesek.

A fentieket érdekes módon bizonyítani látszanak azok az egyszerűnek semmiképp sem nevezhető eredetvédelmi szabályozások, melyek a minőségi szint alapján történő szegmentáció (klasszifikáció) alkalmazása mellett döntött a közösség. Másrészt jelen kutatás pedig azt erősíti meg, hogy ezek a rendszerek jól működnek, és jól láthatóan elérik a céljukat.

A különböző modellek becslései alapján a középső árszegmensben a földrajzi árujelzők 25-40%-a esetében nem becsülhető statisztikailag szignifikáns felár. E tény komoly kérdéseket vet fel e nevek használatának hasznával kapcsolatban. Amennyiben ezek tudatosan az alacsony szegmensekre pozicionált közösségi márkák (például Duna-Tisza közti OFJ), akkor ez egy pozitív jelenség, hiszen teljesítik feladatukat; megkülönböztetik a közösség olcsónak szánt termékeit a drágábbaktól. Mindazonáltal e csoportban találhatunk olyan GI-okat is, amelyek esetében a becsült piaci pozíció alapján kérdéses a névhasználat költségeinek megtérülése.

A dolgozatban ismertetett modellek eredményei alapján összesen hat olyan borvidéki eredetmegjelölést találhatunk (ez a 21 vizsgált borvidéki eredetmegjelölés harmada), amely piaci pozíciója rosszabb, mint az adott borrhégy nevéé (függetlenül attól, hogy

az eredetmegjelölés vagy földrajzi jelzés-e). További három olyan eset van, ahol a piaci pozíciók azonosnak tekinthetők. Ezekben az esetekben kevés érv szól a borvidék nevének használata mellett a magasabban pozicionált, adott esetben ismertebb, jobban csengő borrégiós név helyett.

Összességében a magyarországi borpiacot eredetvédelmi szempontból nem az eredetvédelmi kategóriák mentén (eredetmegjelölés vagy földrajzi jelzés) oszthatjuk ketté, hanem az egyes földrajzi árujelzők piaci értéke alapján hozzáadott értékkel bíró és anélküli GI-okra.

5.2. Szakpolitikai javaslatok

Jelen alfejezet a kutatás eredményeiből levonva fogalmaz meg szakpolitikai javaslatokat a borpiac és benne különösen a földrajzi árujelzők szabályozásával kapcsolatban.

Az eredmények alapján a borpiac alsó és felső részét eltérő szabályozói megközelítéssel érdemes kezelni, és ennek megfelelően a borászati termékek ellenőrzését is azok piaci pozíciójához kell igazítani. A nagyobb mennyiségben (és alacsonyabb áron) értékesített borok esetében a helyszíni ellenőrzéseket kell előnyben részesíteni a szigorú és időigényes, forgalomba hozatalt megelőző eljárások helyett. Másrészt viszont, a kisebb tételekben (mennyiségben) és magasabb áron értékesített borokat (amelyeken gyakran jó reputációval bíró földrajzi árujelzőket jelölnek) komolyan ellenőrizni kell mielőtt a piacra kerülnének (ideértve a szigorú érzékszervi bírálatot is).

A borpiac szabályozásának szempontjából különös jelentőséggel bírnak a földrajzi árujelzők, hiszen az egységes európai piacon gyakorlatilag csak ezen a területen, de itt is csak közvetett módon, a keretszabályok alakításával adódik szabályozási mozgástere a tagállamoknak. A földrajzi árujelzők az ágazat igen szabályozott részterületét képezik. Egyrészt e szabályok nagy részét a helyi termelők közössége alkotta, másrészt pedig mindennek az alapja a tagállamok és az EU keretszabályozása. Jelen dolgozat kiemeli a helyi termelői közösség kulcsszerepét a GI-ok piaci sikerében. Ezáltal az e termelői közösségek erősítését célzó szakpolitika értékesebb GI-okat eredményezhet.

Jelen kutatás földrajzi árujelzőkkel kapcsolatos egyik legfontosabb tanulsága, hogy a borpiaci szakpolitikának (például a horizontális eredetvédelmi szabályoknak) átláthatóbbá kell tenniük a minőségi szabályokban rejlő különbségeket. Hasznos eszköz lehet a földrajzi árujelzők besorolása néhány könnyen érthető minőségi sztenderd (a szőlő és a bor minőségének egyszerű mutatói) alapján. Ez azt jelenti, hogy annak ellenére, hogy a földrajzi árujelzőket jogi értelemben, az oltalom és a jogérvényesítés szempontjából azonos módon kell kezelni, a marketing vagy a piacszerzés szempontjából eltérő megközelítéssel kell feléjük fordulni.

A fentiek alapján a földrajzi árujelzőkkel kapcsolatos szakpolitika akkor jár el jól, ha elősegíti a termelői közösségek döntéshozatalát az általuk kezelt GI-ok pontos piaci pozicionálásáról, és releváns megkülönböztetésre ösztönöz. A Villányhoz és Egerhez hasonló többszintű rendszerek elsősorban a meglévő nevek esetén és elsősorban az érdekkülönbözések miatt jelenthetnek reálisan elérhető kompromisszumos megoldást. Mindazonáltal a forgalomba hozott mennyiség számos pozícionáltan GI esetben annyira alacsony, hogy ezekben az esetekben valós érdekkülönbség helyett inkább rossz megszokásokról beszélhetünk.

Figyelembe véve a termelői közösségek kulcsszerepét, a direkt szabályozási nehézségeit, valamint a regionális és országos hierarchikus rendszerekkel kapcsolatos pozitív kutatási eredményeket, a GI-ok piaci szerepének és értéknövelő funkciójának elősegítésére azok piaci pozíciójára jól reflektáló általános keretrendszer létrehozása lehet az optimális szakpolitikai megoldás. Más szavakkal, mivel a jelenlegi eredetmegjelölés/földrajzi jelzés dichotómia valójában nem jelenti a GI-ok érdemi megkülönböztetését, célszerűnek tartom az árra és a piaci pozicionálásra erősen támaszkodó új földrajzi árujelző kategóriák létrehozását. Egy ilyen rendszer ugyanis amellett, hogy meghagyja a termelői közösségek döntési szabadságát, az egyes kategóriákra vonatkozó keretszabályozással segíti az érintett földrajzi árujelzők piaci érvényesülését. Így jobban el tudnak különülni egymástól a magasabb és az alacsonyabb (esetleg negatív) árnyékárral rendelkező földrajzi árujelzők, és a szabályozás is pontosabban meg tudja szabni a minőségi szint általános küszöbértékeit, továbbá a különböző közösségi bormarketing programok üzeneteinek hitelessége is nő.

A termelők magasabbra árazzák a dűlős borokat, ami tükröződik a dűlőnevek címkén való feltüntetésének viszonylag magas árnyékában is. Ezért érdemes külön szabályozást bevezetni ezen elnevezések használatára vonatkozóan is.

A fentiek nyomán mind az eredetmegjelölések, mind pedig a földrajzi jelzések csoportjának kettéosztását javaslom egy-egy magas és alacsony árnyékkal bíró kategóriára. A termelői közösségek szabad választásának tiszteletben tartásából, és a döntéskényszer elkerüléséből fakadó fontos elv, hogy magasabbra pozicionált, ennél fogva szigorúbb szabályokkal rendelkező kategóriákat kell újonnan létrehozni.

Az új kategóriák keretszabályainak kialakítása során elsősorban a minimális minőségi szint megfelelő megállapítására kell törekedni. A hitelesség fenntartása érdekében a kategóriáknál a minőség átfogó ellenőrzése szükséges, amelynek alapja és egyben leghatékonyabb módja a szigorú és következetes, a borstílusra is kiterjedő érzékszervi bírálat. E kategóriákban minőségi szempontok miatt indokolt a jelenleginél¹³ szigorúbb szabályokat megfogalmazni a szőlő alapanyag minőségére vonatkozóan. Ezzel szemben a már létező kategóriák (védett eredetű és tájbor) keretszabályozásának szigorítása nem indokolt, sőt, azon egyes esetekben szerint lazítani is lehetséges (például a forgalomba hozatalt megelőző ellenőrzések átgondolása, a folyamat gyorsítása).

44. táblázat:

A meglévő és potenciális új földrajzi árujelzők elhelyezése a javasolt új földrajzi árujelző keretrendszerben

		európai uniós eredetvédelmi kategória	
		eredetmegjelölés	földrajzi jelzés
piaci pozicionálás	magas	borvidéknél kisebb egységek nevei*, egyes borvidékek nevei*, borvidékek neveinek emelt szintű klasszifikációs kategóriái	borrégiók nevei*
	alacsony vagy nem tudatos	egyes borvidékek nevei*, borvidékek neveinek belépő szintű klasszifikációs kategóriái	bortájak nevei, egyéb nevek

*létező nevek esetében a termelői közösség választásának megfelelően

Forrás: Saját szerkesztés

Ahogy a 44. táblázat is mutatja, a javasolt új rendszer alapvetően az ehelyütt is ismertetett borpiaci realitásokra támaszkodik, így az Eger és a Villány

¹³ Ld. a szőlőtermelésről és a borgazdálkodásról szóló 2004. évi XVIII. törvény 13/A. §

eredetmegjelölések esetében már létező és működő, az érdekelletéteken több klasszifikációs szint bevezetésével felülkerekedő megoldást veszi alapul a már létező nevek esetében.

A javasolt új keretrendszer további funkciói:

- rendezési elv a sokszínű magyar bor termőhelyek rendezett bemutatásához,
- támpont az új, még nem létező földrajzi árujelzők oltalmára vonatkozó kérelmek vizsgálatához.

Jelen dolgozatnak nem célja, hogy az új kategóriák nevére javaslatot tegyen, mivel ahhoz már az ehelyütt nem vizsgált szempontok figyelembe vételére is szükség lehet. E tekintetben érdemes európai példákra (például: Ausztria – DAC/qualitätswein, Olaszország – DOCG/DOC), vagy a Magyar Turisztikai Ügynökség által kidolgozott borkommunikációs értékpiramisra (MTÜ, 2017) támaszkodni.

6. ÖSSZEFOGLALÁS

Jelen dolgozat a borárakat meghatározó tényezők feltárására vállalkozott a magyarországi off-trade borpiacon, különös tekintettel a földrajzi árujelzőkre.

Termelői szempontból nézve a bor világpiaci helyzet nehéz, hiszen a termelés még annak ellenére is mindig meghaladja a fogyasztást, hogy az utóbbi folyamatosan növekszik. Ezen túlmenően a fogyasztás struktúrája is megváltozott az utóbbi 1-2 évtized folyamán: az alkalmoszerű fogyasztás egyre inkább átveszi a napi borivás helyét. A korlátozott alkalmazkodási lehetőségeket figyelembe véve ez nehéz helyzetbe hozza a hagyományos bortermelő országokat.

Magyarország egy közepes méretű bortermelő és exportáló országnak számít, és e csoport minden jellemzőjét (pl. társadalmilag beágyazott szektor, alacsony hatékonyság) mutatja. A kínálati oldal igen töredezett és erősen versenyzői mind a szőlőtermesztésben mind pedig a bortermelésben. Ebben a környezetben a szektor fejlesztése szempontjából kritikusnak számít megtalálni a termelési érték növelésének lehetőségeit.

Az borárakat befolyásoló tényezők irodalmának elemzése alapján öt fő csoportba sorolhatók a különböző tényezők: termőhely (földrajzi árujelzők, származási ország), szakértői érzékszervi minősítés, objektív minőség (kémiai összetétel, a szüret évének időjárása, a bor kora), hagyományosan jelölt elemek (szőlőfajta, évjárat és egyéni márka) és egyéb elemek.

A termőhelyből a vizsgált írások legtöbbje a földrajzi árujelzőkkel foglalkozott, és néhány tért ki a származási országra. Az eredmények értelmében a GI-ok esetében a hatás mértéke erősen függ a konkrét névtől, nem pedig csupán általában a földrajzi árujelző használatától.

A szakértői érzékszervi vizsgálatok látszólag egyértelműen befolyásolják a borárakat. Noha ez az intuíció helyesnek bizonyul, e tényező elemzésekor komoly módszertani problémák jelentkeznek, amiket csak az írások kis hányada kezel megfelelően. Mindazonáltal az összes minőségi szinttel (pontokkal) foglalkozó vizsgálat pozitív kapcsolatot mutatott ki az árakkal. Ugyanakkor a borkarakter címkén való jellemzése negatív hatással lehet az árra.

Az irodalom összegzése alapján a kedvező időjárási feltételek (vagyis a jó évszázat egyes elemei: a tenyészidőszak előtti csapadék, kevés csapadék a szüretet megelőzően), a kémiai összetevők magas koncentrációja és a borok kora pozitív hatással bír a borárakra.

A három, hagyományosan címkén jelölt elem (fajta, évszázat, termelő) is meghatározó jelentőségű az árban. A különböző fajtából készült borokat eltérő áron értékesítik, a jó reputációval bíró évszázatok hatására pedig komolyan megemelkedhetnek a borárak. A borászat (vagyis az egyéni márkák) eltérő reputációja adhat választ az azonos földrajzi árujelzőt használó, azonos fajtából készült és egy évszázatból származó borok ára közötti különbség okára.

A fentiekén túl egyéb, az árat befolyásoló tényezőkről is ír az irodalom, ezek az ökológiai termelési módszerek és certifikációjuk, makroökonómiai ciklusok, a borászat mérete.

A borárakra a magyarországi piacon ható tényezők felfedése érdekében számos hedonikus árindex modellt specifikáltam. Ezek eredményeinek értelmezése során nem szabad elfeledkezni arról, hogy a hedonikus árindexek nem a fogyasztói viselkedést hivatottak megbecsülni, hanem a kínálati oldalra vonatkoznak, vagyis azt mutatják be, miként befolyásolják az árakat egyes kínálati oldali jellegzetességek. Az eredmények ellenőrzése érdekében egy LVPLS modellt is alkalmaztam.

A kutatás első szakaszában hat hipotézist dolgoztam ki a borárakat meghatározó tényezőkkel kapcsolatban:

1. Egyes földrajzi árujelzők rendelkeznek pozitív hatással bírnak az árra.
2. A jó egyéni márkák pozitív hatással bírnak a borok árára.
3. A borok kémiai összetevőinek koncentrációja pozitívan függ össze az árral.
4. A bor kora pozitív kapcsolatban áll az árral.
5. A forgalomba hozott mennyiség és az ár kapcsolata negatív.
6. A divatos fajtából készülő vagy vörös borok többbe kerülnek.

Az eredmények ismeretében az első öt hipotézist teljesen, a hatodikat viszont csak részben fogadtam el.

A vizsgálat megerősítette, hogy a földrajzi árujelzők lehetővé teszik a termelők részére felár elérését, ennél fogva alkalmas eszközök a hagyományos, minőségi termékek piacon maradásának biztosítására, azok potenciálisan magasabb előállítási költségei ellenére is. A GI-ok ezáltal a minőségi termelésbe való befektetés ösztönzői lehetnek.

A becsült árprémiumok nagy varianciája azt bizonyítja, hogy nem általában bármely földrajzi árujelző használata jár magasabb árakkal, hanem inkább vannak olyan földrajzi jelzők, amelyek felára magasabb, másoké alacsonyabb, egyeseké zérus, vagy akár negatív. Ez a jelenség a földrajzi árujelzők piaci értékét magyarázó tényezők fontosságát emeli ki, amelyeket a kutatás második lépésében részleteztek.

A vizsgálat rámutatott, hogy a borárakat figyelembe véve egyéni szinten is lehetséges a magyar borpiacon a minőségbe való befektetés megtérülése.

A jó egyedi márkákkal rendelkező boraiért jelentősen többet fizetnek a kereskedelemben, az elért felár még a második vonalbeli pincészetek esetében is jóval meghaladja az átlagos földrajzi árujelzők felárát.

A bor koncentrációjának növelése (vagy más szavakkal kevesebb víz értékesítése borospalackba csomagolva) magasabb árakat jelent. A cukortartalom szintől függően ellentmondásosan befolyásolja az árat; a magasabb (jellemzően maradék) cukortartalmú fehérborokért többet kell fizetni, míg a több (jellemzően hozzáadott) cukorral rendelkező rozé és vörös borok olcsóbbak. Ez a kettős hatás mindazonáltal összhangban van a minőségre és a borok heterogenitásának hatására vonatkozó feltételezésekkel, mivel a maradékcukor-tartalomhoz érettebb szőlőt jelent, az édesítés pedig uniformizált ízeket. Az érlelés szintén egyéni erőfeszítés a minőség javítása érdekében (bizonyos bortípusok esetében), amely az árak elemzésének tanulsága szerint megtérülhet.

A forgalomba hozott mennyiség negatívan befolyásolja az árat, arra utalva, hogy nemcsak nehezebb a magasabb árú borokat nagy tételben értékesíteni, hanem fordítva: a drága borokat korlátozott mennyiségben érdemes forgalomba hozni.

Ösztönösen azt gondolnánk, hogy a borárak közötti különbségek nagyrészt a fajtaösszetételnek tulajdoníthatók. Az eredmények azt mutatták, hogy önmagában véve a szőlőfajta statisztikailag szignifikáns hatással van az árakra. Mindazonáltal a komplex modellek eredményei ezzel ellentétesnek bizonyultak, ez alapján a valóságban más tényezők magyarázzák a borárak azon különbségeit, amelyeket

látszólag a fajtaösszetétel okoz. Az eredmények alapján úgy tűnik, hogy a szőlőfajták piaci jelentősége nem a borárúkra gyakorolt hatásukban nyilvánul meg.

Szakpolitikai jelentőségükre való tekintettel a dolgozat második lépésében célom a földrajzi árujelzők piaci értékét befolyásoló tényezők feltárása volt. Négy hipotézist dolgoztam ki:

1. A homogén termelői közösségekhez kapcsolódó földrajzi árujelzők piaci értéke magas.
2. Minél szigorúbbak egy földrajzi árujelző használatának szabályai, annál magasabb lesz a piaci értéke.
3. Minél jelentősebbek a belépési korlátok, annál jobb az adott földrajzi árujelző piaci értéke.
4. A jobb minőségű termőhely magasabb piaci értékkel párosul.

Tekintettel a földrajzi árujelzők korlátozott és meghatározott számára, a második lépés során meglehetősen szűk módszertani mozgástérrel szembesültem. Ezért a egyszerű módszerek alkalmazására volt szükség, és így a korlátozott regressziós modellek eredményeit is részletesen elemeztem.

A második lépés modelljeinek eredményei megerősítették az összes hipotézist továbbá azt is kimutatták, hogy a földrajzi árujelzők alkalmazására vonatkozó helyi szabályok és a termelői közösség szerkezete függenek egymástól.

Az eredmények kiemelik a közösségi döntések szerepét, mivel minél homogénebb egy termelői csoport, annál valószínűbb, hogy hasonlóképpen viselkednek és gondolkodnak az általuk használt földrajzi árujelző(k)ről. Ez a következtetés az új földrajzi árujelzők pozicionálásának vagy a meglévők újrapozicionálásának egy új dimenziójára hívja fel a figyelmet. A releváns megkülönböztetés érdekében egy földrajzi árujelzőnek különleges termékminőséget kell tükröznie. Ez könnyebben elérhető, ha az egyes csoporttagok által azonos földrajzi árujelzővel forgalomba hozott termékek mennyisége nem tér el nagy mértékben egymástól.

A lehatárolt termőterület szerepe alapvető a földrajzi árujelzők esetében a származás és a végtermék minősége közötti kapcsolat szempontjából. A termelési terület tényleges mérete és minősége fontos politikai eszköz, mivel fontos belépési korlátot jelent az adott földrajzi árujelzővel jelölt termékek piacra lépése előtt. Ezért a termelési

terület bővítésével kapcsolatos valamennyi kezdeményezést a kellő óvatossággal kell kezelni.

A földrajzi árujelzőt hordozó termékekkel kapcsolatban az értékes információnak nem az számít, hogy általában valamilyen misztikus szempont alapján különlegesnek számítanak, hanem hogy *konkrétan mitől különlegesek*. Ezeket az információkat egy jól működő földrajzi árujelzőnek magában kell hordoznia, a piacszervezési szabályoknak pedig erre kell reflektálniuk.

Az eredmények alapján megállapíthatjuk, hogy a magyarországi off-trade borpiac kétfelé osztható. Az alacsony koncentrációjú (és esetleg édesített) borokat a piac alsó szegmensében értékesítik, melyeket heves verseny jellemez. Itt a tételeknek nagyobbak kell lenniük a hatékonyság érdekében, és az összetevők koncentrációja alacsony, az alacsonyabb költségek érdekében. Eközben a piac magasabb vége a monopolisztikus verseny jeleit mutatja a termékek differenciálódásával, magasabb minőségi szinttel, magasabb árakkal és kisebb tételekkel.

A magyar off-trade borpiacon a földrajzi árujelzők árnövelő szerepe kettős módon jelentkezik. A földrajzi árujelzők használat általános pozitív hatásai elsősorban az alacsonyabb árszegmensekben mutatkoznak meg, míg a borok árának növekedésével pedig egyre inkább előtérbe kerülnek az egyes földrajzi árujelzők közötti különbségek. Emellett úgy tűnik, hogy kifizetődő a minőségi szint alapján több klasszifikációs kategóriát kialakítani, tekintve, hogy az érintett földrajzi árujelzők felső kategóriái magas árnyékárakkal rendelkeznek.

A különböző modellek becslései alapján a középső árszegmensben a földrajzi árujelzők 25-40%-a esetében nem becsülhető statisztikailag szignifikáns felár. Jelentős azon borvidéki eredetmegjelölések száma (3+6 a 21 vizsgált ilyen név közül), amely árnyékára az adott borrhégy nevével azonos, vagy még alacsonyabb is annál.

Összességében a magyarországi borpiacot eredetvédelmi szempontból nem az eredetvédelmi kategóriák mentén (eredetmegjelölés vagy földrajzi jelzés) érdemes kettéosztani, hanem az egyes földrajzi árujelzők piaci értéke alapján.

A disszertáció végén, annak eredményeire támaszkodva a magyar bor földrajzi árujelzők új keretrendszerére tesztek javaslatot, amely egy-egy új, magasabb minőségi szintet képviselő, és szigorúbban ellenőrzött eredetmegjelölés és földrajzi jelzés típus bevezetését szorgalmazza.

7. HIVATKOZÁSOK JEGYZÉKE

Abraben, L.A., Grogan, K.A. és Gao, Z. (2017): Organic price premium or penalty? A comparative market analysis of organic wines from Tuscany. *Food Policy*, 69(5): 154–165. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2017.04.005>

Agrárminisztérium (2019): Termékleírások.

<https://boraszat.kormany.hu/termekleirasok2> Letöltve: 2020. február 15.

Agrárminisztérium (2020): A magyar szőlő-bor ágazat számokban.

<https://boraszat.kormany.hu/stat> Letöltve: 2020. április 30.

Akerlof, G.A. (1970): The Market for “Lemons”: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *Quarterly Journal of Economics*, 84, 488–500. DOI: <https://doi.org/10.2307/1879431>

Ali, H.H. és Nauges, C. (2007): The Pricing of Experience Goods: The Example of en primeur Wine. *American Journal of Agricultural Economics*, 89(1): 91–103. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2007.00965.x>

Ali, H.H., Lecocq, S. és Visser, M. (2008): The Impact of Gurus: Parker Grades and En Primeur Wine Prices. *The Economic Journal*, 118(529): 158–173. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2008.02147.x>

Amato, S., Esposito Vinzi, V. és Tenenhaus, M. (2004). *A global goodness-of-fit index for PLS structural equation modeling*. Oral Communication to PLS Club, HEC School of Management, France, March 24.

Angulo, A.M., Gil, J.M., Gracia, A. és Sánchez, M. (2000): Hedonic prices for Spanish red quality wine. *British Food Journal*, 102(7): 481–493. DOI: <https://doi.org/10.1108/00070700010336445>

Arancibia, R.G., Rossini, G. és Guiguet, E.D. (2015): Wine Label Descriptors and Shelf Price Paid by Argentine Consumers. *American Economics Review*, 16(2): 56–72.

Arias-Bolzmann, L., Sak, O., Musalem, A., Lodish, L., Báez R.K., De Sousa és L.J. (2003): Wine Pricing: The Influence of Country of Origin, Variety, and Wine Magazine Ratings. *International Journal of Wine Marketing*, 15(2): 47–57. DOI: <https://doi.org/10.1108/eb008756>

- Ashenfelter, O. (2008): Predicting the quality and prices of Bordeaux wine. *The Economic Journal*, 118, 174–184. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2008.02148.x>
- Ashton, R. (2012): Reliability and Consensus of Experienced Wine Judges: Expertise Within and Between? *Journal of Wine Economics*, 7(1): 70–87. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2012.6>
- Ashton, R.H. (2016): The value of expert opinion in the pricing of Bordeaux wine futures. *Journal of Wine Economics*, 11(2): 261–288. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2016.6>
- Balogh, J. M. (2017): A nagy európai bortermelők piaci árazási stratégiája. *Statisztikai Szemle*, 954, 382–405 DOI: 10.20311/stat2017.04.hu0382
- Barclay, D., Thompson, R. és Higgins, C. (1995). The partial least squares (PLS) approach to causal modelling: Personal computer adoption and use as an illustration. *Technology Studies* 2, 285–309.
- Barham, E. (2003): Translating terroir: the global challenge of French AOC labeling. *Journal of Rural Studies*, 19(1): 127–138. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0743-0167\(02\)00052-9](https://doi.org/10.1016/s0743-0167(02)00052-9)
- Barócsi, Z. (2006): A rügy- és fűrtterhelés hatása az Egri Bikavért adó szőlőfajták vegetatív és generatív teljesítményére. PhD értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem
- Benfratello, L., Piacenza, M., Sacchetto, S. (2009): Taste or Reputation? What Drives Market Prices in the Wine Industry? Estimation of a Hedonic Model for Italian Premium Wines. *Applied Economics*, 41(17): 2197–2209. DOI: <https://doi.org/10.1080/00036840701222439>
- Berrios, R. és Saens, R. (2015): The country-brand in the wine industry: how important is variety specialization?, *Academia Revista Latinoamericana de Administración*, 28(4): 484–501. DOI: <https://doi.org/10.1108/arla-12-2014-0230>
- Blair, A.J., Atanasova, C., Pitt, L., Chan, A. és Wallstrom, A. (2017): Assessing brand equity in the luxury wine market by exploiting tastemaker scores. *Journal of Product & Brand Management*, 26(5): 447–452. DOI: <https://doi.org/10.1108/jpbm-06-2016-1214>
- Botos, E.P. és Szabó, A. (2002): A borminőség gazdaságtana. *Bor és Piac*, 2, 44–48.

- Cardebat, J-M. és Figuet, J-M. (2004): What explains Bordeaux wine prices? *Applied Economics Letters*, 11(5): 293–296. DOI: <https://doi.org/10.1080/1350485042000221544>
- Cardebat, J-M. és Figuet, J-M. (2009): Estimation of a hedonic price equation for Alsace, Beaujolais and Provence wines. *Applied Economics Letters*, 16(9): 921–927. DOI: <https://doi.org/10.1080/13504850701222145>
- Carew, R. és Florkowski, W.J. (2010): The Importance of Geographic Wine Appellations: Hedonic Pricing of Burgundy Wines in the British Columbia Wine Market. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 58, 93–108. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1744-7976.2009.01160.x>
- Carter, E. (2015): Constructing Quality. Producer Power, Market Organization, and the Politics of High Value-Added Markets. MPIfG Discussion Paper 15/9.
- Castriota, S. és Delmastro, M. (2012): Seller Reputation: Individual, Collective, and Institutional Factors. *Journal of Wine Economics*, 7(1): 49–69. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2012.4>
- Chaikind, S. (2012): The Role of Viticulture and Enology in the Development of Economic Thought: How Wine Contributed to Modern Economic Theory. *Journal of Wine Economics*, 7(2): 213–225. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2012.17>
- Chevet, J.M., Lecocq, S. és Visser, M. (2011): Climate, Grapevine Phenology, Wine Production, and Prices: Pauillac (1800–2009). *American Economic Review*, 101(3): 142–146. DOI: <https://doi.org/10.1257/aer.101.3.142>
- Chin, W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modelling. In: Marcoulides, G. (eds) *Modern Methods for Business Research*, pp. 295–336. Mahwah/ London: Lawrence Erlbaum.
- Chin, W.W. és Newsted, P.R. (1999). Structural equation modeling analysis with small samples using partial least squares. In: Hoyle, R.H. (eds) *Statistical strategies for small sample research*, pp. 307–341. Thousand Oaks: Sage.
- Combris, P., Lange, C. és Issanchou, S. (2006): Assessing the Effect of Information on the Reservation Price for Champagne: What are Consumers Actually Paying for? *Journal of Wine Economics*, 1(1): 75–88. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000109>

- Combris, P., Lecocq, S., Visser, M. (2000): Estimation of a hedonic price equation for Burgundy wine. *Applied Economics*, 32(8): 961–967. DOI: <https://doi.org/10.1080/000368400322011>
- Crespy, A. (2003): Terroir: une histoire d'eau. *Revue des oenologues et des techniques vitivinicoles et oenologiques*, 107(4): 19–22.
- Darby, M. R. és Karni, E. (1973): Free Competition and the Optimal Amount of Fraud. *Journal of Law and Economics*, 16, 67-88. DOI: <https://doi.org/10.1086/466756>
- Diamantopoulos, A. (1999). Export performance measurement: reflective versus formative indicators. *International Marketing Review* 16, 444–457. DOI: <https://doi.org/10.1108/02651339910300422>
- Di Vita, G., Caracciolo, F., Cembalo, L., Pomarici, E., D'Amico, M. (2015): Drinking Wine at Home: Hedonic Analysis of Sicilian Wines Using Quantile Regression. *American Journal of Applied Sciences*, 12(10): 679–688. DOI: <https://doi.org/10.3844/ajassp.2015.679.688>
- Eperjesi, I. (2010): Borászati technológia – Borászat 1. Mezőgazda Kiadó, 313 oldal
- Európai Bizottság (2019): eAmbrosia – a földrajzi jelzések uniós nyilvántartása <https://ec.europa.eu/info/food-farming-fisheries/food-safety-and-quality/certification/quality-labels/geographical-indications-register/#>
- Evans, R. és Guinnane, T.W. (2007): Collective Reputation, Professional Regulation and Franchising (SSRN Scholarly Paper No. ID 1015104). Rochester, NY: Social Science Research Network.
- Esposito Vinzi, V., Trinchera, L. és Amato, S. (2010). PLS path modeling: from foundations to recent developments and open issues for model assessment and improvement. In: Esposito Vinzi V, Chin WW, Henseler J and Wang, H. (eds) *Handbook of partial least squares: concepts, methods and applications*, pp 47–82. Springer, Heidelberg, Germany.
- Ferro, G. és Amaro, I.B. (2018): What factors explain the price of top quality wines? *International Journal of Wine Business Research*, 30(1): 117–134. DOI: <https://doi.org/10.1108/ijwbr-05-2017-0036>

- Fishman, A., Finkelstein, I., Simhon, A. és Yacouel, N. (2018): Collective Brands. *International Journal of Industrial Organization*, 59(2018): 316-339. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2018.03.002>
- Ford, G. T., Smith, D. B. és Swasy, J. L. (1988): An Empirical Test of the Search, Experience and Credence Attributes Framework. *Advances in Consumer Research*, 15, 239-244.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1): 39–50. DOI: 10.2307/3151312
- Frick, B. és Simmons, R. (2013): The impact of individual and collective reputation on wine prices: empirical evidence from the Mosel valley. *Journal of Business Economics*, 83, 101–119. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11573-013-0652-x>
- Galambosné Tiszberger, M. (2011): A rétegzett mintavételről. *Statistikai Szemle*, 89, 909–929.
- Gál, L. (2006): Az Egri Bikavér minőségfejlesztésének lehetőségei. PhD értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem
- Gál, P. (2008): A termőhely hitele. Szakdolgozat, Budapesti Corvinus Egyetem
- Garthwaite, P.H. (1994). An interpretation of partial least squares. *Journal of the American Statistical Association* 89, 122–127. DOI: <https://doi.org/10.1080/01621459.1994.10476452>
- Goldstein, R., Almenberg, J., Dreber, A., Emerson, J. W., Herschkowitsch, A. és Katz, J. (2008): Do More Expensive Wines Taste Better? Evidence from a Large Sample of Blind Tastings. *Journal of Wine Economics*, 3(1): 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000523>
- Haeger, J.W. és Storchmann, K. (2006): Prices of American Pinot Noir wines: climate, craftsmanship, critics. *Agricultural Economics*, 35, 67–78. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2006.00140.x>
- Hajdu, T. és Hajdu, G. (2013): Szubjektív jóllét és anyagi helyzet: A kvantilis regresszió és az általánosított ordered probit modell eredményeinek összehasonlítása a standardelemzési módszerekkel. Magyar Tudományos Akadémia Közgazdaság- és Regionális Tudományi Kutatóközpont Műhelytanulmányok, MT-DP-2013/28.

