

Egyetemi doktori (PhD) értekezés tézisei

**DISZKRÉT VÁLASZTÁSI KÍSÉRLET – A PREFERENCIA-
HETEROGENITÁS KEZELÉSÉNEK MODELLEZÉSE**

Czine Péter

Témavezető:

Prof. Dr. Balogh Péter

egyetemi tanár



DEBRECENI EGYETEM

Ihrig Károly Gazdálkodás- és Szervezéstudományok

Doktori Iskola

Debrecen, 2021

1. A KUTATÁS ELŐZMÉNYEI, CÉLKITŰZÉSEI ÉS A KUTATÁSI HIPOTÉZISEK BEMUTATÁSA

A diszkrét választási kísérlet (DCE – discrete choice experiment) preferenciaértékelő eljárás modellezésének szakirodalmában még manapság is rendre visszatérő kulcskérdést képvisel a preferenciákban lévő heterogenitás kezelésének formája. HESS (2014) a következők szerint fogalmaz: „Az egyének körében lévő heterogenitás kezelése a választási modellezés egyik legfontosabb kutatási témája...” (HESS, 2014, 311. o.). A MCFADDEN (1974) nevéhez köthető multinomiális logit (MNL – multinomial logit) specifikáció által magában hordozott homogén preferenciák feltételezését a kutatók egyrészt diszkrét, másfelől pedig folytonos eloszlások alkalmazásán keresztül kísérelték/kísérlik meg eredményesen kezelni. Előbbi megközelítés látens osztályú (LC – latent class), míg utóbbi random paraméterű logit (RPL – random parameter logit) modellezésként vált ismertté (BOXALL és ADAMOWICZ, 2002; GREENE és HENSHER, 2003; SHEN és SAIJO, 2009; SHEN, 2009; ORTEGA és szerzőtársai, 2011; GRACIA és DE-MAGISTRIS, 2013; GOOSSENS és szerzőtársai, 2014; SCHULZ és szerzőtársai, 2014; SCHAAK és MUSSHOF, 2020). Ugyanezen korlátozást hivatott feloldani az utóbb említett két megoldást egymásba ágyazó random paraméterű látens osztályú (RLC – random parameter latent class) specifikáció, amely amellet, hogy az LC-hoz hasonlóan egymástól elkülönülő preferenciákkal rendelkező, diszkrét számú osztályt képez, az egyes osztályokban szereplő fogyasztók ízléseiben rejlő különbözőségeket – az RPL-hoz hasonló módon, predeterminált, folytonos eloszlások alkalmazásán keresztül – is vizsgálja (BUJOSA és szerzőtársai, 2010; GREENE és HENSHER, 2013).

Az általam vizsgálni kívánt téma jelentőségét mi sem bizonyítja jobban annál, hogy az említett – homogén preferenciák feltételezése – korlátozás kezelésén keresztül számottevően jobb illeszkedést mutató modellek becslésére nyílik lehetőség. Ebből következően pedig pontosabb kép nyerhető a fogyasztói magatartásról és annak mögöttes tényezőiről.

A kutatás célkitűzései

1. Annak vizsgálata, hogy a homogén preferenciákat feltételező MNL specifikációhoz képest jobb illeszkedést mutatnak-e azok a modellek, melyek kezelni próbálják az ízlésekben lévő különbségeket.
2. Megvizsgálni, hogy az MNL és az RPL modellek interakciókkal történő kiegészítése jobban illeszkedő modellekhez vezet-e.
3. Annak vizsgálata, hogy a preferenciákban lévő heterogenitást diszkrét (LC modell) és folytonos (RPL modell) eloszlások alkalmazásán keresztül kezelni próbáló modellek között felállítható-e egyértelmű rangsor illeszkedésük alapján.
4. Megvizsgálni, hogy a diszkrét és folytonos eloszlások szimultán módon történő alkalmazása (RLC modell), kétségtelenül jobb illeszkedést mutató modellt eredményez-e a további elemzett specifikációkhoz képest.
5. Annak vizsgálata, hogy mutatható-e ki jelentős eltérés az MNL modell esetében a fizetési hajlandóság (WTP – willingness to pay) kalkulációjának direkt és indirekt megközelítése között.

A kutatás hipotézisei

H1: A homogén preferenciákat feltételező MNL modellhez képest minden más specifikáció jobban teljesít, amely kezelni próbálja az ízlésbeli különbségeket.

A MCFADDEN (1974) nevéhez köthető multinomiális logit specifikáció még manapság is széleskörben alkalmazott, azonban korlátozásai miatt már kevés esetben jelenti az elemzési struktúra tetőpontját. Ennek elsődleges oka a homogén preferenciák feltételezése. A probléma kezelésére már számos specifikáció áll az elemzők rendelkezésére, melyek használatának célja a pontosabb modellbecslés. A téma fontosságát mi sem bizonyítja jobban attól, hogy könyv fejezetek is szólnak a lehetséges megoldási módokról (HESS, 2014; MARIEL és szerzőtársai, 2021).

H2: Az MNL és RPL modellek interakciókkal történő kiegészítése egyértelműen jobban illeszkedő modelleket eredményez.

A kísérletben vizsgált attribútumok főhatásai mellett különböző interakciókat (ezeket képezhetjük például szociodemográfiai jellemzőkhöz köthető változókból) is

beépíthetünk becsülni kívánt modellünkbe annak érdekében, hogy a preferenciákban lévő heterogenitást szisztematikus módon kezeljük.

WARBURG és szerzőtársai (2006) szociodemográfiai jellemzőkhöz köthető változókból képzett interakciókat építettek be multinomiális logit és random paraméterű logit modelljeikbe. Eredményeik alapján az interakciókat is tartalmazó MNL illeszkedése felülmúlja a bázis (interakciókat nem tartalmazó) modellt, ami az RPL esetében is igazolódott. Ugyancsak illeszkedésbeli javuláshoz jutottak az interakciók modellbe építésén keresztül DEMARTINI és szerzőtársai (2018), WANG és szerzőtársai (2018), valamint MUNTINGH és szerzőtársai (2019). Fontos azonban kitérni arra, hogy ezek a következtetések log-likelihood és Pszeudo R^2 értékeken alapulnak, melyek nem korrigálnak a becsült paraméterek számával. Meghatározva a Bayesi információs kritériumot (BIC – Bayesian information criterion), már sokkal árnyaltabb kép válik láthatóvá. A BIC-re alapozva két szerző esetében a bázis, míg ugyancsak két szerzőnél az interakciós modell mutat jobb illeszkedést.

H3: A preferenciákban rejlő heterogenitás megragadására diszkrét és folytonos eloszlásokat alkalmazó modellszifikációk között egyértelmű rangsor állítható fel modellilleszkedésük alapján.

A diszkrét választási modellezés gyakorlatában elsődlegesen két irány terjedt el a preferencia-heterogenitás kezelésének modellezésére. Ezek közül az első a látens osztályú megközelítés, amely egymástól elkülönülő ízlésekkel rendelkező, diszkrét számú osztály létrehozásán keresztül kísérli megoldani a problémát. A másik irány pedig a random paraméterű logit modellezés, amely predeterminált eloszlások mentén engedi változni a hasznossági együtthatókat a válaszadók körében.

GREENE és HENSHER (2003) az LC és RPL modellek összevetésén keresztül arra a következtetésre jutottak, hogy vizsgált adatsoruk esetében mindkét szifikáció kiválóan teljesít (az LC modell minimálisan jobb illeszkedést mutat). Ebből következően a szerzők más mintákon történő további összehasonlítások elvégzését javasolják. SCARPA és szerzőtársai (2005) szintén nem tudott egyértelmű konzekvenciát tenni, mivel elemzett mintái közül az egyik esetében az LC, a másikonál viszont már az RPL szifikáció illeszkedése tűnt jobbnak. Ugyancsak az LC és RPL

modellek összevetésének céljával végzett kutatást SHEN (2009), aki arra a következtetésre jutott, hogy vizsgált adatsorai közül mindkettőnél az LC specifikáció teljesít jobban. Szükséges azonban kitérni arra, hogy a szerző óva int olyan kijelentések megtételétől, miszerint az LC modell minden szituációban felülmúlná az RPL-t.

H4: A diszkrét és folytonos eloszlások szimultán módon történő alkalmazása kétségtelenül jobb illeszkedést mutató modellt eredményez, mint a további elemzett specifikációk.

Azon túl, hogy az elemzőknek lehetősége van diszkrét (LC modellezés) és folytonos (RPL specifikáció használata) eloszlások alkalmazásán keresztül kezelni a preferenciákban lévő heterogenitást, azok együttes alkalmazása (RLC modell kialakítása) is megvalósítható egy még inkább komplex kép elérése érdekében. BUJOSA és szerzőtársai (2010) az RLC specifikáció használatát azzal indokolják, hogy az LC modellezés esetén jelentős arányú meg nem magyarázott variabilitás maradhat a kialakított osztályokon belül, így a random paraméterek használata indokoltá válhat. Eredményeik mindezt meg is erősítik, hiszen RLC modelljük (a kapott illeszkedési mutatók alapján) mind az LC, mind pedig az RPL specifikációt felülmúlják. Szintén ezen modellek összehasonlítását végezte el GREENE és HENSHER (2013), akik ugyancsak arra a következtetésre jutottak, hogy az LC és RPL specifikációk kombinálása egyértelmű illeszkedésbeli javuláshoz vezet.

