

DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS

Czine Péter

Debrecen

2021

DEBRECENI EGYETEM
GAZDASÁGTUDOMÁNYI KAR
STATISZTIKA ÉS MÓDSZERTANI INTÉZET

IHRIG KÁROLY GAZDÁLKODÁS- ÉS
SZERVEZÉSTUDOMÁNYOK DOKTORI ISKOLA

Doktori iskola vezető: **Prof. Dr. Balogh Péter** egyetemi tanár, DSc

**Diszkrét választási kísérlet – A preferencia-heterogenitás
kezelésének modellezése**

Készítette:

Czine Péter

Témavezető:

Prof. Dr. Balogh Péter

egyetemi tanár

DEBRECEN

2021

A doktori értekezés betétlapja

DISZKRÉT VÁLASZTÁSI KÍSÉRLET – A PREFERENCIA-HETEROGENITÁS KEZELÉSÉNEK MODELLEZÉSE

Értekezés a doktori (PhD) fokozat megszerzése érdekében
a Gazdálkodás- és Szervezéstudományok tudományágban

Írta: Czine Péter, okleveles közgazdász

Készült a Debreceni Egyetem Ihrig Károly Gazdálkodás- és Szervezéstudományok doktori
iskolája (..... programja) keretében

Témavezető: Prof. Dr. Balogh Péter

A doktori szigorlati bizottság:

elnök: Dr.
tagok: Dr.
Dr.

A doktori szigorlat időpontja: 20... ..

Az értekezés bírálói:

Dr.
Dr.
Dr.

A bírálóbizottság:

elnök: Dr.
tagok: Dr.
Dr.
Dr.
Dr.

Az értekezés védésének időpontja: 20... ..

Tartalomjegyzék

BEVEZETÉS	1
1. TÉMAFELVETÉS ÉS CÉLKITŰZÉS	3
2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS	9
2.1. A döntés.....	9
2.1.1. A döntéshozatali folyamat standard megközelítése	10
2.1.2. A döntéshozatali folyamat behaviorista megközelítése	11
2.1.3. A döntés modellezése	12
2.2. Kinyilvánított preferencia (RP) és feltárt preferencia (SP) jellegű adatok.....	15
2.3. A diszkrét választási kísérlet	17
2.3.1. A kísérlet struktúrája	17
2.3.2. A kísérlet kulcskérdései	19
2.3.3. A kísérleti elrendezés	26
2.3.4. Szoftveres támogatás a diszkrét választási modellek becsléséhez	32
2.4. Alkalmazási területek	33
2.4.1. Diszkrét választási kísérletek a marketing területén (a húsokra vonatkozó preferenciavizsgálatokkal összefüggésben)	35
2.4.2. Diszkrét választási kísérletek a közlekedésgazdaságtan területén	38
2.4.3. Diszkrét választási kísérletek a környezetgazdaságtan területén	41
2.4.4. Diszkrét választási kísérletek az egészséggazdaságtan területén	43
2.4.5. A területek összehasonlítása	47
3. ANYAG ÉS MÓDSZER	50
3.1. A kísérletek bemutatása.....	50
3.1.1. Margarinra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata egyetemista hallgatók körében (1. kísérlet).....	50
3.1.2. Mangalicakolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata az Észak-alföldi régióban (2. kísérlet).....	52
3.1.3. Szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata a magyar fogyasztók körében (3. kísérlet).....	54
3.2. Modellspecifikációk, illeszkedési mutatók és a fizetési hajlandóság meghatározása	57
3.2.1. Multinomiális logit (MNL) modell.....	57
3.2.2. Random paraméterű logit (RPL) modell	58
3.2.3. Látens osztályú (LC) modell	58
3.2.4. Random paraméterű látens osztályú (RLC) modell.....	59
3.2.5. A modellek jellemzőinek összefoglalása	60
3.2.6. A modellek illeszkedését számszerűsítő mutatók	61
3.2.7. Fizetési hajlandóságra (WTP) vonatkozó kalkulációk	62
4. VIZSGÁLATI EREDMÉNYEK ÉS AZOK ÉRTÉKELÉSE	64