Hardin, G. (1968): The Tragedy of Commons. *Science*, 162(3859): 1243–1248. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.162.3859.1243>

Hardin, J.W. és Hilbe, J.M. (2007): Generalized Linear Models and Extensions, Second Edition. Stata Press, 387 pages.

Harrel, F. (2015): Regression Modeling Strategies With Applications to Linear Models, Logistic and Ordinal Regression, and Survival Analysis. Springer International Publishing, 582 pages

Hay, C. (2010): The political economy of price and status formation in the Bordeaux en primeur market: the role of wine critics as rating agencies. *Socio-Economic Review*, 8, 685–707. DOI: <https://doi.org/10.1093/ser/mwq007>

HNT (2020): Magyarország szőlészetének és borászatának helyzete. Háttér tanulmány az ágazati stratégiához. Letöltve: 2020. február 2.

HNT (2016): A magyarországi szőlő-bor ágazat stratégiája. http://hnt.hu/wp-content/uploads/2016/12/strat%C3%A9gia-bemutat%C3%B3_20161208-1.pdf

Letöltve: 2016. december 10.

Hoang, V., Iida, T., Matsumoto, S., Watanabe, N. és Wilson, C. (2016): Consumer's comparison between local and imported organic products: a hedonic analysis of the Japanese table wine market. *Eurasian Business Review*, 6, 405–415. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40821-016-0047-3>

Hodgson, R. (2009): How Expert are “Expert” Wine Judges? *Journal of Wine Economics*, 4(2): 233–241. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000821>

Hotelling, H. (1929): Stability in competition. *The Economic Journal*, 153(39): 41–57. DOI: <https://doi.org/10.2307/2224214>

Jiao, L. (2017): Macroeconomic determinants of wine prices. *International Journal of Wine Business Research*, 29(3): 234–250. DOI: <https://doi.org/10.1108/ijwbr-09-2016-0032>

Jones, G.V. és Storchmann, K-H. (2001): Wine market prices and investment under uncertainty: an econometric model for Bordeaux Crus Classés. *Agricultural Economics*, 26, 115–133. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0169-5150\(00\)00102-x](https://doi.org/10.1016/s0169-5150(00)00102-x)

Johnson, H. (2005): A bor története. Park Kiadó, 256 oldal

Königer, S., Schwab, A.L., Michel, S. (2003): Using a GIS for Terroir Valuation in Cool Climate Regions. In: Paysages de vigne et de vins. Patrimoine, enjeux, valorisation. Colloque International Abbaye Royale de Fontevraud 2-4 juillet 2003. pp. 228–230.

KSH – Központi Statisztikai Hivatal (2017): Mezőgazdasági Számlarendszer második előzetes, KSH, Budapest.

Kwong, L.M.K. Ogowang, T. és Sun, L. (2017): Semiparametric versus parametric hedonic wine price models: an empirical investigation. *Applied Economics Letters*, 24(13): 897–901. DOI: <https://doi.org/10.1080/13504851.2016.1240330>

Landon, S. és Smith, C. E. (1997): The Use of Quality and Reputation Indicators by Consumers: The Case of Bordeaux Wine. *Journal of Consumer Policy*, 20(3), 289–323. DOI: <https://doi.org/10.1023/a:1006830218392>

Landon, S. és Smith, C.E. (1998): Quality expectations, reputation, and price. *Southern Economic Journal*, 64(3): 628–647. DOI: <https://doi.org/10.2307/1060783>

van Leeuwen, C., Friant, P., Choné, X., Tregoeat, O., Koundouras, S. és Dubourdieu, D. (2004): Influence of Climate, Soil, and Cultivar on Terroir. *American Journal of Enology and Viticulture*, 55(3): 207–217.

Levaggi, R. és Brentari, E. (2014): The Hedonic Price for Italian Red Wine: Do Chemical and Sensory Characteristics Matter? *Agribusiness*, 30(4): 385–397. DOI: <https://doi.org/10.1002/agr.21377>

Ling, B-H. és Lockshin, L. (2003): Components of Wine Prices for Australian Wine: How Winery Reputation, Wine Quality, Region, Vintage, and Winery Size Contribute to the Price of Varietal Wines. *Australasian Marketing Journal*, 11(3): 19–32. DOI: [https://doi.org/10.1016/s1441-3582\(03\)70132-3](https://doi.org/10.1016/s1441-3582(03)70132-3)

Lohmöller, J.-B. (1989): Latent variable path modeling with partial least squares.

Physica-Verlag Heidelberg.

Lőrincz, A. és Barócsi, Z. (szerk.) (2010): A szőlő metszése és zöldmunkái. Mezőgazda Kiadó, Budapest, 306 oldal.

- Masset, P., Weisskopf, J-P., Faye, B. és Le Fur, E. (2016): Red obsession: The ascent of fine wine in China. *Emerging Markets Review*, 29, 200–225. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2016.08.014>
- Megyesi, B. és Mike, K. (2016): Organising collective reputation: An Ostromian perspective. *International Journal of the Commons*, 10(2): 1082–1099. DOI: <https://doi.org/10.18352/ijc.657>
- Meloni, G. és Swinnen, J. (2013) The Political Economy of European Wine Regulations. *Journal of Wine Economics*, 8(3): 244–284 DOI:10.1017/jwe.2013.33
- Meloni, G. és Swinnen, J. (2018) Trade and terroir. The political economy of the world's first geographical indications *Food Policy* 81, 1–20 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2018.10.003>
- Michis, A.A. és Markidou, A.G. (2013): Determinants of retail wine prices: evidence from Cyprus. *Empirical Economics*, 45, 267–280. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00181-012-0616-y>
- MTÜ – Magyar Turisztikai Ügynökség (2017): Bor- és gasztroturizmus <https://mtu.gov.hu/cikkek/bor-es-gasztroturizmus-1490> Letöltve: 2020. április 30.
- Nelson, P. (1970): Information and Consumer Behavior. *Journal of Political Economy*, 78(2): 311–329. DOI: <https://doi.org/10.1086/259630>
- Nelson, P. (1974): Advertising as Information. *Journal of Political Economy*, 82(4): 729–754. DOI: <https://doi.org/10.1086/260231>
- Niklas, B., Storchmann, K. és Vink, N. (2017): Fairtrade wine price dispersion in the United Kingdom. *Journal of Wine Economics*, 12(4): 446–456. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2017.48>
- Noev, N. (2005): Wine Quality and Regional Reputation: Hedonic Analysis of the Bulgarian Wine Market. *Eastern European Economics*, 43(6): 5–30. DOI: <https://doi.org/10.2753/eee0012-8755430601>
- Oczkowski, E. (2001): Hedonic wine price functions and measurement error. *The Economic Record*, 77(239): 374–382. DOI: <https://doi.org/10.1111/1475-4932.00030>

- Oczkowski, E. és Doucouliagos, H. (2014): Wine prices and quality ratings: a meta-regression analysis. *American Journal of Agricultural Economics*, 97(1): 103–121. DOI: <https://doi.org/10.1093/ajae/aau057>
- Oczkowski, E. (2016): Analysing firm-level price effects for differentiated products: the case of Australian wine producers. *Australian Economic Papers*, 55(1): 43–62. DOI: <https://doi.org/10.1111/1467-8454.12060>
- OIV – Organisation Internationale de la Vigne et du Vin (2019): Products definition <http://www.oiv.int/public/medias/5988/products-definition.pdf>. Letöltve: 2020. április 30.
- OIV – Organisation Internationale de la Vigne et du Vin (2009): Résolution OIV/CONCOURS 332A/2009 Norme OIV des Concours Internationaux des Vins et Boissons Spiritueuses d’Origine Vitivinicole
- OIV – Organisation Internationale de la Vigne et du Vin (2010): Resolution OIV/VITI 333/2010 Definition of vitivinicultural “terroir”
- OIV – Organisation Internationale de la Vigne et du Vin (2019): Database. <http://oiv.int/en/statistiques/recherche> Letöltve: 2019. május 15.
- Olson, M. (1965): The Logic of Collective Action. Public Goods and the Theory of Groups. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Ostrom, E. (2003): How Types of Goods and Property Rights Jointly Affect Collective Action. *Journal of Theoretical Politics*, 15(3): 239–270. DOI: <https://doi.org/10.1177/0951692803015003002>
- Patchell, J. (2008): Collectivity and differentiation: a tale of two wine territories. *Environment and Planning A*, 40(10): 2364–2383. DOI: <https://doi.org/10.1068/a39387>
- Pucci, T., Casprini, E., Rabino, S. és Zanni, L. (2017): Place branding-exploring knowledge and positioning choices across national boundaries: The case of an Italian superbrand wine. *British Food Journal*, 119(8): 1915–1932. DOI: <https://doi.org/10.1108/bfj-11-2016-0582>
- Robinson, J. (2019): How we rate wines? (and other things) https://www.jancisrobinson.com/files/pdfs/CT_score_equivalents.pdf Letöltve: 2019. május 27.

- Roma, P., Di Martino, G. és Perrone, G. (2013): What to show on the wine labels: a hedonic analysis of price drivers of Sicilian wines. *Applied Economics*, 45(19): 2765–2778. DOI: <https://doi.org/10.1080/00036846.2012.678983>
- Rosen, S. (1974): Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition. *Journal of Political Economy*, 82(1): 34–55. DOI: <https://doi.org/10.1086/260169>
- Samuelson, P. és Nordhaus, W (2010): Economics. McGraw-Hill, 702 pages
- San Martín, G.J., Troncoso, J.L. and Brümmer, B. (2008): Determinants of Argentinean Wine Prices in the U.S. *Journal of Wine Economics*, 3(1): 72–84. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000560>
- Schamel, G.H. (2014): Wine quality, reputation, denominations: How cooperatives and private wineries compete? *Bio Web of Conferences*, 3, 03008, 1–7. DOI: <https://doi.org/10.1051/bioconf/20140303008>
- Schamel, G. és Anderson, K. (2003): Wine Quality and Varietal, Regional and Winery Reputations: Hedonic Prices for Australia and New Zealand. *The Economic Record*, 79(246): 357–369. DOI: <https://doi.org/10.1111/1475-4932.00109>
- Shane, E., Wahid Murad, M.D. és Freeman, S. (2018): Factors influencing price premiums of Australian wine in the UK market. *International Journal of Wine Business Research*, 30(1): 96–116. DOI: <https://doi.org/10.1108/ijwbr-02-2017-0009>
- Shapiro, C. (1982): Consumer Information, Product Quality, and Seller Reputation. *The Bell Journal of Economics*, 13(1): 20–35. DOI: <https://doi.org/10.2307/3003427>
- Snipes, M. és Taylor, D.C. (2014): Model selection and Akaike Information Criteria: An example from wine ratings and prices. *Wine Economics and Policy*, 3, 3–9. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.wep.2014.03.001>
- Storchmann, K. (2012): Wine Economics. *Journal of Wine Economics*, 7(1): 1–33. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2012.8>
- Szolnoki, G. és Totth, G. (2019): A magyarországi borfogyasztói szokások és a borpiac elemzése. *Gazdálkodás*, 63(1): 22–39

- Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y.-M. és Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis* 48, 159–205. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.csda.2004.03.005>
- Thrane, C. (2004) In defence of the price hedonic model in wine research. *Journal of Wine Research*, 15, 123–34. DOI: <https://doi.org/10.1080/09571260500053608>
- Thrane, C. (2009): Explaining variation in wine prices: the battle between objective and sensory attributes revisited, *Applied Economics Letters*, 16(13): 1383–1386. DOI: <https://doi.org/10.1080/13504850701466056>
- Tirole, J. (1996): A Theory of Collective Reputations (with applications to the persistence of corruption and to firm quality). *Review of Economic Studies*, 63, 1–22. DOI: <https://doi.org/10.2307/2298112>
- Tóth, J. és Gál, P. (2014): Is the New Wine World more efficient? Factors influencing technical efficiency of wine production. *Studies in Agricultural Economics*, 116, 95–99. DOI: <https://doi.org/10.7896/j.1411>
- Tregear, A. és Gorton, M. (2005): Geographic Origin as a Branding Tool for Agri-Food Producers. *Society and Economy*, 27(3): 399–414. DOI: <https://doi.org/10.1556/socec.27.2005.3.11>
- Tregear, A., Arfini, F., Belletti, G. és Marescotti, A. (2007): Regional foods and rural development: The role of product qualification. *Journal of Rural Studies*, 23(1): 12–22. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2006.09.010>
- Troncoso, J.L. és Aguirre, M. (2006): Short communication. Price determinants of Chilean wines in the US market: a hedonic approach. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 4(2): 124–129. DOI: <https://doi.org/10.5424/sjar/2006042-191>
- TTB – Department of Treasury, Alcohol & Tobacco Tax & Trade Bureau (2018): The Beverage Alcohol Manual (BAM). A Practical Guide. Basic Mandatory Labeling Information for WINE. 72 pages <https://www.ttb.gov/wine/bam/complete-wine-beverage-alcohol-manual.pdf> Letöltve: 2019. május 29.
- Ugochukwu, A.I., Hobbs, J.E. és Bruneau, J.F. (2017): Determinants of Wineries' Decisions to Seek VQA Certification in the Canadian Wine Industry. *Journal of Wine Economics*, 12(1): 16–36. DOI: <https://doi.org/10.1017/jwe.2016.28>

- Unwin, T. (1999): Hedonic price indexes és the qualities of wines. *Journal of Wine Research*, 10(2): 95–104. DOI: <https://doi.org/10.1080/09571269908718165>
- Veale, R. és Quester, P. (2008): Consumer Sensory Evaluations of Wine Quality: The Respective Influence of Price and Country of Origin. *Journal of Wine Economics*, 3(1): 10–29. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000535>
- Viana, R.C. és Rodrigues, L.L. (2007): What determines port wine prices? *Journal of Wine Economics*, 2(2): 203–212. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000444>
- Weil, R. (2007): Debunking Critics' Wine Words: Can Amateurs Distinguish the Smell of Asphalt from the Taste of Cherries? *Journal of Wine Economics*, 2(2): 136–144. DOI: <https://doi.org/10.1017/s1931436100000390>
- Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G. és Van Oppen, C. (2009). Using PLS Path Modeling for Assessing Hierarchical Construct Models: Guidelines and Empirical Illustration. *MIS Quarterly* 33, 177–195. DOI: <https://doi.org/10.2307/20650284>
- Wine and Spirit Education Trust (2014): WSET Level 3 Systematic Approach to Tasting Wine. Saját kiadás, 2 oldal. <https://www.wsetglobal.com/media/2506/level-3-wines-sat-english-254x200-2014.pdf> Letöltve: 2019. június 2.
- Wine Spectator (2008): Wine Spectator's 100-Point Scale <https://www.winespectator.com/articles/scoring-scale#> Letöltve: 2019. május 27.
- Winfree, J.A. és McCluskey, J.J. (2005): Collective reputation and quality. *American Journal of Agricultural Economics*, 87, 206–213. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.0002-9092.2005.00712.x>
- White, H. (1980). A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817–838. DOI: <https://doi.org/10.2307/1912934>
- Wold, H. (1966): Estimation of principal component and related models by iterative least squares. In: Krishnaiah, P.R. (eds) *Multivariate analysis*, pp. 391–420. New York: Academic Press.
- Wold, H. (1975): Soft Modelling by latent variables: The Non-Linear Iterative Partial Least Squares (NIPALS) approach. In: Gani, J. (eds) *Perspectives in probability and statistics: Papers in honour of M.S. Bartlett on the occasion of his sixty-fifth birthday*, pp. 117–142. London: Applied Probability Trust, Academic.

Wold, H. (1982): Soft modeling: the basic design and some extensions. In: Joreskog, K.G. and Wold, H. (eds) *Systems under indirect observation*, Part 2. Amsterdam: North-Holland.

Wold, H. (1985): Partial least squares. In: Kotz, S. and Johnson, N.L. (eds) *Encyclopedia of statistical sciences*, pp. 581–591. New York: Wiley.

Az idézett jogszabályok listája

A szőlőtermelésről és a borgazdálkodásról szóló 2004. évi XVIII. törvény (Magyarország)

A szőlészeti és a borászati adatszolgáltatás, valamint a származási bizonyítványok kiadásának rendjéről, továbbá a borászati termékek előállításáról, forgalomba hozataláról és jelöléséről szóló 127/2009. (IX.29.) FVM rendelet (Magyarország)

A mezőgazdasági termékpiacok közös szervezésének létrehozásáról és a 922/72/EGK, a 234/79/EGK, az 1037/2001/EK és az 1234/2007/EK tanácsi rendelet hatályon kívül helyezéséről szóló, 2013. december 17-i 1308/2013/EU európai parlamenti és tanácsi rendelet

Az 1308/2013/EU európai parlamenti és tanácsi rendeletnek az alkoholtartalom-növelés engedélyezésére vonatkozó lehetőség által érintett szőlőtermő területek, az engedélyezett borászati eljárások és a szőlőből készült termékek előállítására és tartósítására alkalmazandó korlátozások, a melléktermékek százalékos arányban megadott minimális alkoholtartalma és a melléktermékek kivonása, valamint az OIV adatlapjainak közzététele tekintetében történő kiegészítéséről szóló, 2019. március 12-i (EU) 2019/934 felhatalmazáson alapuló bizottsági rendelet

JEGYZÉK A SZERZŐ TÉMÁBAN SZÜLETETT PUBLIKÁCIÓIRÓL

Folyóiratcikkek

Gál, P. (2020): The Determinants of Wine Prices: A Systematic Literature Review
Competitio 19(1) DOI: 10.21845/comp/2020/1-2/1

Gál, P. (2020): A földrajzi árujelzők szerepe a magyar borpiacon. Statisztikai Szemle
98(3): 242-267 DOI: 10.20311/stat2020.3.hu0242

Konferencia előadások a konferenciakiadványban megjelent cikkel

Gál, P (2017): How intrinsic values influence wines prices. Előadás és cikk a 40.
Szőlő- és Bor Világkongresszuson (Szófia, Bulgária) DOI:
<https://doi.org/10.1051/bioconf/20170903020>

Gál, P. (2017): Factors influencing the success of geographical indications. Előadás és
cikk az Enometrics XXIV c. konferencián (Bologna, Olaszország)

Konferencia előadások

Gál, P., Martinovich L., Molnár E. A., Mikesy G., Polgár J., Mishiro M., Katona Z.
(2014): The Hungarian system of geographical indications and the preparation of
product specifications. Előadás a X. Nemzetközi Terroir Kongresszuson (Tokaj-Eger,
Magyarország)

Gál, P. (2017): How can geographical indications influence wine prices? Estimating
price premiums for Hungarian geographical indications. Előadás az AAWE 11. éves
konferenciáján (Padova, Olaszország)

Gál, P. (2019): Collective drivers of market performance of geographic indications.
Előadás a 42. Szőlő- és Bor Világkongresszuson (Genf, Svájc)

Konferencia poszter a konferenciakiadványban megjelent cikkel

Gál, P. (2014): The Economic Value of Wine Terroirs – Estimating the Added Value of Hungarian Geographical Indications. Poszter és cikk a X. Nemzetközi Terroir Kongresszuson (Tokaj-Eger, Magyarország)

Konferencia poszter

Gál, P. (2018): CAP quality policy and prices – a quantile regression analysis of the Hungarian off-trade wine market. Poszter a Az új KAP értékelése: A tanulságok és az előttünk álló út c., 162. EAAE Szemináriumon (Budapest, Magyarország)

FÜGGELÉKEK

I. Függelék: A minta bemutatása

I.1 táblázat:

Az első lépés során figyelembe vett dummy változók leíró statisztikái

Változó	Átlag	Szórás	Min	Max	Gyakoriság
Badacsony	0.0314	0.1745	0	1	84
Balaton	0.0299	0.1705	0	1	80
Balatonboglár	0.0580	0.2338	0	1	155
Balaton-felvidék	0.0094	0.0963	0	1	25
Balatonfüred-Csopak	0.0408	0.1978	0	1	109
Bükk	0.0022	0.0473	0	1	6
Duna	0.0022	0.0473	0	1	6
Dunántúli	0.0311	0.1735	0	1	83
Duna-Tisza közí	0.0348	0.1833	0	1	93
Eger	0.0689	0.2533	0	1	184
Eger Classicus	0.0505	0.2191	0	1	135
Eger Superior	0.0090	0.0944	0	1	24
Eger Grand Superior	0.0026	0.0511	0	1	7
Eger before 2010	0.0067	0.0818	0	1	18
Etyek-Buda	0.0247	0.1552	0	1	66
Felső-Magyarország	0.0427	0.2021	0	1	114
Hajós-Baja	0.0150	0.1215	0	1	40
Káli	0.0022	0.0473	0	1	6
Kunság	0.0352	0.1843	0	1	94
Mátra	0.0475	0.2128	0	1	127
Mór	0.0052	0.0722	0	1	14
Nagy-Somló	0.0157	0.1244	0	1	42
Neszmély	0.0124	0.1105	0	1	33
Pannon	0.0064	0.0795	0	1	17
Pannonhalma	0.0086	0.0924	0	1	23
Pécs	0.0168	0.1287	0	1	45
Sopron/Ödenburg	0.0251	0.1564	0	1	67
Szekszárd	0.1171	0.3216	0	1	313
Tokaj	0.1291	0.3354	0	1	345
Tokaji borkülönlegesség	0.0348	0.1833	0	1	93
Tokaji nem borkülönlegesség	0.0943	0.2923	0	1	252
Tolna	0.0120	0.1088	0	1	32
Villány	0.1407	0.3478	0	1	376
Villány Classicus	0.1040	0.3054	0	1	278
Villány Pérmium	0.0367	0.1880	0	1	98
Zala	0.0026	0.0511	0	1	7
Dűlős bor	0.0389	0.1934	0	1	104
Elsővonalbeli egyéni márka	0.1677	0.3736	0	1	448
Másodvonalbeli egyéni márka	0.1853	0.3886	0	1	495
Vörös-Bordeaux-i fajta	0.1838	0.3874	0	1	491
Vörös-más fajta	0.1853	0.3886	0	1	495
Vörös-fajta nem megadott	0.0258	0.1586	0	1	69
Fehér-más fajta	0.3664	0.4819	0	1	979
Fehér-fajta nem megadott	0.0202	0.1407	0	1	54
Egyéb illatos fajta	0.0528	0.2236	0	1	141
Cserszegi vagy Irsai	0.0427	0.2021	0	1	114
Fehér	0.4820	0.4998	0	1	1288
Nem fehér	0.5180	0.4998	0	1	1384

N=2672

Forrás: Saját szerkesztés

I.2 táblázat:

Az első lépésben alkalmazott LVPLS modell leíró statisztikái

	Price	Quantity	Actual alcohol	Sugar	Sugar-free extract	pH
Minimum	194.85	250	7.14	0	15.6	2.88
Maximum	23980	507284	16.45	162.7	46.8	4.01
Átlag	2071.949	20285.47	12.61217	5.310013	24.70351	3.491669
Szórás	1937.917	35811.24	1.159611	13.09406	4.475082	0.166944
Medián	1525	7540	12.59	1.3	24.3	3.49
Mérési egység	Ft/ 0.75 liter	liter	% vol	g/l	g/l	-

Forrás: Saját szerkesztés

II. Függelék: Az első lépés eredményei

1. A2.R1-A6.R1 sz. korlátozott modellek

```
. *0,1 EGYBEN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm
hb kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj
tolna villany zala, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1128.2197

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1175.8411
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1064.2082
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 922.0945
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 858.41109
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 810.01297
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 787.56083
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 761.65314
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 746.21476
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 731.86815
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 698.20091
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 685.03124
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 657.24933
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 638.10321
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 625.85788
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 592.92736
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 576.2167
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 568.05833
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 560.14338
note: alternate solutions exist
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 556.07883
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 552.92569
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 547.53155
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 540.79298
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 538.37543
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 537.45346
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 535.05644
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 533.48292
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 533.2186
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 532.52081
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 532.04772
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 531.39797

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
Min sum of deviations 531.398                        Pseudo R2      =      0.2735
```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony		1.388799	.021581	64.35	0.000	1.346482	1.431116
balaton		.7749891	.0214006	36.21	0.000	.7330255	.8169528
bb		1.043615	.0178315	58.53	0.000	1.00865	1.07858
bfelv		1.202299	.0252023	47.71	0.000	1.152881	1.251717
bfcs		1.207061	.0198266	60.88	0.000	1.168184	1.245939
bukk		.9829173	.0238189	41.27	0.000	.9362118	1.029623
duna		1.207312	.0221326	54.55	0.000	1.163913	1.250711
dunantuli		.6003423	.0209537	28.65	0.000	.5592549	.6414296
dtk		-.2860112	.0190552	-15.01	0.000	-.3233759	-.2486466
eger		.8492069	.0173263	49.01	0.000	.8152324	.8831815
etyekbuda		1.043615	.0229982	45.38	0.000	.9985191	1.088712
fm		.5705447	.0198255	28.78	0.000	.5316697	.6094197
hb		1.100839	.0283867	38.78	0.000	1.045177	1.156502
kali		1.645566	.0238189	69.09	0.000	1.598861	1.692272
kunsag		.9829173	.0208943	47.04	0.000	.9419465	1.023888
matra		.696486	.0191763	36.32	0.000	.6588839	.7340881
mor		1.381265	.0187268	73.76	0.000	1.344544	1.417985
nsomlo		1.100839	.0222395	49.50	0.000	1.05723	1.144448
neszmely		1.288891	.0296082	43.53	0.000	1.230834	1.346949
pannon		1.187109	.0332645	35.69	0.000	1.121882	1.252336
phalma		1.469676	.0336802	43.64	0.000	1.403634	1.535718
pecs		1.207312	.0261023	46.25	0.000	1.156129	1.258495
sopron		1.543784	.0227859	67.75	0.000	1.499104	1.588464
szekszard		1.206311	.0158835	75.95	0.000	1.175166	1.237457
tokaj		1.301712	.0156222	83.32	0.000	1.271079	1.332345


```

        tolna | .6319475 .0303009 20.86 0.000 .5725316 .6913635
villany | 1.206311 .0155177 77.74 0.000 1.175883 1.236739
zala | 1.206311 .0228359 52.83 0.000 1.161533 1.251089
_cons | 5.700444 .013413 425.00 0.000 5.674143 5.726745
-----

. estimates store qe_kor110

.
. *0,25 EGYBEN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyebuda fm
hb kali kunsag matra mor nsomlo neszemly pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj
tolna villany zala, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1259.224

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1270.9792
note: alternate solutions exist
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1215.8206
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1155.0979
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1129.9687
note: alternate solutions exist
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1113.9396
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1105.1258
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1096.5327
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1090.9494
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1076.1692
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1068.439
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1063.072
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1052.7193
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1042.2957
note: alternate solutions exist
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1037.4449
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1019.4836
note: alternate solutions exist
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1015.0004
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1012.55
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1010.2085
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 1009.1281
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 1007.8979
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 1006.6078
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 1005.211
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 1003.7572
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 1003.1967
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 1002.4852
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 1001.8333
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 1001.7841
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 1001.6802

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
Min sum of deviations 1001.68                          Pseudo R2      =      0.2039

-----
logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
badacsony | 1.457481   .0170751    85.36  0.000     1.424    1.490963
balaton | .828289   .0171017    48.43  0.000     .7947549 .8618231
bb | 1.147084   .0147544    77.75  0.000     1.118153 1.176015
bfelv | 1.458148   .0252799    57.68  0.000     1.408578 1.507719
bfcs | 1.451459   .0159789    90.84  0.000     1.420127 1.482792
bukk | 1.64047   .0398882    41.13  0.000     1.562255 1.718685
duna | 1.052683   .0249244    42.23  0.000     1.00381 1.101557
dunantul | .5401897   .0160803    33.59  0.000     .5086584 .5717211
dtk | -.1546283   .0164018   -9.43  0.000    -1.1867899 -1.1224666
eger | 1.226636   .0143992    85.19  0.000     1.198402 1.254871
etyebuda | 1.234171   .0180185    68.49  0.000     1.198839 1.269503
fm | .9462109   .0157523    60.07  0.000     .9153227 .977099
hb | 1.052683   .0208891    50.39  0.000     1.011723 1.093644
kali | 2.082303   .0413799    50.32  0.000     2.001162 2.163443
kunsag | 1.052683   .0164516    63.99  0.000     1.020424 1.084943
matra | .7636671   .0153849    49.64  0.000     .7334993 .7938349
mor | 1.234171   .0271571    45.45  0.000     1.18092 1.287422
nsomlo | 1.457481   .0196517    74.17  0.000     1.418947 1.496016
neszemly | 1.234171   .0228263    54.07  0.000     1.189412 1.27893
pannon | 1.147084   .0288265    39.79  0.000     1.090559 1.203609
phalma | 1.583312   .0252896    62.61  0.000     1.533722 1.632901
pecs | 1.147994   .0190422    60.29  0.000     1.110654 1.185333

```

```

      sopron | 1.458148 .017282 84.37 0.000 1.424261 1.492036
szekszard | 1.43112 .0133034 107.58 0.000 1.405034 1.457206
      tokaj | 1.612299 .0131841 122.29 0.000 1.586447 1.638151
      tolna | 1.042633 .0231719 45.00 0.000 .9971962 1.08807
villany | 1.388441 .0130344 106.52 0.000 1.362882 1.414
      zala | 1.314278 .037192 35.34 0.000 1.24135 1.387206
      _cons | 5.855072 .0116752 501.50 0.000 5.832179 5.877965
-----

. estimates store qe_korl25

.
. *0,5 EGYBEN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm
hb kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj
tolna villany zala
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1357.6986

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1356.4148
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1354.1655
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1353.1123
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1351.7516
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1351.002
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1350.2791
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1349.3968
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1348.7699
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1348.4018
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1348.3211
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1348.2076
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1347.4446
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1347.4387
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1347.4387
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1347.2296
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1347.1551
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1347.0621
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1347.0621
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 1347.05
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 1346.9367
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 1346.9367
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 1346.9119

Median regression
Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
Min sum of deviations 1346.912
Number of obs = 2672
Pseudo R2 = 0.1433

-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
badacsony | .8484097   .0313955    27.02   0.000   .7868474   .9099719
balaton | .3680673   .0316807    11.62   0.000   .3059457   .4301888
bb | .5112705   .0274178    18.65   0.000   .457508   .5650331
bfelv | .6371007   .0459855    13.85   0.000   .5469295   .7272719
bfcs | .6937032   .0294758    23.53   0.000   .6359052   .7515011
bukk | .6942592   .0720866     9.63   0.000   .5529073   .835611
duna | .4065771   .0798362     5.09   0.000   .2500294   .5631248
dunantul | 2.20e-13   .031392     0.00   1.000   -.0615554   .0615554
dtk | -.8904862   .0301422   -29.54   0.000   -.9495909   -.8313816
eger | .6365123   .0266683    23.87   0.000   .5842194   .6888052
etyekbuda | .4422302   .0328732    13.45   0.000   .3777705   .50669
fm | .4641466   .0292513    15.87   0.000   .4067888   .5215044
hb | .3207769   .0389901     8.23   0.000   .2443228   .3972311
kali | 1.198396   .0798362    15.01   0.000   1.041848   1.354943
kunsag | .3296161   .0303911    10.85   0.000   .2700234   .3892087
matra | .2804255   .0283739     9.88   0.000   .2247883   .3360628
mor | .5112705   .0555164     9.21   0.000   .4024106   .6201304
nsomlo | .8949299   .0383697    23.32   0.000   .8196922   .9701675
nesz mely | .4422302   .040197    11.00   0.000   .3634094   .521051
pannon | .4065771   .053232     7.64   0.000   .3021965   .5109577
phalma | .7991195   .0474319    16.85   0.000   .7061121   .8921268
pecs | .5119376   .0363913    14.07   0.000   .4405792   .583296
sopron | .7639923   .0333207    22.93   0.000   .698655   .8293296
szekszard | .7430491   .0249331    29.80   0.000   .6941589   .7919394
tokaj | 1.201746   .0246686    48.72   0.000   1.153374   1.250118
tolna | .4780359   .0410785    11.64   0.000   .3974866   .5585853
villany | .7737889   .0244854    31.60   0.000   .7257765   .8218014
zala | .575851   .0693688     8.30   0.000   .4398282   .7118737
_cons | 6.801283   .0220706   308.16   0.000   6.758006   6.844456