H5: A fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációk direkt és indirekt megközelítési módjai között nem mutatható ki jelentős eltérés az MNL modell esetében.

A preferencia-heterogenitás kezelése érdekében sok esetben random paraméterek becslése történik a modellezés során. Mindez azonban arra vezethet, hogy a fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációk származtatása (indirekt módon történő kalkuláció) problematikussá válhat. Ennek oka, hogy bizonyos eloszlások arányának nem léteznek véges momentumai, ahogy erre DALY és szerzőtársai (2012) is rámutattak. Mindezt elkerülendő, rendkívül előnyös alternatívát nyújthat az elemzők számára a fizetési hajlandóság-térben történő becslés (direkt kalkuláció). Ebben az esetben ugyanis az eloszlásokat már magára a WTP paraméterre vonatkozóan

definiáljuk (TRAIN és WEEKS, 2005). A hasznosságfüggvényünk átranzformálása (WTP-tér használata) abból a szempontból is előnyt jelenthet, hogy nem szükséges további módszereket (például delta módszer) alkalmaznunk a standard hibák meghatározásához (BLIEMER és ROSE, 2013). Szükséges felismernünk azt, hogy mivel az MNL specifikáció fix paramétereket becsül az előbb említett előny nem kerül kihasználásra, azonban utóbbi szempontjából tekintve kedvező alternatívát jelenhet minden kutató számára, mivel egyszerűbb lehetőséget nyújt és ugyanarra az eredményre vezet, mint az indirekt módon történő kalkuláció.

2. ADATBÁZIS ÉS AZ ALKALMAZOTT MÓDSZEREK ISMERTETÉSE

Jelen fejezetben három kísérlet részleteit fogom ismertetni, melyekre disszertációm kutatása épül. Ezek közül az első a margarinra, a második a tradicionális mangalicakolbászra, míg a harmadik a szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciákat vizsgálta. Miután bemutattam a kutatások folyamatát, a kísérleti elrendezéseket, illetve a minták összetételét, áttérek az elemzéseim során használni kívánt módszertani vonulatra. Itt négyféle modellspecifikációt, különféle modellilleszkedési mutatókat, továbbá a fizetési hajlandóság kalkulációjának két megközelítését taglalom majd.

2.1. A kísérletek bemutatása

Az alfejezetben három kísérletet fogok bemutatni, melyek megalapozták értekezésem empirikus részét.

2.1.1. Margarinra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata egyetemista hallgatók körében (1. kísérlet)

A kutatást a 2019. október–november közötti időszakban végeztük el a Debreceni Egyetem Gazdaságtudományi Karán. Elsőként magyar, majd Magyarországon tanuló nemzetközi hallgatók körében hajtottuk végre a felmérést. Ezt részletes szakirodalmi tájékozódás és fókuszcsoportos interjúk előzték meg annak érdekében, hogy meg tudjuk határozni a fogyasztói preferenciákat leginkább befolyásoló attribútumokat és azok szintjeit a vizsgált termékkel (margarinnal) kapcsolatosan. Az erre vonatkozó részleteket az *1. táblázat* szemlélteti.

1. táblázat: **Attribútumok, leírásuk és szintjeik a kísérletben (1. kísérlet)**

Attribútum	Leírás	Tulajdonság szint
Ár	Egy 450-500 gramm kiszerelesű termék vételára forintban kifejezve.	350
		450
		550
Zsírtartalom	A termék zsírtartalma 100 grammra vetítve, %-os formában kifejezve.	<31
		31-50
		50<
Sótartalom	A termék sótartalma 100 grammra vetítve, %-os formában kifejezve.	<0,51
		0,51-0,8
		0,8<
Napraforgóolaj-tartalom	Információ arról, hogy a termék tartalmaz-e napraforgóolajat.	Tartalmaz
		Nem tartalmaz

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

A következő lépésben a kísérleti elrendezés típusát választottuk meg. Az úgynevezett „teljes faktoriális” (full factorial) – ahol minden lehetséges termék-kombinációt számításba veszünk – esetben $2^1 \times 3^3 = 54$ darab választási lehetőséget kellett volna szerepeltetnünk döntési helyzetekben. Ezt a számot túl nagyoknak ítéltük, így a „részleges faktoriális” (fractional factorial) elrendezések csoportjából, a „D-hatékony” (D-efficient) elrendezést választottuk. Ez úgy csökkenti a termékalternatívák számát, hogy közben az elrendezési hibákat (D-error) minimalizálja (ROSE és BLIEMER, 2014). Ennek megvalósítását az Ngene 1.2 szoftver használatán keresztül végeztük el (CHOICEMETRICS, 2018). A végső kérdőívben nyolc darab választási helyzetet prezentáltunk, melyek mindegyike három alternatívát tartalmazott. A lehetőségek között nem szerepeltettük a nem választ/nem vásárol opciót, így egyfajta „kényszerített választás” (forced choice) elé állítottuk kitöltőinket. Döntési szituációra példát a 2. táblázat mutat.

2. táblázat: **Példa a döntési helyzetre (1. kísérlet)**

	Alternatíva 1	Alternatíva 2	Alternatíva 3
Ár (450-500 g)	450 Ft	350 Ft	550 Ft
Zsírtartalom	50%<	<31%	<31%
Sótartalom	<0,51%	0,51-0,8%	0,51-0,8%
Napraforgóolaj-tartalom	Tartalmaz	Tartalmaz	Nem tartalmaz
Az Ön választása (X):			

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

Fontos említést tenni arról, hogy a kitöltést kényelmi mintavételi eljáráson keresztül végeztük, így az elemzésekből levont következtetések általánosításra nem alkalmasak. Elsődleges célunk az volt, hogy a módszertan alkalmazhatóságát teszteljük jelen kontextusban. Mintánk összetételének részleteit a 3. táblázat ismerteti.

3. táblázat: **A minta részleteinek bemutatása (1. kísérlet)**

Szociodemográfiai változók	Magyar minta (N=150)	Nemzetközi minta (N=134)
Nem (%)		
Férfi	34,7	52,3
Nő	65,3	44,0
Nem válaszolt	0,0	3,7
Életkor (átlag)		
Életkor (szórás)	20,6 1,4	22,2 3,2
Legmagasabb iskolai végzettség (%)		
Érettségi	86,4	23,9
Érettségi és további képesítés	13,6	74,6
Nem válaszolt	0,0	1,5
Havi nettó jövedelem a háztartásban (1 főre jutó) (%)		
Jövedelemkategória 1	21,2	32,1
Jövedelemkategória 2	35,7	34,3
Jövedelemkategória 3	21,9	16,4
Jövedelemkategória 4	21,2	14,2
Nem válaszolt	0,0	3,0
Lakhely (%)		
Község	19,0	2,2
Kisváros	25,2	6,7
Közepes méretű város	11,6	28,4
Nagyváros	44,2	61,9
Nem válaszolt	0,0	0,8
Családi állapot (%)		
Egyedülálló	80,1	87,3
Élettárs/Házasság	19,9	12,7

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

Megjegyzés: Jövedelemkategória 1: < 150 000 Ft (< 500 €), Jövedelemkategória 2: 150 001–250 000 Ft (501–800 €), Jövedelemkategória 3: 250 001–350 000 Ft (801–1 100 €), Jövedelemkategória 4: 350 001 Ft < (1 101 € <).

A kutatás folyamatáról további részletek CZINE és szerzőtársai (2019; 2020c) tanulmányokban található.

2.1.2. Mangalicakolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata az Észak-alföldi régióban (2. kísérlet)

A tradicionális mangalicakolbászra vonatkozó, fogyasztói preferenciák felmérését célzó kutatásunkat 2019 decembere és 2020 februárja között hajtottuk végre az Észak-Alföld régió három városában (Nyíregyháza, Debrecen, Szolnok). A szakirodalmi áttekintés és fókuszcsoporthozos interjúk alapján meghatározott termékattribútumokat, azok leírását és szintjeiket a 4. táblázat mutatja be.

4. táblázat: **Attribútumok, leírásuk és szintjeik a kísérletben (2. kísérlet)**

Tulajdonság	Leírás	Tulajdonság szint
Ár	A termék vételára forintban kifejezve, 1 kg-os mennyiségre vonatkozóan.	1500
		2000
		2500
		3000
Hústartalom	A termék mangalicahústartalma %-os formában kifejezve.	50
		75
		100
Eredetjelzés	Információ arról, hogy a termék rendelkezik-e eredetjelzéssel.	Van
		Nincs
Vásárlási hely	Információ a termék beszerzési helyére vonatkozóan.	Termelői piac
		Hentes
		Hiper-/szupermarket

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

A döntési helyzetek összeállításához D-hatékony kísérleti elrendezést alkalmaztunk. Választásunkat az indokolta, hogy a teljes faktoriális elrendezés esetében összeállítható termékalternatívák számát túl nagyra ítéltük $4^1 \times 3^2 \times 2^1 = 72$. Ez nyolc választási szituációt eredményezett, ahol minden esetben három alternatívát szerepeltettünk. Ezek között az egyik lehetőség mindig a „nem választ” (opt-out) volt. Döntési helyzetre példát az 5. táblázat mutat.