4.1. Margarinra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata egyetemista hallgatók körében (1. kísérlet).....	64
4.1.1. A multinomiális logit (MNL) modellbecslés eredményei.....	64
4.1.2. A random paraméterű logit (RPL) modellbecslés eredményei.....	66
4.1.3. A látens osztályú (LC) modellbecslés eredményei.....	69
4.1.4. A random paraméteres látens osztályú (RLC) modellbecslés eredményei.....	72
4.1.5. Az alfejezet következtetései.....	75
4.2. Mangalicakolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata az Észak-alföldi régióban (2. kísérlet).....	76
4.2.1. A multinomiális logit (MNL) modellbecslés eredményei.....	76
4.2.2. A random paraméterű logit (RPL) modellbecslés eredményei.....	81
4.2.3. A látens osztályú (LC) modellbecslés eredményei.....	85
4.2.4. A random paraméteres látens osztályú (RLC) modellbecslés eredményei.....	89
4.2.5. Az alfejezet következtetései.....	93
4.3. Szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata a magyar fogyasztók körében (3. kísérlet).....	95
4.3.1. A multinomiális logit (MNL) modellbecslés eredményei.....	95
4.3.2. A random paraméterű logit (RPL) modellbecslés eredményei.....	99
4.3.3. A látens osztályú (LC) modellbecslés eredményei.....	104
4.3.4. A random paraméteres látens osztályú (RLC) modellbecslés eredményei.....	108
4.3.5. Az alfejezet következtetései.....	112
5. KÖVETKEZTETÉSEK, JAVASLATOK.....	114
6. AZ ÉRTEKEZÉS FONTOSABB MEGÁLLAPÍTÁSAI, ÚJ ILLETVE ÚJSZERŰ EREDMÉNYEI.....	119
ÖSSZEFOGLALÁS.....	121
SUMMARY.....	125
IRODALOMJEGYZÉK.....	128
SAJÁT PUBLIKÁCIÓK JEGYZÉKE.....	142
TÁBLÁZATJEGYZÉK.....	143
ÁBRAJEGYZÉK.....	145
NYILATKOZAT.....	146
KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS.....	147

BEVEZETÉS

A fogyasztók magatartásának és ezen keresztül preferenciáinak vizsgálata egy rendkívül népszerű területet képviselt az elmúlt évtizedek kutatásaiban. A téma jelentősége elsődlegesen abból ered, hogy a mögöttes folyamatok megértésén keresztül hatékonyabb intézkedések megvalósítására nyílik lehetőség mind az egyének, mint pedig a szervezetek szintjén (HESS és DALY, 2014; BEN-AKIVA és szerzőtársai, 2019).

A preferenciák vizsgálatára manapság már számos kvantitatív módszer áll rendelkezésre. Ezeket általában két csoport valamelyikébe sorolják, melyek a kinyilvánított preferencia (RP – revealed preference) és feltárt preferencia (SP – stated preference) jellegű adatokra épülő eljárások. Az előbbi kategóriába tartozó módszerek valódi piaci helyzetben figyelik meg a döntéshozók viselkedését és gyűjtnek arról információt, míg az utóbbi csoportba sorolhatók egy hipotetikus szituációban vizsgálják a fogyasztói magatartást. Természetesen mindkét megközelítésnek megvannak az előnyös és hátrányos tulajdonságai (ADAMOWICZ és szerzőtársai, 1994; BOXALL és szerzőtársai, 1996).