```

```
-----
. estimates store qe_korl50
```

```
.
. *0,75 EGYBEN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm
hb kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj
tolna villany zala, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1304.6413

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1319.4331
note: alternate solutions exist
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1291.3358
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1262.9972
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1248.1549
note: alternate solutions exist
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1231.0654
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1215.7422
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1207.0304
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1203.6992
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1199.0703
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1185.0084
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1182.1879
note: alternate solutions exist
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1178.9921
note: alternate solutions exist
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1174.5718
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1167.9943
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1163.8797
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1157.1866
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1156.0543
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1153.0623
note: alternate solutions exist
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 1152.3763
note: alternate solutions exist
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 1151.2547
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 1150.0101
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 1149.111
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 1147.7854
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 1146.9639
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 1146.9605
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 1146.7792
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 1146.3678
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 1145.9559
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 1145.514
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 1145.4411
```

```
.75 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
Min sum of deviations 1145.441                          Pseudo R2      =      0.1645
```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
badacsony		.4567585	.1015933	4.50	0.000	.2575481 .6559689
balaton		-.0380845	.1018586	-0.37	0.709	-.2378152 .1616462
bb		.1466036	.088453	1.66	0.098	-.0268405 .3200477
bfelv		-.0159154	.1396269	-0.11	0.909	-.2897045 .2578737
bfcs		.274437	.0953584	2.88	0.004	.0874522 .4614217
bukk		.0462809	.2418091	0.19	0.848	-.4278733 .520435
duna		.1000834	.2418091	0.41	0.679	-.3740708 .5742375
dunantul		-.2370558	.100951	-2.35	0.019	-.4350067 -.0391048
dtk		-1.154347	.0981108	-11.77	0.000	-1.346729 -.9619656
eger		.4564247	.086411	5.28	0.000	.2869846 .6258648
etyekbuda		-.0005264	.1077639	-0.00	0.996	-.2118366 .2107838
fm		.1668515	.094314	1.77	0.077	-.0180851 .3517882
hb		-.2373891	.1267299	-1.87	0.061	-.4858889 .0111108
kali		.8620014	.2418091	3.56	0.000	.3878472 1.336156
kunsag		-.2370558	.0959742	-2.47	0.014	-.425248 -.0488636
matra		-.1724753	.091639	-1.88	0.060	-.3521667 .007216
mor		-.2363887	.177404	-1.33	0.183	-.5842534 .111476
nsomlo		.5936174	.1198621	4.95	0.000	.3585844 .8286505
neszmely		-.0272088	.1299083	-0.21	0.834	-.281941 .2275234
pannon		-.2430778	.1721221	-1.41	0.158	-.5805855 .09443
phalma		.274437	.1307004	2.10	0.036	.0181515 .5307224
pecs		-.0005264	.1212485	-0.00	0.997	-.238278 .2372252

```

      sopron | .6109095 .1068593 5.72 0.000 .4013732 .8204457
szekszard | .3550949 .0803504 4.42 0.000 .1975388 .512651
      tokaj | 1.149655 .0794968 14.46 0.000 .9937731 1.305538
      tolna | -.1532741 .1370466 -1.12 0.263 -.4220036 .1154555
villany | .5306282 .0789857 6.72 0.000 .3757481 .6855083
      zala | .0671668 .2175309 0.31 0.758 -.3593812 .4937148
      _cons | 7.549609 .0711313 106.14 0.000 7.410131 7.689088
-----

. estimates store qe_korl75

.
. *0,9 EGYBEN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm
hb kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj
tolna villany zala, quantile(90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1199.5366

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1234.4935
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1136.8379
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1029.2341
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 970.74211
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 921.77668
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 885.64772
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 868.59461
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 848.468
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 839.1522
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 809.42256
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 789.05525
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 777.61218
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 762.62824
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 748.23411
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 730.82531
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 717.16233
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 704.1349
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 693.60704
note: alternate solutions exist
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 689.78231
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 686.58673
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 683.47211
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 681.66185
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 680.55559
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 676.76875
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 675.92029
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 674.9997
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 673.99017
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 672.38636
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 670.81226
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 670.09261

.9 Quantile regression
Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)
Min sum of deviations 670.0926
Number of obs = 2672
Pseudo R2 = 0.2011

-----
logp | Coef. Std. Err. t P>|t| [95% Conf. Interval]
-----+-----
badacsony | .2836084 .1753878 1.62 0.106 -.0603028 .6275197
balaton | -.2137032 .1796563 -1.19 0.234 -.5659844 .1385781
bb | -.0163937 .152173 -0.11 0.914 -.3147839 .2819965
bfelv | -.517169 .2453747 -2.11 0.035 -.9983149 -.0360231
bfcs | -.0057077 .1636014 -0.03 0.972 -.3265075 .315092
bukk | .0267391 .1906545 0.14 0.888 -.347108 .4005863
duna | -.1424761 .1906545 -0.75 0.455 -.5163232 .2313711
dunantuli | -.451211 .1764078 -2.56 0.011 -.7971223 -.1052996
dtk | -1.497998 .1715929 -8.73 0.000 -1.834468 -1.161528
eger | .3492622 .1496491 2.33 0.020 .0558209 .6427035
etyekbuda | -.0557251 .1850292 -0.30 0.763 -.4185419 .3070917
fm | -.1553707 .1635937 -0.95 0.342 -.4761554 .165414
hb | -.6129794 .2224073 -2.76 0.006 -1.049089 -.1768694
kali | .7612362 .1906545 3.99 0.000 .387389 1.135083
kunsag | -.664299 .1707532 -3.89 0.000 -.9991224 -.3294756
matra | -.5176239 .1592809 -3.25 0.001 -.8299517 -.2052961
mor | -.6124792 .2950535 -2.08 0.038 -1.191038 -.03392
nsomlo | .0293741 .2152939 0.14 0.891 -.3927875 .4515357
neszmely | -.5926766 .2037812 -2.91 0.004 -.9922634 -.1930899
pannon | -.7755866 .2558795 -3.03 0.002 -1.277331 -.2738423

```

```

      phalma | -.2137032 .2604336 -0.82 0.412 -.7243776 .2969713
      pecs | -.3127451 .2064432 -1.51 0.130 -.7175518 .0920616
      sopron | .3137617 .183579 1.71 0.088 -.0462114 .6737348
      szekszard | .0804176 .1393225 0.58 0.564 -.1927745 .3536098
      tokaj | 1.295952 .1378021 9.40 0.000 1.025741 1.566163
      tolna | -.2513146 .2358899 -1.07 0.287 -.7138622 .2112329
      villany | .4348392 .1365983 3.18 0.001 .1669888 .7026897
      zala | -.4385262 .1839207 -2.38 0.017 -.7991692 -.0778831
      _cons | 8.213382 .122637 66.97 0.000 7.972908 8.453856
-----

```

```
. estimates store qe_korl90
```

2. X2-6. sz. korlátozott modellek

```
. reg logp tier1 tier2, vce(robust)
```

```
Linear regression
```

```

Number of obs =    2672
F( 2, 2669) = 163.77
Prob > F      = 0.0000
R-squared     = 0.1045
Root MSE     = .76098

```

```

-----
      |           Robust
      |           Coef. Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      tier1 |   .5039443   .0408424    12.34   0.000   .4238583   .5840304
      tier2 |   .5759177   .0365659    15.75   0.000   .5042174   .6476179
      _cons |   7.282442   .0186515   390.45   0.000   7.245869   7.319015
-----

```

```
. estimates store R12
```

```
.
. reg logp cme2 fcukor nfcukor, vce(robust)
```

```
Linear regression
```

```

Number of obs =    2672
F( 3, 2668) = 94.63
Prob > F      = 0.0000
R-squared     = 0.3054
Root MSE     = .67029

```

```

-----
      |           Robust
      |           Coef. Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      cme2 |   .0006059   .0001461     4.15   0.000   .0003194   .0008923
      fcukor |   .0017702   .0010931     1.62   0.105  -.0003732   .0039136
      nfcukor |  -.0274584   .0021731   -12.64   0.000  -.0317196  -.0231972
      _cons |   7.087984   .0901572    78.62   0.000   6.911199   7.264769
-----

```

```
. estimates store R13
```

```
.
. reg logp kor, vce(robust)
```

```
Linear regression
```

```

Number of obs =    2672
F( 1, 2670) = 922.18
Prob > F      = 0.0000
R-squared     = 0.3689
Root MSE     = .6387

```

```

-----
      |           Robust
      |           Coef. Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      kor |   .2542893   .0083737    30.37   0.000   .2378696   .2707089
      _cons |   6.828006   .0221707   307.97   0.000   6.784533   6.87148
-----

```

```
. estimates store R14
```

```

. reg logp logq, vce(robust)

Linear regression                                Number of obs =    2672
                                                F(   1,   2670) =   960.46
                                                Prob > F       =   0.0000
                                                R-squared      =   0.3073
                                                Root MSE      =   .66914

```

	logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.3220862	.0103928	-30.99	0.000	-.342465	-.3017075
	_cons	10.35461	.0945296	109.54	0.000	10.16925	10.53997

```

. estimates store R15

```

```

. reg logp vbordo vegyeb vnm ffajta fnem muskegyeb csfi, vce(robust)

Linear regression                                Number of obs =    2672
                                                F(   7,   2664) =    67.36
                                                Prob > F       =   0.0000
                                                R-squared      =   0.0939
                                                Root MSE      =   .76618

```

	logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	vbordo	.6469783	.0422939	15.30	0.000	.5640462	.7299104
	vegyeb	.3684426	.0422594	8.72	0.000	.2855781	.4513071
	vnm	-.070221	.1341321	-0.52	0.601	-.3332345	.1927925
	ffajta	.5340655	.0357385	14.94	0.000	.4639875	.6041434
	fnem	.0369687	.1562498	0.24	0.813	-.2694145	.3433519
	muskegyeb	.1825606	.0701433	2.60	0.009	.0450197	.3201014
	csfi	-.1366579	.0458099	-2.98	0.003	-.2264844	-.0468313
	_cons	7.08807	.0242	292.90	0.000	7.040617	7.135523

```

.
end of do-file
. greg logp tier1 tier2, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1306.3184

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1316.7836
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 890.37428
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 775.40054
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 651.2924

.1 Quantile regression                                Number of obs =    2672
Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
Min sum of deviations 651.2924                                Pseudo R2      =    0.1096

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	tier1	.7174401	.0676179	10.61	0.000	.5848514	.8500289
	tier2	.8620214	.065172	13.23	0.000	.7342288	.9898141
	_cons	6.308098	.0300957	209.60	0.000	6.249085	6.367112

```

. estimates store R22

```

```

. greg logp cme2 fcukor nfcukor, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1203.316

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1115.1904
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1070.07
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1068.991
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1066.968
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 952.62353
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 669.98958
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 665.74328

```

```

Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 665.30363
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 658.51467
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 654.88434
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 654.82787
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 651.61476
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 651.48306
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 651.48081
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 651.48047

```

```

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
  Min sum of deviations 651.4805                      Pseudo R2      =      0.1094

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
cme2		.0006093	.0001233	4.94	0.000	.0003675	.000851
fcukor		-.0014002	.0010115	-1.38	0.166	-.0033836	.0005832
nfcukor		-.043822	.002561	-17.11	0.000	-.0488438	-.0388002
_cons		6.346071	.0807713	78.57	0.000	6.18769	6.504452

```

. estimates store R23

```

```

.
. greg logp kor, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1196.5011

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1194.2811
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1026.3112
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 654.78724
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 639.57349
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 638.25847
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 636.62064
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 636.61797

```

```

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
  Min sum of deviations 636.618                      Pseudo R2      =      0.1297

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
kor		.2274562	.0173421	13.12	0.000	.1934509	.2614615
_cons		6.082462	.0521982	116.53	0.000	5.980109	6.184815

```

. estimates store R24

```

```

.
. greg logp logq, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1165.5181

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1171.3215
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 786.94022
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 536.85041
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 533.94743
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 533.29138
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 533.228
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 533.22562

```

```

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
  Min sum of deviations 533.2256                      Pseudo R2      =      0.2710

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
logq		-.3356493	.015423	-21.76	0.000	-.3658916	-.305407
_cons		9.738935	.1391676	69.98	0.000	9.466048	10.01182

```

. estimates store R25

```

```

.
. greg logp vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1306.108

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1313.626
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1071.7059
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 927.15462
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 813.56814
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 771.48114
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 744.39506
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 733.0422
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 702.43302
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 676.9297

```

```

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
  Min sum of deviations 676.9297                      Pseudo R2      =      0.0746

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
vbordo	.2910395	.1076533	2.70	0.007	.0799469	.502132
vegyeb	-.1958656	.1061226	-1.85	0.065	-.4039567	.0122254
vnem	-1.091352	.1378384	-7.92	0.000	-1.361633	-.8210705
ffajta	.1912503	.0959308	1.99	0.046	.003144	.3793566
fnem	-.8745723	.1993722	-4.39	0.000	-1.265512	-.4836322
muskegyeb	-.1105223	.1523384	-0.73	0.468	-.4092358	.1881913
csfi	-.109271	.1629267	-0.67	0.502	-.4287467	.2102046
_cons	6.505784	.0829183	78.46	0.000	6.343193	6.668375

```

.
end of do-file

```

```

. do "C:\Users\peter\AppData\Local\Temp\STD00000000.tmp"

```

```

.
. *3 - qreg 0.25
.

```

```

. qreg logp tier1 tier2, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1423.5345

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1429.8747
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1292.177
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1231.5715
note: alternate solutions exist
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1167.3179

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
  Min sum of deviations 1167.318                      Pseudo R2      =      0.0722

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
tier1	.4192586	.0462408	9.07	0.000	.3285872	.50993
tier2	.5108256	.0441017	11.58	0.000	.4243487	.5973026
_cons	6.866933	.0211475	324.72	0.000	6.825466	6.9084

```

. estimates store R32

```

```

.
. qreg logp cme2 fcukor nfcukor, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1281.7401

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1283.4839
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1266.733
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1265.2859
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1210.9955
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1120.8951
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1115.6281
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1114.1291
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1110.5213
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1109.0158
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1108.9829
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1105.3692
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1104.6973
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1099.8283
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1099.1783

```



```

Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1098.8175
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1098.7744
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1098.6069
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1098.5889
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 1098.581
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 1098.5809

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
  Min sum of deviations 1098.581                      Pseudo R2      =      0.1268

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
cme2		.0006759	.0000609	11.10	0.000	.0005565 .0007953
fcukor		.0004858	.0006936	0.70	0.484	-.0008743 .001846
nfcukor		-.0303405	.0019934	-15.22	0.000	-.0342493 -.0264316
_cons		6.685655	.0413198	161.80	0.000	6.604633 6.766677

```

. estimates store R33

```

```

.
. greg logp kor, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1266.8783

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1267.2291
note: alternate solutions exist
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1190.9132
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1103.2734
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1103.2734

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
  Min sum of deviations 1103.273                      Pseudo R2      =      0.1231

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kor		.2129577	.0149108	14.28	0.000	.1837198 .2421957
_cons		6.531101	.0464222	140.69	0.000	6.440074 6.622129

```

. estimates store R34

```

```

.
. greg logp logq, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1255.931

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1256.9568
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1126.6209
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 990.6536
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 987.78514
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 987.56994
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 987.36063

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
  Min sum of deviations 987.3606                      Pseudo R2      =      0.2152

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
logq		-.3080126	.0108171	-28.47	0.000	-.3292233 -.2868019
_cons		9.794381	.0977441	100.20	0.000	9.60272 9.986043

```

. estimates store R35

```

```

.
. greg logp vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1425.4636

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1428.2775
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1328.0955
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1272.4029
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1242.6916

```

```

Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1234.2625
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1226.1153
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1213.7095
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1211.5446
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1203.5891

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
  Min sum of deviations 1203.589                      Pseudo R2      =      0.0434

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
vbordo	.3367581	.0473514	7.11	0.000	.243909	.4296073
vegyeb	.1398921	.0475935	2.94	0.003	.0465681	.2332161
vnm	-1.110697	.0888746	-12.50	0.000	-1.284968	-.936427
ffajta	.1957445	.042551	4.60	0.000	.1123082	.2791808
fnem	-.9959583	.0954378	-10.44	0.000	-1.183098	-.8088186
muskegyeb	-1.38e-14	.0650293	-0.00	1.000	-.127513	.127513
csfi	-.2233939	.0706575	-3.16	0.002	-.361943	-.0848448
_cons	6.906755	.036645	188.48	0.000	6.8349	6.97861

```

.
end of do-file

```

```

. do "C:\Users\peter\AppData\Local\Temp\STD00000000.tmp"

```

```

. *4 - qreg 0.5

```

```

. qreg logp tier1 tier2, quantile(50)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1509.8101

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1509.7235

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1504.5379

```

```

note: alternate solutions exist

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1499.682

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1499.5546

```

```

Median regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
  Min sum of deviations 1499.555                      Pseudo R2      =      0.0462

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
tier1	.3043213	.0296159	10.28	0.000	.2462488	.3623938
tier2	.3896813	.0283651	13.74	0.000	.3340614	.4453012
_cons	7.306531	.0133879	545.75	0.000	7.28028	7.332783

```

. estimates store R42

```

```

. qreg logp cme2 fcukor nfcukor, quantile(50)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1328.1544

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1327.4168

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1326.1953

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1325.3843

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1323.5691

```

```

Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1322.3912

```

```

Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1322.0706

```

```

Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1321.764

```

```

Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1321.6621

```

```

Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1321.658

```

```

Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1321.658

```

```

Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1321.6576

```

```

Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1321.6575

```

```

Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1321.6575

```

```

Median regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
  Min sum of deviations 1321.658                      Pseudo R2      =      0.1593

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
------	-------	-----------	---	------	----------------------	--

```

-----+-----
      cme2 | .0008234 .0000345 23.88 0.000 .0007558 .000891
      fcukor | .0006994 .0005132 1.36 0.173 -.0003069 .0017057
      nfcukor | -.0311617 .0016234 -19.19 0.000 -.034345 -.0279783
      _cons | 6.967106 .0232627 299.50 0.000 6.921491 7.012721
-----+-----

```

. estimates store R43

```

.
. greg logp kor, quantile(50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1308.0574

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1308.2837
note: alternate solutions exist
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1300.592
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1299.3836
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1299.0396
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1299.039

```

```

Median regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
  Min sum of deviations 1299.039                  Pseudo R2      =      0.1737

```

```

-----+-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      kor | .2245122   .0080219    27.99  0.000   .2087824   .240242
      _cons | 6.945608   .0255452   271.90  0.000   6.895517   6.995698
-----+-----

```

. estimates store R44

```

.
. greg logp logq, quantile(50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1326.7127

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1326.7556
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1325.9802
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1317.3375
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1317.3355
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1317.3351
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1317.335

```

```

Median regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
  Min sum of deviations 1317.335                  Pseudo R2      =      0.1621

```

```

-----+-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      logq | -.2967889   .0088988   -33.35  0.000   -.3142382   -.2793396
      _cons | 10.05406    .080544    124.83  0.000    9.89613    10.212
-----+-----

```

. estimates store R45

```

.
. greg logp vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1508.3026

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1508.6844
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1502.1384
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1497.1922
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1496.5273
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1496.1147
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1496.1056
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1495.426
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1495.3196

```

```

Median regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
  Min sum of deviations 1495.32                   Pseudo R2      =      0.0489

```

```

-----+-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----

```

```

      vbordo | .4695487 .0450108 10.43 0.000 .3812891 .5578083
      vegyeb | .2693329 .0450308 5.98 0.000 .181034 .3576318
      vnem | -3.38e-14 .0834751 -0.00 1.000 -.1636825 .1636825
      ffajta | .2693329 .040325 6.68 0.000 .1902613 .3484044
      fnem | -.003643 .0923844 -0.04 0.969 -.1847954 .1775094
      muskegyeb | .0392203 .0636696 0.62 0.538 -.0856266 .1640672
      csfi | -.2231436 .0677884 -3.29 0.001 -.3560669 -.0902203
      _cons | 7.226209 .034923 206.92 0.000 7.15773 7.294688
-----

```

```

.
end of do-file

```

```

. do "C:\Users\peter\AppData\Local\Temp\STD00000000.tmp"

```

```

. *5 - qreg 0.75

```

```

. qreg logp tier1 tier2, quantile(75)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1461.4951

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1465.5003

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1357.1066

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1336.1401

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1314.9588

```

```

.75 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
Min sum of deviations 1314.959                        Pseudo R2      =      0.0408

```

```

-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      tier1 | .4732952   .0651403     7.27   0.000   .3455647   .6010257
      tier2 | .5012302   .0624238     8.03   0.000   .3788262   .6236342
      _cons | 7.695758   .029481    261.04   0.000   7.63795   7.753566
-----

```

```

. estimates store R52

```

```

. qreg logp cme2 fcukor nfcukor, quantile(75)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1267.4848

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1274.7525

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1243.063

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1230.1266

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1181.7425

```

```

Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1163.2422

```

```

Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1123.8559

```

```

Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1079.6398

```

```

Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1078.0066

```

```

Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1077.4816

```

```

Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1075.3785

```

```

Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1074.3236

```

```

Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1073.8689

```

```

Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1072.7953

```

```

Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1072.7819

```

```

Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1072.6847

```

```

Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1072.6594

```

```

Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1072.6546

```

```

Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1072.6538

```

```

.75 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
Min sum of deviations 1072.654                        Pseudo R2      =      0.2176

```

```

-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      cme2 | .0011007   .0000446    24.70   0.000   .0010134   .0011881
      fcukor | .0005139   .0007758     0.66   0.508   -.0010072   .0020351
      nfcukor | -.0253854   .0022741   -11.16   0.000   -.0298446   -.0209262
      _cons | 7.123713   .0281034    253.48   0.000   7.068606   7.178819
-----

```

```

. estimates store R53

```

```

.
. qreg logp kor, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1252.4004

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1252.5205
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1083.1313
note: alternate solutions exist
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1008.1712
note: alternate solutions exist
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1008.0514
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1008.0411

.75 Quantile regression
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
Min sum of deviations 1008.041
Number of obs = 2672
Pseudo R2 = 0.2647

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	kor	.2865793	.005092	56.28	0.000	.2765946	.296564
	_cons	7.13997	.0166101	429.86	0.000	7.1074	7.17254

```

. estimates store R54

```

```

.
. qreg logp logq, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1299.0439

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1299.5397
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1220.4446
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1168.0944
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1167.4711
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1166.1492
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1166.1464
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1166.1439
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1166.1439

.75 Quantile regression
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
Min sum of deviations 1166.144
Number of obs = 2672
Pseudo R2 = 0.1494

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.3057762	.013371	-22.87	0.000	-.3319948	-.2795577
	_cons	10.52324	.121023	86.95	0.000	10.28593	10.76055

```

. estimates store R55

```

```

.
. qreg logp vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1446.1429

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1457.1834
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1409.9175
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1357.3668
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1321.7274
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1273.4067
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1265.9969
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1259.7699
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1247.7223
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1241.9803

.75 Quantile regression
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
Min sum of deviations 1241.98
Number of obs = 2672
Pseudo R2 = 0.0941

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	vbordo	.8254986	.0413187	19.98	0.000	.7444786	.9065185
	vegyeb	.6180711	.0412653	14.98	0.000	.5371558	.6989864
	vnem	.4241571	.0767879	5.52	0.000	.2735871	.5747272
	ffajta	.6281891	.037057	16.95	0.000	.5555258	.7008524
	fnem	.5975223	.0845268	7.07	0.000	.4317774	.7632671

```

muskegyeb | .2033257 .0585616 3.47 0.001 .0884949 .3181566
csfi | -.1279764 .0610063 -2.10 0.036 -.247601 -.0083519
_cons | 7.37149 .0320984 229.65 0.000 7.308549 7.43443
-----

```

```

.
end of do-file

```

```

. do "C:\Users\peter\AppData\Local\Temp\STD00000000.tmp"

```

```

. *6 - greg 0.90

```

```

. greg logp tier1 tier2, quantile(90)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1368.5366

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1376.3059

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 983.52019

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 894.22323

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 802.29208

```

```

.9 Quantile regression Number of obs = 2672

```

```

Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)

```

```

Min sum of deviations 802.2921 Pseudo R2 = 0.0435

```

```

-----
logp | Coef. Std. Err. t P>|t| [95% Conf. Interval]
-----+-----
tier1 | .669157 .0633146 10.57 0.000 .5450064 .7933077
tier2 | .4677238 .062071 7.54 0.000 .3460118 .5894359
_cons | 8.225101 .0293353 280.38 0.000 8.167579 8.282624
-----

```

```

. estimates store R62

```

```

. greg logp cme2 fcukor nfcukor, quantile(90)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1179.6103

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1214.8766

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1106.6026

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1043.8387

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 959.23924

```

```

Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 626.74017

```

```

Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 626.36863

```

```

Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 624.31858

```

```

Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 622.42126

```

```

Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 621.34012

```

```

Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 621.22608

```

```

Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 620.98716

```

```

Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 620.98483

```

```

Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 620.6505

```

```

Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 620.64252

```

```

Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 620.64136

```

```

.9 Quantile regression Number of obs = 2672

```

```

Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)

```

```

Min sum of deviations 620.6414 Pseudo R2 = 0.2601

```

```

-----
logp | Coef. Std. Err. t P>|t| [95% Conf. Interval]
-----+-----
cme2 | .0012882 .0000751 17.15 0.000 .0011409 .0014355
fcukor | .0003786 .0013441 0.28 0.778 -.0022571 .0030142
nfcukor | -.0232617 .0039694 -5.86 0.000 -.0310451 -.0154784
_cons | 7.43579 .0461991 160.95 0.000 7.3452 7.52638
-----

```

```

. estimates store R63

```

```

. greg logp kor, quantile(90)

```

```

Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1171.3056

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1168.3063

```

```

Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 794.97684

```

```

Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 765.50877

```

```

Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 603.44227

```

```

Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 575.22279
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 572.74118
note: alternate solutions exist
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 572.55716
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 572.4234
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 572.3376
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 572.33235

```

```

.9 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)
  Min sum of deviations 572.3323                      Pseudo R2      =      0.3177

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	kor	.3499389	.0105444	33.19	0.000	.3292629	.3706148
	_cons	7.327925	.0345729	211.96	0.000	7.260132	7.395717

```

. estimates store R64

```

```

.
. greg logp logq, quantile(90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1234.4252

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1237.125
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1159.341
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1047.4098
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 786.88861
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 747.68011
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 747.58488
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 747.5833
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 747.57993
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 747.57993

```

```

.9 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)
  Min sum of deviations 747.5799                      Pseudo R2      =      0.1087

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.3563793	.0224789	-15.85	0.000	-.4004572	-.3123015
	_cons	11.47931	.2036197	56.38	0.000	11.08005	11.87858

```

. estimates store R65

```

```

.
. greg logp vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1338.1563

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1351.93
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1158.316
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1020.7173
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 891.09653
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 824.24195
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 802.70433
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 792.91479
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 768.31821
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 748.41619

```

```

.9 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)
  Min sum of deviations 748.4162                      Pseudo R2      =      0.1077

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	vbordo	1.204528	.0979096	12.30	0.000	1.012542	1.396515
	vegyeb	.8641486	.0976057	8.85	0.000	.672758	1.055539
	vnem	.9056735	.1748778	5.18	0.000	.5627635	1.248583
	ffajta	1.093318	.0871622	12.54	0.000	.9224051	1.26423
	fnem	1.179211	.1982696	5.95	0.000	.7904333	1.567989
	muskegyeb	.5113816	.139157	3.67	0.000	.2385149	.7842483
	csfi	-.0625024	.1489655	-0.42	0.675	-.3546021	.2295973
	_cons	7.494986	.0749671	99.98	0.000	7.347986	7.641986

```

.
end of do-file
...

```

3. A1.1-7 sz. korlátozott modellek

```

...
. *Ekorl
. reg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm hb
kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj toln
> a villany zala, vce(robust)

```

```

Linear regression                                Number of obs =      2672
                                                F( 28,  2643) =    44.62
                                                Prob > F      =    0.0000
                                                R-squared     =    0.2950
                                                Root MSE     =    .67852

```

	logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
badacsony		.8540602	.1235146	6.91	0.000	.6118652 1.096255
balaton		.3526544	.1211265	2.91	0.004	.115142 .5901667
bb		.572901	.1137443	5.04	0.000	.3498641 .795938
bfelv		.5539258	.1176331	4.71	0.000	.3232636 .784588
bfcs		.707812	.1127183	6.28	0.000	.4867871 .9288369
bukk		.674426	.2124307	3.17	0.002	.2578788 1.090973
duna		.4598806	.2054932	2.24	0.025	.0569368 .8628243
dunantuli		.0775705	.1263619	0.61	0.539	-.1702078 .3253487
dtk		-.7892762	.1170369	-6.74	0.000	-1.018769 -.559783
eger		.7298416	.118636	6.15	0.000	.4972129 .9624704
etyekbuda		.5055251	.1214284	4.16	0.000	.2674207 .7436295
fm		.4133921	.1225744	3.37	0.001	.1730407 .6537436
hb		.2745229	.1236627	2.22	0.027	.0320374 .5170083
kali		1.275819	.228898	5.57	0.000	.826982 1.724657
kunsag		.2976394	.112219	2.65	0.008	.0775936 .5176853
matra		.2229573	.1135785	1.96	0.050	.0002454 .4456691
mor		.4745102	.1184267	4.01	0.000	.2422918 .7067287
nsomlo		.8569149	.131331	6.52	0.000	.599393 1.114437
neszmely		.5127785	.1269943	4.04	0.000	.2637602 .7617968
pannon		.3223611	.1161002	2.78	0.006	.0947046 .5500175
phalma		.73695	.1309111	5.63	0.000	.4802514 .9936487
pecs		.5769329	.1209691	4.77	0.000	.3397292 .8141366
sopron		.9229731	.1209378	7.63	0.000	.6858309 1.160115
szekszard		.7760449	.1085825	7.15	0.000	.5631296 .9889603
tokaj		1.318396	.1175316	11.22	0.000	1.087933 1.548859
tolna		.3603183	.1483975	2.43	0.015	.0693313 .6513053
villany		.8628363	.1096275	7.87	0.000	.6478718 1.077801
zala		.5609949	.1451103	3.87	0.000	.2764535 .8455362
_cons		6.83114	.1036659	65.90	0.000	6.627866 7.034415

```

. estimates store Ekorl

```

```

.
. *Ekozt1 +dulo
. reg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm hb
kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron szekszard tokaj toln
> a villany zala dulo, vce(robust)

```

```

Linear regression                                Number of obs =      2672
                                                F( 29,  2642) =    52.75
                                                Prob > F      =    0.0000
                                                R-squared     =    0.3285
                                                Root MSE     =    .6623

```

	logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
badacsony		.8540602	.123538	6.91	0.000	.6118193 1.096301


```

    balaton | .3526544 .1211494 2.91 0.004 .115097 .5902117
      bb | .5178599 .1130466 4.58 0.000 .2961911 .7395287
    bfelv | .5539258 .1176553 4.71 0.000 .3232199 .7846317
    bfcs | .6508887 .1121031 5.81 0.000 .4310699 .8707075
    bukk | .674426 .2124709 3.17 0.002 .2577999 1.091052
    duna | .4598806 .2055321 2.24 0.025 .0568605 .8629006
dunantuli | .0775705 .1263858 0.61 0.539 -.1702547 .3253956
    dtk | -.7892762 .1170591 -6.74 0.000 -1.018813 -.5597396
    eger | .6539697 .1167392 5.60 0.000 .4250602 .8828792
etyekbuda | .4937739 .1210324 4.08 0.000 .256446 .7311018
    fm | .3997855 .1223042 3.27 0.001 .1599637 .6396072
    hb | .2745229 .1236861 2.22 0.027 .0319915 .5170542
    kali | 1.275819 .2289413 5.57 0.000 .826897 1.724742
    kunsag | .2893886 .1124796 2.57 0.010 .0688317 .5099455
    matra | .2229573 .1136 1.96 0.050 .0002033 .4457113
    mor | .4745102 .1184491 4.01 0.000 .2422478 .7067726
    nsomlo | .8569149 .1313558 6.52 0.000 .5993442 1.114486
    nesz mely | .4422713 .1198232 3.69 0.000 .2073145 .677228
    pann on | .3223611 .1161221 2.78 0.006 .0946615 .5500606
    phalma | .73695 .1309359 5.63 0.000 .4802028 .9936973
    pecs | .5769329 .120992 4.77 0.000 .3396842 .8141815
    sopron | .8998215 .1192051 7.55 0.000 .6660767 1.133566
szekszard | .7463102 .1083091 6.89 0.000 .5339311 .9586894
    tokaj | 1.241962 .1177289 10.55 0.000 1.011112 1.472812
    tol na | .3603183 .1484256 2.43 0.015 .0692762 .6513604
    villany | .8380837 .1093312 7.67 0.000 .6237004 1.052467
    zala | .5609949 .1451378 3.87 0.000 .2763996 .8455901
    dulo | .7755797 .0610601 12.70 0.000 .6558492 .8953101
    _cons | 6.83114 .1036855 65.88 0.000 6.627827 7.034453
-----

```

```

. estimates store Ekozt1

```

```

.
. *Ekozt2 +egyéni márkák
. reg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eger etyekbuda fm hb
kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pann on phalma pecs sopron szekszard tokaj toln
> a villany zala dulo tier1 tier2, vce(robust)