5. táblázat: **Példa a döntési helyzetre (2. kísérlet)**

	Alternatíva 1	Alternatíva 2	Nem választ
Ár (1000 g)	3 000 Ft	2 000 Ft	-
Hústartalom	75 %	75 %	-
Eredetjelzés	Van	Nincs	-
Vásárlási hely	Termelői piac	Hentes	-
Az Ön választása (X):			

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

Adatfelvételünk kvótás mintavételi eljáráson keresztül történt meg. Mintánk 477 személyt tartalmaz (Nyíregyháza-155, Debrecen-165, Szolnok-157 fő megoszlásban), amely a régióra vonatkozóan nemek, életkor és lakhely szerint reprezentatívnak tekinthető. A részletes megoszlások a 6. táblázatban láthatók.

6. táblázat: **A minta részleteinek bemutatása (2. kísérlet)**

Szociodemográfiai változók	Minta (N=477)	Regionális megoszlás
Nem (%)		
Férfi	44,0	48,3
Nő	56,0	51,7
Életkor (kategória) (%)		
Korcsoport 1	22,0	21,8
Korcsoport 2	26,5	27,1
Korcsoport 3	22,0	21,0
Korcsoport 4	29,5	30,1
Legmagasabb iskolai végzettség (%)		
Alapfokú	8,2	-
Középfokú	44,6	-
Felsőfokú	47,2	-
Havi bruttó jövedelem (kategória) (%)		
Lényegesen átlag alatti	33,3	-
Átlag alatti	17,6	-
Átlagos	25,8	-
Átlag feletti	23,3	-
Lakhely		
Vidék	27,7	31,7
Város	72,3	68,3

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a; KSH, 2020a és KSH, 2020b alapján

Megjegyzés: Korcsoport 1: < 30 év, Korcsoport 2: 30–39 év, Korcsoport 3: 40–49 év, Korcsoport 4: 50 év <.

A kutatás folyamatáról további részletek CZINE és szerzőtársai (2020a; 2020b) tanulmányokban található.

2.1.3. Szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata a magyar fogyasztók körében (3. kísérlet)

A szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó preferenciák felmérését célzó kutatásunk adatfelvételét a LIGHTSPEED kutatóintézet végezte 2018 nyarán online formában, a magyar lakosság körében. A korábban ismertetett két kutatáshoz hasonlóan, ezen kísérlet is a szakirodalom áttekintésével és fókuszcsoportos interjúk lefolytatásával kezdődött. A kérdőív először angol nyelven készült el, felhasználva nemzetközi kutatók szakértelmét is. Ezt követően lett átfordítva magyar nyelvűre, amely a végleges formát jelentette. A vizsgálatba bevont termékattribútumokat, azok leírását és szintjeiket a 7. táblázat mutatja be.

7. táblázat: **Attribútumok, leírásuk és szintjeik a kísérletben (3. kísérlet)**

Tulajdonság	Leírás	Tulajdonság szint
Ár	Egy 80 gramm súlyú szeletelt csomagolt termék vételára forintban kifejezve.	189
		279
		369
		459
Címke	Információ arról, hogy a termék rendelkezik-e márkajelzéssel és ha igen, akkor milyennel.	Nincs
		Gyulai
		Pick
Ízesítés	Információ arról, hogy a termék rendelkezik-e további fűszerezéssel és ha igen, akkor milyen mértékben.	Nincs
		További fűszeres
		További extra fűszeres

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A választási helyzetek összeállításához – a korábban ismertetett kutatásokhoz hasonlóan – D-hatékony kísérleti elrendezést alkalmaztunk. A végső kérdőívben hat darab döntési szituációt szerepeltettünk. Ezek mindegyike három termékalternatívát és egy „nem választ” opciót tartalmazott. Döntési helyzetre példát az 1. ábra mutat.

Kérem válassza ki, hogy melyik kolbászt venné meg (1-3. lehetőség), vagy hogy egyiket sem vásárolná meg (4. lehetőség).

(1 a 6-ból)

1. lehetőség	2. lehetőség	3. lehetőség	4. lehetőség
 <p>369 Ft/csomag</p>	 <p>189 Ft/csomag</p>	 <p>369 Ft/csomag</p>	Egyiket sem szeretném választani ezek közül.
Választ	Választ	Választ	Választ

1. ábra: Példa a döntési helyzetre (3. kísérlet)

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A hiányos válaszoktól tisztított mintánk 380 kitöltőt tartalmaz, melynek részletei a 8. táblázatban láthatók.

8. táblázat: A minta részleteinek bemutatása (3. kísérlet)

Szociodemográfiai változók	Minta (N=380)	Magyarország
Nem (%)		
Férfi	50,5	47,8
Nő	49,5	52,2
Életkor (kategória) (%)		
Korcsoport 1	23,1	32,8
Korcsoport 2	21,6	11,7
Korcsoport 3	24,2	16,3
Korcsoport 4	31,1	39,2
Legmagasabb iskolai végzettség (%)		
Végzettségi szint 1	31,3	51,8
Végzettségi szint 2	25,5	29,5
Végzettségi szint 3	43,2	18,7
Havi nettó jövedelem (kategória) (%)		
Jövedelemkategória 1	6,3	244 609 Ft/hónap
Jövedelemkategória 2	11,6	
Jövedelemkategória 3	11,6	
Jövedelemkategória 4	38,7	
Jövedelemkategória 5	30,0	
Jövedelemkategória 6	1,8	
Lakhely		
Vidéki térség	16,8	29,5
Kisváros	36,3	32,6
Nagyváros	46,9	37,9
Egy háztartásban élők száma (átlag)	2,9	2,9
18 év alatti személyek száma a háztartásban (átlag)	0,6	1,1

Forrás: Saját szerkesztés, 2021; KSH, 2020a és KSH, 2020b alapján

Megjegyzés: Korcsoport 1: < 30 év, Korcsoport 2: 30–39 év, Korcsoport 3: 40–49 év, Korcsoport 4: 50 év <; Végzettségi szint 1: Gimnázium, szakközépiskola, szakiskola, általános iskola 8. évfolyam (vagy annál alacsonyabb); Végzettségi szint 2: Középfokú végzettségnél magasabb, egyetemi végzettségnél alacsonyabb; Végzettségi szint 3: Alapszakos, mesterszakos, vagy PhD diploma; Jövedelemkategória 1: < 150 000 Ft; Jövedelemkategória 2: 150 001–205 000 Ft; Jövedelemkategória 3: 205 001–235 000 Ft; Jövedelemkategória 4: 235 001–380 000 Ft; Jövedelemkategória 5: 380 001–835 000 Ft; Jövedelemkategória 6: 835 000 Ft <.

A 8. táblázat alapján látható, hogy habár már egy tisztított mintáról beszélünk, a reprezentativitás mindössze az egy háztartásban élők számára nézve gondolható egyértelműen kielégítőnek. A férfi fogyasztók és a kevesebb gyermekes háztartások irányába kissé elfogultnak, míg a középkorú, iskolázottabb, városi válaszadókra

vonatkozóan felülreprezentálnak tekinthető, ami az online kérdőíves felmérések egyfajta korlátozottságának róható fel (BETHLEHEM, 2010).

2.2. Modellspecifikációk, illeszkedési mutatók és a fizetési hajlandóság meghatározása

Az ismertetett három kutatás – diszkrét választási modellezéshez kapcsolódó – adatainak feldolgozását az R Apollo csomaggal, négy specifikáció alkalmazásán keresztül fogom elvégezni, melyek a következők: (1) multinomiális logit (MNL – multinomial logit) modell, (2) random paraméterű logit (RPL – random parameter logit) modell, (3) látens osztályú (LC – latent class) modell, (4) random paraméterű látens osztályú (RLC – random parameter latent class) modell (HESS és PALMA, 2019a; HESS és PALMA, 2019b; R CORE TEAM, 2020). Ezek jellemzőire, három modellilleszkedési mutatóra – Pszeudo R^2 , Akaike-féle információs kritérium (AIC – Akaike information criterion), Bayesian információs kritérium (BIC – Bayesian information criterion) – és a fizetési hajlandóság (WTP – willingness to pay) számításának kétfajta megközelítésére térek ki a továbbiakban.

2.2.1. Multinomiális logit (MNL) modell

A MCFADDEN (1974) nevéhez köthető multinomiális logit modell tekinthető az egyik legrégebb óta alkalmazott specifikációnak. Előnyös tulajdonságai közé tartozik az, hogy viszonylag könnyedén becsülhető és eredményeinek interpretálása sem hordoz magában sok problémát. Manapság azonban egyre ritkább esetben támaszkodnak a kutatók mindössze ezen modell alapján levont következtetésekre. Ezért egyfelől az okolható, hogy a válaszadókra homogén preferenciákat valószínűsít. Ez arra utalna, hogy minden vizsgált személy azonos érzékenységi szinttel rendelkezik az elemzett attribútumokra vonatkozóan. Másfelől az irreleváns alternatívák függetlenségét – miszerint a döntési helyzet lehetőségei között nem áll fenn korreláció – feltételezi. Ezen tényezőkből következően a specifikációt elsődlegesen arra használják, hogy megalapozzanak – előzetes ismereteket nyerjenek a vizsgált attribútumok hatásairól – további komplexebb specifikációkat (FIEBIG és szerzőtársai, 2010). A modell esetében a hasznosság szisztematikus része az *1. egyenlet* szerint írható fel.

$$V_{n,i} = \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,i,k}, \quad (1)$$

ahol n a válaszadót, i az alternatívát, k a vizsgált terméktulajdonságot, β a k -edik tulajdonságra becsült együtthatót, X a megfigyelt változót, és $V_{n,i}$ az n -edik válaszadó i -edik alternatívára vonatkozó hasznosságának szisztematikus részét jelöli (MCFADDEN, 1974).