A diszkrét választási kísérlet (DCE – discrete choice experiment) egy SP eljárás, azonban modellezése során képes kezelni az RP jellegű adattípust is. A módszer a véletlen hasznosság elméletén (RUT – random utility theory) alapul, azaz a döntési helyzetekben történő fogyasztói hasznosságmaximalizálást valószínűsíti. Emellett diszkrét választási helyzetet – a döntési halmaz elemei közül mindössze egy kerül kiválasztásra – feltételez, továbbá a fogyasztói hasznosságot egy szisztematikus (a kutató által megfigyelhető rész, amely a vizsgált termék/szolgáltatás tulajdonságaiból ered) és egy véletlen komponensre (minden, ami nem a szisztematikus tag része) bontja fel. A DCE modellbecslésein keresztül megtudható, hogy a vizsgált termékkel/szolgáltatással kapcsolatos attribútumok befolyásolják-e a célcsoport preferenciáit és ha igen, akkor milyen irányba és mértékben. A kutatás előzetes céljának megfelelően, a becslést követően további elemzések – fizetési hajlandóságra (WTP – willingness to pay) vonatkozó kalkuláció, piaci részesedés becslése – is végezhető (LOUVIERE és szerzőtársai, 2010; HAUBER és szerzőtársai, 2016; LANCSAR és szerzőtársai, 2017).

A módszer alkalmazásának népszerűségét jellemzi, hogy már négy főbb terület – marketing, közlekedés-, környezet- és egészséggazdaságtan – külföldi kutatásaiban is rendkívül elterjedt, gyakran használt eljárásról van szó (STREET és szerzőtársai, 2005; BAJI, 2012; WEBER,

2019). A témához kapcsolódó – főképp módszertani szempontú – cikkek bemutatása érdekében ökonometriai folyóiratot is létrehoztak „Journal of Choice Modelling” néven. Továbbá a Leeds-i Egyetemen úgynevezett „Döntési Modellező Központ” (Choice Modelling Centre) is működik, melynek az igazgatója a korábban említett folyóirat főszerkesztője, Stephane Hess professzor. Itt és a világon több helyen is szerveznek éves szinten kurzusokat a módszer iránt érdeklődést mutatók számára. Végül pedig szükséges említést tenni néhány névről, akik a DCE úttörőinek nevezhetők. Ide sorolható a Nobel-díjas Daniel McFadden, valamint olyan neves kutatók, mint Kenneth Train, Jordan Louviere, Andrew Daly, Moshe Ben-Akiva, vagy David Hensher. Mindezek ellenére Magyarországon eddig kevésbé ismert és alkalmazott eljárásnak tekinthető a DCE még manapság is. A hazai szakirodalomban mindössze néhány, az agrármarketing (CZINE és szerzőtársai, 2020a; CZINE és szerzőtársai, 2020b), az ökológiai gazdaságtan (MARJAINÉ, 2001) és az egészséggazdaságtan (BRANDTMÜLLER, 2009; BAJI, 2012) területéhez kapcsolható cikk létezik, amely meglehetősen hátrányos, tekintve azt, hogy egy haladó módszertan használatából eredő potenciális előnyök maradnak kiaknázatlanok.

1. TÉMAFELVETÉS ÉS CÉLKITŰZÉS

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.

Az említettek tükrében kutatásom céljai a következők:

- Annak vizsgálata, hogy a homogén preferenciákat feltételező MNL specifikációhoz képest jobb illeszkedést mutatnak-e azok a modellek, melyek kezelni próbálják az ízlésekben lévő különbözőségeket.
- Megvizsgálni, hogy az MNL és az RPL modellek interakciókkal történő kiegészítése jobban illeszkedő modellekhez vezet-e.

- 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.
- 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.
- 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.

Hipotéziseimet a következőképpen fogalmaztam meg:

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 becült 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 modellspecifikációk 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 specifikáció 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 másiknál viszont már az RPL specifikáció 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 indokolttá 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) problematikusá 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 fizetésihajlandóság-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.

Kutatásom újszerűsége:

A kutatásom újszerűsége abban nyilvánul meg, hogy a DCE eljárás magyar szinten, hasonló részletességgel még nem került bemutatásra. Emellett a módszer marketing területen történő alkalmazása is meglehetősen szűkösnek mondható. Modellezési szempontból a használni kívánt specifikációk közül kettő (LC és RLC modellek) – saját elemzéseimen kívül – Magyarországon még egyszer sem, utóbbi modell típus pedig még nemzetközi szinten is meglehetősen ritkán került alkalmazásra mindezidáig. Az említettek mellett szintén újszerűnek számít hazai szinten az MNL és RPL specifikációk fizetésihajlandóság-térben történő becslése, ami a jövőbeli elemzők számára is hasznos iránymutatással szolgálhat. Végül pedig szükséges

említést tenni arról, hogy ilyen alapossággal, eddig a hazai kutatások során még nem került összehasonlításra a négy – általam elemezni kívánt – modell típus (MNL, RPL, LC és RLC).