```

```

Linear regression                               Number of obs =    2672
                                                F( 31,  2640) =    59.92
                                                Prob > F      =    0.0000
                                                R-squared     =    0.3733
                                                Root MSE     =    .64007

```

```

-----+-----
               |               Robust
               |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
    badacsony |   .7372209   .1188947     6.20  0.000   .5040848   .9703571
      balaton |   .3420042   .1136292     3.01  0.003   .1191929   .5648155
          bb |   .4615487   .1062727     4.34  0.000   .2531625   .6699349
    bfelv |   .5691123   .1128748     5.04  0.000   .3477803   .7904444
    bfcs |   .5538776   .1086507     5.10  0.000   .3408285   .7669267
    bukk |   .733775   .2091495     3.51  0.000   .3236615   1.143888
    duna |   .5192296   .2020912     2.57  0.010   .1229564   .9155027
dunantuli |   .0256847   .1168277     0.22  0.826  - .2033985   .2547678
    dtk |  -.7450685   .1094453    -6.81  0.000  - .9596757  -.5304613
    eger |   .583907   .1089821     5.36  0.000   .370208   .797606
etyekbuda |   .4545961   .115339   3.94  0.000   .2284322   .6807601
    fm |   .3378986   .1153622     2.93  0.003   .1116892   .564108
    hb |   .3338718   .1177933     2.83  0.005   .1028953   .5648483
    kali |   1.335168   .2258745     5.91  0.000   .8922595   1.778077
    kunsag |   .24466    .1068841     2.29  0.022   .035075   .4542451
    matra |   .1941183   .1051657     1.85  0.065  - .0120972   .4003339
    mor |   .5052881   .1068984     4.73  0.000   .2956751   .7149012
    nsomlo |   .8255948   .120558     6.85  0.000   .5891971   1.061993
    nesz mely |   .1882848   .1188786     1.58  0.113  - .0448198   .4213894
    pann on |   .2988787   .1068861     2.80  0.005   .0892897   .5084677
    phalma |   .5702149   .1232522     4.63  0.000   .3285341   .8118956
    pecs |   .6284589   .1151792     5.46  0.000   .4026083   .8543095
    sopron |   .7703263   .1089943     7.07  0.000   .5566034   .9840492
szekszard |   .6508273   .101616     6.40  0.000   .4515722   .8500824
    tokaj |   1.153478   .1111525    10.38  0.000   .9355228   1.371433
    tol na |   .4086663   .1430971     2.86  0.004   .1280724   .6892601
    villany |   .7005433   .1022564     6.85  0.000   .5000325   .9010541
    zala |   .2340522   .1469099     1.59  0.111  - .0540179   .5221223

```

dulo		.7019382	.0593208	11.83	0.000	.5856182	.8182581
tier1		.3520332	.039531	8.91	0.000	.2745183	.429548
tier2		.399995	.0345483	11.58	0.000	.3322505	.4677396
_cons		6.771791	.0965622	70.13	0.000	6.582446	6.961137

. estimates store Ekozt2

```
.
. *Ekozt3 +beltartalom
. reg logp cme2 fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk
  eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszemely pannon phalma pecs sopron
> szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2, vce(robust)
```

Linear regression	Number of obs =	2672
	F(34, 2637) =	66.14
	Prob > F =	0.0000
	R-squared =	0.5290
	Root MSE =	.5552

		Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
logp						
cme2		.0004499	.0001184	3.80	0.000	.0002178 .0006821
fcukor		.0027931	.0010224	2.73	0.006	.0007882 .0047979
nfcukor		-.0149501	.001793	-8.34	0.000	-.0184659 -.0114343
badacsony		.605169	.1141041	5.30	0.000	.3814264 .8289116
balaton		.3113983	.1047299	2.97	0.003	.1060373 .5167593
bb		.3250771	.0987579	3.29	0.001	.1314264 .5187278
bfelv		.4163705	.1073993	3.88	0.000	.205775 .626966
bfcs		.4451003	.101851	4.37	0.000	.2453844 .6448162
bukk		.6642223	.1989191	3.34	0.001	.2741689 1.054276
duna		.3402454	.1844908	1.84	0.065	-.0215158 .7020067
dunantul		.0052201	.1078691	0.05	0.961	-.2062967 .2167368
dtk		-.7899888	.1049631	-7.53	0.000	-.9958071 -.5841704
eger		.4138785	.1048121	3.95	0.000	.2083562 .6194008
etyekbuda		.3686588	.1096939	3.36	0.001	.153564 .5837535
fm		.2953259	.1058963	2.79	0.005	.0876775 .5029742
hb		.1337577	.1111523	1.20	0.229	-.0841968 .3517121
kali		1.101376	.1857034	5.93	0.000	.7372372 1.465515
kunsag		.1061312	.0984646	1.08	0.281	-.0869445 .2992069
matra		.0991427	.0986036	1.01	0.315	-.0942057 .292491
mor		.4250096	.1034177	4.11	0.000	.2222215 .6277978
nsomlo		.6746196	.1180918	5.71	0.000	.4430576 .9061816
neszemely		.1093478	.1117251	0.98	0.328	-.1097298 .3284255
pannon		.2114263	.1018206	2.08	0.038	.01177 .4110826
phalma		.5201369	.1150923	4.52	0.000	.2944567 .7458172
pecs		.4604935	.1037229	4.44	0.000	.2571071 .6638799
sopron		.6573693	.1026334	6.41	0.000	.4561191 .8586195
szekszard		.4745095	.0986232	4.81	0.000	.2811228 .6678961
tokaj		.5549918	.1036017	5.36	0.000	.351843 .7581405
tolna		.2726999	.1312234	2.08	0.038	.0153886 .5300112
villany		.5271294	.0989657	5.33	0.000	.3330711 .7211878
zala		.1531518	.1328556	1.15	0.249	-.1073599 .4136636
dulo		.8135659	.0539763	15.07	0.000	.7077257 .9194061
tier1		.3181725	.033042	9.63	0.000	.2533817 .3829634
tier2		.3258547	.028666	11.37	0.000	.2696447 .3820647
_cons		6.65714	.1089521	61.10	0.000	6.4435 6.870781

. estimates store Ekozt3

```
.
. *Ekozt4 +kor
. reg logp cme2 fcukor nfcukor kor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul
  dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszemely pannon phalma pecs sop
> ron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2, vce(robust)
```

Linear regression	Number of obs =	2672
	F(35, 2636) =	91.36
	Prob > F =	0.0000
	R-squared =	0.6223
	Root MSE =	.49727

		Robust
--	--	--------

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
cme2	.0002295	.0000609	3.77	0.000	.0001102	.0003489
fcukor	.0026287	.0006914	3.80	0.000	.001273	.0039843
nfcukor	-.0130286	.0015083	-8.64	0.000	-.015986	-.0100711
kor	.1557975	.0083307	18.70	0.000	.1394621	.172133
badacsony	.5391278	.1045215	5.16	0.000	.3341753	.7440803
balaton	.3677418	.0966997	3.80	0.000	.1781267	.5573569
bb	.3358827	.0865551	3.88	0.000	.1661599	.5056054
bfelv	.5607669	.1004968	5.58	0.000	.3637062	.7578276
bfcs	.5100647	.0891179	5.72	0.000	.3353166	.6848128
bukk	.7403609	.1836795	4.03	0.000	.3801902	1.100532
duna	.373866	.1430161	2.61	0.009	.0934308	.6543013
dunantuli	.122127	.0978289	1.25	0.212	-.0697023	.3139563
dtk	-.6460008	.0949638	-6.80	0.000	-.8322119	-.4597897
eger	.2731038	.0902614	3.03	0.003	.0961133	.4500942
etyekbuda	.4145722	.0960662	4.32	0.000	.2261993	.602945
fm	.3282731	.0922011	3.56	0.000	.1474792	.509067
hb	.1418664	.1013872	1.40	0.162	-.0569401	.3406729
kali	1.07792	.1491697	7.23	0.000	.7854187	1.370422
kunsag	.151358	.0884432	1.71	0.087	-.0220671	.3247832
matra	.1392407	.0875923	1.59	0.112	-.0325159	.3109973
mor	.5533688	.0959053	5.77	0.000	.3653115	.741426
nsomlo	.6381578	.1158723	5.51	0.000	.4109479	.8653676
neszmely	.2232351	.1017292	2.19	0.028	.023758	.4227122
pannon	.3348691	.0993496	3.37	0.001	.1400581	.5296801
phalma	.6988089	.1076913	6.49	0.000	.4876409	.9099768
pecs	.4830978	.0891642	5.42	0.000	.308259	.6579367
sopron	.6685645	.0886963	7.54	0.000	.4946431	.8424859
szekszard	.4403645	.0843851	5.22	0.000	.2748967	.6058323
tokaj	.46878	.0907577	5.17	0.000	.2908166	.6467434
tolna	.2033114	.1098305	1.85	0.064	-.0120514	.4186742
villany	.4904778	.0844727	5.81	0.000	.3248383	.6561173
zala	.1981385	.0978491	2.02	0.043	.0062698	.3900073
dulo	.6556715	.0560454	11.70	0.000	.545774	.765569
tier1	.2876929	.0285666	10.07	0.000	.2316777	.3437082
tier2	.2889895	.0260711	11.08	0.000	.2378676	.3401113
_cons	6.438975	.0844508	76.25	0.000	6.273378	6.604571

. estimates store Ekozt4

```
.
. *Ekozt5 +mennyiseg
. reg logp logq cme2 fcukor nfcukor kor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma
pec
> s sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2, vce(robust)
```

Linear regression	Number of obs =	2672
	F(36, 2635) =	170.34
	Prob > F	= 0.0000
	R-squared	= 0.7395
	Root MSE	= .41306

logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
logq	-.22797	.0068584	-33.24	0.000	-.2414185	-.2145216
cme2	.0001828	.0000577	3.17	0.002	.0000696	.000296
fcukor	.0025898	.0006104	4.24	0.000	.0013929	.0037866
nfcukor	-.0058396	.0011762	-4.96	0.000	-.008146	-.0035331
kor	.1353602	.0073792	18.34	0.000	.1208906	.1498298
badacsony	.3000023	.0777834	3.86	0.000	.1474796	.452525
balaton	.3532439	.0693627	5.09	0.000	.2172331	.4892547
bb	.2766531	.0672477	4.11	0.000	.1447894	.4085168
bfelv	.2665255	.0811065	3.29	0.001	.1074866	.4255644
bfcs	.3041877	.0670949	4.53	0.000	.1726238	.4357517
bukk	.2269255	.17227	1.32	0.188	-.1108727	.5647236
duna	.1110957	.1583893	0.70	0.483	-.1994843	.4216757
dunantuli	.1864615	.0707001	2.64	0.008	.0478282	.3250947
dtk	-.4429769	.069619	-6.36	0.000	-.5794904	-.3064634
eger	.3217437	.0673589	4.78	0.000	.189662	.4538254
etyekbuda	.3614889	.0707745	5.11	0.000	.2227096	.5002682
fm	.2026791	.0682271	2.97	0.003	.068895	.3364632
hb	.1255915	.0910547	1.38	0.168	-.0529545	.3041375

kali		.8270243	.1623992	5.09	0.000	.5085815	1.145467
kunsag		-.0338601	.0699882	-0.48	0.629	-.1710974	.1033772
matra		.019508	.0635617	0.31	0.759	-.105128	.144144
mor		.2701961	.0722148	3.74	0.000	.1285926	.4117996
nsomlo		.3719091	.0892381	4.17	0.000	.1969252	.546893
neszmely		.1813884	.0794117	2.28	0.022	.0256727	.337104
pannon		.333145	.0955999	3.48	0.001	.1456865	.5206035
phalma		.5575076	.0923619	6.04	0.000	.3763985	.7386168
pecs		.2468925	.0763386	3.23	0.001	.0972028	.3965822
sopron		.350182	.068444	5.12	0.000	.2159727	.4843914
szekszard		.3280495	.0631797	5.19	0.000	.2041626	.4519364
tokaj		.3621073	.0688528	5.26	0.000	.2270963	.4971184
tolna		.0528532	.0937618	0.56	0.573	-.131001	.2367073
villany		.4384093	.062928	6.97	0.000	.315016	.5618027
zala		-.0211166	.0775418	-0.27	0.785	-.1731657	.1309324
dulo		.4145286	.049071	8.45	0.000	.318307	.5107502
tier1		.4048241	.0251652	16.09	0.000	.3554785	.4541696
tier2		.2976575	.022116	13.46	0.000	.254291	.341024
_cons		8.62349	.0931651	92.56	0.000	8.440805	8.806174

. estimates store Ekozt5

```
.
. *Ekit (+szolofajta)
. reg logp logq cme2 fcukor nfcukor kor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma
pec
> s sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2 vbordo vegyeb vnem ffajta
fnem muskegyeb csfi, vce(robust)
```

Linear regression	Number of obs =	2672
	F(43, 2628) =	151.71
	Prob > F	= 0.0000
	R-squared	= 0.7453
	Root MSE	= .40901

logp		Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
<hr/>						
logq		-.2295695	.0068913	-33.31	0.000	-.2430825 -.2160565
cme2		.0001366	.000059	2.32	0.021	.0000209 .0002523
fcukor		.0033999	.000709	4.80	0.000	.0020096 .0047901
nfcukor		-.0068086	.0013059	-5.21	0.000	-.0093693 -.0042479
kor		.1309201	.0069623	18.80	0.000	.1172679 .1445724
badacsony		.3139697	.0792758	3.96	0.000	.1585203 .4694191
balaton		.3263304	.0717616	4.55	0.000	.1856154 .4670454
bb		.2411841	.0676091	3.57	0.000	.1086116 .3737566
bfelv		.2709756	.0819215	3.31	0.001	.1103383 .4316128
bfcs		.2860373	.0682843	4.19	0.000	.152141 .4199337
bukk		.2164032	.1795023	1.21	0.228	-.1355768 .5683833
duna		.0888709	.161734	0.55	0.583	-.228268 .4060098
dunantul		.1525958	.0715537	2.13	0.033	.0122885 .2929032
dtk		-.4393849	.0706867	-6.22	0.000	-.5779921 -.3007777
eger		.319503	.0688701	4.64	0.000	.1844579 .4545481
etyekbuda		.3534028	.0730693	4.84	0.000	.2101237 .496682
fm		.1840104	.0697269	2.64	0.008	.0472852 .3207356
hb		.0774828	.0908113	0.85	0.394	-.1005861 .2555516
kali		.7889084	.1537171	5.13	0.000	.4874896 1.090327
kunsag		-.0592746	.0706417	-0.84	0.401	-.1977937 .0792445
matra		-.0042471	.064776	-0.07	0.948	-.1312642 .1227699
mor		.2717174	.0721633	3.77	0.000	.1302147 .4132201
nsomlo		.3985063	.0908246	4.39	0.000	.2204114 .5766012
neszmely		.1767229	.0806228	2.19	0.028	.0186324 .3348135
pannon		.281694	.0983088	2.87	0.004	.0889235 .4744645
phalma		.5333819	.0938816	5.68	0.000	.3492924 .7174713
pecs		.2309363	.0780776	2.96	0.003	.0778365 .384036
sopron		.3168625	.0706078	4.49	0.000	.17841 .4553151
szekszard		.2791665	.0644742	4.33	0.000	.1527412 .4055919
tokaj		.3734884	.0703488	5.31	0.000	.2355437 .5114331
tolna		.0174664	.0957449	0.18	0.855	-.1702766 .2052094
villany		.3891644	.0640718	6.07	0.000	.2635281 .5148007
zala		-.0312159	.0737916	-0.42	0.672	-.1759114 .1134795
dulo		.421837	.0481731	8.76	0.000	.327376 .516298
tier1		.410318	.0246337	16.66	0.000	.3620147 .4586213
tier2		.298209	.0221566	13.46	0.000	.2547629 .3416551

vbordo		.0628277	.0351769	1.79	0.074	-.0061496	.131805
vegyeb		-.0941638	.0318484	-2.96	0.003	-.1566142	-.0317134
vnem		-.1310127	.0646408	-2.03	0.043	-.2577647	-.0042607
ffajta		-.1093079	.0238376	-4.59	0.000	-.1560503	-.0625655
fnem		-.1564228	.0693243	-2.26	0.024	-.2923586	-.020487
muskegyeb		-.1514617	.0390026	-3.88	0.000	-.2279406	-.0749829
csfi		-.079466	.0383826	-2.07	0.039	-.1547292	-.0042029
_cons		8.758141	.0961921	91.05	0.000	8.569521	8.946761

. estimates store Ekit

4. A2-A6 sz. modellek

```
.
. *0,1 EGYBEN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyebkuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszemely pannon phalma
pe
> cs sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2 vbordo vegyeb vnem
ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 695.85634

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 720.72725
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 699.25059
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 692.45142
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 663.94085
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 655.61052
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 634.83861
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 616.06045
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 577.05033
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 564.21289
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 560.61493
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 560.31734
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 556.88415
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 552.64136
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 538.05023
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 536.14196
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 528.99957
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 526.71621
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 521.02954
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 519.60046
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 516.77914
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 514.73909
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 508.74291
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 493.26304
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 489.21759
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 486.31629
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 484.23644
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 482.14812
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 480.55784
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 472.75996
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 469.70484
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 468.91587
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 459.94091
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 458.86066
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 442.13722
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 439.98106
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 435.69502
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 431.98861
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 430.02557
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 429.28785
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 428.3574
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 426.55631
Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 422.86114
Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 419.88365
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 417.51656
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 413.1664
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 412.80025
Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 409.56488
Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 409.06158
Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 408.81613
Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 408.07703
```

```

Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 407.29322
Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 407.05749
Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 405.95839
Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 404.49664
Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 404.39489
Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 404.06228
Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 404.03305
Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 403.21894
Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 402.74838
Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 402.31337
Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 402.08027
Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 401.48166
Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 400.74052
Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 397.26373
Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 396.10438
Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 394.92319
Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 394.29373
Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 391.18221
Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 390.71957
Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 386.72812
Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 386.36152
Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 384.90127
Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 384.66121
Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 382.92373
Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 382.32261
Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 382.25111
Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 380.71212
Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 376.04108
Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 376.01666
Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 376.01504
Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 375.11855
Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 375.09465
note: alternate solutions exist
Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 374.08419
Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 373.08524
Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 372.9836
Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 372.61566
Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 371.01996
Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 369.25902
Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 369.15099
Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 368.8674
Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 368.35828
Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 367.73562
Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 367.57861
Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 365.79727
Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 365.45056
Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 365.38006
Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 365.2476
Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 365.2368
Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 365.22103
Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 365.2203
Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 365.0052
Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 364.93492
Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 364.79864
Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 363.41098
Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 363.3703
Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 363.34656
Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 362.68225
Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 362.52068
Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 362.30849
Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 362.20659
Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 362.08469
Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 360.87151
Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 360.75699
Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 360.11784
Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 360.09587
Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 360.02405
Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 359.82572
Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 359.77336
Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 359.23824
Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 359.08672
Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 358.70445
Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 358.5212
Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 358.4853
Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 358.29707
Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 358.2591
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 358.18947

```

```

Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 358.03183
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 357.93915
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 357.88807
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 357.84265
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 356.44255
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 355.73881
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 355.73112
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 355.70634
Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 355.69016
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 355.6782
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 355.59656
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 355.5097
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 355.47777
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 355.46767
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 355.4596
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 355.18427
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 354.82405
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 354.81916
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 354.81296
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 354.79642
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 354.78653
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 354.77488
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 354.76565
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 354.75304
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 354.74568
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 354.73084
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 354.72843
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 354.72521
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 354.72292
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 354.71885
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 354.7177
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 354.68832
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 354.68574
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 354.68526
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 354.68509
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 354.68046
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 354.66262
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 354.66112
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 354.66057
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 354.65916
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 354.65874
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 354.6532
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 354.6475
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 354.63519
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 354.63491
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 354.63243

```

```

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
  Min sum of deviations 354.6324                      Pseudo R2      =      0.5152

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.2203981	.0121905	-18.08	0.000	-.2443021	-.1964941
	cme2	.0000919	.0000507	1.81	0.070	-7.54e-06	.0001914
	kor	.0955304	.0097732	9.77	0.000	.0763665	.1146942
	fcukor	.0038398	.0008009	4.79	0.000	.0022694	.0054103
	nfcukor	-.0032066	.0019709	-1.63	0.104	-.0070713	.000658
	badacsony	.6464154	.1133591	5.70	0.000	.4241332	.8686976
	balaton	.599536	.114318	5.24	0.000	.3753736	.8236984
	bb	.4735084	.0975767	4.85	0.000	.2821735	.6648433
	bfelv	.7316518	.1552058	4.71	0.000	.4273138	1.03599
	bfcs	.5816658	.1051672	5.53	0.000	.3754469	.7878846
	bukk	.5738076	.1255263	4.57	0.000	.3276672	.8199479
	duna	.3408461	.1221597	2.79	0.005	.1013071	.580385
	dunantuli	.5361707	.111051	4.83	0.000	.3184144	.7539269
	dtk	-.1167138	.1047096	-1.11	0.265	-.3220355	.0886078
	eger	.5956691	.0956229	6.23	0.000	.4081653	.7831728
	etyekbuda	.6453847	.118574	5.44	0.000	.4128768	.8778925
	fm	.3603966	.1030322	3.50	0.000	.1583641	.562429
	hb	.5283501	.1431012	3.69	0.000	.2477477	.8089525
	kali	1.09415	.1245069	8.79	0.000	.850009	1.338292
	kunsag	.3114306	.1116891	2.79	0.005	.0924231	.530438
	matra	.4352295	.1025273	4.25	0.000	.234187	.636272
	mor	.8496488	.1872719	4.54	0.000	.4824334	1.216864
	nsomlo	.7066062	.1391149	5.08	0.000	.4338204	.979392

neszmely		.5770282	.1522926	3.79	0.000	.2784026	.8756538
pannon		.6701856	.1638175	4.09	0.000	.3489612	.99141
phalma		.9438471	.1670642	5.65	0.000	.6162565	1.271438
pecs		.6662282	.121753	5.47	0.000	.4274867	.9049697
sopron		.7657792	.1185466	6.46	0.000	.533325	.9982334
szekszard		.6184055	.0920331	6.72	0.000	.4379409	.7988701
tokaj		.5530377	.0986914	5.60	0.000	.359517	.7465583
tolna		.2201162	.1501425	1.47	0.143	-.0742934	.5145257
villany		.7258481	.091404	7.94	0.000	.5466169	.9050793
zala		.5909029	.1200939	4.92	0.000	.3554147	.8263911
dulo		.4812597	.076892	6.26	0.000	.3304846	.6320347
tier1		.4281652	.0417757	10.25	0.000	.3462487	.5100818
tier2		.2910981	.0389291	7.48	0.000	.2147633	.3674329
vbordo		.0004715	.0618529	0.01	0.994	-.1208138	.1217568
vegyeb		-.1516798	.056896	-2.67	0.008	-.2632453	-.0401143
vnem		-.1306184	.0985786	-1.33	0.185	-.3239179	.0626811
ffajta		-.1306192	.0482201	-2.71	0.007	-.2251724	-.0360659
fnem		-.2515492	.0994624	-2.53	0.011	-.4465818	-.0565167
muskegyeb		-.1505802	.0738233	-2.04	0.041	-.2953379	-.0058224
csfi		-.1118197	.0789407	-1.42	0.157	-.2666119	.0429726
_cons		8.013607	.1476281	54.28	0.000	7.724128	8.303086

. estimates store qe10

```

.
. *0,25 EGYBEN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma
pe
> cs sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2 vbordo vegyeb vnem
ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 777.70284

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 860.5078
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 768.54785
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 767.39158
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 765.02423
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 762.71673
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 758.38975
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 754.22291
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 746.35736
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 739.99735
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 737.9889
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 737.4932
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 734.26513
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 731.88154
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 730.7265
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 730.16578
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 725.15046
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 724.1843
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 722.63863
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 716.85047
note: alternate solutions exist
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 711.51147
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 710.81353
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 706.21598
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 704.62384
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 703.0805
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 702.41365
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 702.36357
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 702.25172
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 701.2891
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 695.24448
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 690.31431
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 689.03775
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 687.34631
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 684.38995
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 683.31978
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 681.22497
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 680.92981
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 680.07709
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 678.92609
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 678.57462
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 677.10342
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 676.9441
Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 676.05279

```



```

Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 675.09807
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 674.40685
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 673.7221
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 673.09598
Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 672.70583
Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 671.3749
Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 671.21337
Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 670.8561
Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 670.46653
Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 670.31209
Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 670.19727
note: alternate solutions exist
Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 667.1222
Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 667.02331
Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 666.77417
Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 665.79798
Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 665.52404
Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 665.28996
Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 665.23597
Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 665.0683
Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 665.06476
Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 664.95498
Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 664.63456
Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 662.26063
Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 661.21818
Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 661.01585
Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 660.05074
Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 659.98302
Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 659.83989
Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 659.71266
Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 659.65419
Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 659.54606
Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 659.49445
Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 659.456
Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 659.40618
Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 659.3639
Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 659.25925
Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 659.1294
Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 659.033
Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 659.00518
Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 658.87924
Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 658.82519
Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 658.75815
Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 658.54864
Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 658.51853
Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 656.6053
Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 656.3953
Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 656.09423
Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 655.22702
Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 654.79748
Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 654.70469
Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 654.63577
Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 654.58503
note: alternate solutions exist
Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 653.25341
Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 653.08485
Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 652.94687
Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 651.86088
Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 651.80087
Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 651.79333
Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 651.76598
Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 651.62691
Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 651.50393
Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 651.46452
Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 651.41717
Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 651.13366
Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 651.10184
Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 651.03785
note: alternate solutions exist
Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 650.89948
Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 650.89587
Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 650.82822
Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 650.51021
Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 650.47455
Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 650.4505
Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 650.43571
Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 650.42637

```

```

Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 650.41623
Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 650.38796
Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 650.32667
Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 650.31364
Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 650.31062
Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 650.27475
Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 650.24649
Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 650.15344
Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 650.12099
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 650.09791
Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 650.07422
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 650.06966
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 650.06416
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 650.01771
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 650.01085
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 649.96009
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 649.9261
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 649.60838
Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 649.54943
note: alternate solutions exist
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 649.53976
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 649.47016
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 649.46909
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 649.46479
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 649.45777
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 649.39101
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 649.38786
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 649.38282
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 649.3801
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 649.37958
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 649.36876
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 649.35917
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 649.35102
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 649.34664
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 649.34177
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 649.3314
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 649.32218
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 649.29472
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 649.2939
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 649.28875
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 649.28421
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 649.28177
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 648.46335
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 648.45816
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 648.45482
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 648.45196
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 648.43654
note: alternate solutions exist
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 648.4347
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 648.42777
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 648.41118
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 648.40908
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 648.40639
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 648.40127
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 648.40089
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 648.39445
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 648.39224
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 648.39047
Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 648.38978
Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 648.38485
Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 648.38297
Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 648.38131
Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 648.3804
Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 648.37977
Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 648.37942
note: alternate solutions exist
Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 648.37879
Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 648.37776
Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 648.37588
Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 648.37508
Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 648.30603
Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 648.30425
Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 648.30399
Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 648.29911
Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 648.29848
Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 648.29709
Iteration 190: sum of abs. weighted deviations = 648.29505

```

.25 Quantile regression	Number of obs =	2672
Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)		
Min sum of deviations 648.1873	Pseudo R2 =	0.4848

195.

fnem		-.1730192	.0733618	-2.36	0.018	-.3168719	-.0291665
muskegyeb		-.1277521	.0516431	-2.47	0.013	-.2290174	-.0264868
csfi		-.0549394	.0546118	-1.01	0.315	-.1620259	.0521472
_cons		8.206234	.0991316	82.78	0.000	8.01185	8.400618

```
. estimates store qe25
```

```
.
. *0,5 EGYBEN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pannon phalma
pe
> cs sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2 vbordo vegyeb vnem
ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 835.28893

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 836.05407
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 835.58182
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 835.1426
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 834.92077
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 834.64334
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 834.48233
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 833.94474
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 833.38643
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 833.2406
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 833.15128
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 833.10067
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 832.93798
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 832.91126
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 832.81685
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 832.79719
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 832.72347
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 832.68258
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 832.44091
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 832.43601
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 832.31877
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 831.90671
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 831.88616
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 831.79076
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 831.77854
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 831.75384
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 831.6768
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 831.62202
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 831.58752
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 831.55259
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 831.52298
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 831.2966
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 831.27263
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 831.25292
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 831.22453
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 831.19237
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 831.14764
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 831.1455
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 831.12034
note: alternate solutions exist
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 830.95538
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 830.9264
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 830.83434
Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 830.83366
Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 830.82625
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 830.81324
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 830.80701
note: alternate solutions exist
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 830.74024
Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 830.73699
Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 830.71766
Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 830.66824
Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 830.66339
Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 830.65597
Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 830.63183
Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 830.6268
Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 830.62428
Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 830.62341
note: alternate solutions exist
Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 830.61282
Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 830.60733
```

Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 830.59756
 Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 830.59482
 Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 830.59224
 Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 830.58893
 Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 830.5874
 note: alternate solutions exist
 Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 830.56605
 Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 830.55945
 Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 830.55942
 note: alternate solutions exist
 Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 830.52584
 Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 830.52128
 Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 830.51325
 Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 830.512
 Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 830.51184
 Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 830.51072
 Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 830.50806
 Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 830.503
 Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 830.49767
 Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 830.49623
 Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 830.49243
 Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 830.49062
 Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 830.48951
 Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 830.48295
 Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 830.4825
 Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 830.45882
 Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 830.45484
 Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 830.45458
 Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 830.45417
 Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 830.45154
 Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 830.44912
 Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 830.44434
 Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 830.44197
 Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 830.44142
 Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 830.44113
 Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 830.34233
 Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 830.34034
 Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 830.33857
 Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 830.33856
 Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 830.33543
 Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 830.33488
 Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 830.33482
 Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 830.33331
 Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 830.33285
 Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 830.33263
 Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 830.33234
 Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 830.33182
 Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 830.33175
 Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 830.33167
 Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 830.33121
 Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 830.33044
 Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 830.32952
 Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 830.32949
 Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 830.32948

Median regression Number of obs = 2672
 Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
 Min sum of deviations 830.3295 Pseudo R2 = 0.4719

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.2182384	.0093457	-23.35	0.000	-.236564	-.1999128
	cme2	.0001971	.0000409	4.82	0.000	.0001168	.0002773
	kor	.1195397	.0076073	15.71	0.000	.1046228	.1344566
	fcukor	.0031641	.0006721	4.71	0.000	.0018461	.0044821
	nfcukor	-.006692	.0017618	-3.80	0.000	-.0101466	-.0032373
	badacsony	.2324252	.0924967	2.51	0.012	.0510515	.4137989
	balaton	.3095864	.0910962	3.40	0.001	.1309588	.488214
	bb	.2189983	.0804685	2.72	0.007	.0612104	.3767863
	bfelv	.1479013	.1324214	1.12	0.264	-.1117595	.407562
	bfc	.3118928	.0868421	3.59	0.000	.141607	.4821786
	bukk	.2207966	.2281699	0.97	0.333	-.2266142	.6682074
	duna	-.154941	.2273915	-0.68	0.496	-.6008255	.2909435
	dunantuli	.088396	.0904733	0.98	0.329	-.08901	.2658021
	dtk	-.5493858	.0884078	-6.21	0.000	-.7227418	-.3760299
	eger	.3002486	.0799414	3.76	0.000	.1434941	.4570031

etyekbuda		.3909073	.0969524	4.03	0.000	.2007965	.5810181
fm		.2407356	.0843833	2.85	0.004	.0752712	.4061999
hb		.0611324	.1128233	0.54	0.588	-.160099	.2823639
kali		.6713416	.2274747	2.95	0.003	.2252939	1.117389
kunsag		-.0435591	.0894484	-0.49	0.626	-.2189555	.1318373
matra		-.0062729	.0833094	-0.08	0.940	-.1696316	.1570858
mor		.2520004	.1645465	1.53	0.126	-.0706534	.5746542
nsomlo		.381281	.1121657	3.40	0.001	.161339	.6012231
neszmely		.1320987	.1232547	1.07	0.284	-.1095873	.3737848
pannon		.2874936	.1522402	1.89	0.059	-.0110292	.5860165
phalma		.5199053	.1367491	3.80	0.000	.2517585	.788052
pecs		.1821067	.1085973	1.68	0.094	-.0308382	.3950515
sopron		.3203147	.0984547	3.25	0.001	.1272581	.5133713
szekszard		.2826001	.075336	3.75	0.000	.1348762	.4303241
tokaj		.3033492	.0779705	3.89	0.000	.1504593	.4562391
tolna		.0097604	.1208938	0.08	0.936	-.2272962	.2468169
villany		.3746243	.07388	5.07	0.000	.2297555	.5194931
zala		.0091685	.2154547	0.04	0.966	-.4133096	.4316465
dulo		.3969872	.0611173	6.50	0.000	.2771443	.51683
tier1		.3860071	.0330788	11.67	0.000	.3211439	.4508702
tier2		.2921863	.0314104	9.30	0.000	.2305947	.3537779
vbordo		.0136029	.0479688	0.28	0.777	-.0804575	.1076634
vegyeb		-.1130273	.0457974	-2.47	0.014	-.2028299	-.0232246
vnem		-.233552	.0820648	-2.85	0.004	-.3944702	-.0726339
ffajta		-.0939461	.0412719	-2.28	0.023	-.1748748	-.0130173
fnem		-.1016205	.0887414	-1.15	0.252	-.2756305	.0723896
muskegyeb		-.1554417	.0609452	-2.55	0.011	-.274947	-.0359363
csfi		-.0969147	.0645223	-1.50	0.133	-.2234343	.0296049
_cons		8.661176	.11752	73.70	0.000	8.430735	8.891617