A modell esetében az n -edik döntéshozó i -edik alternatívára vonatkozó választásának valószínűsége J lehetőség közül a 2. *egyenlet* szerint írható fel (MCFADDEN, 1974).

$$P_{n,i} = \frac{\exp \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,i,k}}{\sum_{j=1}^J \exp \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,j,k}} \quad (2)$$

2.2.2. Random paraméterű logit (RPL) modell

Az úgynevezett random paraméterű logit modell képes arra, hogy megragadja az egyének preferenciáiban rejlő heterogenitást. Mindezt úgy teszi lehetővé, hogy az egyes attribútumokra vonatkozó együtthatókat előre meghatározott eloszlás mentén engedi változni a válaszadók között és ezek bizonyos paramétereit (például várható érték, szórás) becsüli meg. A tulajdonságok esetében használt eloszlások (például normál, log-normál, egyenletes, log-egyenletes) a kutató döntésén alapulnak. Fontos említést tenni arról, hogy a modell becsléséhez szimulációs eljárás alkalmazása szükséges, melyet leggyakrabban az úgynevezett „Halton-húzással” (Halton draws) szoktak lefolytatni (FOSGERAU és BIERLAIRE, 2007). Végül pedig ki kell emelni azt, hogy az RPL az MNL modell másik hátrányát, az irreleváns alternatívák függetlenségének feltételezését is képes kezelni. Ezt úgy valósítja meg, hogy a hibatagra – a hasznosság nem megfigyelhető részére – vonatkozóan rugalmas variancia-kovariancia struktúrát engedélyez (TRAIN és WEEKS, 2005). A modell esetében a hasznosság szisztematikus része a 3. *egyenlet* szerint írható fel.

$$V_{n,i} = \sum_{k=1}^K \beta_{n,k} X_{n,i,k}, \quad (3)$$

ahol $\beta_{n,k}$ a 4. *egyenlet* szerint bontható fel.

$$\beta_{n,k} = \bar{\beta}_k + \sigma_{n,k}, \quad (4)$$

ahol $\bar{\beta}_k$ az átlag tagot, $\sigma_{n,k}$ pedig a döntéshozótól függő eltérést jelöli (TRAIN, 2009).

A modell esetében az n -edik döntéshozó i -edik alternatívára vonatkozó választásának valószínűsége az MNL modellnél bemutatotthoz képest (2. *egyenlet*) az 5. *egyenlet* szerint módosul.

$$P_{n,i}(\Omega) = \int_{\beta} P_{n,i}(\beta) f(\beta|\Omega) d\beta, \quad (5)$$

ahol $P_{n,i}$ az MNL modell esetében bemutatott választási valószínűséget, Ω a β együttható – feltételezve, hogy az egy random eloszlást követ – paramétereit, míg $f(\beta|\Omega)$ a β együtthatóra vonatkozó sűrűségfüggvényt jelöli (HESS, 2014).

2.2.3. *Látens osztályú (LC) modell*

Az ízlésben rejlő eltérések megragadásának másik irányát képviseli az úgynevezett látens osztályú modellezés. Ezen specifikáció a preferenciákban lévő heterogenitást diszkrét számú osztály képzésén keresztül kívánja közelíteni. A szakirodalomban gyakran „fél parametrikus” (semi parametric) megoldásnak is nevezett modell osztályai heterogének – az egyes osztályok különböző β paraméterekkel rendelkeznek –, azok tagjai azonban homogén preferenciákkal jellemezhetők. A modell esetében a hasznosság szisztematikus része a 6. *egyenletnek* megfelelően írható fel.

$$V_{n,i|q} = \sum_{k=1}^K \beta_{q,k} X_{n,i,k}, \quad (6)$$

ahol $\beta_{q,k}$ a q -edik osztály ($q = 1, \dots, Q$) esetében, a k -edik attribútumra vonatkozó paramétert jelöli (BOXALL és ADAMOWICZ, 2002).

A modell esetében az i -edik alternatíva választásának valószínűsége J lehetőség közül az n -edik döntéshozóra vonatkozóan, aki a q -edik osztályba sorolható, a 7. *egyenlet* szerint írható fel.

$$P_{n,i|q} = \frac{\exp \sum_{k=1}^K (\beta_{q,k} X_{n,i,k})}{\sum_{j=1}^J \exp \sum_{k=1}^K (\beta_{q,k} X_{n,j,k})}, \quad q = 1, \dots, Q \quad (7)$$

A 7. *egyenletből* jól látható, hogy hasonló összetétel szerint épül fel, mint az MNL esetében bemutatott. Ahhoz azonban, hogy meghatározzuk az egyének különböző osztályokba kerülésének valószínűségét és ezáltal magyarázatot próbáljunk találni az ízlésben rejlő heterogenitásra, a 7. *egyenlet* a 8. *egyenlet* szerint egészül ki.

$$P_{n,i} = \sum_{q=1}^Q P_{n,i|q} H_{n,q}, \quad (8)$$

ahol $H_{n,q}$ az n -edik személy q -edik osztályba kerülésének valószínűségét jelöli (GREENE és HENSHER, 2003).

Az LC modellezés gyakorlatában fontos kérdést képvisel az osztályok ideális számának megválasztása. Erről többnyire információs kritériumok (például Pszeudo R^2 , AIC, BIC)

alapján szoktak döntést hozni, melyekről a későbbiek során fogok bővebb áttekintést nyújtani (LOUVIERE és szerzőtársai, 2000; CAVANAUGH és NEATH, 2019).

2.2.4. *Random paraméterű látens osztályú (RLC) modell*

Az LC egy kiterjesztése, az úgynevezett random paraméterű látens osztály modell kombinálja az RPL és az LC modellek tulajdonságait. Mindezt úgy valósítja meg, hogy nem csak az osztályok között, hanem azokon belül is lehetővé teszi a preferenciák heterogenitásának megragadását (BUJOSA és szerzőtársai, 2010). A modell esetében a csoporton belüli heterogenitás a 9. egyenletnek megfelelően alakul (GREENE és HENSHER, 2013).

$$\beta_{n|q,k} = \beta_{q,k} + \sigma_{n|q,k}, \quad (9)$$

ahol $\sigma_{n|q,k}$ a 10. egyenlet szerint írható fel.

$$\sigma_{n|q,k} \sim E[\sigma_{n|q,k} | X] = 0, \text{Var}[\sigma_{n|q,k} | X] = \sum q, \quad (10)$$

ahol q az adott csoportot, σ_n pedig a személytől függő eltérést jelöli, míg X azt jelzi, hogy $\sigma_{n|q,k}$ nincs korrelációban a mintában lévő adatok egyikével sem (GREENE és HENSHER, 2013).

A modell esetében az n -edik személy I alternatívák között történő feltételes választásának valószínűsége a 11. egyenlet szerint írható fel.

$$f[y_{n,t} | (\beta_q + \sigma_n), X_{n,t}] = \frac{\exp[\sum_{i=1}^I y_{n,t,i}(\beta_q + \sigma_n)X_{n,t,i}]}{\sum_{i=1}^I \exp[\sum_{i=1}^I y_{n,t,i}(\beta_q + \sigma_n)X_{n,t,i}]} \quad i = 1, \dots, I, \quad (11)$$

ahol t a döntési helyzetet; $X_{n,t,i}$ az i -edik alternatívára vonatkozóan megfigyelt változót jelöli az n -edik döntéshozóra vonatkozóan, a t -edik döntési szituációban; míg $y_{n,t,i} = 1$, amennyiben az i -edik alternatíva került kiválasztásra I lehetőség közül, minden más esetben 0 (GREENE és HENSHER, 2013).

2.2.5. *A modellek illeszkedését számszerűsítő mutatók*

A modellek aggregált összehasonlíthatóságához több mutató is alkalmazható, melyek közül igen gyakran használt a Pszeudo R^2 (12. egyenlet), az AIC (13. egyenlet) és a BIC (14. egyenlet). Ezek segítségével hozhatnak döntést az elemzők például olyan kérdések

vonatkozásában, hogy milyen osztályszámú LC specifikációt szükséges becsülni a legjobb modellilleszkedés elérése érdekében (MARIEL és szerzőtársai, 2021).

$$\text{Pszeudo } R^2 = 1 - \frac{LL}{LL_0}, \quad (12)$$

ahol LL a végső modellre vonatkozó log-likelihood értéket, LL_0 pedig a csak konstans tagokat tartalmazó modell log-likelihood értékét jelölik.