Mindezt összefoglalva, dolgozatomban bemutatott kutatásom hozzáadott értékkel szolgálhat a fogyasztói magatartás modellezésének hazai és nemzetközi szakirodalmához a következők szerint:

- egy haladó szintű preferenciaértékelő eljárást (a diszkrét választási kísérlet módszerét) ismertebbé és könnyebben elsajátíthatóvá teszi a hazai kutatók számára;
- bevezeti a hazai szakirodalomba a látens osztályú diszkrét választási modellezési megközelítést, ami elősegíti az eltérő ízlésekkel rendelkező fogyasztói csoportok elkülönítését (számukra különböző terméktervezési, árazási stratégiák megvalósítására nyílik lehetőség);
- kibővíti a preferencia-heterogenitást kezelni képes modellek összehasonlításából származó nemzetközi eredményeket;
- megismerteti a magyar elemzőkkel két diszkrét választási modell típus (multinomiális logit és random paraméterű logit) fizetési hajlandóság-térben történő becslésének lehetőségét.

A dolgozatom felépítése:

Disszertációm szakirodalmi áttekintési fejezete alapvetően két részre tagolható. Elsőként kitérek a döntési folyamat modellezésének kulcskérdéseire, a kinyilvánított és a feltárt jellegű adatok közötti eltérésekre és a DCE teljes folyamatára. Itt érintem többek között a „címkézett” (labelled) és „címkézetlen” (unlabelled) kísérleti megközelítések tulajdonságait (előbbi megközelítés esetében az alternatívák megnevezése több, míg utóbbinál kevesebb jelentéstartalommal bír), a változók kódolási formáit, a kísérleti elrendezések leggyakrabban használt típusait és a becslések elvégzésére alkalmas szoftvereket. A fejezet második szakaszában empirikus szakirodalmi forrásokat dolgozok fel, négy alkalmazási terület vonatkozásában. Mindezt azzal a céllal teszem, hogy megvizsgáljam, mutatkoznak-e egyértelmű tendenciák az egyes területeknél, bizonyos szempontok – kinyilvánított és feltárt jellegű adatok használata, a döntési helyzetek alternatíváinak száma, a „nem választ” alternatíva megjelenésének gyakorisága, az alternatívák formája (címkézett/címkézetlen), a kísérletekben szerepeltetett attribútumok száma, az alkalmazott modellspecifikáció(k) típusa – tekintetében.

Mivel kutatásom kimondottan a modellépítésre összpontosít, így a vizsgált specifikációkat az anyag és módszer részben mutatom be. Emellett ugyancsak itt ismertetem három empirikus kutatás részleteit, melyek vonatkozásában modellbecsléseimet végzem. Ezek közül az első

kutatás egyetemista hallgatók körében zajlott és a margarinra vonatkozó preferenciákat vizsgálta. Másodikként egy Észak-Alföld régióban történt kutatás reprezentatív mintáját dolgozom fel, amely a tradicionális mangalicakolbász irányába tanúsított fogyasztói magatartást elemezte. Végül pedig egy Európa több országát érintő kutatás magyar mintájának modellbecsléseit végzem el, amely szeletelt csomagolt kolbász iránti fogyasztói preferenciákat vizsgált.