```

. estimates store qe50

.
. *0,75 EGYBEN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma
pe
> cs sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2 vbordo vegyeb vnem
ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 792.3542

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 819.53973
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 805.69645
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 798.12214
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 797.32433
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 788.41726
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 777.7367
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 775.86725
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 775.00408
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 772.75032
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 772.14312
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 768.78007
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 764.67862
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 762.6116
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 759.00608
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 757.46714
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 756.4635
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 755.7896
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 755.48308
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 754.38902
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 751.70592
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 748.37492
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 745.57158
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 745.25091
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 743.93511
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 741.24206
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 740.43583
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 737.09821
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 735.78979
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 735.47891
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 734.09794
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 732.30394
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 730.5409
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 729.81109
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 728.85715
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 726.78189

```

Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 726.23304
 Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 725.62162
 Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 723.76589
 Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 722.34465
 Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 722.31103
 Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 721.30977
 Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 720.76136
 Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 719.58339
 Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 719.26458
 Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 718.84717
 Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 713.93506
 Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 713.53643
 Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 713.39988
 Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 713.15504
 Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 712.47245
 Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 712.04365
 Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 712.02617
 Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 711.90156
 Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 710.95288
 Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 710.40553
 Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 710.15316
 Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 709.9696
 Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 709.50504
 Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 709.4196
 Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 705.73182
 Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 703.69859
 Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 703.63457
 Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 702.83861
 Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 702.58269
 Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 702.30249
 Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 702.02746
 Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 701.8987
 Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 701.69262
 Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 701.42958
 Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 699.92685
 Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 699.90356
 Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 699.49377
 Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 699.38259
 Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 698.32939
 Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 697.96276
 Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 697.17909
 Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 696.56469
 Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 696.40164
 Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 696.21979
 Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 695.91626
 Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 695.84445
 Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 695.6865
 Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 695.62575
 Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 695.61025
 Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 695.48084
 Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 695.28159
 Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 695.11749
 Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 692.99261
 Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 692.95701
 Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 692.57752
 Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 692.44572
 Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 692.4182
 Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 691.89137
 Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 691.86333
 Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 691.75731
 Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 691.58225
 Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 691.52069
 Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 691.44488
 Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 691.34484
 Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 690.95778
 Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 690.89137
 Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 690.88715
 Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 690.49863
 Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 690.46452
 Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 690.40362
 Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 690.37417
 Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 690.3111
 Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 690.03618
 Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 689.84604
 Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 689.7899
 Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 689.47488
 Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 689.43126

Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 689.42994
 Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 689.37053
 Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 689.29903
 Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 688.3631
 Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 687.21991
 Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 687.16584
 Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 687.09305
 Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 685.44029
 Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 685.38773
 Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 685.24143
 Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 685.23576
 Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 685.2132
 Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 685.19718
 Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 685.09948
 Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 685.03509
 Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 684.7584
 Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 684.7153
 Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 684.67593
 Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 684.56194
 Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 684.53456
 Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 684.50964
 Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 684.48987
 Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 684.4348
 Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 684.39387
 Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 684.38021
 Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 684.36891
 Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 684.23226
 Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 684.21663
 Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 683.849
 Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 683.83556
 Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 683.80685
 Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 683.78535
 Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 683.76762
 Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 682.95827
 Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 682.68393
 Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 682.6827
 Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 682.11689
 Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 681.78225
 Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 681.18025
 Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 681.09788
 Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 680.97606
 Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 680.91589
 Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 680.7015
 Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 680.59632
 Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 680.56521
 Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 680.53836
 Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 680.46126
 Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 680.44243
 Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 680.4215
 Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 680.33792
 Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 680.04944
 Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 679.92514
 Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 679.76079
 Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 679.74669
 Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 679.72942
 Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 679.64287
 Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 679.64114
 Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 679.60511
 Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 679.5851
 Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 679.58128
 Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 679.56407
 Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 679.53349
 Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 679.52843
 Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 679.40719
 Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 679.38455
 Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 679.3828
 Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 679.38245
 Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 679.34657
 Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 679.3347
 Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 679.33322
 Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 679.3031
 Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 679.30124
 Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 679.27923
 Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 679.26496
 Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 679.26202
 Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 679.25723
 Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 679.20532

.75 Quantile regression	Number of obs =	2672
Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)		
Min sum of deviations 678.1711	Pseudo R2 =	0.5053

201.

pecs		.1047886	.1142906	0.92	0.359	-.11932	.3288972
sopron		.1523656	.1036618	1.47	0.142	-.0509013	.3556325
szekszard		.2198802	.0800095	2.75	0.006	.0629922	.3767682
tokaj		.4213563	.082768	5.09	0.000	.2590592	.5836535
tolna		-.0078143	.12666	-0.06	0.951	-.2561777	.2405491
villany		.3125293	.0780084	4.01	0.000	.1595652	.4654934
zala		-.2616526	.2000032	-1.31	0.191	-.6538322	.130527
dulo		.3178031	.0623609	5.10	0.000	.1955217	.4400845
tier1		.390202	.0334749	11.66	0.000	.3245622	.4558418
tier2		.2901099	.0322338	9.00	0.000	.2269038	.353316
vbordo		.0372134	.0466201	0.80	0.425	-.0542025	.1286292
vegyeb		-.091321	.0463749	-1.97	0.049	-.182256	-.000386
vnem		-.1671954	.0829106	-2.02	0.044	-.329772	-.0046188
ffajta		-.1020958	.0414498	-2.46	0.014	-.1833733	-.0208184
fnem		-.0909878	.0888579	-1.02	0.306	-.2652263	.0832508
muskegyeb		-.2118282	.0620265	-3.42	0.001	-.3334539	-.0902026
csfi		-.1015343	.066339	-1.53	0.126	-.2316163	.0285477
_cons		8.895677	.1228581	72.41	0.000	8.654769	9.136585

```
-----
. estimates store qe75
```

```
.
. *0,9 EGYBEN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eger etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo nesz mely pannon phalma
pe
> cs sopron szekszard tokaj tolna villany zala dulo tier1 tier2 vbordo vegyeb vnem
ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 718.82877

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 728.57308
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 709.35939
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 707.1112
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 693.40899
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 685.23973
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 677.32961
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 672.848
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 661.94977
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 659.44708
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 641.80599
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 634.9294
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 615.84505
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 607.78672
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 607.42583
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 591.78577
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 583.23241
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 581.75081
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 580.27272
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 577.48606
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 573.11866
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 569.23261
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 563.35988
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 562.11682
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 559.24805
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 554.40513
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 553.74271
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 549.10464
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 546.14698
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 542.13827
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 534.58611
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 531.3258
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 524.57565
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 520.96776
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 519.02017
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 516.07482
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 513.84416
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 513.21316
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 511.75862
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 507.86454
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 497.80212
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 496.42821
Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 495.84453
Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 493.6954
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 492.90507
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 489.78297
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 489.34713
```

```

Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 485.18931
Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 484.80577
Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 481.12336
Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 478.28979
Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 477.47281
Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 473.86231
Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 473.06063
Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 466.31884
Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 464.56788
Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 463.18091
Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 462.39382
Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 460.34799
Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 460.0164
Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 459.57524
Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 458.32152
Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 457.05237
Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 456.81677
Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 455.03369
Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 453.26519
Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 452.67001
Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 446.39495
Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 445.44811
Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 444.98675
Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 444.56735
Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 443.97948
Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 443.59678
Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 442.94095
Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 439.885
Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 434.78875
Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 434.51073
Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 427.94737
Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 426.92235
Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 426.75451
Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 424.44908
Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 423.6734
Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 422.97979
Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 422.89413
Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 422.10465
Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 419.79808
Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 419.02443
Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 418.56205
Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 418.17131
Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 417.97609
Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 416.19957
Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 415.7754
Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 415.61831
Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 415.40316
Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 415.15837
Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 414.65878
Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 414.31301
Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 413.74761
Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 409.2615
Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 409.23558
Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 409.10666
Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 408.80416
Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 408.1537
Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 407.93046
Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 405.9881
Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 405.95027
Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 405.60853
Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 404.37487
Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 404.14897
Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 403.40235
note: alternate solutions exist
Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 400.66892
Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 400.38305
Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 400.21103
Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 400.04682
Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 399.96607
Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 399.85635
Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 399.80251
Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 397.48508
Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 397.15964
Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 396.98102
Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 396.8301
Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 396.7716
Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 395.50157

```

```

Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 395.38404
Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 393.754
Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 391.4663
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 390.80162
Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 390.38034
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 390.12545
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 390.01397
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 389.92932
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 389.79135
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 389.61499
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 389.53293
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 389.52701
Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 389.42604
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 388.95913
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 388.35387
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 388.18423
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 388.15891
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 388.00102
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 387.62136
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 387.5279
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 386.99896
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 386.76332
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 386.72758
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 386.41997
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 386.33789
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 386.25344
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 386.25201
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 386.24284
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 386.18199
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 385.81834
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 385.74879
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 385.72427
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 385.68271
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 385.58251
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 385.43862
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 385.43242
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 385.39173
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 385.37782
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 385.28315
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 385.16963
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 385.14177
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 385.10559
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 385.05119
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 385.04963
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 384.99125
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 384.95275
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 384.68661
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 384.66943
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 384.66837
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 384.60068
Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 383.54422
Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 383.52348
Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 383.49621
Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 383.48689
Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 383.47237
Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 383.45529
Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 383.40748
Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 383.36764
Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 383.36635
Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 383.34475
Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 383.32275
Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 383.30687
Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 382.25363
Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 382.25138
Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 382.22902
Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 382.21864
Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 382.20721
Iteration 190: sum of abs. weighted deviations = 382.20179
Iteration 191: sum of abs. weighted deviations = 382.19712
Iteration 192: sum of abs. weighted deviations = 381.246
Iteration 193: sum of abs. weighted deviations = 381.24038
Iteration 194: sum of abs. weighted deviations = 381.20953
Iteration 195: sum of abs. weighted deviations = 381.13687
note: alternate solutions exist
Iteration 196: sum of abs. weighted deviations = 381.07368
Iteration 197: sum of abs. weighted deviations = 381.06745
Iteration 198: sum of abs. weighted deviations = 381.065

```

Iteration 199: sum of abs. weighted deviations = 381.05043
 Iteration 200: sum of abs. weighted deviations = 381.04361
 Iteration 201: sum of abs. weighted deviations = 381.02865
 Iteration 202: sum of abs. weighted deviations = 381.00753
 Iteration 203: sum of abs. weighted deviations = 381.00553
 Iteration 204: sum of abs. weighted deviations = 381.0021
 Iteration 205: sum of abs. weighted deviations = 380.99469
 Iteration 206: sum of abs. weighted deviations = 380.99204
 Iteration 207: sum of abs. weighted deviations = 380.98963
 Iteration 208: sum of abs. weighted deviations = 380.98669
 Iteration 209: sum of abs. weighted deviations = 380.97953
 Iteration 210: sum of abs. weighted deviations = 380.97632
 Iteration 211: sum of abs. weighted deviations = 380.97194
 Iteration 212: sum of abs. weighted deviations = 380.96628
 Iteration 213: sum of abs. weighted deviations = 380.54742
 Iteration 214: sum of abs. weighted deviations = 379.18497
 Iteration 215: sum of abs. weighted deviations = 379.04693
 Iteration 216: sum of abs. weighted deviations = 378.92398
 Iteration 217: sum of abs. weighted deviations = 378.8632
 Iteration 218: sum of abs. weighted deviations = 378.74909
 Iteration 219: sum of abs. weighted deviations = 378.71716
 Iteration 220: sum of abs. weighted deviations = 378.70681
 Iteration 221: sum of abs. weighted deviations = 378.68047
 Iteration 222: sum of abs. weighted deviations = 378.53764
 Iteration 223: sum of abs. weighted deviations = 378.47112
 Iteration 224: sum of abs. weighted deviations = 378.44763
 Iteration 225: sum of abs. weighted deviations = 378.44038
 Iteration 226: sum of abs. weighted deviations = 378.38085
 Iteration 227: sum of abs. weighted deviations = 378.32081
 Iteration 228: sum of abs. weighted deviations = 378.31246
 Iteration 229: sum of abs. weighted deviations = 378.29666
 Iteration 230: sum of abs. weighted deviations = 378.2888
 Iteration 231: sum of abs. weighted deviations = 378.28699
 Iteration 232: sum of abs. weighted deviations = 378.28467
 Iteration 233: sum of abs. weighted deviations = 378.27197
 Iteration 234: sum of abs. weighted deviations = 378.22191
 Iteration 235: sum of abs. weighted deviations = 378.20465
 Iteration 236: sum of abs. weighted deviations = 378.19617
 Iteration 237: sum of abs. weighted deviations = 378.19542
 Iteration 238: sum of abs. weighted deviations = 378.18696
 Iteration 239: sum of abs. weighted deviations = 378.17549
 Iteration 240: sum of abs. weighted deviations = 378.17393
 Iteration 241: sum of abs. weighted deviations = 378.16499
 Iteration 242: sum of abs. weighted deviations = 378.12134
 Iteration 243: sum of abs. weighted deviations = 378.07195
 Iteration 244: sum of abs. weighted deviations = 378.03293
 Iteration 245: sum of abs. weighted deviations = 378.01083
 Iteration 246: sum of abs. weighted deviations = 377.99705
 Iteration 247: sum of abs. weighted deviations = 377.98987
 Iteration 248: sum of abs. weighted deviations = 377.98892
 Iteration 249: sum of abs. weighted deviations = 377.81605
 Iteration 250: sum of abs. weighted deviations = 377.80544
 Iteration 251: sum of abs. weighted deviations = 377.80103
 Iteration 252: sum of abs. weighted deviations = 377.78231
 Iteration 253: sum of abs. weighted deviations = 377.77881
 Iteration 254: sum of abs. weighted deviations = 377.76498
 Iteration 255: sum of abs. weighted deviations = 377.73263
 Iteration 256: sum of abs. weighted deviations = 377.7219
 Iteration 257: sum of abs. weighted deviations = 377.71618
 Iteration 258: sum of abs. weighted deviations = 377.69928
 Iteration 259: sum of abs. weighted deviations = 377.69616
 Iteration 260: sum of abs. weighted deviations = 377.69595
 Iteration 261: sum of abs. weighted deviations = 377.69584
 Iteration 262: sum of abs. weighted deviations = 377.6942
 Iteration 263: sum of abs. weighted deviations = 377.69256
 Iteration 264: sum of abs. weighted deviations = 377.69218
 Iteration 265: sum of abs. weighted deviations = 377.63865
 Iteration 266: sum of abs. weighted deviations = 377.63462
 Iteration 267: sum of abs. weighted deviations = 377.62932
 Iteration 268: sum of abs. weighted deviations = 377.62811
 Iteration 269: sum of abs. weighted deviations = 377.56419
 Iteration 270: sum of abs. weighted deviations = 377.56417
 Iteration 271: sum of abs. weighted deviations = 377.56103
 Iteration 272: sum of abs. weighted deviations = 377.55537
 Iteration 273: sum of abs. weighted deviations = 377.55474
 Iteration 274: sum of abs. weighted deviations = 377.54917
 Iteration 275: sum of abs. weighted deviations = 377.54891

```

.9 Quantile regression                                Number of obs =      2672
   Raw sum of deviations  838.788 (about 8.4316349)
   Min sum of deviations  377.5136                  Pseudo R2      =      0.5499

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
logq	-.2025056	.0121629	-16.65	0.000	-.2263554	-.1786558
cme2	.0002219	.0000433	5.13	0.000	.0001371	.0003068
kor	.1872293	.0090729	20.64	0.000	.1694386	.20502
fcukor	.0024324	.0009404	2.59	0.010	.0005884	.0042765
nfcukor	-.0073522	.0027316	-2.69	0.007	-.0127085	-.001996
badacsony	.0793642	.1168073	0.68	0.497	-.1496794	.308407
balaton	.0637975	.1169933	0.55	0.586	-.1656109	.2932058
bb	-.0725125	.1028968	-0.70	0.481	-.2742794	.1292544
bfelv	-.0179078	.1629419	-0.11	0.912	-.3374153	.3015996
bfcs	-.0670385	.1116412	-0.60	0.548	-.285952	.151875
bukk	.4054129	.1332082	3.04	0.002	.1442094	.6666164
duna	-.2517239	.1285124	-1.96	0.050	-.5037197	.0002719
dunantuli	-.2183614	.1134422	-1.92	0.054	-.4408065	.0040837
dtk	-.5782877	.1124253	-5.14	0.000	-.7987387	-.3578367
eger	-.0080435	.1021639	-0.08	0.937	-.2083733	.1922863
etyekbuda	.0090184	.1190858	0.08	0.940	-.2244931	.2425299
fm	-.1846111	.1086211	-1.70	0.089	-.3976026	.0283805
hb	-.1491956	.1479375	-1.01	0.313	-.4392814	.1408902
kali	.5523069	.1302834	4.24	0.000	.2968385	.8077754
kunsag	-.3668967	.1149051	-3.19	0.001	-.5922103	-.1415831
matra	-.3259463	.1058387	-3.08	0.002	-.5334819	-.1184108
mor	-.2621281	.1968526	-1.33	0.183	-.6481298	.1238737
nsomlo	.1244767	.1464808	0.85	0.396	-.1627527	.4117061
neszmely	-.2691495	.1559931	-1.73	0.085	-.5750312	.0367322
pannon	-.0280635	.1693729	-0.17	0.868	-.3601813	.3040543
phalma	.0812711	.1704375	0.48	0.634	-.2529341	.4154763
pecs	-.0402808	.1397443	-0.29	0.773	-.3143008	.2337393
sopron	-.1625332	.1254969	-1.30	0.195	-.408616	.0835495
szekszard	-.1093599	.0962899	-1.14	0.256	-.2981716	.0794518
tokaj	.2611524	.1003137	2.60	0.009	.0644504	.4578543
tolna	-.3892555	.1570387	-2.48	0.013	-.6971876	-.0813235
villany	-.0034485	.0926921	-0.04	0.970	-.1852053	.1783084
zala	-.51014	.1251208	-4.08	0.000	-.7554852	-.2647947
dulo	.4231145	.0779062	5.43	0.000	.2703508	.5758781
tier1	.431507	.0424283	10.17	0.000	.3483108	.5147031
tier2	.2920347	.0401728	7.27	0.000	.2132611	.3708082
vbordo	.1589744	.0543013	2.93	0.003	.0524968	.2654519
vegyeb	-.0283177	.0573619	-0.49	0.622	-.1407968	.0841614
vnm	-.0549483	.1036832	-0.53	0.596	-.2582574	.1483607
ffajta	-.0578431	.0499267	-1.16	0.247	-.1557427	.0400564
fnem	-.1645477	.1181304	-1.39	0.164	-.3961858	.0670903
muskegyeb	-.1978534	.0762869	-2.59	0.010	-.3474419	-.048265
csfi	-.1018619	.0833327	-1.22	0.222	-.2652662	.0615425
_cons	9.09258	.1500942	60.58	0.000	8.798265	9.386895

```
. estimates store qe90
```

5. B1.1-7 sz. modellek

```
. *Kkorl
. reg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs ens10e
etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron sz
> ekszard tbk tn timer tolna vclass vprem zala, vce(robust)
```

Linear regression	Number of obs =	2672
	F(33, 2638) =	56.19
	Prob > F	= 0.0000
	R-squared	= 0.4391

Root MSE = .60578

logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony	.8540602	.1236316	6.91	0.000	.6116355	1.096485
balaton	.3526544	.1212412	2.91	0.004	.1149168	.5903919
bb	.572901	.1138521	5.03	0.000	.3496526	.7961494
bfelv	.5539258	.1177445	4.70	0.000	.3230449	.7848067
bfcs	.707812	.112825	6.27	0.000	.4865775	.9290465
bukk	.674426	.2126319	3.17	0.002	.2574838	1.091368
duna	.4598806	.2056878	2.24	0.025	.0565548	.8632064
dunantuli	.0775705	.1264816	0.61	0.540	-.1704427	.3255836
dtk	-.7892762	.1171478	-6.74	0.000	-1.018987	-.5595654
eclass	.4400567	.116754	3.77	0.000	.211118	.6689954
esup	1.470857	.1587307	9.27	0.000	1.159608	1.782106
egs	1.876775	.2712323	6.92	0.000	1.344925	2.408624
ens10e	1.469178	.1634193	8.99	0.000	1.148735	1.789621
etyekbuda	.5055251	.1215435	4.16	0.000	.267195	.7438553
fm	.4133921	.1226905	3.37	0.001	.1728128	.6539714
hb	.2745229	.1237798	2.22	0.027	.0318075	.5172382
kali	1.275819	.2291148	5.57	0.000	.8265565	1.725082
kunsag	.2976394	.1123253	2.65	0.008	.0773849	.5178939
matra	.2229573	.1136861	1.96	0.050	.0000343	.4458802
mor	.4745102	.1185389	4.00	0.000	.2420716	.7069488
nsomlo	.8569149	.1314554	6.52	0.000	.5991488	1.114681
neszmely	.5127785	.1271146	4.03	0.000	.2635241	.7620329
pannon	.3223611	.1162102	2.77	0.006	.0944888	.5502333
phalma	.73695	.1310351	5.62	0.000	.4800081	.993892
pecs	.5769329	.1210837	4.76	0.000	.3395043	.8143615
sopron	.9229731	.1210523	7.62	0.000	.685606	1.16034
szekszard	.7760449	.1086854	7.14	0.000	.5629277	.9891621
tbk	2.264637	.1480443	15.30	0.000	1.974342	2.554932
tnbk	.9691877	.1148457	8.44	0.000	.7439909	1.194384
tolna	.3603183	.1485381	2.43	0.015	.0690555	.6515812
vclass	.5704623	.1072722	5.32	0.000	.3601162	.7808085
vprem	1.692223	.1180986	14.33	0.000	1.460648	1.923799
zala	.5609949	.1452478	3.86	0.000	.2761837	.845806
_cons	6.83114	.1037641	65.83	0.000	6.627673	7.034607

. estimates store Kkorl

```
.
. *Kkoztl +dulo
. reg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs ens10e
etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron sz
> ekszard tbk tn timer tolna vclass vprem zala dulo, vce(robust)
```

Linear regression

Number of obs = 2672
F(34, 2637) = 59.41
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.4640
Root MSE = .59226

logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony	.8540602	.123655	6.91	0.000	.6115895	1.096531
balaton	.3526544	.1212642	2.91	0.004	.1148717	.590437
bb	.5240831	.1131371	4.63	0.000	.3022366	.7459296
bfelv	.5539258	.1177668	4.70	0.000	.3230011	.7848505
bfcs	.6573247	.1121283	5.86	0.000	.4374563	.8771931
bukk	.674426	.2126722	3.17	0.002	.2574047	1.091447
duna	.4598806	.2057268	2.24	0.025	.0564783	.8632829
dunantuli	.0775705	.1265056	0.61	0.540	-.1704898	.3256307
dtk	-.7892762	.11717	-6.74	0.000	-1.019031	-.5595218
eclass	.4298658	.1168613	3.68	0.000	.2007167	.6590149
esup	1.241561	.1562563	7.95	0.000	.9351634	1.547958
egs	1.581965	.2601214	6.08	0.000	1.071902	2.092028
ens10e	1.278098	.1699394	7.52	0.000	.9448697	1.611326
etyekbuda	.4951025	.1211385	4.09	0.000	.2575665	.7326386
fm	.4013239	.1224168	3.28	0.001	.1612811	.6413667
hb	.2745229	.1238033	2.22	0.027	.0317615	.5172842
kali	1.275819	.2291583	5.57	0.000	.8264712	1.725168

```

kunsag | .2903215 .1125293 2.58 0.010 .0696668 .5109762
matra | .2229573 .1137077 1.96 0.050 -8.02e-06 .4459225
mor | .4745102 .1185614 4.00 0.000 .2420275 .7069929
nsomlo | .8569149 .1314803 6.52 0.000 .5990999 1.11473
neszmely | .4502431 .120081 3.75 0.000 .2147806 .6857056
pannon | .3223611 .1162322 2.77 0.006 .0944455 .5502766
phalma | .73695 .13106 5.62 0.000 .4799593 .9939408
pecs | .5769329 .1211067 4.76 0.000 .3394592 .8144066
sopron | .9024391 .1194053 7.56 0.000 .6683016 1.136577
szekszard | .7496722 .1084132 6.91 0.000 .5370887 .9622556
tbk | 2.249844 .1469166 15.31 0.000 1.96176 2.537927
tnbk | .8818367 .1137877 7.75 0.000 .6587144 1.104959
tolna | .3603183 .1485662 2.43 0.015 .0690002 .6516365
vclass | .5679879 .1072246 5.30 0.000 .3577351 .7782407
vprem | 1.615011 .1192931 13.54 0.000 1.381094 1.848929
zala | .5609949 .1452753 3.86 0.000 .2761297 .84586
dulo | .6878894 .0566522 12.14 0.000 .576802 .7989767
_cons | 6.83114 .1037838 65.82 0.000 6.627634 7.034646
-----
. estimates store Kkozt1
.
. *Kkozt2 +egyéni márkák
. reg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs ens10e
etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron sz
> ekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala dulo tier1 tier2, vce(robust)

```

```

Linear regression                                Number of obs =    2672
                                                F( 36, 2635) =    66.00
                                                Prob > F      =    0.0000
                                                R-squared     =    0.4996
                                                Root MSE     =    .5725

```

		Robust				
logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony	.7487708	.1192866	6.28	0.000	.5148659	.9826758
balaton	.3429465	.1143266	3.00	0.003	.1187675	.5671254
bb	.4742848	.1067451	4.44	0.000	.2649722	.6835974
bfelv	.567892	.1130936	5.02	0.000	.3461308	.7896533
bfcs	.570194	.1088359	5.24	0.000	.3567814	.7836065
bukk	.7277248	.20962	3.47	0.001	.3166883	1.138761
duna	.5131793	.2025645	2.53	0.011	.1159777	.910381
dunantul	.0317542	.1176966	0.27	0.787	-.1990329	.2625413
dtk	-.7493813	.1102021	-6.80	0.000	-.9654727	-.5332898
eclass	.3730047	.1095085	3.41	0.001	.1582734	.5877361
esup	1.193984	.1479355	8.07	0.000	.9039026	1.484066
egs	1.33554	.2617875	5.10	0.000	.8222103	1.84887
ens10e	1.2242	.1554365	7.88	0.000	.9194103	1.52899
etyekbuda	.4606526	.1157439	3.98	0.000	.2336946	.6876106
fm	.3458013	.116008	2.98	0.003	.1183253	.5732773
hb	.3278216	.1183876	2.77	0.006	.0956796	.5599637
kali	1.329118	.2263407	5.87	0.000	.8852947	1.772942
kunsag	.251431	.1071639	2.35	0.019	.041297	.4615649
matra	.1968776	.1059744	1.86	0.063	-.0109239	.4046791
mor	.502092	.1077873	4.66	0.000	.2907358	.7134482
nsomlo	.8290999	.1215087	6.82	0.000	.5908378	1.067362
neszmely	.2256954	.117951	1.91	0.056	-.0055907	.4569814
pannon	.3023333	.1071785	2.82	0.005	.0921707	.5124958
phalma	.5867491	.1234575	4.75	0.000	.3446656	.8288326
pecs	.6233064	.115731	5.39	0.000	.3963735	.8502393
sopron	.7855724	.1098484	7.15	0.000	.5701745	1.00097
szekszard	.6645703	.1022212	6.50	0.000	.4641284	.8650121
tbk	2.147333	.1407679	15.25	0.000	1.871306	2.423359
tnbk	.8112225	.1081775	7.50	0.000	.599101	1.023344
tolna	.4038784	.1436433	2.81	0.005	.1222133	.6855435
vclass	.4581335	.1010384	4.53	0.000	.2600108	.6562562
vprem	1.454742	.1119565	12.99	0.000	1.23521	1.674273
zala	.2680843	.147136	1.82	0.069	-.0204296	.5565981
dulo	.6278229	.0546105	11.50	0.000	.5207391	.7349068
tier1	.3116378	.0330245	9.44	0.000	.2468813	.3763944
tier2	.360038	.0301859	11.93	0.000	.3008475	.4192285
_cons	6.777841	.0972419	69.70	0.000	6.587163	6.96852


```
. estimates store Kkoz2
```

```
.
. *Kkoz3 +beltartalom
. reg logp cme2 fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk
eclass esup egs ens10e etyebuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszemely pannon p
> halma pecs sopron szekszard tbk tn timer tolna vclass vprem zala dulo tier1 tier2,
vce(robust)
```

Linear regression

Number of obs = 2672
F(39, 2632) = 71.42
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.5791
Root MSE = .52538

	logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
cme2		.0003444	.000092	3.74	0.000	.000164 .0005249
fcukor		.0026907	.0008497	3.17	0.002	.0010246 .0043569
nfcukor		-.0149419	.0017142	-8.72	0.000	-.0183032 -.0115805
badacsony		.6058545	.1136408	5.33	0.000	.3830201 .8286889
balaton		.3068195	.1050756	2.92	0.004	.1007804 .5128586
bb		.3456242	.0985542	3.51	0.000	.1523727 .5388757
bfelv		.4194563	.1068651	3.93	0.000	.2099082 .6290044
bfcs		.4542234	.1016503	4.47	0.000	.2549009 .6535459
buk		.6433684	.1999938	3.22	0.001	.2512074 1.035529
duna		.3507211	.1858382	1.89	0.059	-.0136827 .7151248
dunantul		.0038213	.1079726	0.04	0.972	-.2078986 .2155411
dtk		-.7938687	.1048113	-7.57	0.000	-.9993896 -.5883478
eclass		.2310791	.1039406	2.22	0.026	.0272656 .4348926
esup		.9701764	.1488485	6.52	0.000	.6783044 1.262048
egs		1.15357	.2708831	4.26	0.000	.622405 1.684736
ens10e		1.0732	.1500982	7.15	0.000	.7788775 1.367522
etyebuda		.3637071	.109582	3.32	0.001	.1488315 .5785827
fm		.3009953	.1060182	2.84	0.005	.0931078 .5088828
hb		.1421295	.1108019	1.28	0.200	-.0751382 .3593972
kali		1.108085	.1929746	5.74	0.000	.7296877 1.486482
kunsag		.115006	.0983428	1.17	0.242	-.0778311 .307843
matra		.0905843	.0985232	0.92	0.358	-.1026064 .2837751
mor		.4074149	.1031465	3.95	0.000	.2051584 .6096714
nsomlo		.6783708	.1175502	5.77	0.000	.4478706 .9088709
neszemely		.1381651	.1109312	1.25	0.213	-.0793561 .3556864
pannon		.2076429	.1009584	2.06	0.040	.0096771 .4056087
phalma		.5099541	.1156116	4.41	0.000	.2832553 .736653
pecs		.4601121	.1042842	4.41	0.000	.2556247 .6645994
sopron		.667816	.1025502	6.51	0.000	.4667289 .8689031
szekszard		.5026599	.0969869	5.18	0.000	.3124816 .6928382
tbk		.9957098	.1547162	6.44	0.000	.6923322 1.299087
tnb		.5173111	.1014916	5.10	0.000	.3182997 .7163225
tolna		.2754141	.1320312	2.09	0.037	.0165187 .5343095
vclass		.3207384	.0951136	3.37	0.001	.1342335 .5072433
vprem		1.21709	.1121504	10.85	0.000	.9971786 1.437002
zala		.1650138	.1356412	1.22	0.224	-.1009603 .430988
dulo		.671318	.056798	11.82	0.000	.5599447 .7826913
tier1		.2840716	.0297716	9.54	0.000	.2256934 .3424497
tier2		.3162413	.0276012	11.46	0.000	.262119 .3703636
_cons		6.722281	.1026457	65.49	0.000	6.521007 6.923556

```
. estimates store Kkoz3
```

```
.
. *Kkoz4 +kor
. reg logp cme2 fcukor nfcukor kor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul
dtk eclass esup egs ens10e etyebuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszemely pann
> on phalma pecs sopron szekszard tbk tn timer tolna vclass vprem zala dulo tier1 tier2,
vce(robust)
```