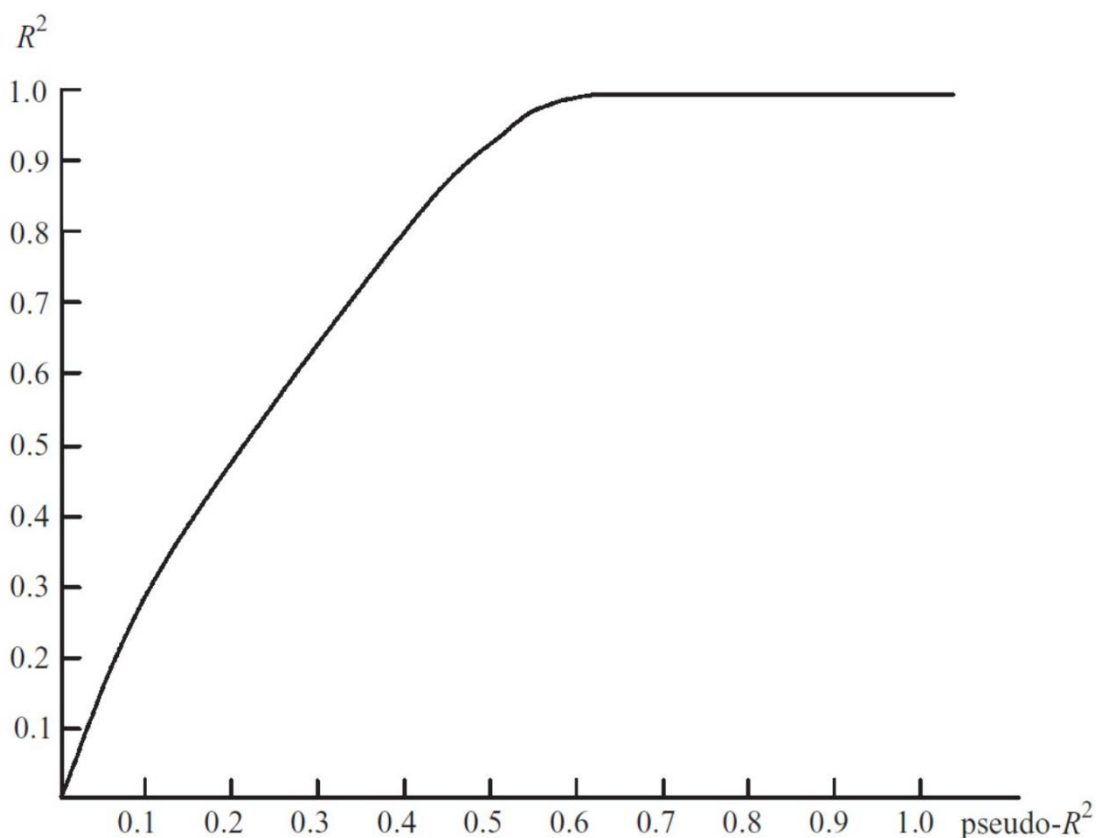
$$AIC = -2LL + 2k, \quad (13)$$

ahol k a becsült paraméterek számát jelöli.

$$BIC = -2LL + k \ln(n), \quad (14)$$

ahol n a megfigyelések számát jelöli.

Szükséges említést tenni arról, hogy a Pszeudo R^2 mutató nem azonos a lineáris regresszióelemzésből ismeretes R^2 értékkel. A köztük lévő eltérést mutatja be a 2. ábra.



2. ábra: Az R^2 és Pszeudo R^2 mutatók összehasonlítása

Forrás: HENSHER és szerzőtársai, 2015 alapján

A 2. ábra alapján jól látható, hogy például egy 0,3-es Pszeudo R^2 érték, körülbelül egy 0,6-es R^2 értéknek felel meg.

2.2.6. Fizetési hajlandóságra (WTP) vonatkozó kalkulációk

Abban az esetben, ha az ár is szerepel a vizsgált termék/szolgáltatás attribútumok között, a fizetési hajlandóság meghatározása is lényegi pontot képvisel a diszkrét választási kísérletek gyakorlatában. A kalkulációval olyan kérdésekre kaphatunk választ, hogy bizonyos termék-/szolgáltatástulajdonságokban bekövetkező változás, mekkora fizetési hajlandósággal jár együtt. A WTP számítása bizonyos attribútumokra vonatkozóan a 15. egyenlet szerint végezhető el, míg azok standard hibái a delta módszerrel származtathatók (HOLE, 2007; HENSHER és szerzőtársai, 2015).

$$WTP_{Attribútum} = (-1) \frac{\beta_{Attribútum}}{\beta_{\hat{A}r}}, \quad (15)$$

ahol $WTP_{Attribútum}$ a vizsgált tulajdonságra vonatkozó fizetési hajlandóságot; $\beta_{Attribútum}$ a vizsgált attribútumra, míg $\beta_{\hat{A}r}$ pedig az árra becsült hasznossági együttható értéket jelölik.

Szükséges említést tenni arról, hogy a fizetési hajlandóságra vonatkozóan direkt, úgynevezett „WTP-tér” (WTP space) becslést is tehetünk, amely a hasznosságfüggvényünk transzformálásán keresztül érhető el. Erre a 16. egyenlet (hagyományos hasznosságfüggvény a preferenciatérben) és 17. egyenlet (transzformált hasznosságfüggvény a WTP-térben) mutat példát (TRAIN és WEEKS, 2005).

$$V_{n,i,t} = \beta_{\hat{A}r} \hat{A}r_{n,i,t} + \beta_{1.attribútum} 1. attribútum_{n,i,t} + \beta_{2.attribútum} 2. attribútum_{n,i,t} + \beta_{3.attribútum} 3. attribútum_{n,i,t}, \quad (16)$$

ahol $\beta_{\hat{A}r}$ az árra, míg $\beta_{1.attribútum}$, $\beta_{2.attribútum}$, $\beta_{3.attribútum}$ az 1., 2. és 3. attribútumokra vonatkozóan becsült együttható értékét jelölik.

$$V_{n,i,t} = \beta_{\hat{A}r} (\hat{A}r_{n,i,t} + WTP_{1.attribútum} 1. attribútum_{n,i,t} + WTP_{2.attribútum} 2. attribútum_{n,i,t} + WTP_{3.attribútum} 3. attribútum_{n,i,t}), \quad (17)$$

ahol $WTP_{1.attribútum}$, $WTP_{2.attribútum}$ és $WTP_{3.attribútum}$ az 1., 2. és 3. attribútumokra vonatkozóan becsült fizetési hajlandóságot jelölik.

3. AZ ÉRTEKEZÉS FŐBB MEGÁLLAPÍTÁSAI

Kutatásom során a diszkrét választási kísérlet különböző modellezési aspektusait vizsgáltam meg. Kapott eredményeim alapján a következők szerint tudok dönteni hipotéziseimről:

H1: A homogén preferenciákat feltételező MNL modellhez képest minden más specifikáció jobban teljesít, amely kezelni próbálja az ízlésbeli különbségeket.

Első hipotézisemre a 9. táblázatban összefoglalt eredményekkel adok egyértelmű választ.

9. táblázat: Információs kritériumok értékei az egyes modellek esetében

1. kísérlet					
Információs kritériumok	MNL	RPL	LC (3 osztályos)	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszeudo R^2	0,06	0,14	0,14	0,11	0,16
Log-likelihood (végső)	-2148,95	-1972,15	-1982,82	-2043,34	-1937,90
AIC	4313,89	3970,30	4009,64	4116,68	3925,80
BIC	4359,04	4043,67	4133,81	4201,34	4066,90
2. kísérlet					
Információs kritériumok	MNL	RPL	LC (3 osztályos)	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszeudo R^2	0,16	0,24	0,29	0,26	0,28
Log-likelihood (végső)	-3518,23	-3176,09	-2993,28	-3109,58	-3026,35
AIC	7052,45	6374,17	6058,56	6249,15	6094,70
BIC	7102,43	6442,89	6283,45	6342,86	6225,89
3. kísérlet					
Információs kritériumok	MNL	RPL	LC (4 osztályos)	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszeudo R^2	0,15	0,28	0,28	0,24	0,32
Log-likelihood (végső)	-2693,72	-2264,53	-2271,03	-2399,05	-2161,86
AIC	5403,44	4555,05	4600,06	4828,09	4373,71
BIC	5449,30	4629,57	4766,29	4914,07	4517,01

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 9. táblázat értékei alapján látható, hogy mindhárom kísérlet esetében egyértelműen jobb illeszkedést mutat mind az RPL, mind pedig az LC (LC és RLC) modellek az MNL

specifikációhoz képest (a Pszeudo R^2 mutató minden esetben nagyobb, míg a log-likelihood (végső), AIC és BIC kisebb értéket mutat).

Ezek alapján **1. hipotézisemet megtartom.**

H2: Az MNL és RPL modellek interakciókkal történő kiegészítése egyértelműen jobban illeszkedő modelleket eredményez.

Második hipotézisem vonatkozásában a 10. táblázatban prezentált értékek alapozták meg döntésemet.

10. táblázat: **Információs kritériumok értékei a bázis és interakciós modellek esetében***

2. kísérlet				
Információs kritériumok	MNL	MNL (interakciós)	RPL	RPL (interakciós)
Pszeudo R^2	0,16	0,18	0,24	0,25
Log-likelihood (végső)	-3518,23	-3438,07	-3176,09	-3139,09
AIC	7052,45	6920,13	6374,17	6328,18
BIC	7102,43	7057,57	6442,89	6484,35
3. kísérlet				
Információs kritériumok	MNL	MNL (interakciós)	RPL	RPL (interakciós)
Pszeudo R^2	0,15	0,16	0,28	0,29
Log-likelihood (végső)	-2693,72	-2667,53	-2264,53	-2247,02
AIC	5403,44	5379,05	4555,05	4548,03
BIC	5449,30	5505,16	4629,57	4702,79

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *Az első kísérlet esetében az interakciók nem képviseltek szignifikáns hatást, így az nem volt releváns jelen hipotézis vizsgálatakor.