2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

Szakirodalmi áttekintésem során először a standard és behaviorista döntéshozatali megközelítés alapjait mutatom be, melyet a döntés modellezésének legfontosabb aspektusai fognak követni (GOLOVICS, 2015). Ezután a modellépítéshez felhasználható – kinyilvánított preferencia (RP – revealed preference) és feltárt preferencia (SP – stated preference) jellegű – adattípusokat ismertetem, majd áttérek a diszkrét választási kísérlet (DCE – discrete choice experiment) preferenciaértékelő eljárás bemutatására. Itt érintem a kísérlet struktúráját és kulcskérdéseit, a kísérleti elrendezések főbb típusait, illetve a rendelkezésre álló szoftveres támogatást. A fejezetet négy alkalmazási terület (marketing, közlekedés-, környezet- és egészséggazdaságtan) vonatkozásában végzett irodalomfeldolgozással fogom lezárni.

2.1. A döntés

A döntés mint fogalom alatt alternatívák közötti választást értünk. A folyamat mögött bizonyos szabályszerűség húzódik meg, melynek feltárása és megértése meglehetősen komplex művelet. A terület vizsgálatának fontossága többek között abból a feltevésből ered, hogy viselkedésünk nagy része döntéseink eredménye (SIMON, 1955; SIMON, 1986; HENSHER és szerzőtársai, 2015).

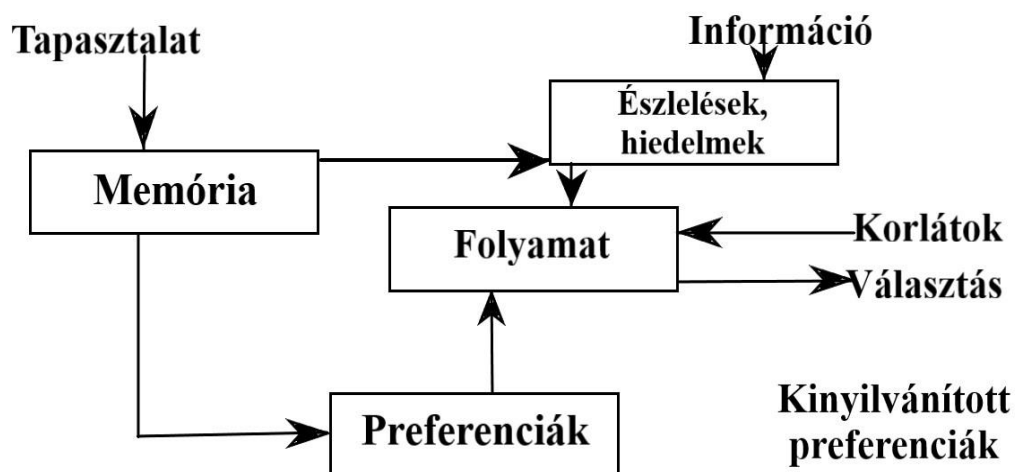
Egyszerű és meglehetősen elnagyolt, kevésbé komplex megközelítés szerint döntéseink során alternatívák között választunk, ugyanakkor egyszerű példákon keresztül is más következtetésre juthatunk. Gondoljunk csak egy átlagos reggelünkre, amikor arról szeretnénk döntést hozni, hogy milyen pékárut is vásároljunk magunknak reggelire. Valóban a zsemle és túrós, esetleg lekváros péksütemény között fogunk választani? Nem inkább az olcsóbb/drágább, édes/sós ízesítésű, esetleg frissebb alternatíva mellett fogunk dönteni? Nézzünk egy másik példát. Később, amikor munkába indulunk, valóban utazási módok (például busz, autó, bicikli, gyalogos közlekedés) közül fogunk választani? Nem inkább árak és utazási, esetleg várakozási idők közül? Abban az esetben, ha valamilyen kedvezőtlen oknál fogva kórházi ellátásra van szükségünk, biztos, hogy különböző lehetőségek között és nem pedig azok kockázatait, árai, esetleg potenciális előnyei között döntünk (HENSHER és szerzőtársai, 2015)?

Ezen példák alapján talán már érzékelhető, hogy döntéseink során adott alternatívák számunkra leginkább fontosnak ítélt tulajdonságai között választunk. Ebből eredően pedig az elemzések célja egyfelől a különböző tulajdonságok/attribútumok értékelése, míg másfelől a kereslet minél pontosabb előrejelzése lehet. Abban az esetben, ha az említett folyamat sikeresen megvalósul, a nyert információ rendkívül hasznos inputot jelenthet számos terület számára

(például a vállalatok terméktervezési és fejlesztési folyamatához, esetleg az árazási döntések meghozatalához) (BEN-AKIVA és szerzőtársai, 2019).