Linear regression

Number of obs = 2672
F(40, 2631) = 91.92
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.6431
Root MSE = .48387

logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
cme2	.0001918	.0000508	3.77	0.000	.0000921	.0002915
fcukor	.0027535	.0006624	4.16	0.000	.0014546	.0040525
nfcukor	-.0130831	.0015236	-8.59	0.000	-.0160707	-.0100955
kor	.13796	.0080903	17.05	0.000	.1220961	.153824
badacsony	.5490253	.1045432	5.25	0.000	.3440302	.7540205
balaton	.3596469	.0973814	3.69	0.000	.168695	.5505988
bb	.3502709	.0873375	4.01	0.000	.1790137	.5215281
bfelv	.5479758	.0996903	5.50	0.000	.3524966	.7434551
bfcs	.5118675	.0900284	5.69	0.000	.3353339	.6884011
bukk	.7211564	.1858566	3.88	0.000	.3567165	1.085596
duna	.3774056	.1483226	2.54	0.011	.0865648	.6682464
dunantuli	.1096946	.098989	1.11	0.268	-.0844096	.3037988
dtk	-.6648107	.0959318	-6.93	0.000	-.8529201	-.4767013
eclass	.1897778	.0926675	2.05	0.041	.0080692	.3714863
esup	.7560695	.1330106	5.68	0.000	.4952536	1.016885
egs	1.063041	.2655281	4.00	0.000	.5423758	1.583706
ens10e	.3433818	.1422767	2.41	0.016	.0643963	.6223673
etyekbuda	.4094463	.0970552	4.22	0.000	.219134	.5997586
fm	.3296681	.0935674	3.52	0.000	.146195	.5131412
hb	.1472349	.1011721	1.46	0.146	-.0511501	.3456199
kali	1.083035	.1539759	7.03	0.000	.781109	1.384961
kunsag	.1540838	.0889233	1.73	0.083	-.0202829	.3284504
matra	.1309318	.0884594	1.48	0.139	-.0425253	.3043889
mor	.5298504	.0965229	5.49	0.000	.3405818	.7191189
nsomlo	.6471373	.115038	5.63	0.000	.4215632	.8727113
neszmely	.234425	.1018451	2.30	0.021	.0347203	.4341296
pannon	.3213816	.0981781	3.27	0.001	.1288676	.5138957
phalma	.675489	.1089367	6.20	0.000	.4618787	.8890993
pecs	.4813446	.0897805	5.36	0.000	.305297	.6573922
sopron	.6766958	.089812	7.53	0.000	.5005865	.852805
szekszard	.4649442	.0849927	5.47	0.000	.2982849	.6316034
tbk	.6886622	.1213113	5.68	0.000	.4507869	.9265374
tnbk	.4670319	.0920035	5.08	0.000	.2866253	.6474385
tolna	.2146879	.1116922	1.92	0.055	-.0043255	.4337014
vclass	.3547941	.0845603	4.20	0.000	.1889826	.5206056
vprem	.9693829	.0973844	9.95	0.000	.7784251	1.160341
zala	.205086	.1026764	2.00	0.046	.0037513	.4064206
dulo	.5780785	.0559173	10.34	0.000	.4684322	.6877248
tier1	.2661	.0269778	9.86	0.000	.2132002	.3189998
tier2	.2848816	.0257189	11.08	0.000	.2344503	.3353129
_cons	6.500676	.0852991	76.21	0.000	6.333416	6.667936

. estimates store Kkoz4

```
.
. *Kkoz5 +mennyiseg
. reg logp logq cme2 fcukor nfcukor kor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo
neszmely
> pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tn timer tolna vclass vprem zala dulo tier1
tier2, vce(robust)
```

Linear regression	Number of obs =	2672
	F(41, 2630) =	167.37
	Prob > F	= 0.0000
	R-squared	= 0.7537
	Root MSE	= .402

logp	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
logq	-.2235588	.0066648	-33.54	0.000	-.2366274	-.2104901
cme2	.0001434	.0000446	3.22	0.001	.000056	.0002308
fcukor	.0024373	.0005684	4.29	0.000	.0013227	.0035519
nfcukor	-.0059831	.0011557	-5.18	0.000	-.0082492	-.003717
kor	.1212702	.0069443	17.46	0.000	.1076534	.134887
badacsony	.3139014	.0777941	4.04	0.000	.1613575	.4664452
balaton	.3461908	.0696566	4.97	0.000	.2096036	.4827781
bb	.2869167	.0677226	4.24	0.000	.1541216	.4197118
bfelv	.2616086	.0802457	3.26	0.001	.1042575	.4189596
bfcs	.306733	.067586	4.54	0.000	.1742059	.4392601
bukk	.2188201	.1728676	1.27	0.206	-.1201501	.5577903

```

      duna | .1201026 .1604911 0.75 0.454 -.194599 .4348042
dunantuli | .1732519 .0714239 2.43 0.015 .0331991 .3133047
      dtk | -.4621457 .0701535 -6.59 0.000 -.5997073 -.3245841
      eclass | .2901167 .0694129 4.18 0.000 .1540073 .4262261
      esup | .6719757 .1090721 6.16 0.000 .4580998 .8858516
      egs | .6730825 .222905 3.02 0.003 .2359956 1.110169
      ens10e | .2396738 .1271403 1.89 0.060 -.0096314 .488979
      etyekbuda | .3554822 .0710772 5.00 0.000 .2161093 .4948551
      fm | .2051876 .0690084 2.97 0.003 .0698714 .3405038
      hb | .1314001 .0900862 1.46 0.145 -.0452468 .308047
      kali | .8412386 .1720221 4.89 0.000 .5039263 1.178551
      kunsag | -.0293988 .0699554 -0.42 0.674 -.166572 .1077744
      matra | .0151025 .0639563 0.24 0.813 -.1103073 .1405122
      mor | .2550743 .0711705 3.58 0.000 .1155185 .3946301
      nsomlo | .3838031 .088019 4.36 0.000 .2112095 .5563967
      neszmely | .183452 .0795753 2.31 0.021 .0274155 .3394885
      pannon | .3194964 .0928395 3.44 0.001 .1374505 .5015423
      phalma | .5399864 .0928347 5.82 0.000 .35795 .7220228
      pecs | .2507731 .0760175 3.30 0.001 .1017129 .3998334
      sopron | .3623344 .0688489 5.26 0.000 .2273309 .4973379
      szekszard | .3488359 .0632716 5.51 0.000 .2247688 .4729031
      tbk | .6634211 .0999093 6.64 0.000 .4675124 .8593298
      tn timer | .3438906 .0693318 4.96 0.000 .2079401 .479841
      tol timer | .0643732 .0948434 0.68 0.497 -.1216021 .2503485
      vclass | .3252001 .0627213 5.18 0.000 .202212 .4481881
      vpre timer | .8359155 .0773289 10.81 0.000 .6842838 .9875472
      zala | -.0128102 .0781334 -0.16 0.870 -.1660194 .140399
      dulo | .3776458 .0483713 7.81 0.000 .2827961 .4724954
      tier1 | .3897614 .0241134 16.16 0.000 .3424782 .4370446
      tier2 | .2934684 .021683 13.53 0.000 .2509509 .3359859
      _cons | 8.637978 .0911652 94.75 0.000 8.459216 8.816741
-----

```

```
. estimates store Kkozts5
```

```

.
. *Kkit greg spec, vagyis: cme2, fcukor, nfcukor (+mennyiség)
. *szolofajtak
. reg logp logq cme2 fcukor nfcukor kor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo
neszmely
> pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tn timer tol timer vclass vpre zala dulo tier1
tier2 vbordo vegyeb vn timer ffajta fn timer muskegyeb csfi, vce(robust)

```

```

Linear regression                                Number of obs =      2672
                                                F( 48,   2623) =   152.37
                                                Prob > F       =   0.0000
                                                R-squared      =   0.7588
                                                Root MSE      =   .39836

```

```

-----+-----
      |               Robust
      |               Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
      |               Coef.
logp |
-----+-----
      logq | -.2254822   .0067106   -33.60  0.000   -.2386407   -.2123236
      cme2 | .0000971   .0000429     2.26  0.024   .000013   .0001812
      fcukor | .0032317   .0006211     5.20  0.000   .0020138   .0044496
      nfcukor | -.0070627   .0012973    -5.44  0.000   -.0096064   -.0045189
      kor | .1165545   .0069381    16.80  0.000   .1029498   .1301593
      badacsony | .3327809   .0791084     4.21  0.000   .1776598   .487902
      balaton | .3249706   .0717372     4.53  0.000   .1843034   .4656379
      bb | .2555427   .0677088     3.77  0.000   .1227747   .3883108
      bfelv | .2704631   .0808072     3.35  0.001   .1120107   .4289155
      bfcs | .2932086   .068433     4.28  0.000   .1590204   .4273967
      bukk | .2110995   .179861     1.17  0.241   -.1415844   .5637834
      duna | .0983079   .165445     0.59  0.552   -.2261081   .422724
      dunantul | .1420188   .0719683     1.97  0.049   .0008984   .2831393
      dtk | -.463557   .0712347    -6.51  0.000   -.603239   -.323875
      eclass | .2820441   .0708555     3.98  0.000   .1431058   .4209823
      esup | .6767807   .1123614     6.02  0.000   .4564548   .8971067
      egs | .6868521   .2238186     3.07  0.002   .2479732   1.125731
      ens10e | .2376284   .1251405     1.90  0.058   -.0077557   .4830125
      etyekbuda | .3509395   .0729654     4.81  0.000   .2078639   .4940151
      fm | .1866549   .0702875     2.66  0.008   .0488303   .3244794
      hb | .0888425   .090068     0.99  0.324   -.087769   .2654539
      kali | .8079784   .1617839     4.99  0.000   .4907414   1.125215
      kunsag | -.0487894   .0703748    -0.69  0.488   -.1867851   .0892064

```

matra		-.0024499	.0648956	-0.04	0.970	-.1297017	.1248019
mor		.2614339	.0710479	3.68	0.000	.1221182	.4007496
nsomlo		.4144084	.0894953	4.63	0.000	.2389198	.5898969
neszmely		.1866514	.080367	2.32	0.020	.0290622	.3442407
pannon		.2719268	.0950568	2.86	0.004	.0855328	.4583207
phalma		.5231501	.0938971	5.57	0.000	.3390302	.70727
pecs		.2384634	.0773779	3.08	0.002	.0867356	.3901912
sopron		.3277711	.0707044	4.64	0.000	.1891291	.4664132
szekszard		.2984409	.064636	4.62	0.000	.1716981	.4251836
tbk		.6832794	.0998382	6.84	0.000	.4875097	.8790491
tnbk		.3597061	.0703327	5.11	0.000	.2217929	.4976192
tolna		.0322346	.0964871	0.33	0.738	-.1569639	.2214332
vclass		.2807457	.0640264	4.38	0.000	.1551982	.4062931
vprem		.7709465	.0770472	10.01	0.000	.619867	.922026
zala		-.0177511	.0743354	-0.24	0.811	-.1635131	.1280108
dulo		.384946	.0475474	8.10	0.000	.2917117	.4781802
tier1		.3954532	.0236156	16.75	0.000	.3491461	.4417603
tier2		.2943299	.0217672	13.52	0.000	.2516474	.3370125
vbordo		.0635883	.032321	1.97	0.049	.0002111	.1269654
vegyeb		-.0782434	.0300562	-2.60	0.009	-.1371796	-.0193072
vnem		-.1127995	.0645772	-1.75	0.081	-.2394268	.0138278
ffajta		-.1105596	.0235803	-4.69	0.000	-.1567976	-.0643217
fne		-.1138246	.0686999	-1.66	0.098	-.2485361	.0208868
muskegyeb		-.1447952	.0380939	-3.80	0.000	-.2194923	-.0700981
csfi		-.0924867	.038214	-2.42	0.016	-.1674193	-.017554
_cons		8.770863	.0933934	93.91	0.000	8.587731	8.953996

. estimates store Kkit

6. B2-B6 sz. korlátozott modellek

```
. *0,1 KÜLÖN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs
ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron
szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 993.13047

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1040.3934
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 976.71002
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 910.27856
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 878.8345
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 856.38236
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 830.47468
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 815.03629
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 785.94018
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 771.59358
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 726.71511
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 693.04787
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 668.83493
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 655.66526
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 627.88335
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 608.73723
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 596.49189
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 563.56138
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 546.85071
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 538.69234
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 530.7774
note: alternate solutions exist
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 526.71285
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 523.55971
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 518.16556
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 511.427
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 505.88884
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 503.47129
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 502.54932
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 499.16614
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 496.76912
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 495.1956
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 494.93128
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 494.23349
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 493.76039
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 493.11065
```

.1 Quantile regression	Number of obs =	2672
Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)		
Min sum of deviations 492.934	Pseudo R2 =	0.3261

```
. estimates store qk10
```

213.

```

Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 934.11759
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 932.82746
note: alternate solutions exist
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 931.43069
note: alternate solutions exist
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 929.24336
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 927.78956
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 927.22901
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 926.06536
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 925.35384
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 924.70198
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 924.21811
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 924.16892
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 924.06503

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
  Min sum of deviations  924.065                      Pseudo R2      =      0.2655

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony	1.457481	.0093349	156.13	0.000	1.439177	1.475786
balaton	.828289	.0093495	88.59	0.000	.809956	.8466221
bb	1.147084	.0080662	142.21	0.000	1.131267	1.1629
bfelv	1.458148	.0138205	105.51	0.000	1.431048	1.485249
bfcs	1.451459	.0087356	166.15	0.000	1.43433	1.468589
bukk	1.64047	.0218068	75.23	0.000	1.59771	1.68323
duna	1.052683	.0136262	77.25	0.000	1.025964	1.079402
dunantuli	.5401897	.0087911	61.45	0.000	.5229516	.5574279
dtk	-.1546283	.0089668	-17.24	0.000	-.172211	-.1370455
eclass	1.042633	.0083116	125.44	0.000	1.026335	1.058931
esup	1.948771	.0141959	137.28	0.000	1.920935	1.976608
egs	2.438977	.0203328	119.95	0.000	2.399107	2.478847
ens10e	2.081945	.0152965	136.11	0.000	2.051951	2.11194
etyekbuda	1.234171	.0098507	125.29	0.000	1.214855	1.253487
fm	.9462109	.0086118	109.87	0.000	.9293243	.9630974
hb	1.052683	.01142	92.18	0.000	1.03029	1.075076
kali	2.082303	.0226223	92.05	0.000	2.037943	2.126662
kunsag	1.052683	.0089941	117.04	0.000	1.035047	1.07032
matra	.7636671	.0084109	90.79	0.000	.7471744	.7801598
mor	1.234171	.0148468	83.13	0.000	1.205058	1.263283
nsomlo	1.457481	.0107436	135.66	0.000	1.436415	1.478548
neszmely	1.234171	.0124791	98.90	0.000	1.209701	1.258641
pannon	1.147084	.0157594	72.79	0.000	1.116182	1.177986
phalma	1.583312	.0138258	114.52	0.000	1.556201	1.610422
pecs	1.147994	.0104103	110.27	0.000	1.12758	1.168407
sopron	1.458148	.0094481	154.33	0.000	1.439622	1.476675
szekszard	1.43112	.007273	196.77	0.000	1.416859	1.445381
tbk	2.455097	.0090755	270.52	0.000	2.437301	2.472893
tnbk	1.389155	.0074999	185.22	0.000	1.374449	1.403862
tolna	1.042633	.012668	82.30	0.000	1.017793	1.067473
vclass	1.314278	.0073867	177.93	0.000	1.299794	1.328762
vpren	2.225165	.0089438	248.79	0.000	2.207628	2.242703
zala	1.314278	.0203328	64.64	0.000	1.274408	1.354148
_cons	5.855072	.0063828	917.32	0.000	5.842556	5.867588

```
. estimates store qk25
```

```

.
. *0,5 KÜLÖN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs
ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron
szekszard tbk tn timer tolna vclass vpre zala, quantile(50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1224.2105

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1222.5408
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1221.4876
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1221.3692
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1221.2896
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1220.5399
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 1219.6576
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 1219.2512
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 1218.6243
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 1218.2562
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 1218.1755

```

```

Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 1218.062
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 1217.299
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 1217.2931
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 1217.2931
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 1217.0861
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 1216.877
note: alternate solutions exist
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 1216.8025
note: alternate solutions exist
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 1216.7095
note: alternate solutions exist
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 1216.7095
note: alternate solutions exist
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 1216.6974
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 1216.6835
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 1216.5702
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 1216.5702
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 1216.5453

```

```

Median regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
  Min sum of deviations 1216.545                  Pseudo R2      =      0.2262

```

logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony	.8484097	.016563	51.22	0.000	.8159319	.8808874
balaton	.3680673	.0167134	22.02	0.000	.3352945	.40084
bb	.5112705	.0144645	35.35	0.000	.4829076	.5396334
bfelv	.6371007	.02426	26.26	0.000	.5895301	.6846713
bfcs	.6937032	.0155502	44.61	0.000	.6632114	.724195
bukk	.6942592	.0380299	18.26	0.000	.6196878	.7688306
duna	.4065771	.0421182	9.65	0.000	.323989	.4891652
dunantuli	4.25e-13	.0165611	0.00	1.000	-.0324741	.0324741
dtk	-.8904862	.0159018	-56.00	0.000	-.9216674	-.8593051
eclass	.5112705	.014625	34.96	0.000	.482593	.5399481
esup	1.541557	.0246293	62.59	0.000	1.493263	1.589852
egs	1.711903	.0397494	43.07	0.000	1.633959	1.789846
ens10e	1.467449	.0274684	53.42	0.000	1.413587	1.521311
etyekbuda	.4422302	.0173425	25.50	0.000	.4082239	.4762365
fm	.4641466	.0154318	30.08	0.000	.433887	.4944062
hb	.3207769	.0205695	15.59	0.000	.2804429	.361111
kali	1.198396	.0421182	28.45	0.000	1.115808	1.280984
kunsag	.3296161	.0160331	20.56	0.000	.2981774	.3610547
matra	.2804255	.0149689	18.73	0.000	.2510736	.3097775
mor	.5112705	.0292881	17.46	0.000	.4538405	.5687005
nsomlo	.8949299	.0202422	44.21	0.000	.8552376	.9346222
neszmely	.4422302	.0212063	20.85	0.000	.4006476	.4838128
pannon	.4065771	.028083	14.48	0.000	.3515102	.461644
phalma	.7991195	.0250231	31.94	0.000	.7500526	.8481863
pecs	.5119376	.0191986	26.67	0.000	.4742919	.5495834
sopron	.7639923	.0175786	43.46	0.000	.729523	.7984616
szekszard	.7430491	.0131536	56.49	0.000	.7172566	.7688416
tbk	2.181529	.016157	135.02	0.000	2.149847	2.213211
tnbk	.9393816	.0134911	69.63	0.000	.9129273	.9658359
tolna	.4780359	.0216713	22.06	0.000	.4355414	.5205304
vclass	.575851	.0133132	43.25	0.000	.5497456	.6019563
vprem	1.711903	.0159597	107.26	0.000	1.680608	1.743197
zala	.575851	.0365961	15.74	0.000	.504091	.6476109
_cons	6.801283	.0116435	584.13	0.000	6.778452	6.824114

```
. estimates store qk50
```

```

.
. *0,75 KÜLÖN
. greg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs
ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron
szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1164.8431

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1175.2984
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1160.4561
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 1150.0745
note: alternate solutions exist
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 1129.3907
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 1114.0675

```



```
-----
. estimates store qk75
```

```
.
. *0,9 KÜLÖN
. qreg logp badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna dunantul dtk eclass esup egs
ens10e etyebuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely pannon phalma pecs sopron
szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala, quantile(90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 1052.8026
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 1084.9297
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 1026.4377
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 988.40631
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 925.91757
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 889.7886
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 872.73549
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 850.28741
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 830.16081
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 820.84501
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 782.71514
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 752.9855
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 732.44038
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 712.07306
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 700.63
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 685.64606
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 671.25192
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 653.84313
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 640.18015
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 627.15272
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 616.62486
```

```
note: alternate solutions exist
```

```
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 612.80013
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 609.60454
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 606.48992
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 604.67967
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 603.57341
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 600.78873
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 597.00189
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 593.87613
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 593.02767
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 592.10708
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 591.09755
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 589.49374
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 587.91963
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 587.19999
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 584.8989
```

```
.9 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 838.788 (about 8.4316349)
Min sum of deviations 584.8989                        Pseudo R2      =      0.3027
```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
badacsony		.2836084	.1656519	1.71	0.087	-.0412124	.6084292
balaton		-.2137032	.1696835	-1.26	0.208	-.5464293	.119023
bb		-.0163937	.1437257	-0.11	0.909	-.2982202	.2654329
bfelv		-.517169	.2317538	-2.23	0.026	-.9716066	-.0627314
bfcs		-.0057077	.1545198	-0.04	0.971	-.3086999	.2972845
bukk		.0267391	.1800711	0.15	0.882	-.3263558	.3798341
duna		-.1424761	.1800711	-0.79	0.429	-.495571	.2106189
dunantul		-.451211	.1666153	-2.71	0.007	-.7779208	-.1245011
dtk		-1.497998	.1620677	-9.24	0.000	-1.815791	-1.180206
eclass		-.2073479	.1491071	-1.39	0.164	-.4997266	.0850309
esup		.7472143	.2385371	3.13	0.002	.2794757	1.214953
egs		1.871593	.1737111	10.77	0.000	1.53097	2.212217
ens10e		.8747911	.2332204	3.75	0.000	.4174776	1.332105
etyebuda		-.0557251	.1747581	-0.32	0.750	-.398402	.2869518
fm		-.1553707	.1545125	-1.01	0.315	-.4583487	.1476072
hb		-.6129794	.2100613	-2.92	0.004	-1.024881	-.2010778
kali		.7612362	.1800711	4.23	0.000	.4081413	1.114331
kunsag		-.664299	.1612745	-4.12	0.000	-.9805364	-.3480616
matra		-.5176239	.1504391	-3.44	0.001	-.8126144	-.2226334
mor		-.6124792	.2786749	-2.20	0.028	-1.158923	-.0660357
nsomlo		.0293741	.2033428	0.14	0.885	-.3693534	.4281016
neszmely		-.5926766	.1924691	-3.08	0.002	-.9700824	-.2152709

pannon		-.7755866	.2416754	-3.21	0.001	-1.249479	-.301694
phalma		-.2137032	.2459768	-0.87	0.385	-.6960301	.2686238
pecs		-.3127451	.1949834	-1.60	0.109	-.695081	.0695908
sopron		.3137617	.1733884	1.81	0.070	-.0262293	.6537528
szekszard		.0804176	.1315886	0.61	0.541	-.1776096	.3384449
tbk		2.170215	.1620677	13.39	0.000	1.852422	2.488007
tnbk		.6193514	.1351587	4.58	0.000	.3543237	.8843791
tolna		-.2513146	.2227955	-1.13	0.259	-.6881862	.1855569
vclass		-.2103529	.1331425	-1.58	0.114	-.4714272	.0507214
vprem		.9959583	.1583018	6.29	0.000	.6855501	1.306367
zala		-.4385262	.1737111	-2.52	0.012	-.7791499	-.0979024
_cons		8.213382	.1158293	70.91	0.000	7.986256	8.440507

. estimates store qk90

...

7. B2.7-B6.7 sz. modellek

```
. *0,1 KÜLÖN
. greg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmel
> y pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala dulo tier1
tier2 vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(10)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 675.83863

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 696.28497
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 695.91866
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 690.95201
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 683.99993
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 677.53128
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 663.09232
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 662.43122
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 644.24455
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 629.2687
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 626.2163
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 618.62731
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 617.96319
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 608.09522
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 606.69935
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 576.96946
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 575.62651
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 566.58371
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 561.13598
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 558.26709
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 555.55058
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 549.52426
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 547.23411
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 544.55706
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 542.57059
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 538.0987
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 532.89503
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 527.77174
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 524.33812
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 519.82745
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 517.93648
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 516.2443
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 515.47282
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 512.34754
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 509.12194
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 507.42007
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 501.54282
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 499.25464
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 497.51138
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 494.92931
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 491.65502
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 466.14862
Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 464.71363
Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 462.68653
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 460.72154
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 459.56601
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 455.66683
Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 454.98357
```

Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 454.14709
 Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 452.07038
 Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 443.10597
 Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 442.61698
 Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 440.54973
 Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 439.38327
 Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 437.4935
 Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 436.70391
 Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 435.084
 Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 433.40376
 Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 431.95334
 Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 429.8048
 Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 429.09362
 Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 426.29436
 Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 424.52693
 Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 423.28774
 Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 422.39324
 Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 420.97507
 Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 419.5335
 Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 416.57286
 Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 416.2269
 Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 415.65366
 Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 415.59641
 Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 413.95239
 Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 412.68753
 Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 412.20308
 Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 411.70384
 Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 411.36851
 Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 410.37307
 Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 409.92883
 Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 409.76909
 Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 409.72223
 Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 409.29599
 Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 408.50256
 Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 405.32778
 Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 403.57541
 Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 402.01283
 Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 401.02853
 Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 397.87765
 Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 395.67286
 Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 394.94491
 Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 390.05215
 Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 384.05004
 Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 382.77988
 Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 382.26565
 Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 382.12267
 Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 379.51309
 Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 379.33307
 Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 379.12121
 Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 372.49223
 Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 372.18689
 Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 371.51729
 Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 371.11316
 Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 368.77827
 Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 368.63303
 Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 368.21706
 Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 367.42703
 Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 367.29417
 Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 367.09076
 Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 366.58001
 Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 365.37765
 Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 365.08662
 Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 361.59046
 Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 361.29067
 Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 360.87756
 Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 360.03789
 Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 359.91286
 Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 359.77182
 Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 357.88868
 Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 357.85639
 Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 357.51126
 Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 356.78398
 Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 356.5871
 Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 356.20209
 Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 355.97746
 Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 355.68662
 Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 355.59347

```

Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 355.4956
note: alternate solutions exist
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 355.34656
Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 355.17835
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 353.69803
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 353.67526
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 353.5166
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 353.46111
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 352.94833
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 351.54505
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 351.51346
Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 351.41681
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 351.32596
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 350.89441
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 350.46565
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 350.3557
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 350.3259
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 350.26078
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 350.18256
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 350.13561
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 350.0868
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 350.00876
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 349.99281
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 349.93735
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 349.8801
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 349.839
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 349.4695
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 349.44467
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 349.18179
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 349.17149
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 349.06724
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 349.00595
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 348.91524
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 348.67295
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 348.56221
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 348.3163
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 348.27379
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 348.08745
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 348.06099
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 348.02571
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 347.99599
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 347.96128
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 346.58742
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 345.85322
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 345.74618
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 345.72974
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 345.71634
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 345.66339
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 345.62048
Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 345.57688
Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 345.53699
Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 345.45747
Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 345.45475
Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 345.14368
Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 345.14203
Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 343.92774
Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 343.8972
Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 343.88501
Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 343.84024
Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 343.78217
Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 343.75324
Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 343.73802
Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 343.7343
Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 343.7315
Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 343.71458
Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 343.70784
Iteration 190: sum of abs. weighted deviations = 343.69048
Iteration 191: sum of abs. weighted deviations = 343.62953
Iteration 192: sum of abs. weighted deviations = 343.55545
Iteration 193: sum of abs. weighted deviations = 343.54858
Iteration 194: sum of abs. weighted deviations = 343.28922
Iteration 195: sum of abs. weighted deviations = 343.23965
Iteration 196: sum of abs. weighted deviations = 343.23721
Iteration 197: sum of abs. weighted deviations = 343.20092
Iteration 198: sum of abs. weighted deviations = 343.16672
Iteration 199: sum of abs. weighted deviations = 343.15502
Iteration 200: sum of abs. weighted deviations = 343.15331

```

```

Iteration 201: sum of abs. weighted deviations = 343.14176
Iteration 202: sum of abs. weighted deviations = 343.13884
Iteration 203: sum of abs. weighted deviations = 343.12807
Iteration 204: sum of abs. weighted deviations = 343.12657
Iteration 205: sum of abs. weighted deviations = 343.12531
Iteration 206: sum of abs. weighted deviations = 343.11838
Iteration 207: sum of abs. weighted deviations = 343.11735
Iteration 208: sum of abs. weighted deviations = 343.11345
Iteration 209: sum of abs. weighted deviations = 343.11272
Iteration 210: sum of abs. weighted deviations = 343.10681
Iteration 211: sum of abs. weighted deviations = 343.04308
Iteration 212: sum of abs. weighted deviations = 343.0387
Iteration 213: sum of abs. weighted deviations = 343.03684
Iteration 214: sum of abs. weighted deviations = 343.03376
Iteration 215: sum of abs. weighted deviations = 343.0145
Iteration 216: sum of abs. weighted deviations = 343.00925
Iteration 217: sum of abs. weighted deviations = 342.99355
Iteration 218: sum of abs. weighted deviations = 342.9933
Iteration 219: sum of abs. weighted deviations = 342.98723
Iteration 220: sum of abs. weighted deviations = 342.97943
Iteration 221: sum of abs. weighted deviations = 342.97545
Iteration 222: sum of abs. weighted deviations = 342.95619
Iteration 223: sum of abs. weighted deviations = 342.94737
Iteration 224: sum of abs. weighted deviations = 342.9354
Iteration 225: sum of abs. weighted deviations = 342.92887
Iteration 226: sum of abs. weighted deviations = 342.91702
Iteration 227: sum of abs. weighted deviations = 342.91503
Iteration 228: sum of abs. weighted deviations = 342.91416
Iteration 229: sum of abs. weighted deviations = 342.91226
Iteration 230: sum of abs. weighted deviations = 342.90816
Iteration 231: sum of abs. weighted deviations = 342.90454
Iteration 232: sum of abs. weighted deviations = 342.904
Iteration 233: sum of abs. weighted deviations = 342.90338
Iteration 234: sum of abs. weighted deviations = 342.79855
Iteration 235: sum of abs. weighted deviations = 342.79774
Iteration 236: sum of abs. weighted deviations = 342.7785
Iteration 237: sum of abs. weighted deviations = 342.72006
Iteration 238: sum of abs. weighted deviations = 342.71957
Iteration 239: sum of abs. weighted deviations = 342.65762
Iteration 240: sum of abs. weighted deviations = 342.65309
Iteration 241: sum of abs. weighted deviations = 342.65267
Iteration 242: sum of abs. weighted deviations = 342.64885
Iteration 243: sum of abs. weighted deviations = 342.64631
Iteration 244: sum of abs. weighted deviations = 342.64602
Iteration 245: sum of abs. weighted deviations = 342.63457
Iteration 246: sum of abs. weighted deviations = 342.63417

```

```

.1 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 731.4689 (about 6.5496507)
  Min sum of deviations 342.6342                      Pseudo R2      =      0.5316

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.2267015	.0124311	-18.24	0.000	-.2510773	-.2023257
	cme2	.0000637	.00004	1.59	0.112	-.0000148	.0001421
	kor	.0808114	.0106574	7.58	0.000	.0599136	.1017092
	fcukor	.0039345	.0007823	5.03	0.000	.0024005	.0054684
	nfcukor	-.0034363	.0020348	-1.69	0.091	-.0074263	.0005537
	badacsony	.657003	.1145887	5.73	0.000	.4323096	.8816963
	balaton	.6674587	.1184096	5.64	0.000	.4352729	.8996445
	bb	.5011545	.1009327	4.97	0.000	.3032387	.6990702
	bfelv	.7411616	.1604741	4.62	0.000	.4264929	1.05583
	bfcs	.5904154	.1089537	5.42	0.000	.3767715	.8040593
	bukk	.5516996	.1297719	4.25	0.000	.2972339	.8061652
	duna	.3237961	.1262932	2.56	0.010	.0761517	.5714405
	dunantuli	.5524435	.1150327	4.80	0.000	.3268795	.7780074
	dtk	-.1117352	.1103846	-1.01	0.312	-.328185	.1047146
	eclass	.5846719	.1049282	5.57	0.000	.3789214	.7904224
	esup	1.013423	.1694403	5.98	0.000	.6811725	1.345673
	egs	.6543582	.1288467	5.08	0.000	.4017067	.9070098
	ens10e	.7174332	.1650674	4.35	0.000	.3937577	1.041109
	etyekbuda	.6628277	.1228062	5.40	0.000	.422021	.9036345
	fm	.4015379	.1046278	3.84	0.000	.1963766	.6066993
	hb	.5516577	.1360683	4.05	0.000	.2848456	.8184698
	kali	1.080208	.1289337	8.38	0.000	.8273858	1.33303
	kunsag	.2816694	.1155443	2.44	0.015	.0551021	.5082366

matra	.4245957	.1061386	4.00	0.000	.2164718	.6327195
mor	.8564921	.1938886	4.42	0.000	.4763019	1.236682
nsomlo	.7351964	.1437287	5.12	0.000	.4533633	1.017029
neszmely	.6437547	.1576171	4.08	0.000	.3346884	.9528211
pannon	.6461816	.1697196	3.81	0.000	.3133837	.9789795
phalma	.9203194	.1730643	5.32	0.000	.5809631	1.259676
pecs	.7074915	.1360952	5.20	0.000	.4406266	.9743564
sopron	.7871497	.1215781	6.47	0.000	.5487509	1.025548
szekszard	.6653322	.0951978	6.99	0.000	.4786618	.8520026
tbk	1.033457	.1572821	6.57	0.000	.7250471	1.341866
tnbk	.5341525	.1015151	5.26	0.000	.3350948	.7332103
tolna	.2414182	.1553639	1.55	0.120	-.0632301	.5460665
vclass	.6347886	.096802	6.56	0.000	.4449727	.8246045
vprem	1.197338	.1132125	10.58	0.000	.9753435	1.419333
zala	.5898984	.1242448	4.75	0.000	.3462706	.8335262
dulo	.4314878	.0766352	5.63	0.000	.2812163	.5817593
tier1	.3941191	.0429468	9.18	0.000	.309906	.4783322
tier2	.2858883	.0400571	7.14	0.000	.2073415	.3644351
vbordo	-.0148346	.0627659	-0.24	0.813	-.1379103	.1082411
vegyeb	-.1652133	.0576062	-2.87	0.004	-.2781715	-.0522552
vnem	-.138975	.1019973	-1.36	0.173	-.3389782	.0610282
ffajta	-.1482012	.0500863	-2.96	0.003	-.246414	-.0499885
fnem	-.2305392	.1118282	-2.06	0.039	-.4498196	-.0112588
muskegyeb	-.1599144	.0769445	-2.08	0.038	-.3107925	-.0090363
csfi	-.1307616	.0821791	-1.59	0.112	-.2919039	.0303808
_cons	8.120256	.1506324	53.91	0.000	7.824885	8.415626

```

. estimates store qk10

.
. *0,25 KÜLÖN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyebuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmel
> y pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala dulo tier1
tier2 vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(25)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 755.85112

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 759.97906
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 758.12769
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 752.39385
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 747.2645
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 745.35586
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 743.30494
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 737.7668
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 728.44717
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 720.49962
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 719.72434
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 718.28293
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 713.93197
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 708.99666
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 704.99153
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 693.44555
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 692.72474
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 690.75846
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 690.45654
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 689.68765
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 689.12234
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 686.73382
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 686.41601
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 685.85897
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 684.96426
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 684.17113
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 680.4977
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 678.89775
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 676.9741
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 676.16176
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 675.33497
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 673.22374
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 671.53699
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 671.39469
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 670.40921
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 669.68057
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 669.04542
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 668.33869
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 666.99655
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 666.69253