A 10. táblázat eredményei alapján mindössze a második kísérlet esetében, az MNL specifikációnál látható egyértelmű – minden információs kritérium által alátámasztott – javulás a modellilleszkedésben a bázis (interakciókat nem szerepeltető) modellhez képest. A második kísérlet RPL és a harmadik MNL és RPL specifikációinál a Bayesi információs kritérium értéke – ami számításba veszi a megfigyelések számát is – növekedett, ami a gyengébb illeszkedésre utal.

Ezek alapján **2. hipotézisemet elvetem.**

H3: A preferenciákban rejlő heterogenitás megragadására diszkrét és folytonos eloszlásokat alkalmazó modellspecifikációk között egyértelmű rangsor állítható fel modellilleszkedésük alapján.

Harmadik hipotézisemet illetően a 11. táblázatban bemutatott információs kritériumok értékei alapján hoztam döntést.

11. táblázat: Információs kritériumok értékei az RPL és LC specifikációk esetében

1. kísérlet		
Információs kritériumok	RPL	LC* (3 osztályos)
Pszeudo R^2	0,14	0,14
Log-likelihood (végső)	-1972,15	-1982,82
AIC	3970,30	4009,64
BIC	4043,67	4133,81
2. kísérlet		
Információs kritériumok	RPL	LC* (3 osztályos)
Pszeudo R^2	0,24	0,29
Log-likelihood (végső)	-3176,09	-2993,28
AIC	6374,17	6058,56
BIC	6442,89	6283,45
3. kísérlet		
Információs kritériumok	RPL	LC* (4 osztályos)
Pszeudo R^2	0,28	0,28
Log-likelihood (végső)	-2264,53	-2271,03
AIC	4555,05	4600,06
BIC	4629,57	4766,29

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *Az LC modellek esetében a legjobb illeszkedést mutató osztályszámú specifikációkat vettem az összehasonlítás alapjává.

A 11. táblázat eredményei alapján egyértelmű tendencia nem állapítható meg a preferenciákban lévő különbözőségeket diszkrét (LC modell) és folytonos (RPL modell) eloszlások alkalmazásán keresztül kezelni próbáló specifikációk között. Az első és a harmadik kísérlet esetében – minden információs kritérium alapján – az RPL, míg a másodikonál az LC modell mutat jobb illeszkedést.

Ezek alapján **3. hipotézisemet elvetem.**

H4: A diszkrét és folytonos eloszlások szimultán módon történő alkalmazása kétségtelenül jobb illeszkedést mutató modellt eredményez, mint a további elemzett specifikációk.

Negyedik hipotézisem vonatkozásában a 12. táblázatban bemutatott információs kritériumok értékei alapján döntöttem.

12. táblázat: **Információs kritériumok értékei az RPL, LC és RLC specifikációk esetében**

1. kísérlet			
Információs kritériumok	RPL	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszedo R^2	0,14	0,11	0,16
Log-likelihood (végső)	-1972,15	-2043,34	-1937,90
AIC	3970,30	4116,68	3925,80
BIC	4043,67	4201,34	4066,90
2. kísérlet			
Információs kritériumok	RPL	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszedo R^2	0,24	0,26	0,28
Log-likelihood (végső)	-3176,09	-3109,58	-3026,35
AIC	6374,17	6249,15	6094,70
BIC	6442,89	6342,86	6225,89
3. kísérlet			
Információs kritériumok	RPL	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszedo R^2	0,28	0,24	0,32
Log-likelihood (végső)	-2264,53	-2399,05	-2161,86
AIC	4555,05	4828,09	4373,71
BIC	4629,57	4914,07	4517,01

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 12. táblázat eredményei alapján jól látható, hogy mindhárom kísérlet esetében az RLC modell mutatja a legjobb illeszkedést, minden információs kritérium alapján. Ez alól az egyetlen kivételt az első kísérletnél (melynek adatai alacsonyabb minőségi szintet képviseltek) látható BIC érték jelenti.

Ezek alapján **4. hipotézisemet megtartom.**

H5: A fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációk direkt és indirekt megközelítési módjai között nem mutatható ki jelentős eltérés az MNL modell esetében.

Ötödik hipotézisemet illetően a 13. táblázatban bemutatott WTP-kalkulációk értékei alapján döntöttem.

13. táblázat: WTP-kalkulációs módok eredményei az MNL modell esetében

1. kísérlet		
Termék tulajdonságok	WTP (Delta módszer)	WTP (WTP-tér becslés)
Közepes zsírtartalom	-124,17***	-124,36***
Magas zsírtartalom	-351,17***	-365,58***
Közepes sótartalom	-126,43***	-128,60***
Magas sótartalom	-219,36***	-224,71***
Tartalmaz napraforgóolajat	-23,62	-27,64
2. kísérlet		
Termék tulajdonságok	WTP (Delta módszer)	WTP (WTP-tér becslés)
75% mangalicahús-tartalom	787,20***	787,30***
100% mangalicahús-tartalom	953,50***	953,50***
Eredetjelzést tartalmaz	2 081,70***	2 081,60***
Hentes	-857,60***	-857,60***
Hiper-/szupermarket	-1 139,30***	-1 139,30***
3. kísérlet		
Termék tulajdonságok	WTP (Delta módszer)	WTP (WTP-tér becslés)
Gyulai	134,51***	134,51***
Pick	124,04***	124,04***
További fűszerezés	-60,78***	-60,78***
Extra további fűszerezés	-160,24***	-160,24***

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns.

A 13. táblázat eredményei alapján mindössze az első kísérlet vonatkozásában mutatkoznak kisebb eltérések a direkt és indirekt kalkulációs módok között. A másik két preferenciavizsgálatnál szinte tökéletes egyezőség mutatható ki a megközelítések esetében.

Ezek alapján **5. hipotézisemet megtartom.**

4. AZ ÉRTEKEZÉS ÚJ, ILLETVE ÚJSZERŰ EREDMÉNYEI

Kutatásom alapján az alábbi újnak, illetve újszerűnek számító megállapítást tudom tenni **nemzetközi szinten:**

- 1) Bemutattam, hogy *a diszkrét és folytonos eloszlások szimultán módon történő alkalmazása (RLC modell becslése) az ízlésbeli eltérések kezelése érdekében egyértelműen felülmúlja a többi – általam vizsgált – specifikációt (LC és RPL modell típusokat)*. Ezen eredmény új területi alkalmazási kontextusban, megerősíti BUJOSA és szerzőtársai (2010), valamint GREENE és HENSHER (2013) következtetéseit.

Kutatásom alapján az alábbi újnak, illetve újszerűnek számító megállapításokat tudom tenni **magyar szinten:**

- 2) A diszkrét választási kísérlet négy alkalmazási területén végzett *irodalmi áttekintésem alapján rámutattam, hogy léteznek összefüggések a terület és az eljárás kulcskérdései között szereplő tényezők (például az alternatívák formátuma, a becsült modellspecifikációk típusa) kezelésében*. Vizsgálatom hasonló szempontok szerint zajlott, mint SOEKHAI és szerzőtársai (2019) kutatása, azonban velük ellentétben nem egy adott alkalmazási területen belül, hanem BAJI (2012) tanulmányában is megjelenő négy leggyakoribb alkalmazási terület között.
- 3) *A modellek illeszkedését számszerűsítő különféle információs kritériumok elemzésén keresztül kimutattam, hogy minden olyan specifikáció, amely kezelni próbálja a preferenciákban lévő heterogenitást (LC, RPL és RLC modell típusok), jobb illeszkedést mutat az MNL modellhez képest*. Ezen eredmény alapján nem elegendő megállni és messzemenő következtetéseket tenni egy MNL modellbecslésből. Hasonló eredmény látható a hazai szakirodalomban BRANDTMÜLLER (2009) tanulmányában, illetve több nemzetközi könyvfejezet (például TRAIN (2009), HESS (2014), HENSHER és szerzőtársai (2015), MARIEL és szerzőtársai (2021)) is kiemeli a téma jelentőségét.
- 4) Kimutattam, hogy *az MNL és RPL specifikációk interakciókkal történő kibővítése nem vetít előre egyértelműen (minden információs kritérium által alátámasztottan) jobban illeszkedő modellt*, ami összhangban áll a nemzetközi szakirodalomban található

következtetésekkel (például WARBURG és szerzőtársai (2006), DEMARTINI és szerzőtársai (2018), WANG és szerzőtársai (2018), MUNTINGH és szerzőtársai (2019)).

- 5) Eredményeimmel alátámasztottam, hogy *egyértelmű sorrend nem állítható fel a preferenciákban lévő heterogenitást diszkrét és folytonos eloszlások alkalmazásán keresztül kezelni próbáló specifikációk (LC és RPL modellek) között*. Mindez SCARPA és szerzőtársai (2005) következtetéseit, valamint GREENE és HENSHER (2003) és SHEN (2009) javaslatait erősíti meg, miszerint további összehasonlítások szükségesek az LC és RPL specifikációk között.
- 6) Rávilágítottam arra a tényre, hogy *az MNL specifikáció esetében lényegi eltérés nem mutatkozik a WTP-értékekben függetlenül attól, hogy direkt (fizetésihajlandóság-térben történő becslés) vagy indirekt (származtatott WTP) formában kalkuláljuk azokat*. Ezen következtetés megerősíti a TRAIN és WEEKS (2005) szerzőpáros által javasolt WTP-térben történő becslés jelentőségét nemcsak RPL, hanem MNL specifikáció alkalmazása esetében is.