2.1.1. A döntéshozatali folyamat standard megközelítése

Az egyén hasznosságmaximalizálását középpontba helyező standard döntéshozatali megközelítés, amely egy meglehetősen absztrakt képet festett a fogyasztói magatartás modellezéséről és olyan tényezőket hagyott figyelmen kívül, mint a tapasztalat, az elmúlt fél évszázadban rendkívül restriktívvé vált. Hiányosságai elsődlegesen alkalmazhatósági korlátokban mutatkoztak meg. Ide sorolható a preferenciákban lévő heterogenitásnak (DOMENCICH és MCFADDEN, 1975; BLUNDELL és szerzőtársai, 2008; BLUNDELL és szerzőtársai, 2012), az áruk változó hedonikus tulajdonságainak (LANCASTER, 1966; MUTH, 1966), továbbá a nemlineáris tényezők kezelésének nehézségei (MATZKIN és MCFADDEN, 2011; FOSGERAU és MCFADDEN, 2012). Ezen szempontok következtében a standard modell kibővítése (1. ábra) vált szükségessé. Ez úgy valósult meg, hogy annak központi elmélete és elemei ugyan megmaradtak, a kibővített modell azonban már elismerte a memória és tapasztalat hatását az észlelésekre és a jelenlegi preferenciákra. Ez pedig a fogyasztók körében meglévő heterogenitás modellben való elismerését és további korlátozó feltételek kezelhetőségét tette lehetővé.



1. ábra: A döntési folyamat standard megközelítésének kibővített modellje

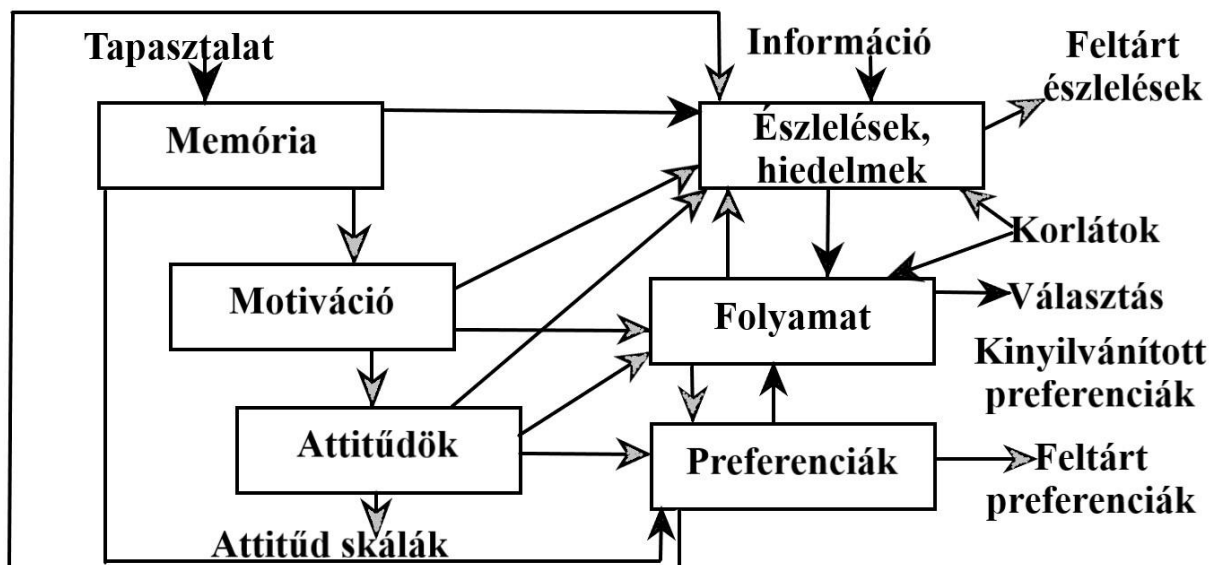
Forrás: MCFADDEN, 2014 alapján

Az 1. ábra alapján jól látható, hogy a kibővített standard választási modell a döntési halmaz alternatíváiról történő információgyűjtéssel indul. Ezt követően kezdődik azok feldolgozása, a