```

Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 666.622
 Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 664.2713
 Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 663.31623
 Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 662.67917
 Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 662.5391
 Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 662.29344
 Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 661.69143
 Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 661.58661
 note: alternate solutions exist
 Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 660.62046
 Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 660.32421
 Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 659.96884
 Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 658.78417
 Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 657.03732
 Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 656.81935
 Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 655.51385
 Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 655.19454
 Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 654.02494
 Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 653.14175
 Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 653.02287
 Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 652.81041
 Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 652.29411
 Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 652.00845
 Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 651.88765
 Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 651.65263
 Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 651.43939
 Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 651.27515
 Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 651.06505
 Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 649.54909
 Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 649.29853
 Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 649.19475
 Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 648.15526
 Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 647.95935
 Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 647.86358
 Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 647.22577
 Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 645.61881
 Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 645.53844
 Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 645.10569
 Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 643.08329
 Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 642.90142
 Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 642.81309
 note: alternate solutions exist
 Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 642.50969
 Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 642.44191
 Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 642.32914
 Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 642.29097
 Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 642.24279
 Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 641.6068
 Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 641.55827
 Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 641.54928
 Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 641.43893
 Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 641.27359
 Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 641.25306
 Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 641.23636
 Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 641.22069
 Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 641.20256
 Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 641.1685
 Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 641.14831
 Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 641.09723
 Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 641.0243
 Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 640.99066
 Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 640.9719
 Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 639.69799
 Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 639.59375
 Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 639.38487
 Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 638.32245
 Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 638.30998
 Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 638.02746
 Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 637.92219
 Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 637.89021
 Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 637.7904
 Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 637.64732
 Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 637.58459
 Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 637.45439
 Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 637.31328
 Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 637.24513
 Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 636.80373

```

Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 636.77053
Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 636.72344
Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 636.64693
Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 636.63634
Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 636.60898
Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 636.59991
Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 635.84596
Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 635.81212
Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 635.76336
Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 635.64011
Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 635.51782
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 635.43955
Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 635.40234
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 635.36662
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 635.35562
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 635.33433
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 635.33245
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 634.9039
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 634.89867
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 634.88091
Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 634.86775
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 634.83629
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 634.82108
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 634.81941
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 634.81612
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 634.79989
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 634.79411
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 634.79043
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 634.77801
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 634.76806
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 633.91518
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 633.90536
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 633.89938
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 633.88394
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 633.8787
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 633.87194
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 633.84536
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 633.82763
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 633.82618
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 633.8219
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 633.81495
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 633.81128
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 633.7938
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 633.75824
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 633.7535
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 633.74583
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 633.72972
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 633.63904
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 633.63396
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 633.61293
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 633.60937
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 633.60661
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 633.60278
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 633.60218
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 633.59694
note: alternate solutions exist
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 633.59453
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 633.59269
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 633.5856
Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 633.58262
Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 633.58031
Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 633.58016
Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 633.57998
Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 633.56102
Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 633.51211
Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 633.51054
Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 633.49789
Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 633.49673
Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 633.49364
Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 633.49281
Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 633.49218
Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 633.47639
Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 633.47608
Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 633.47531
Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 633.40216
Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 633.33387
Iteration 190: sum of abs. weighted deviations = 633.27935

```



```

Iteration 191: sum of abs. weighted deviations = 633.27283
Iteration 192: sum of abs. weighted deviations = 633.26466
Iteration 193: sum of abs. weighted deviations = 633.25876
Iteration 194: sum of abs. weighted deviations = 633.24729
Iteration 195: sum of abs. weighted deviations = 633.24201
Iteration 196: sum of abs. weighted deviations = 633.23679
Iteration 197: sum of abs. weighted deviations = 633.23606
Iteration 198: sum of abs. weighted deviations = 633.23381
Iteration 199: sum of abs. weighted deviations = 633.23317
Iteration 200: sum of abs. weighted deviations = 633.2328
Iteration 201: sum of abs. weighted deviations = 633.21721
Iteration 202: sum of abs. weighted deviations = 633.21372
Iteration 203: sum of abs. weighted deviations = 633.21185
note: alternate solutions exist
Iteration 204: sum of abs. weighted deviations = 633.19205
Iteration 205: sum of abs. weighted deviations = 633.19076
Iteration 206: sum of abs. weighted deviations = 633.18645
Iteration 207: sum of abs. weighted deviations = 633.18201
Iteration 208: sum of abs. weighted deviations = 633.18089
Iteration 209: sum of abs. weighted deviations = 633.17637
Iteration 210: sum of abs. weighted deviations = 633.17547
Iteration 211: sum of abs. weighted deviations = 633.17407
Iteration 212: sum of abs. weighted deviations = 633.1684
Iteration 213: sum of abs. weighted deviations = 633.16672
Iteration 214: sum of abs. weighted deviations = 633.1422
Iteration 215: sum of abs. weighted deviations = 632.89732
Iteration 216: sum of abs. weighted deviations = 632.84027
Iteration 217: sum of abs. weighted deviations = 632.83835
Iteration 218: sum of abs. weighted deviations = 632.838
Iteration 219: sum of abs. weighted deviations = 632.83781
Iteration 220: sum of abs. weighted deviations = 632.83365
Iteration 221: sum of abs. weighted deviations = 632.83361
Iteration 222: sum of abs. weighted deviations = 632.83334
Iteration 223: sum of abs. weighted deviations = 632.82915
Iteration 224: sum of abs. weighted deviations = 632.82896
Iteration 225: sum of abs. weighted deviations = 632.82894
Iteration 226: sum of abs. weighted deviations = 632.82857
Iteration 227: sum of abs. weighted deviations = 632.82857
Iteration 228: sum of abs. weighted deviations = 632.82826
Iteration 229: sum of abs. weighted deviations = 632.8282
Iteration 230: sum of abs. weighted deviations = 632.82819
Iteration 231: sum of abs. weighted deviations = 632.82817
Iteration 232: sum of abs. weighted deviations = 632.82815

```

```

.25 Quantile regression                                Number of obs =      2672
Raw sum of deviations 1258.161 (about 7.0030656)
Min sum of deviations 632.8281                        Pseudo R2      =      0.4970

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.2180464	.0085902	-25.38	0.000	-.2348906	-.2012021
	cme2	.0001209	.0000465	2.60	0.009	.0000296	.0002122
	kor	.1035083	.0072903	14.20	0.000	.089213	.1178035
	fcukor	.0026841	.0006123	4.38	0.000	.0014835	.0038847
	nfcukor	-.0053422	.0014531	-3.68	0.000	-.0081916	-.0024929
	badacsony	.4559199	.081124	5.62	0.000	.2968463	.6149934
	balaton	.5139049	.0797446	6.44	0.000	.3575361	.6702736
	bb	.4719075	.0698055	6.76	0.000	.3350281	.608787
	bfelv	.4924809	.116084	4.24	0.000	.2648555	.7201063
	bfc	.5049128	.0753327	6.70	0.000	.3571951	.6526304
	bukk	.3510609	.1894569	1.85	0.064	-.0204393	.722561
	duna	.2426152	.1875052	1.29	0.196	-.1250579	.6102883
	dunantuli	.3818901	.0790525	4.83	0.000	.2268785	.5369018
	dtk	-.3693091	.077332	-4.78	0.000	-.5209469	-.2176712
	ecl	.4308772	.072885	5.91	0.000	.2879593	.5737952
	esup	.808378	.1172236	6.90	0.000	.5785178	1.038238
	egs	.5158796	.1704272	3.03	0.002	.1816941	.850065
	ens10e	.5044268	.1328187	3.80	0.000	.2439868	.7648668
	etyekbuda	.5723472	.0844441	6.78	0.000	.4067633	.737931
	fm	.3780839	.0736645	5.13	0.000	.2336375	.5225303
	hb	.2891542	.0972457	2.97	0.003	.0984681	.4798402
	kali	1.086917	.1880177	5.78	0.000	.7182392	1.455595
	kunsag	.1640415	.0778679	2.11	0.035	.0113527	.3167302
	matra	.2441902	.0727475	3.36	0.001	.101542	.3868385
	mor	.587845	.1413509	4.16	0.000	.3106745	.8650156
	nsomlo	.6803287	.0973451	6.99	0.000	.4894477	.8712098

neszmely		.4259094	.1091145	3.90	0.000	.2119502	.6398686
pannon		.5156507	.1341933	3.84	0.000	.2525153	.7787861
phalma		.7791484	.1180293	6.60	0.000	.5477084	1.010588
pecs		.4846252	.0947191	5.12	0.000	.2988935	.6703569
sopron		.6179371	.084817	7.29	0.000	.4516221	.784252
szekszard		.5094653	.0652222	7.81	0.000	.381573	.6373576
tbk		.8067593	.1055768	7.64	0.000	.5997371	1.013781
tnbk		.4471882	.0681881	6.56	0.000	.3134803	.5808962
tolna		.1853852	.1069788	1.73	0.083	-.0243862	.3951565
vclass		.4953627	.0664367	7.46	0.000	.3650892	.6256363
vprem		.9512097	.0799465	11.90	0.000	.7944452	1.107974
zala		.2597515	.169493	1.53	0.126	-.0726021	.5921051
dulo		.3571031	.0545774	6.54	0.000	.2500839	.4641222
tier1		.3966637	.0295425	13.43	0.000	.3387348	.4545926
tier2		.3189923	.0275129	11.59	0.000	.2650432	.3729415
vbordo		-.0053141	.0448089	-0.12	0.906	-.0931785	.0825503
vegyeb		-.0925758	.041325	-2.24	0.025	-.1736086	-.011543
vnem		-.1945505	.0716686	-2.71	0.007	-.3350833	-.0540177
ffajta		-.1053898	.0366407	-2.88	0.004	-.1772373	-.0335423
fnem		-.1453977	.0771881	-1.88	0.060	-.2967533	.005958
muskegyeb		-.0974821	.0533765	-1.83	0.068	-.2021464	.0071822
csfi		-.0711979	.0571582	-1.25	0.213	-.1832776	.0408819
_cons		8.291816	.1038947	79.81	0.000	8.088092	8.495539

```
. estimates store qk25
```

```
.
. *0,5 KÜLÖN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmel
> y pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala dulo tier1
tier2 vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(50)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 812.90112
```

```
Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 835.49156
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 813.41257
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 813.27902
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 811.05027
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 811.01898
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 810.8906
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 810.48445
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 810.3907
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 810.34761
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 810.0587
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 810.03279
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 809.91187
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 809.87321
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 809.8018
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 809.78026
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 809.59282
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 809.56058
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 809.51881
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 809.41935
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 809.3773
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 809.33295
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 809.32498
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 809.30721
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 809.29616
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 809.2423
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 809.21669
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 809.20111
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 809.19094
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 809.09427
note: alternate solutions exist
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 808.91532
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 808.90878
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 808.90615
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 808.8939
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 808.88349
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 808.83044
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 808.82649
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 808.79158
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 808.78831
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 808.78426
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 808.7793
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 808.76925
```

```

Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 808.75911
Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 808.73519
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 808.7161
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 808.67407
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 808.6673
Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 808.65846
Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 808.56485
Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 808.55676
Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 808.54367
Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 808.54356
Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 808.54231
Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 808.53895
Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 808.53498
Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 808.4884
Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 808.48585
Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 808.46843
Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 808.44718
Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 808.44574
Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 808.44028
Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 808.42763
Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 808.4196
Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 808.41702
Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 808.41116
Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 808.40936
Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 808.4034
Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 808.39609
Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 808.39419
Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 808.39301
Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 808.39161
Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 808.22665
Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 808.20644
Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 808.20417
Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 808.20046
Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 808.19311
Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 808.1908
Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 808.18702
Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 808.18521
note: alternate solutions exist
Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 808.12789
Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 808.12609
note: alternate solutions exist
Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 808.08989
Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 808.08819
Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 808.08764
Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 808.07952
Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 808.07793
Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 808.07532
Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 808.07337
note: alternate solutions exist
Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 808.041
note: alternate solutions exist
Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 808.02312
Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 808.02165
Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 808.02127
Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 808.01744
Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 808.01577
Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 808.01548
note: alternate solutions exist
Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 808.01293
Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 808.01211
Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 808.01196
Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 808.01149
Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 808.01091
Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 808.01058
Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 808.01043
Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 808.0078
Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 808.00558
Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 808.00542
Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 808.00513
Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 807.90541
Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 807.90435
Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 807.90358
Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 807.9034
Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 807.90334
Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 807.90326
Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 807.90319
Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 807.90221

```

Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 807.90219
 Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 807.90209
 Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 807.88882
 Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 807.88876
 Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 807.88824
 Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 807.88812
 Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 807.88795
 Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 807.88794
 Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 807.88777
 Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 807.88757
 Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 807.88686
 Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 807.88644
 Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 807.88637
 Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 807.88594
 Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 807.88583
 Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 807.8858
 Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 807.8858
 Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 807.88579
 Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 807.88578
 Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 807.88551
 Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 807.88498
 Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 807.88495
 Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 807.88489
 Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 807.88489
 Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 807.88488

Median regression
 Raw sum of deviations 1572.158 (about 7.4024515)
 Min sum of deviations 807.8849
 Number of obs = 2672
 Pseudo R2 = 0.4861

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.2135898	.0057293	-37.28	0.000	-.2248241	-.2023555
	cme2	.0001683	.0000251	6.72	0.000	.0001192	.0002174
	kor	.1096679	.004935	22.22	0.000	.0999911	.1193448
	fcukor	.0027861	.0004201	6.63	0.000	.0019623	.0036098
	nfcukor	-.0068979	.001072	-6.43	0.000	-.0089999	-.0047959
	badacsony	.2462989	.0566177	4.35	0.000	.1352789	.3573189
	balaton	.2953922	.0554296	5.33	0.000	.186702	.4040823
	bb	.2338757	.0489135	4.78	0.000	.1379626	.3297887
	bfelv	.1399693	.0791597	1.77	0.077	-.0152524	.295191
	bfc	.31367	.0528008	5.94	0.000	.2101345	.4172054
	bukk	.2156861	.1389731	1.55	0.121	-.0568219	.4881942
	duna	.347148	.1382587	2.51	0.012	.0760407	.6182552
	dunantuli	.073194	.0549081	1.33	0.183	-.0344737	.1808616
	dtk	-.5840578	.0538375	-10.85	0.000	-.689626	-.4784896
	eclasp	.2707686	.0506819	5.34	0.000	.171388	.3701492
	esup	.7458892	.083432	8.94	0.000	.5822901	.9094884
	egs	.7988963	.1323375	6.04	0.000	.5393998	1.058393
	ens10e	.2466976	.0947875	2.60	0.009	.0608318	.4325634
	etyekbuda	.3544412	.0589913	6.01	0.000	.2387671	.4701153
	fm	.2122262	.0513201	4.14	0.000	.1115942	.3128582
	hb	.0494489	.068032	0.73	0.467	-.0839529	.1828506
	kali	.6459195	.1384171	4.67	0.000	.3745018	.9173372
	kunsag	-.0329266	.0545493	-0.60	0.546	-.1398905	.0740374
	matra	.0044173	.0507412	0.09	0.931	-.0950796	.1039141
	mor	.2506696	.1001972	2.50	0.012	.0541961	.4471431
	nsomlo	.3830675	.0682687	5.61	0.000	.2492015	.5169335
	neszmely	.1208456	.0750888	1.61	0.108	-.0263936	.2680848
	pannon	.2853711	.0927931	3.08	0.002	.103416	.4673261
	phalma	.5176593	.0833388	6.21	0.000	.3542429	.6810757
	pecs	.1643537	.0660607	2.49	0.013	.0348174	.2938901
	sopron	.3074845	.0595312	5.17	0.000	.1907516	.4242173
	szekszard	.2994222	.0456783	6.56	0.000	.2098531	.3889914
	tbk	.566057	.0679962	8.32	0.000	.4327253	.6993886
	tnbk	.285651	.0477067	5.99	0.000	.1921045	.3791976
	tolna	.012058	.0735375	0.16	0.870	-.1321395	.1562554
	vclass	.2760406	.045832	6.02	0.000	.1861701	.3659111
	vprem	.7201078	.055793	12.91	0.000	.610705	.8295107
	zala	.0319777	.1312202	0.24	0.807	-.2253279	.2892833
	dulo	.3593047	.0376461	9.54	0.000	.2854856	.4331238
	tier1	.3809713	.0202999	18.77	0.000	.3411658	.4207767
	tier2	.2916555	.0191317	15.24	0.000	.2541408	.3291703
	vbordo	.0101411	.0294117	0.34	0.730	-.0475314	.0678136
	vegyeb	-.0968614	.0279756	-3.46	0.001	-.1517178	-.042005
	vnem	-.2158739	.0499648	-4.32	0.000	-.3138482	-.1178995

ffajta		-.0882903	.0251759	-3.51	0.000	-.1376569	-.0389236
fnem		-.0746572	.054591	-1.37	0.172	-.1817029	.0323885
muskegyeb		-.132318	.0375002	-3.53	0.000	-.2058509	-.0587851
csfi		-.0936655	.0394208	-2.38	0.018	-.1709645	-.0163664
_cons		8.651135	.0717128	120.64	0.000	8.510516	8.791755

. estimates store qk50

```

.
. *0,75 KÜLÖN
. greg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyebuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmel
> y pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala dulo tier1
tier2 vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(75)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 773.67708

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 816.2436
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 778.84154
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 775.5086
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 774.08581
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 768.6588
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 764.35145
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 759.62791
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 759.37846
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 754.69003
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 750.79617
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 748.99847
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 747.86624
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 743.75175
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 741.6411
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 740.82001
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 738.16632
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 732.6847
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 732.5034
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 731.6502
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 731.05462
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 728.47621
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 726.04957
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 723.0639
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 721.53782
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 715.01141
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 713.65502
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 712.24024
Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 711.74198
Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 710.7172
Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 709.96908
Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 709.47406
Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 709.19722
Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 708.5515
Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 708.48051
Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 706.95108
Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 706.11417
Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 703.58495
Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 702.1287
Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 701.02774
Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 697.98355
Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 697.25276
Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 694.83491
Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 694.31232
Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 694.21128
Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 693.37035
Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 693.13876
Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 692.88073
Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 691.71773
Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 691.04454
Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 690.9475
Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 689.7319
Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 689.45087
Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 685.57559
Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 681.71307
Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 681.547
Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 680.44507
Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 680.40543
Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 680.26775
Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 678.96363
Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 678.60551

```

```

Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 676.8336
Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 676.76427
Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 676.56341
Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 675.94467
Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 675.85236
Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 675.68916
Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 675.57633
Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 675.55287
Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 675.48531
Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 675.29429
Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 672.70057
Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 672.61871
Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 672.44057
Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 672.16034
Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 672.03677
Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 671.99203
Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 670.96931
Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 670.636
Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 670.39638
Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 669.47335
Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 669.43738
Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 669.37656
Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 668.87395
Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 667.68556
Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 667.65239
Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 667.42867
Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 667.23589
Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 667.22969
Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 667.18509
Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 667.17559
Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 665.89968
Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 665.85663
Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 665.82852
Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 665.81392
Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 665.79479
Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 665.67773
Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 665.61797
Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 665.53791
Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 665.48532
Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 665.48266
Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 665.46957
Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 664.94287
Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 664.83451
Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 664.80447
Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 664.78314
Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 664.76271
Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 664.74661
Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 664.73485
Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 664.7086
Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 664.47211
Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 664.24295
Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 664.18928
Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 664.17133
Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 664.11372
Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 664.10657
Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 664.04629
Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 663.98763
Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 663.97724
Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 663.91106
Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 663.89069
Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 663.87908
Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 663.83664
Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 663.7655
Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 663.72871
Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 663.70099
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 663.6937
Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 663.68791
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 663.67457
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 663.58731
note: alternate solutions exist
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 663.56265
note: alternate solutions exist
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 663.5584
note: alternate solutions exist
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 663.51599
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 663.51159
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 663.50832

```

```

Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 663.4714
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 663.44846
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 663.42966
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 663.41925
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 663.41194
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 663.40816
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 663.4066
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 663.39973
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 663.22614
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 663.20106
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 663.151
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 663.04819
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 663.04437
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 663.01041
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 662.97189
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 662.93586
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 662.92513
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 662.91946
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 662.90321
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 662.8997
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 662.87136
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 662.86554
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 662.71571
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 662.68671
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 662.68491
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 662.68235
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 662.67963
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 662.66802
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 662.66251
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 662.63922
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 662.63064
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 662.62931
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 662.62529
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 662.61369
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 662.60719
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 662.60535
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 662.60439
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 662.60097
Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 662.60041
Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 662.59002
Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 662.58899
Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 662.58792
Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 662.58665
Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 662.58536
Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 662.58414
Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 662.57704
Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 662.52655
Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 662.52451
Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 662.00011
Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 661.90516
Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 661.90398
Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 661.89883
Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 661.89878
Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 661.89763
Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 661.89596
Iteration 190: sum of abs. weighted deviations = 661.89504
Iteration 191: sum of abs. weighted deviations = 661.89426
Iteration 192: sum of abs. weighted deviations = 661.78829

```

```

.75 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations 1370.959 (about 7.9004512)
  Min sum of deviations 661.7883                        Pseudo R2      =      0.5173

```

	logp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	logq	-.2081104	.0089668	-23.21	0.000	-.225693	-.1905278
	cme2	.0001481	.0000345	4.30	0.000	.0000805	.0002157
	kor	.1249581	.0073873	16.92	0.000	.1104726	.1394436
	fcukor	.0034285	.0006791	5.05	0.000	.0020969	.0047602
	nfcukor	-.008953	.001874	-4.78	0.000	-.0126277	-.0052784
	badacsony	.272805	.0942775	2.89	0.004	.0879391	.4576709
	balaton	.2765406	.0891803	3.10	0.002	.1016697	.4514115
	bb	.1375867	.0807456	1.70	0.089	-.0207449	.2959183
	bfelv	.1731929	.1305844	1.33	0.185	-.082866	.4292518
	bfc	.2054943	.0873638	2.35	0.019	.0341854	.3768032
	bukk	.0210927	.2092095	0.10	0.920	-.3891396	.431325

duna		.0453684	.2083493	0.22	0.828	-.3631772	.453914
dunantuli		.0131519	.088333	0.15	0.882	-.1600576	.1863614
dtk		-.5769611	.0871079	-6.62	0.000	-.7477684	-.4061539
eclass		.2041491	.0830682	2.46	0.014	.0412633	.367035
esup		.6447152	.1350048	4.78	0.000	.3799885	.9094418
egs		.7709416	.1898145	4.06	0.000	.3987402	1.143143
ens10e		.0862392	.1509409	0.57	0.568	-.209736	.3822144
etyekbuda		.2647272	.0961031	2.75	0.006	.0762818	.4531727
fm		.1010668	.0833657	1.21	0.225	-.0624024	.2645359
hb		.0202213	.109489	0.18	0.853	-.1944722	.2349148
kali		.894352	.2090946	4.28	0.000	.484345	1.304359
kunsag		-.1450015	.0888936	-1.63	0.103	-.3193103	.0293073
matra		-.124257	.0830532	-1.50	0.135	-.2871135	.0385995
mor		.0549467	.1585504	0.35	0.729	-.2559498	.3658432
nsomlo		.3964014	.1116481	3.55	0.000	.1774741	.6153287
neszmely		.0301547	.1205505	0.25	0.802	-.2062291	.2665385
pannon		.1888147	.137658	1.37	0.170	-.0811146	.4587441
phalma		.428687	.1315911	3.26	0.001	.1706541	.68672
pecs		.0699741	.1082031	0.65	0.518	-.142198	.2821462
sopron		.1394711	.0978505	1.43	0.154	-.0524009	.3313432
szekszard		.2011482	.0756888	2.66	0.008	.0527325	.349564
tbk		.511654	.1044138	4.90	0.000	.3069123	.7163958
tnbk		.4183509	.0788708	5.30	0.000	.2636956	.5730063
tolna		-.014739	.1163979	-0.13	0.899	-.24298	.213502
vclass		.1831281	.0756826	2.42	0.016	.0347245	.3315317
vprem		.6749591	.0913013	7.39	0.000	.4959291	.853989
zala		-.2653631	.1893767	-1.40	0.161	-.6367061	.1059798
dulo		.2441943	.059909	4.08	0.000	.1267206	.3616681
tier1		.3584698	.0317454	11.29	0.000	.2962213	.4207183
tier2		.2723799	.030675	8.88	0.000	.2122302	.3325296
vbordo		.0863854	.0445492	1.94	0.053	-.0009697	.1737406
vegyeb		-.0381894	.0443205	-0.86	0.389	-.1250961	.0487174
vnem		-.0387898	.0792276	-0.49	0.624	-.1941448	.1165652
ffajta		-.081579	.039206	-2.08	0.038	-.1584568	-.0047013
fnem		-.0779967	.0843701	-0.92	0.355	-.2434353	.087442
muskegyeb		-.2221611	.0583321	-3.81	0.000	-.3365427	-.1077795
csfi		-.1086145	.062754	-1.73	0.084	-.2316669	.0144379
_cons		8.889112	.1161001	76.56	0.000	8.661455	9.116769

. estimates store qk75

```

.
. *0,9 KÜLÖN
. qreg logp logq cme2 kor fcukor nfcukor badacsony balaton bb bfelv bfcs bukk duna
dunantul dtk eclass esup egs ens10e etyekbuda fm hb kali kunsag matra mor nsomlo neszmely
> y pannon phalma pecs sopron szekszard tbk tnbk tolna vclass vprem zala dulo tier1
tier2 vbordo vegyeb vnem ffajta fnem muskegyeb csfi, quantile(90)
Iteration 1: WLS sum of weighted deviations = 703.59643

```

```

Iteration 1: sum of abs. weighted deviations = 737.70072
Iteration 2: sum of abs. weighted deviations = 708.81427
Iteration 3: sum of abs. weighted deviations = 696.40885
Iteration 4: sum of abs. weighted deviations = 649.04663
Iteration 5: sum of abs. weighted deviations = 648.3144
Iteration 6: sum of abs. weighted deviations = 623.24075
Iteration 7: sum of abs. weighted deviations = 616.14597
Iteration 8: sum of abs. weighted deviations = 586.19377
Iteration 9: sum of abs. weighted deviations = 584.68725
Iteration 10: sum of abs. weighted deviations = 572.07934
Iteration 11: sum of abs. weighted deviations = 570.39456
Iteration 12: sum of abs. weighted deviations = 568.00631
Iteration 13: sum of abs. weighted deviations = 566.00916
Iteration 14: sum of abs. weighted deviations = 564.03378
Iteration 15: sum of abs. weighted deviations = 553.10739
Iteration 16: sum of abs. weighted deviations = 549.38828
Iteration 17: sum of abs. weighted deviations = 547.17377
Iteration 18: sum of abs. weighted deviations = 541.70124
Iteration 19: sum of abs. weighted deviations = 533.94324
Iteration 20: sum of abs. weighted deviations = 522.69195
Iteration 21: sum of abs. weighted deviations = 521.14245
Iteration 22: sum of abs. weighted deviations = 509.57349
Iteration 23: sum of abs. weighted deviations = 507.88634
Iteration 24: sum of abs. weighted deviations = 502.20474
Iteration 25: sum of abs. weighted deviations = 501.71988
Iteration 26: sum of abs. weighted deviations = 500.79216
Iteration 27: sum of abs. weighted deviations = 498.89784

```


Iteration 28: sum of abs. weighted deviations = 496.03019
 Iteration 29: sum of abs. weighted deviations = 494.60068
 Iteration 30: sum of abs. weighted deviations = 486.98572
 Iteration 31: sum of abs. weighted deviations = 484.1913
 Iteration 32: sum of abs. weighted deviations = 478.1645
 Iteration 33: sum of abs. weighted deviations = 471.83034
 Iteration 34: sum of abs. weighted deviations = 459.00915
 Iteration 35: sum of abs. weighted deviations = 458.31093
 Iteration 36: sum of abs. weighted deviations = 458.29923
 Iteration 37: sum of abs. weighted deviations = 457.43754
 Iteration 38: sum of abs. weighted deviations = 453.13925
 Iteration 39: sum of abs. weighted deviations = 449.37575
 Iteration 40: sum of abs. weighted deviations = 447.44797
 Iteration 41: sum of abs. weighted deviations = 446.87655
 Iteration 42: sum of abs. weighted deviations = 442.99894
 Iteration 43: sum of abs. weighted deviations = 440.09989
 Iteration 44: sum of abs. weighted deviations = 437.66303
 Iteration 45: sum of abs. weighted deviations = 435.33259
 Iteration 46: sum of abs. weighted deviations = 435.19645
 Iteration 47: sum of abs. weighted deviations = 433.99885
 Iteration 48: sum of abs. weighted deviations = 433.48713
 Iteration 49: sum of abs. weighted deviations = 432.69544
 Iteration 50: sum of abs. weighted deviations = 431.18793
 Iteration 51: sum of abs. weighted deviations = 430.46589
 Iteration 52: sum of abs. weighted deviations = 430.34663
 Iteration 53: sum of abs. weighted deviations = 429.17597
 Iteration 54: sum of abs. weighted deviations = 427.25668
 Iteration 55: sum of abs. weighted deviations = 426.51141
 Iteration 56: sum of abs. weighted deviations = 424.51359
 Iteration 57: sum of abs. weighted deviations = 423.87268
 Iteration 58: sum of abs. weighted deviations = 423.71026
 Iteration 59: sum of abs. weighted deviations = 423.50997
 Iteration 60: sum of abs. weighted deviations = 421.70347
 Iteration 61: sum of abs. weighted deviations = 420.80018
 Iteration 62: sum of abs. weighted deviations = 420.6644
 Iteration 63: sum of abs. weighted deviations = 419.8356
 Iteration 64: sum of abs. weighted deviations = 414.66851
 Iteration 65: sum of abs. weighted deviations = 411.45269
 Iteration 66: sum of abs. weighted deviations = 410.37385
 Iteration 67: sum of abs. weighted deviations = 410.25003
 Iteration 68: sum of abs. weighted deviations = 404.79865
 Iteration 69: sum of abs. weighted deviations = 403.54719
 Iteration 70: sum of abs. weighted deviations = 402.66004
 Iteration 71: sum of abs. weighted deviations = 401.86567
 Iteration 72: sum of abs. weighted deviations = 401.67721
 Iteration 73: sum of abs. weighted deviations = 401.28954
 Iteration 74: sum of abs. weighted deviations = 401.04352
 Iteration 75: sum of abs. weighted deviations = 400.2164
 Iteration 76: sum of abs. weighted deviations = 400.00445
 Iteration 77: sum of abs. weighted deviations = 399.57296
 Iteration 78: sum of abs. weighted deviations = 398.98983
 Iteration 79: sum of abs. weighted deviations = 398.47061
 Iteration 80: sum of abs. weighted deviations = 397.9054
 Iteration 81: sum of abs. weighted deviations = 396.56931
 Iteration 82: sum of abs. weighted deviations = 396.48396
 Iteration 83: sum of abs. weighted deviations = 396.46006
 Iteration 84: sum of abs. weighted deviations = 395.96291
 Iteration 85: sum of abs. weighted deviations = 395.42897
 Iteration 86: sum of abs. weighted deviations = 395.12071
 Iteration 87: sum of abs. weighted deviations = 394.61717
 Iteration 88: sum of abs. weighted deviations = 392.01934
 Iteration 89: sum of abs. weighted deviations = 391.48953
 Iteration 90: sum of abs. weighted deviations = 390.94506
 Iteration 91: sum of abs. weighted deviations = 390.27437
 Iteration 92: sum of abs. weighted deviations = 390.05477
 Iteration 93: sum of abs. weighted deviations = 389.58455
 Iteration 94: sum of abs. weighted deviations = 389.42812
 Iteration 95: sum of abs. weighted deviations = 389.28719
 Iteration 96: sum of abs. weighted deviations = 387.82069
 Iteration 97: sum of abs. weighted deviations = 387.17413
 Iteration 98: sum of abs. weighted deviations = 387.1404
 Iteration 99: sum of abs. weighted deviations = 387.06163
 Iteration 100: sum of abs. weighted deviations = 387.01618
 Iteration 101: sum of abs. weighted deviations = 385.80832
 Iteration 102: sum of abs. weighted deviations = 385.77941
 Iteration 103: sum of abs. weighted deviations = 385.70981
 Iteration 104: sum of abs. weighted deviations = 385.60834