5. AZ EREDMÉNYEK GYAKORLATI HASZNOSÍTHATÓSÁGA

Úgy gondolom, hogy doktori disszertációm alapjául szolgálhat nemcsak a marketing, hanem több terület hazai kutatásainak módszertani fejlesztéséhez is. Azon túl, hogy az értekezésemben több ponton is – elsődlegesen modellezési – újítást mutatok be hazai téren, korábban megjelent munkákban nem látható részletességgel prezentálom egy nemzetközi szinten rendkívül elterjedt preferenciaértékelő eljárás teljes folyamatát. A dolgozatomban olvasható empirikus review az ötlethez, a kísérletek folyamatának bemutatása a kivitelezéshez, az eredmények rész pedig a becslések interpretálásához, továbbá a legjobb modell megválasztásához nyújthat segítséget.

Mindemellett, a dolgozatom által érintett alkalmazási terület döntéshozói számára olyan kérdések megválaszolását, intézkedések meghozatalát teszi lehetővé a fogyasztói preferenciák hasonló módon történő vizsgálata, mint egy új termék/szolgáltatás piacra vitele, árazása és tulajdonságstruktúrájának elemzése a fejlesztések érdekében. A multinomiális logit specifikáción túl, a fogyasztói ízlésekben rejlő különbözőségek kezelését diszkrét (látens osztályú), folytonos (random paraméterű), esetleg kevert (random paraméterű látens osztályú) eloszlások alkalmazásán keresztül megcélzó modelltípusok használata pedig nagyban hozzájárulhat ahhoz, hogy egy sokkal pontosabb és komplexebb – melyek a modellbecslésekben és a fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációkban nyilvánulhatnak meg – képet nyerjenek ezekhez.

IRODALOMJEGYZÉK

1. Baji P. (2012): A diszkrét választás módszere. Statisztikai Szemle. 90. évf. 10. sz. pp. 944-963.
2. Bethlehem, J. (2010): Selection bias in web surveys. International Statistical Review. Volume 78. Issue 2. pp. 161-188.
3. Bliemer, M. C. J. – Rose, J. M. (2013): Confidence intervals of willingness-to-pay for random coefficient logit models. Transportation Research Part B: Methodological. Volume 58. pp. 199-214.
4. Boxall, P. C. – Adamowicz, W. L. (2002): Understanding heterogeneous preferences in random utility models: a latent class approach. Environmental and resource economics. Volume 23. Issue 4. pp. 421-446.
5. Brandtmüller Á. (2009): Diszkrét választási kísérlet magyar háziorvosok körében. Statisztikai Szemle. 87. évf. 12. sz. pp. 1153-1174.
6. Bujosa, A. – Riera, A. – Hicks, R. L. (2010): Combining discrete and continuous representations of preference heterogeneity: a latent class approach. Environmental and Resource Economics. Volume 47. Issue 4. pp. 477-493.
7. Cavanaugh, J. E. – Neath, A. A. (2019): The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics., e1460. Volume 11. Issue 3.
8. ChoiceMetrics (2018): Ngene 1.2 User Manual & Reference Guide, 241 p. <http://www.choice-metrics.com/NgeneManual120.pdf> letöltés dátuma: 2021. február 24.
9. Czine P. – Balogh P. (2020): Diszkrét választási modellek bemutatása, különös tekintettel a latent class elemzésre. Statisztikai Szemle. 98. évf. 5. sz. pp. 400-420.
10. Czine P. – Szakály Z. – Balogh P. (2019): Margarinnal kapcsolatos preferenciák vizsgálata egyetemista fogyasztók körében. Táplálkozásmarketing. 6. évf. 2. sz. pp. 3-12.
11. Czine, P. – Szakály, Z. – Balogh, P. (2020c): A Review of Purchasing Preferences for Margarine among Hungarian and International Students. STUDIES IN AGRICULTURAL ECONOMICS. Volume 122. Issue 1. pp. 29-36.

12. Czine P. – Török Á. – Horváth P. – Balogh P. (2020a): A fogyasztói magatartás elemzése feltételes választási modellekkel – a mangalicakolbász példáján. *Közgazdasági Szemle*. 67. évf. 5. sz. pp. 474-494.
13. Czine, P. – Török, Á. – Pető, K. – Horváth, P. – Balogh, P. (2020b): The impact of the food labeling and other factors on consumer preferences using discrete choice modeling – The example of traditional pork sausage. *Nutrients*., 1768. Volume 12. Issue 6.
14. Daly, A. – Hess, S. – Train, K. (2012): Assuring finite moments for willingness to pay in random coefficient models. *Transportation*. Volume 39. Issue 1. pp. 19-31.
15. Demartini, E. – Vecchiato, D. – Tempesta, T. – Gaviglio, A. – Vigano, R. (2018): Consumer preferences for red deer meat: A discrete choice analysis considering attitudes towards wild game meat and hunting. *Meat Science*. Volume 146. pp. 168-179.
16. Fiebig, D. G. – Keane, M. P. – Louviere, J. J. – Wasi, N. (2010): The generalized multinomial logit model: accounting for scale and coefficient heterogeneity. *Marketing Science*. Volume 29. Issue 3. pp. 393-421.
17. Fosgerau, M. – Bierlaire, M. (2007): A practical test for the choice of mixing distribution in discrete choice models. *Transportation Research Part B-Methodological*. Volume 41. Issue 7. pp. 784-794.
18. Goossens, L. M. – Utens, C. M. – Smeenk, F. W. – Donkers, B. – van Schayck, O. C. – Rutten-van Mölken, M. P. (2014): Should I stay or should I go home? A latent class analysis of a discrete choice experiment on hospital-at-home. *Value in health*. Volume 17. Issue 5. pp. 588-596.
19. Gracia, A. – de-Magistris, T. (2013): Preferences for lamb meat: A choice experiment for Spanish consumers. *Meat science*. Volume 95. Issue 2. pp. 396-402.
20. Greene, W. H. – Hensher, D. A. (2003): A latent class model for discrete choice analysis: contrasts with mixed logit. *Transportation Research Part B: Methodological*. Volume 37. Issue 8. pp. 681-698.
21. Greene, W. H. – Hensher, D. A. (2013): Revealing additional dimensions of preference heterogeneity in a latent class mixed multinomial logit model. *Applied Economics*. Volume 45. Issue 14. pp. 1897-1902.
22. Hensher, D. A. – Rose, J. M. – Greene, W. H. (2015): *Applied choice analysis*. Cambridge University Press, Cambridge, 1216 p.

23. Hess, S. (2014): Latent class structures: taste heterogeneity and beyond. pp. 311-332. In: Handbook of choice modelling. (Szerk. Hess, S. – Daly, A.) Edward-Elgar Publishing, UK, 720 p.
24. Hess, S. – Palma, D. (2019a): Apollo: A flexible, powerful and customisable freeware package for choice model estimation and application. Journal of choice modelling., 100170. Volume 32. pp.
25. Hess, S. – Palma, D. (2019b): Apollo Version 0.0.6, User Manual, 135 p. www.ApolloChoiceModelling.com letöltés dátuma: 2020. május 02.
26. Hole, A. R. (2007): A comparison of approaches to estimating confidence intervals for willingness to pay measures. Health economics. Volume 16. Issue 8. pp. 827-840.
27. KSH (2020a): Összefoglaló táblák. <http://www.ksh.hu/> letöltés dátuma: 2020. június 11.
28. KSH (2020b): Tájékoztatósi adatbázis. <http://www.ksh.hu/> letöltés dátuma: 2020. június 11.
29. Louviere, J. J. – Hensher, D. A. – Swait, J. D. (2000): Stated choice methods: analysis and applications. Cambridge University Press, Cambridge, 402 p.
30. Mariel, P. – Hoyos, D. – Meyerhoff, J. – Czajkowski, M. – Dekker, T. – Glenk, K. – Jacobsen J. B. – Liebe, U. – Olsen, S. B. – Sagebiel, J. – Thiene, M. (2021): Environmental valuation with discrete choice experiments. Springer Nature, Cham, 129 p.
31. McFadden, D. (1974): Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. pp. 105-142. In: Frontiers in econometrics. (Szerk. Zarembka, P.) Academic Press, New York, 252 p.
32. Muntingh, A. D. T. – Hoogendoorn, A. W. – Van Schaik, D. J. F. – Van Straten, A. – Stolk, E. A. – Van Balkom, A. J. L. M. – Batelaan, N. M. (2019): Patient preferences for a guided self-help programme to prevent relapse in anxiety or depression: A discrete choice experiment. PloS one., e0219588. Volume 14. Issue 7.
33. Ortega, D. L. – Wang, H. H. – Wu, L. – Olynk, N. J. (2011): Modeling heterogeneity in consumer preference for select food safety attributes in China. Food Policy. Volume 36. Issue 2. pp. 318-324.
34. R Core Team (2020): R: a language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.