hasznosságmaximalizálás és a különféle korlátok figyelembevételével, amely jelen kontextusban már kiegészül a korábbi tapasztalatokkal, melyek a preferenciákon keresztül gyakorolnak hatást a kognitív folyamatokra (MCFADDEN, 2014).

2.1.2. A döntéshozatali folyamat behaviorista megközelítése

A standard megközelítést támadók szerint a neoklasszikus irányvonal azt a tévhitet sugallja, hogy racionális viselkedés esetén a választás és kereskedelem szükségszerűen kedvező kimenetelű, nem lehet káros a döntéshozóra nézve. Ezen feltételezés azonban meglehetősen korlátozott, hiszen számos olyan eset van, amikor az egyének nem feltétlenül találják a választást kedvezőnek és ennek következtében halogatást, utánzást, esetleg szabályokat alkalmaznak, így kerülve el a racionális döntéshozatalt. Gondoljunk csak például arra, hogy a kereskedelem társadalmi interakcióval járhat együtt, melyhez számos érzelmi hatás is társulhat. Emellett a választási halmaz alternatívái és a kereskedelmi interakciók bizonyos piaci kontextusban meglehetősen félrevezetőek, ezen keresztül pedig gyanúsak lehetnek (MELLERS, 2000; LOEWENSTEIN és szerzőtársai, 2003; MCFADDEN, 2006). Az említett tényezők következtében a standard döntéshozatali megközelítés folyamatábrája további tényezőkkel, a 2. ábra szerint bővült ki.



2. ábra: A döntési folyamat behaviorista megközelítése

Forrás: MCFADDEN, 2001 alapján

A 2. ábra alapján jól látható, hogy a behaviorista megközelítésben olyan tényezők, mint a motiváció és attitűd is megjelennek a döntéshozatali folyamatban (szürke nyilak), így enyhítve a preferenciák szigorú szuverén szerepét. A pszichológusok azzal magyarázzák az attitűdök

jelentőségét, hogy az emberi viselkedés rendkívül érzékeny és a kontextus befolyásolja. Ebből következően a kontextus képes hatást gyakorolni többek között a preferenciákra is és arra, hogy az egyének hogyan értelmezik az adott döntési feladatot. KAHNEMAN (1997) erre vonatkozóan azt a kijelentést tette, hogy „Economists have preferences; psychologists have attitudes.”, amiből jól érzékelhető, hogy két egészen élesen elkülönülő irányvonal összeolvadására került sor. A behaviorista megközelítés már közelít a pszichológiai irányhoz és szakít a standard modell szervezettségével, így helyezve több flexibilitást az egyének döntéshozatali folyamatába (MCFADDEN, 2001, 16. o.).

2.1.3. A döntés modellezése

Mivel viselkedésünk nagy része döntéseink eredménye, így annak modellezése számos kérdés megválaszolásához nyújthat segítséget. Ehhez a szakirodalomban két fő célt rendelnek, melyeket már a korábbiak során is kiemeltem. Az első a vizsgált alternatívákat jellemző tulajdonságok értékelése. Példaként említve, amennyiben három utazási lehetőség (például autó, busz, villamos) közötti választást szeretnénk elemezni, olyan kérdésekre akarunk választ kapni, hogy mely tulajdonságokat (például utazási idő, utazási költség) mérlegelik döntésük meghozatalakor az egyének, azok milyen módon hatnak preferenciáikra (például az utazási idő csökkenése pozitívan, míg az utazási költség növekedése negatívan hat a fogyasztói hasznosságérzetre és ezen keresztül a preferenciákra), továbbá milyen relatív rangsort állítanak fel közöttük (például az utazási időben vagy költségben történő egy egységnyi növekedés csökkentheti nagyobb mértékben a fogyasztói hasznosságérzetet). A modellezés másik célja pedig a piaci kereslet (adott márka, termék piaci részesedésének) előrejelzése lehet, ahol például olyan kérdések megválaszolására nyílnak lehetőségek, hogy egy bizonyos terméktulajdonság javítása (például minőségi szint növelése) mekkora növekedést okoz adott alternatíva piaci részesedésében (CARSON és szerzőtársai, 1994; HOLLANDER, 2010).