```

Iteration 105: sum of abs. weighted deviations = 385.57799
Iteration 106: sum of abs. weighted deviations = 385.25117
Iteration 107: sum of abs. weighted deviations = 384.95003
Iteration 108: sum of abs. weighted deviations = 384.78166
Iteration 109: sum of abs. weighted deviations = 381.99392
Iteration 110: sum of abs. weighted deviations = 381.94099
Iteration 111: sum of abs. weighted deviations = 381.44564
Iteration 112: sum of abs. weighted deviations = 381.44032
Iteration 113: sum of abs. weighted deviations = 381.43478
Iteration 114: sum of abs. weighted deviations = 380.94797
Iteration 115: sum of abs. weighted deviations = 380.56152
Iteration 116: sum of abs. weighted deviations = 380.33825
Iteration 117: sum of abs. weighted deviations = 380.24942
Iteration 118: sum of abs. weighted deviations = 380.16364
Iteration 119: sum of abs. weighted deviations = 380.06063
Iteration 120: sum of abs. weighted deviations = 379.71263
Iteration 121: sum of abs. weighted deviations = 378.52922
Iteration 122: sum of abs. weighted deviations = 378.14038
Iteration 123: sum of abs. weighted deviations = 378.10877
Iteration 124: sum of abs. weighted deviations = 377.98801
Iteration 125: sum of abs. weighted deviations = 377.79199
Iteration 126: sum of abs. weighted deviations = 376.56635
Iteration 127: sum of abs. weighted deviations = 376.4679
Iteration 128: sum of abs. weighted deviations = 376.45032
note: alternate solutions exist
Iteration 129: sum of abs. weighted deviations = 376.07112
Iteration 130: sum of abs. weighted deviations = 375.82611
Iteration 131: sum of abs. weighted deviations = 375.70608
Iteration 132: sum of abs. weighted deviations = 375.69172
Iteration 133: sum of abs. weighted deviations = 374.47979
Iteration 134: sum of abs. weighted deviations = 374.46338
Iteration 135: sum of abs. weighted deviations = 374.17437
Iteration 136: sum of abs. weighted deviations = 374.07533
Iteration 137: sum of abs. weighted deviations = 374.05673
Iteration 138: sum of abs. weighted deviations = 374.01616
Iteration 139: sum of abs. weighted deviations = 374.01443
Iteration 140: sum of abs. weighted deviations = 373.93167
Iteration 141: sum of abs. weighted deviations = 373.64289
Iteration 142: sum of abs. weighted deviations = 373.46901
Iteration 143: sum of abs. weighted deviations = 373.46436
Iteration 144: sum of abs. weighted deviations = 373.44025
Iteration 145: sum of abs. weighted deviations = 373.3737
Iteration 146: sum of abs. weighted deviations = 373.36259
Iteration 147: sum of abs. weighted deviations = 373.32722
Iteration 148: sum of abs. weighted deviations = 373.20769
Iteration 149: sum of abs. weighted deviations = 373.16657
Iteration 150: sum of abs. weighted deviations = 373.14726
Iteration 151: sum of abs. weighted deviations = 373.10512
Iteration 152: sum of abs. weighted deviations = 373.04216
Iteration 153: sum of abs. weighted deviations = 372.96815
Iteration 154: sum of abs. weighted deviations = 372.95443
Iteration 155: sum of abs. weighted deviations = 372.9264
Iteration 156: sum of abs. weighted deviations = 372.86515
Iteration 157: sum of abs. weighted deviations = 372.83284
Iteration 158: sum of abs. weighted deviations = 371.91047
Iteration 159: sum of abs. weighted deviations = 371.9064
Iteration 160: sum of abs. weighted deviations = 370.90713
Iteration 161: sum of abs. weighted deviations = 370.89644
Iteration 162: sum of abs. weighted deviations = 370.87728
Iteration 163: sum of abs. weighted deviations = 370.87432
Iteration 164: sum of abs. weighted deviations = 370.8684
Iteration 165: sum of abs. weighted deviations = 370.12536
Iteration 166: sum of abs. weighted deviations = 369.12115
Iteration 167: sum of abs. weighted deviations = 369.1199
Iteration 168: sum of abs. weighted deviations = 369.11265
Iteration 169: sum of abs. weighted deviations = 369.09982
Iteration 170: sum of abs. weighted deviations = 369.09704
Iteration 171: sum of abs. weighted deviations = 369.09233
Iteration 172: sum of abs. weighted deviations = 369.08619
Iteration 173: sum of abs. weighted deviations = 369.08584
Iteration 174: sum of abs. weighted deviations = 369.06513
Iteration 175: sum of abs. weighted deviations = 369.03935
Iteration 176: sum of abs. weighted deviations = 369.03454
Iteration 177: sum of abs. weighted deviations = 369.02192
Iteration 178: sum of abs. weighted deviations = 369.01227
Iteration 179: sum of abs. weighted deviations = 369.00865
Iteration 180: sum of abs. weighted deviations = 368.87641

```

```

Iteration 181: sum of abs. weighted deviations = 368.87545
Iteration 182: sum of abs. weighted deviations = 368.84765
Iteration 183: sum of abs. weighted deviations = 368.84547
Iteration 184: sum of abs. weighted deviations = 368.842
Iteration 185: sum of abs. weighted deviations = 368.81692
Iteration 186: sum of abs. weighted deviations = 368.81276
Iteration 187: sum of abs. weighted deviations = 368.80856
Iteration 188: sum of abs. weighted deviations = 368.80704
Iteration 189: sum of abs. weighted deviations = 368.79839
Iteration 190: sum of abs. weighted deviations = 368.79581
Iteration 191: sum of abs. weighted deviations = 368.75925
Iteration 192: sum of abs. weighted deviations = 368.22173
Iteration 193: sum of abs. weighted deviations = 368.1439
Iteration 194: sum of abs. weighted deviations = 367.98995
Iteration 195: sum of abs. weighted deviations = 367.96781
Iteration 196: sum of abs. weighted deviations = 367.82934
Iteration 197: sum of abs. weighted deviations = 367.82311
Iteration 198: sum of abs. weighted deviations = 367.80751
Iteration 199: sum of abs. weighted deviations = 367.78803
Iteration 200: sum of abs. weighted deviations = 367.77186
Iteration 201: sum of abs. weighted deviations = 367.76087
Iteration 202: sum of abs. weighted deviations = 367.73322
Iteration 203: sum of abs. weighted deviations = 367.71715
Iteration 204: sum of abs. weighted deviations = 367.69673
Iteration 205: sum of abs. weighted deviations = 367.68391
Iteration 206: sum of abs. weighted deviations = 367.67106
Iteration 207: sum of abs. weighted deviations = 367.64049
Iteration 208: sum of abs. weighted deviations = 367.61382
Iteration 209: sum of abs. weighted deviations = 367.60723
Iteration 210: sum of abs. weighted deviations = 367.58801
Iteration 211: sum of abs. weighted deviations = 367.58244
Iteration 212: sum of abs. weighted deviations = 367.57412
Iteration 213: sum of abs. weighted deviations = 367.57061
Iteration 214: sum of abs. weighted deviations = 367.56261
Iteration 215: sum of abs. weighted deviations = 367.54148
Iteration 216: sum of abs. weighted deviations = 367.53023
Iteration 217: sum of abs. weighted deviations = 367.52469
Iteration 218: sum of abs. weighted deviations = 367.52364
Iteration 219: sum of abs. weighted deviations = 367.51879
Iteration 220: sum of abs. weighted deviations = 367.50724
Iteration 221: sum of abs. weighted deviations = 367.50444
Iteration 222: sum of abs. weighted deviations = 367.50332
Iteration 223: sum of abs. weighted deviations = 367.49121
Iteration 224: sum of abs. weighted deviations = 367.47954
Iteration 225: sum of abs. weighted deviations = 367.47647
Iteration 226: sum of abs. weighted deviations = 367.4475
Iteration 227: sum of abs. weighted deviations = 367.4473
Iteration 228: sum of abs. weighted deviations = 367.44531
Iteration 229: sum of abs. weighted deviations = 367.44371
Iteration 230: sum of abs. weighted deviations = 367.43515
Iteration 231: sum of abs. weighted deviations = 367.43166
Iteration 232: sum of abs. weighted deviations = 367.42412
Iteration 233: sum of abs. weighted deviations = 367.42053
Iteration 234: sum of abs. weighted deviations = 367.41688
Iteration 235: sum of abs. weighted deviations = 367.41654
Iteration 236: sum of abs. weighted deviations = 367.41514
Iteration 237: sum of abs. weighted deviations = 367.4007
Iteration 238: sum of abs. weighted deviations = 367.39961
Iteration 239: sum of abs. weighted deviations = 367.3938
Iteration 240: sum of abs. weighted deviations = 367.39327
Iteration 241: sum of abs. weighted deviations = 367.39304
Iteration 242: sum of abs. weighted deviations = 367.36321
Iteration 243: sum of abs. weighted deviations = 367.35179
Iteration 244: sum of abs. weighted deviations = 367.35109
Iteration 245: sum of abs. weighted deviations = 367.3502
Iteration 246: sum of abs. weighted deviations = 367.34533
Iteration 247: sum of abs. weighted deviations = 367.34525
Iteration 248: sum of abs. weighted deviations = 367.3439
Iteration 249: sum of abs. weighted deviations = 367.34057

```

```

.9 Quantile regression                                Number of obs =      2672
  Raw sum of deviations  838.788 (about 8.4316349)
  Min sum of deviations 367.3406                      Pseudo R2      =      0.5621

```

```

-----+-----
      logp |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----

```

logq		-.1827273	.0093611	-19.52	0.000	-.2010832	-.1643714
cme2		.0000987	.0000334	2.96	0.003	.0000333	.0001642
kor		.1694371	.007869	21.53	0.000	.1540071	.1848671
fcukor		.0039375	.0006627	5.94	0.000	.0026381	.0052369
nfcukor		-.0084658	.002134	-3.97	0.000	-.0126503	-.0042814
badacsony		.1054786	.0969563	1.09	0.277	-.08464	.2955972
balaton		.023941	.0936001	0.26	0.798	-.1595965	.2074785
bb		-.080728	.0829011	-0.97	0.330	-.2432861	.0818301
bfelv		-.0339227	.1076793	-0.32	0.753	-.2450677	.1772224
bfcs		-.0569378	.0903919	-0.63	0.529	-.2341845	.1203089
bukk		.4200831	.106979	3.93	0.000	.2103113	.629855
duna		-.1715614	.1027821	-1.67	0.095	-.3731037	.0299808
dunantuli		-.2572368	.0907485	-2.83	0.005	-.4351827	-.0792908
dtk		-.6222809	.0909759	-6.84	0.000	-.8006728	-.4438891
eclasp		-.1516113	.0867745	-1.75	0.081	-.3217647	.0185421
esup		.2604037	.1337756	1.95	0.052	-.0019127	.5227201
egs		.694852	.105812	6.57	0.000	.4873686	.9023354
ens10e		-.3027152	.139365	-2.17	0.030	-.5759916	-.0294388
etyekbuda		-.0428944	.0993454	-0.43	0.666	-.2376977	.1519089
fm		-.1913075	.0873287	-2.19	0.029	-.3625476	-.0200674
hb		-.1737515	.1085358	-1.60	0.110	-.386576	.0390731
kali		.3934866	.0982581	4.00	0.000	.2008155	.5861578
kunsag		-.3845975	.090374	-4.26	0.000	-.561809	-.2073861
matra		-.3499793	.0853605	-4.10	0.000	-.5173599	-.1825987
mor		-.2874998	.1552025	-1.85	0.064	-.5918314	.0168319
nsomlo		.1479428	.1172388	1.26	0.207	-.0819471	.3778326
neszmely		-.2766304	.1235381	-2.24	0.025	-.5188723	-.0343885
pannon		-.0821482	.1343138	-0.61	0.541	-.3455199	.1812235
phalma		.0292026	.1355104	0.22	0.829	-.2365156	.2949208
pecs		-.0404077	.1118596	-0.36	0.718	-.2597496	.1789343
sopron		-.1394807	.1009667	-1.38	0.167	-.3374631	.0585017
szekszard		-.1107787	.0775986	-1.43	0.154	-.2629394	.041382
tbk		.2568718	.0984987	2.61	0.009	.0637288	.4500148
tnbk		.2474472	.0826142	3.00	0.003	.0854515	.4094429
tolna		-.3288569	.1239243	-2.65	0.008	-.5718562	-.0858575
vclass		-.1426593	.07805	-1.83	0.068	-.2957051	.0103866
vprem		.387589	.0936937	4.14	0.000	.203868	.57131
zala		-.5652605	.1011238	-5.59	0.000	-.763551	-.3669701
dulo		.4796089	.0596617	8.04	0.000	.36262	.5965977
tier1		.414423	.0324817	12.76	0.000	.3507306	.4781154
tier2		.2956941	.0322748	9.16	0.000	.2324074	.3589808
vbordo		.1844296	.0439051	4.20	0.000	.0983375	.2705218
vegyeb		.0093882	.0455498	0.21	0.837	-.0799291	.0987054
vnem		-.0005555	.0771143	-0.01	0.994	-.1517666	.1506555
ffajta		-.0805229	.0386921	-2.08	0.038	-.1563931	-.0046527
fnem		-.1818675	.0937527	-1.94	0.053	-.3657043	.0019693
muskegyeb		-.2037266	.0592551	-3.44	0.001	-.3199181	-.0875351
csfi		-.0987161	.0640598	-1.54	0.123	-.2243289	.0268968
_cons		9.027534	.1221766	73.89	0.000	8.787961	9.267106

. estimates store qk90

...

...

III. Függelék: A második lépés eredményei

1. Korlátozott modellek (A)

```
. *Restricted models LPA
. reg lpa maxhozam
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	1.47390485	1	1.47390485	F(1, 26) =	9.70
Residual	3.95130377	26	.151973222	Prob > F	= 0.0045
				R-squared	= 0.2717
				Adj R-squared	= 0.2437
Total	5.42520862	27	.200933653	Root MSE	= .38984

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-.0296717	.0095278	-3.11	0.004	-.0492564 -.0100871
_cons	10.57595	.9776762	10.82	0.000	8.566312 12.5856

```
. estimates store AHE
```

```
. reg lpa szorasq
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	1.95884137	1	1.95884137	F(1, 26) =	14.69
Residual	3.46636725	26	.133321817	Prob > F	= 0.0007
				R-squared	= 0.3611
				Adj R-squared	= 0.3365
Total	5.42520862	27	.200933653	Root MSE	= .36513

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	-.0075902	.0019802	-3.83	0.001	-.0116605 -.0035199
_cons	7.686226	.0788594	97.47	0.000	7.524128 7.848324

```
. estimates store ASE
```

```
. reg lpa kataszteripont
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	1.55387629	1	1.55387629	F(1, 26) =	10.44
Residual	3.87133233	26	.148897397	Prob > F	= 0.0033
				R-squared	= 0.2864
				Adj R-squared	= 0.2590
Total	5.42520862	27	.200933653	Root MSE	= .38587

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kataszteripont	.007025	.0021746	3.23	0.003	.002555 .011495
_cons	5.44167	.6535943	8.33	0.000	4.098188 6.785152

```
. estimates store APE
```

```
. reg lpa kihazsnaltsag
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	2.18611151	1	2.18611151	F(1, 26) =	17.55
Residual	3.23909711	26	.124580658	Prob > F	= 0.0003
				R-squared	= 0.4030
				Adj R-squared	= 0.3800
Total	5.42520862	27	.200933653	Root MSE	= .35296

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kihazsnaltsag	.0258431	.0061693	4.19	0.000	.013162 .0385242
_cons	6.99469	.1462495	47.83	0.000	6.69407 7.29531

```
. estimates store AKE
```

```
.
. *Restricted models EKIT
. reg ekit maxhozam
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	4748.66919	1	4748.66919	F(1, 26) =	6.29
Residual	19633.1427	26	755.120871	Prob > F =	0.0187
				R-squared =	0.1948
				Adj R-squared =	0.1638
Total	24381.8118	27	903.030068	Root MSE =	27.479

ekit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-1.684203	.6716092	-2.51	0.019	-3.064715 - .3036902
_cons	301.2649	68.91595	4.37	0.000	159.6061 442.9237

```
. estimates store RHE
```

```
. reg ekit szorasq
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	4558.50477	1	4558.50477	F(1, 26) =	5.98
Residual	19823.3071	26	762.434887	Prob > F =	0.0216
				R-squared =	0.1870
				Adj R-squared =	0.1557
Total	24381.8118	27	903.030068	Root MSE =	27.612

ekit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	-.3661551	.149746	-2.45	0.022	-.6739625 -.0583478
_cons	135.9938	5.963541	22.80	0.000	123.7355 148.252

```
. estimates store RSE
```

```
. reg ekit kataszteripont
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	7226.39073	1	7226.39073	F(1, 26) =	10.95
Residual	17155.4211	26	659.823889	Prob > F =	0.0027
				R-squared =	0.2964
				Adj R-squared =	0.2693
Total	24381.8118	27	903.030068	Root MSE =	25.687

ekit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kataszteripont	.4790725	.144762	3.31	0.003	.18151 .776635
_cons	-14.15381	43.50896	-0.33	0.748	-103.5878 75.28014

```
. estimates store RPE
```

```
. reg ekit kihazsnaltsag
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	4984.92528	1	4984.92528	F(1, 26) =	6.68
Residual	19396.8866	26	746.034098	Prob > F =	0.0157
				R-squared =	0.2045
				Adj R-squared =	0.1739
Total	24381.8118	27	903.030068	Root MSE =	27.314

ekit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kihazsnaltsag	1.234065	.4774061	2.58	0.016	.2527425 2.215387
_cons	102.9	11.31745	9.09	0.000	79.63664 126.1633

```
. estimates store RKE
```

```

.
. *Restricted models QE50
. reg qe50 maxhozam

```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	3415.09268	1	3415.09268	F(1, 26) =	5.36
Residual	16550.5931	26	636.561275	Prob > F =	0.0287
Total	19965.6858	27	739.469845	R-squared =	0.1710
				Adj R-squared =	0.1392
				Root MSE =	25.23

qe50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-1.428268	.6166354	-2.32	0.029	-2.69578 -1.1607554
_cons	270.5878	63.27492	4.28	0.000	140.5243 400.6513


```

. estimates store QHE
. reg qe50 szorasq

```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	4801.52444	1	4801.52444	F(1, 26) =	8.23
Residual	15164.1614	26	583.236976	Prob > F =	0.0081
Total	19965.6858	27	739.469845	R-squared =	0.2405
				Adj R-squared =	0.2113
				Root MSE =	24.15

qe50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	-.3757885	.1309714	-2.87	0.008	-.6450041 -.106573
_cons	131.69	5.215853	25.25	0.000	120.9687 142.4113


```

. estimates store QSE
. reg qe50 kataszteripont

```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	6130.64166	1	6130.64166	F(1, 26) =	11.52
Residual	13835.0442	26	532.117083	Prob > F =	0.0022
Total	19965.6858	27	739.469845	R-squared =	0.3071
				Adj R-squared =	0.2804
				Root MSE =	23.068

qe50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kataszteripont	.4412589	.1300002	3.39	0.002	.1740396 .7084782
_cons	-7.349187	39.07224	-0.19	0.852	-87.66332 72.96495


```

. estimates store QPE
. reg qe50 kihazsnaltsag

```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	4461.79813	1	4461.79813	F(1, 26) =	7.48
Residual	15503.8877	26	596.303373	Prob > F =	0.0111
Total	19965.6858	27	739.469845	R-squared =	0.2235
				Adj R-squared =	0.1936
				Root MSE =	24.419

qe50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kihazsnaltsag	1.167518	.4268176	2.74	0.011	.290182 2.044854
_cons	99.81443	10.11819	9.86	0.000	79.01619 120.6127


```

. estimates store QKE

```

2. Korlátozott modellek (B)

```
. *Restricted models LPA
. reg lpa maxhozam
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	7.74999355	1	7.74999355	F(1, 31) =	46.23
Residual	5.1968198	31	.167639348	Prob > F =	0.0000
				R-squared =	0.5986
				Adj R-squared =	0.5857
Total	12.9468133	32	.404587917	Root MSE =	.40944

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-.0281454	.0041395	-6.80	0.000	-.0365879 -.0197029
_cons	10.41376	.4064467	25.62	0.000	9.584804 11.24271

```
. estimates store AHK
```

```
. reg lpa szorasq
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	3.018121	1	3.018121	F(1, 31) =	9.42
Residual	9.92869235	31	.320280398	Prob > F =	0.0044
				R-squared =	0.2331
				Adj R-squared =	0.2084
Total	12.9468133	32	.404587917	Root MSE =	.56593

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	-.0092054	.0029988	-3.07	0.004	-.0153214 -.0030894
_cons	7.86059	.1126263	69.79	0.000	7.630888 8.090293

```
. estimates store ASK
```

```
. reg lpa kataszteripont
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	3.03165476	1	3.03165476	F(1, 31) =	9.48
Residual	9.91515858	31	.319843825	Prob > F =	0.0043
				R-squared =	0.2342
				Adj R-squared =	0.2095
Total	12.9468133	32	.404587917	Root MSE =	.56555

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kataszteripont	.0094113	.0030569	3.08	0.004	.0031767 .0156458
_cons	4.852263	.9279482	5.23	0.000	2.959701 6.744826

```
. estimates store APK
```

```
. reg lpa kihasznaltsag
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	4.50285194	1	4.50285194	F(1, 31) =	16.53
Residual	8.44396141	31	.272385852	Prob > F =	0.0003
				R-squared =	0.3478
				Adj R-squared =	0.3268
Total	12.9468133	32	.404587917	Root MSE =	.52191

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kihasznaltsag	.031986	.007867	4.07	0.000	.0159412 .0480308
_cons	6.961468	.2015661	34.54	0.000	6.550372 7.372565

```
. estimates store AKK
```

```
.
```



```
. *Restricted models KKIT
. reg kkit maxhozam
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	18579.6906	1	18579.6906	F(1, 31) =	21.31
Residual	27024.7378	31	871.765736	Prob > F	= 0.0001
				R-squared	= 0.4074
				Adj R-squared	= 0.3883
Total	45604.4284	32	1425.13839	Root MSE	= 29.526

kkit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-1.378084	.2985083	-4.62	0.000	-1.986896 -.7692726
_cons	270.5661	29.30998	9.23	0.000	210.788 330.3442

```
. estimates store RHK
```

```
. reg kkit szorasq
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	7801.93539	1	7801.93539	F(1, 31) =	6.40
Residual	37802.493	31	1219.43526	Prob > F	= 0.0167
				R-squared	= 0.1711
				Adj R-squared	= 0.1443
Total	45604.4284	32	1425.13839	Root MSE	= 34.92

kkit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	-.4680328	.1850353	-2.53	0.017	-.8454147 -.0906509
_cons	145.8702	6.949508	20.99	0.000	131.6966 160.0439

```
. estimates store RSK
```

```
. reg kkit kataszteripont
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	10670.4583	1	10670.4583	F(1, 31) =	9.47
Residual	34933.9701	31	1126.90226	Prob > F	= 0.0043
				R-squared	= 0.2340
				Adj R-squared	= 0.2093
Total	45604.4284	32	1425.13839	Root MSE	= 33.569

kkit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kataszteripont	.5583406	.1814474	3.08	0.004	.1882762 .9284051
_cons	-31.18301	55.0805	-0.57	0.575	-143.5204 81.1544

```
. estimates store RPK
```

```
. reg kkit kihazsnaltsag
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	13246.6048	1	13246.6048	F(1, 31) =	12.69
Residual	32357.8236	31	1043.80076	Prob > F	= 0.0012
				R-squared	= 0.2905
				Adj R-squared	= 0.2676
Total	45604.4284	32	1425.13839	Root MSE	= 32.308

kkit	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kihazsnaltsag	1.734875	.4869951	3.56	0.001	.7416415 2.728108
_cons	97.67203	12.47768	7.83	0.000	72.22363 123.1204

```
. estimates store RKK
```

```
.
. *Restricted models QK50
. reg qk50 maxhozam
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	21207.893	1	21207.893	F(1, 31) =	33.26
Residual	19765.0803	31	637.583235	Prob > F =	0.0000
				R-squared =	0.5176
				Adj R-squared =	0.5020
Total	40972.9732	32	1280.40541	Root MSE =	25.25

qk50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-1.472331	.2552848	-5.77	0.000	-1.992987 - .9516737
_cons	275.9307	25.06594	11.01	0.000	224.8084 327.053

. estimates store QHK

. reg qk50 szorasq

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	9025.4775	1	9025.4775	F(1, 31) =	8.76
Residual	31947.4957	31	1030.56438	Prob > F =	0.0059
				R-squared =	0.2203
				Adj R-squared =	0.1951
Total	40972.9732	32	1280.40541	Root MSE =	32.102

qk50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	-.5033965	.1701033	-2.96	0.006	-.8503245 -.1564686
_cons	142.7681	6.388697	22.35	0.000	129.7382 155.7979

. estimates store QSK

. reg qk50 kataszteripont

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	6591.95772	1	6591.95772	F(1, 31) =	5.94
Residual	34381.0155	31	1109.06502	Prob > F =	0.0207
				R-squared =	0.1609
				Adj R-squared =	0.1338
Total	40972.9732	32	1280.40541	Root MSE =	33.303

qk50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kataszteripont	.4388488	.1800057	2.44	0.021	.0717248 .8059728
_cons	1.139571	54.64284	0.02	0.983	-110.3052 112.5844

. estimates store QPK

. reg qk50 kihasznaltsag

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	10430.1903	1	10430.1903	F(1, 31) =	10.59
Residual	30542.7829	31	985.251063	Prob > F =	0.0028
				R-squared =	0.2546
				Adj R-squared =	0.2305
Total	40972.9732	32	1280.40541	Root MSE =	31.389

qk50	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
kihasznaltsag	1.539437	.4731396	3.25	0.003	.5744625 2.504412
_cons	98.39614	12.12268	8.12	0.000	73.67177 123.1205

. estimates store QKK

3. A termelői közösség szerkezetének hatása a névhasználati szabályokra

. reg maxhozam szorasq

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
--------	----	----	----	-----------------	----

Model	663.352084	1	663.352084	F(1, 26) =	17.06
Residual	1010.75506	26	38.8751946	Prob > F	= 0.0003
				R-squared	= 0.3962
				Adj R-squared	= 0.3730
Total	1674.10714	27	62.0039683	Root MSE	= 6.235

maxhozam	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	.1396774	.0338135	4.13	0.000	.0701727 .209182
_cons	99.62867	1.346602	73.99	0.000	96.86069 102.3966

```
. estat ic
```

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	28	-97.00191	-89.93776	2	183.8755	186.5399

```
. reg maxhozam szorasq
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	33
Model	1667.16167	1	1667.16167	F(1, 31) =	6.37
Residual	8116.17166	31	261.811989	Prob > F	= 0.0170
				R-squared	= 0.1704
				Adj R-squared	= 0.1436
Total	9783.33333	32	305.729167	Root MSE	= 16.181

maxhozam	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
szorasq	.2163535	.0857373	2.52	0.017	.0414911 .3912159
_cons	92.72867	3.220101	28.80	0.000	86.16123 99.29611

```
. estat ic
```

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	33	-140.7418	-137.6592	2	279.3185	282.3115

4. C1-C3 sz. modellek

```
. *EXTENDED MODELLEK*
```

```
. reg lpa maxhozam kihazsnaltsag kataszteripont
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	3.87072893	3	1.29024298	F(3, 24) =	19.92
Residual	1.55447969	24	.064769987	Prob > F	= 0.0000
				R-squared	= 0.7135
				Adj R-squared	= 0.6777
Total	5.42520862	27	.200933653	Root MSE	= .2545

lpa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
maxhozam	-.0208403	.0063881	-3.26	0.003	-.0340247 -.0076558
kihazsnaltsag	.0203547	.0045767	4.45	0.000	.0109088 .0298006
kataszteripont	.0050349	.0014727	3.42	0.002	.0019954 .0080744
_cons	7.739061	.848676	9.12	0.000	5.98748 9.490642

```
. estimates store EAE
```

```
. reg ekit maxhozam kihazsnaltsag kataszteripont
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	28
Model	12032.5837	3	4010.86122	F(3, 24) =	9.81
				Prob > F	= 0.0002

```

Residual | 9815.02503    24  408.959376      R-squared   = 0.5508
-----+-----
Total    | 21847.6087    27  809.170692      Adj R-squared = 0.4946
                                         Root MSE    = 20.223

-----+-----
      ekit |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
    maxhozam |   -1.16548   .5076069    -2.30  0.031    -2.213129   -.1178312
    kihazsznaltsag |   .8822589   .3636698     2.43  0.023     .1316812   1.632837
    kataszteripont |   .3625691   .1170221     3.10  0.005     .1210473   .6040909
      _cons |   119.4595   67.43652     1.77  0.089    -19.72263   258.6416

. estimates store ERE

.
. reg qe50 maxhozam kihazsznaltsag kataszteripont

      Source |      SS      df      MS                Number of obs =      28
-----+-----+-----+-----+-----+-----
      Model |  9471.73544      3  3157.24515                F( 3, 24) =      7.10
      Residual | 10665.6404      24  444.401684                Prob > F      = 0.0014
-----+-----+-----+-----+-----
      Total | 20137.3759      27  745.828735                R-squared     = 0.4704
                                         Adj R-squared = 0.4042
                                         Root MSE     = 21.081

-----+-----
      qe50 |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----+-----+-----+-----
    maxhozam |  -1.002302   .5291457    -1.89  0.070    -2.094405   .0898012
    kihazsznaltsag |   .8983669   .3791011     2.37  0.026     .1159407   1.680793
    kataszteripont |   .2931862   .1219876     2.40  0.024     .0414161   .5449563
      _cons |   117.6848   70.29799     1.67  0.107    -27.4031   262.7727

. estimates store EQE

```

5. D1-D3 sz. modellek

```

. *EXTENDED MODELLEK*
. reg lpa maxhozam kihazsznaltsag kataszteripont

      Source |      SS      df      MS                Number of obs =      33
-----+-----+-----+-----+-----+-----
      Model | 10.1895694      3  3.39652314                F( 3, 29) =     35.72
      Residual | 2.75724391     29  .095077376                Prob > F      = 0.0000
-----+-----+-----+-----+-----
      Total | 12.9468133     32  .404587917                R-squared     = 0.7870
                                         Adj R-squared = 0.7650
                                         Root MSE     = .30835

-----+-----
      lpa |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----+-----+-----+-----
    maxhozam |  -.0216692   .0033753    -6.42  0.000    -.0285724   -.014766
    kihazsznaltsag |   .0178317   .0049954     3.57  0.001     .0076149   .0280484
    kataszteripont |   .0053164   .0017329     3.07  0.005     .0017723   .0088605
      _cons |   7.775135   .6817945    11.40  0.000     6.380708   9.169561

. estimates store EAK

.
. reg kkit maxhozam kihazsznaltsag kataszteripont

      Source |      SS      df      MS                Number of obs =      33
-----+-----+-----+-----+-----+-----
      Model | 31127.722      3 10375.9073                F( 3, 29) =     25.81
      Residual | 11657.6412     29  401.987627                Prob > F      = 0.0000
-----+-----+-----+-----+-----
      Total | 42785.3632     32 1337.0426                R-squared     = 0.7275
                                         Adj R-squared = 0.6993
                                         Root MSE     = 20.05

-----+-----
      kkit |      Coef.   Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----+-----+-----+-----
    maxhozam |  -1.175122   .2194706    -5.35  0.000    -1.62399   -.7262545
    kihazsznaltsag |   .924396   .3248166     2.85  0.008     .2600714   1.588721
    kataszteripont |   .3378422   .112677     3.00  0.006     .1073919   .5682926

```

```

      _cons |    126.3618    44.3324    2.85    0.008    35.69183    217.0317
-----+-----
. estimates store ERK

.
. reg qk50 maxhozam kihazsnaltsag kataszteripont

      Source |         SS      df      MS      Number of obs =      33
-----+-----+-----+-----+-----+-----
      Model |    30714.1581      3   10238.0527      F( 3, 29) =    27.50
      Residual |   10796.6661     29    372.298831      Prob > F      =    0.0000
-----+-----+-----+-----+-----
      Total |   41510.8242     32   1297.21326      R-squared      =    0.7399
                                         Adj R-squared   =    0.7130
                                         Root MSE      =    19.295

-----+-----
      qk50 |         Coef.    Std. Err.      t    P>|t|     [95% Conf. Interval]
-----+-----+-----+-----+-----+-----
      maxhozam |   -1.421738    .2112106    -6.73   0.000    -1.853712    -.9897638
      kihazsnaltsag |   .6708873    .3125919     2.15   0.040     .031565     1.31021
      kataszteripont |   .2042787    .1084363     1.88   0.070    -.0174985     .4260559
      _cons |    193.708    42.66392     4.54   0.000    106.4504    280.9655
-----+-----

. estimates store EQK.

...

```