35. Rose, J. M. – Bliemer, M. C. J. (2014): Stated choice experimental design theory: the who, the what and the why. pp. 152-177. In: Handbook of choice modelling. (Szerk. Hess, S. – Daly, A.) Edward-Elgar Publishing, UK, 720 p.
36. Scarpa, R. – Willis, K. G. – Acutt, M. (2005): Individual-specific welfare measures for public goods: a latent class approach to residential customers of Yorkshire Water. *Econometrics informing natural resource management*. Volume 14. pp. 316-337.
37. Schaak, H. – Musshoff, O. (2020): Public preferences for pasture landscapes in Germany – A latent class analysis of a nationwide discrete choice experiment. *Land Use Policy*., 104371. Volume 91.
38. Schulz, N. – Breustedt, G. – Latacz-Lohmann, U. (2014): Assessing farmers' willingness to accept "greening": Insights from a discrete choice experiment in Germany. *Journal of agricultural economics*. Volume 65. Issue 1. pp. 26-48.
39. Shen, J. (2009): Latent class model or mixed logit model? A comparison by transport mode choice data. *Applied Economics*. Volume 41. Issue 22. pp. 2915-2924.
40. Shen, J. – Saijo, T. (2009): Does an energy efficiency label alter consumers' purchasing decisions? A latent class approach based on a stated choice experiment in Shanghai. *Journal of environmental management*. Volume 90. Issue 11. pp. 3561-3573.
41. Soekhai, V. – de Bekker-Grob, E. W. – Ellis, A. R. – Vass, C. M. (2019): Discrete choice experiments in health economics: past, present and future. *Pharmacoeconomics*. Volume 37. Issue 2. pp. 201-226.
42. Train, K. E. (2009): *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge University Press, Cambridge, 383 p.
43. Train, K. – Weeks, M. (2005): Discrete choice models in preference space and willingness-to-pay space. pp. 1-16. In: *Applications of simulation methods in environmental and resource economics*. (Szerk. Scarpa, R. – Alberini, A.) Springer, Dordrecht, 446 p.
44. Wang, J. – Ge, J. – Ma, Y. (2018): Urban Chinese consumers' willingness to pay for pork with certified labels: A discrete choice experiment. *Sustainability*., 603. Volume 10. Issue 3.

45. Warburg, V. – Bhat, C. – Adler, T. (2006): Modeling Demographic and Unobserved Heterogeneity in Air Passengers' Sensitivity to Service Attributes in Itinerary Choice. Transportation Research Record. Volume 1951. Issue 1. pp. 7-16.

6. AZ ÉRTEKEZÉS TÉMAKÖRÉBEN KÉSZÜLT PUBLIKÁCIÓK

Idegen nyelvű tudományos folyóirat

1. **CZINE, P.** – SZAKÁLY, Z. – BALOGH, P. (2020): A Review of Purchasing Preferences for Margarine among Hungarian and International Students. *Studies in Agricultural Economics*. 122 : 1 pp. 29-36.
2. **CZINE, P.** – TÖRÖK, Á. – PETŐ, K. – HORVÁTH, P. – BALOGH, P. (2020): The Impact of the Food Labeling and Other Factors on Consumer Preferences Using Discrete Choice Modeling - The Example of Traditional Pork Sausage. *Nutrients*. 12 : 6.

Magyar nyelvű tudományos folyóirat idegen nyelvű összefoglalóval

3. **CZINE, P.** (2020): A diszkrét választási kísérlet elméleti áttekintése. *International Journal of Engineering and Management Sciences*. 5 : 1 pp. 62-73.
4. **CZINE, P.** – BALOGH, P. (2020): Diszkrét választási modellek bemutatása, különös tekintettel a latent class elemzésre. *Statisztikai Szemle*. 98 : 5 pp. 400-420.
5. **CZINE, P.** – DAJNOKI, K. – BALOGH, P. (2021): Diszkrét választási modellek becslése az R Apollo csomagjának használatával – látens osztályú modell. *Statisztikai Szemle*. 99 : 5 pp. 469-484.
6. **CZINE, P.** – HARANGI-RÁKOS, M. – BALOGH, P. (2020): Diszkrét választási modellek becslése az R Apollo csomagjának használatával – multinomiális logit modell. *Statisztikai Szemle*. 98: 11 pp. 1310-1323.
7. **CZINE, P.** – SZAKÁLY, Z. – BALOGH, P. (2019): Margarinnal kapcsolatos preferenciák vizsgálata egyetemista fogyasztók körében. *Táplálkozásmarketing*. 6 : 2 pp. 3-12.
8. **CZINE, P.** – TÖRÖK, Á. – HORVÁTH, P. – BALOGH, P. (2020): A fogyasztói magatartás elemzése feltételes választási modellekkel – a mangalicakolbász példáján. *Közgazdasági Szemle*. 67 : 5 pp. 474-494.



Nyilvántartási szám: DEENK/423/2021.PL
Tárgy: PhD Publikációs Lista

Jelölt: Czine Péter

Doktori Iskola: Ihrig Károly Gazdálkodás- és Szervezéstudományok Doktori Iskola

MTMT azonosító: 10071692

A PhD értekezés alapjául szolgáló közlemények

Folyóiratcikkek, tanulmányok (8)

1. **Czine, P.**, Dajnoki, K., Balogh, P.: Diszkrét választási modellek becslése az R Apollo csomagjának használatával - látens osztályú modell.
Statisztikai Szemle. 99 (5), 469-484, 2021. ISSN: 0039-0690.
DOI: <http://dx.doi.org/10.20311/stat2021.5.hu0469>
2. **Czine, P.**: A diszkrét választási kísérlet elméleti áttekintése.
International Journal of Engineering and Management Sciences. 5 (1), 62-73, 2020. EISSN: 2498-700X.
3. **Czine, P.**, Török, Á., Horváth, P., Balogh, P.: A fogyasztói magatartás elemzése feltételes választási modellekkel - a mangalicakolbász példáján.
Közgazdasági Szemle. 67 (5), 474-494, 2020. ISSN: 0023-4346.
DOI: <http://dx.doi.org/10.18414/KSZ.2020.5.474>
4. **Czine, P.**, Szakály, Z., Balogh, P.: A Review of Purchasing Preferences for Margarine among Hungarian and International Students.
Studies in Agricultural Economics. 122 (1), 29-36, 2020. ISSN: 1418-2106.
DOI: <http://dx.doi.org/10.7896/j.2008>
5. **Czine, P.**, Harangi-Rákos, M., Balogh, P.: Diszkrét választási modellek becslése az R Apollo csomagjának használatával - multinomiális logit modell.
Statisztikai Szemle. 98 (11), 1310-1323, 2020. ISSN: 0039-0690.
DOI: <http://dx.doi.org/10.20311/stat2020.11.hu1310>
6. **Czine, P.**, Balogh, P.: Diszkrét választási modellek bemutatása, különös tekintettel a latent class elemzésre.
Statisztikai Szemle. 98 (5), 400-420, 2020. ISSN: 0039-0690.
DOI: <https://doi.org/10.20311/stat2020.5.hu0400>





7. **Czine, P.**, Török, Á., Pető, K., Horváth, P., Balogh, P.: The Impact of the Food Labeling and Other Factors on Consumer Preferences Using Discrete Choice Modeling - The Example of Traditional Pork Sausage.
Nutrients. 12 (6), 1-18, 2020. EISSN: 2072-6643.
DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/nu12061768>
IF: 5.717
8. **Czine, P.**, Szakály, Z., Balogh, P.: Margarinnal kapcsolatos preferenciák vizsgálata egyetemista fogyasztók körében.
Táplálkozásmarketing. 6 (2), 3-12, 2019. ISSN: 2064-8839.
DOI: <http://dx.doi.org/10.20494/TM/6/2/1>

További közlemények

Folyóiratcikkek, tanulmányok (3)

9. Jámbor, A., **Czine, P.**, Balogh, P.: The Impact of the Coronavirus on Agriculture: First Evidence Based on Global Newspapers.
Sustainability. 12 (11), 1-10, 2020. ISSN: 2071-1050.
DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/su12114535>
IF: 3.251
10. **Czine, P.**: A kiválasztási tesztek teljesítmény-előrejelző képességének vizsgálata.
Régió kutatás Szemle. 2019 (1), 6-17, 2019. EISSN: 2559-9941.
DOI: <http://dx.doi.org/10.30716/RSZ/2019/1/1>
11. Balogh, P., **Czine, P.**: Gazdasági elemzési módszerek.
In: Menedzsmenttendenciák. Szerk.: Mohácsi Márta, Debreceni Egyetemi Kiadó, Debrecen, 47-66, 2019, (Gazdaság- és társadalomtudományi tanulmányok, ISSN 2677-0385 ; 1.) ISBN: 9789633182031





Konferenciaközlemények (1)

12. **Czine, P.:** A kiválasztási tesztek előrejelző képességének vizsgálata a motivációs potenciál vonatkozásában.

Gazdálkodástudományi Közlemények. 7 (1), 25-32, 2018. ISSN: 2061-2443.

A közlő folyóiratok összesített impakt faktora: 8,968

**A közlő folyóiratok összesített impakt faktora (az értekezés alapjául szolgáló közleményekre):
5,717**

A DEENK a Jelölt által az iDEa Tudóstérbe feltöltött adatok bibliográfiai és tudományometriai ellenőrzését a tudományos adatbázisok és a Journal Citation Reports Impact Factor lista alapján elvégezte.

Debrecen, 2021.08.30.