A döntés kimenetére vonatkozóan ugyancsak két irányt különíthetünk el az egyének szintjére lebontva, ami lehet folytonos, illetve diszkrét. Előbbiről akkor beszélhetünk, amikor végtelen sok lehetséges eredmény létezik. Az ilyen esetek modellezésére legtöbbször regresszió elemzést alkalmazhatunk és a kutatási kérdések többnyire a „mennyi” köré rendeződnek. Utóbbiaknál véges számú alternatívát veszünk számításba és a legtöbb helyzetben a „melyik” kérdésre keressük a választ (HANEMANN, 1984). TRAIN (2009) azonban kitért ez utóbbi következtetés pontatlan megfogalmazására és arra, hogy megfelelő specifikációk alkalmazásán keresztül a diszkrét modellezések is megfelelőek a „mennyi” típusú problémák megoldására.

A diszkrét döntések elemzésének négy fő komponensét különíthetjük el, melyek a következők:

1. *A döntéshozó:* Ide sorolhatók az egyéni szintű döntéshozók, a háztartások, a szervezetek, vagy akár a kormányzatok szintje is (GARROW, 2010).

2. *A választási halmaz:* A választási alternatívákat tartalmazó halmazra vonatkozóan TRAIN (2009) három követelményt fogalmazott meg. Ezek közül az első, hogy az alternatíváknak kölcsönösen egymást kizárónak kell lenniük a döntéshozó szempontjából. Ez azt jelenti, hogy az egyén mindössze egy lehetőséget választ a döntési halmaz elemei közül, az egyik opció kiválasztása kizárja egy másik választásának lehetőségét. A második, hogy a választási halmaznak kimerítőnek/teljesnek kell lennie, azaz minden lehetőséget tartalmaznia kell. A harmadik szerint pedig az alternatíváknak véges számúnak, megszámlálhatónak kell lenniük.

Az említett három követelménynek való megfelelés elsőre talán egyszerűnek tűnik, a gyakorlatban azonban koránt sem az. TRAIN (2009) szerint amennyiben egy döntési halmaz például mindössze egy „A” és egy „B” alternatívát tartalmaz, azok nem zárják ki kölcsönösen egymást. Ennek oka, hogy a döntéshozó akár az „A” és „B” opciót is választhatja. Azonban abban az esetben, ha kiegészítjük őket egy „A és B” lehetőséggel is, akkor már teljesül a feltétel. A második kitéletet illetően szintén hibás a korábban említett, mindössze „A” és „B” opciót szerepeltető döntési halmaz összetétel. Ez abból ered, hogy a döntéshozó úgy is határozhat, egyiket sem választja ki. Ekkor szintén egy kisebb kiegészítést szükséges tenni. Az alternatívákat ki kell bővíteni egy „Egyiket sem a felsorolt lehetőségek közül” lehetőséggel. Az előzőekben említett két feltétel azonban kevésbé tekinthető korlátozónak, mint a harmadik, melynek kötelezően teljesülnie kell. Ennek oka, hogy ez a tulajdonság különbözteti meg a diszkrét választási modelleket a regressziós modellektől. Amíg a regresszió esetében a kimeneti/függő változó folytonos, azaz végtelen sok megoldása létezhet, addig a diszkrét választásnál csak véges számú.

3. *A döntéshozatali szabály:* A választást megalapozó teóriák közül a szakirodalomban két irányvonal a leginkább elterjedt, melyek közül legtöbbször az elsőt alkalmazzák. Ezen megközelítések a következők:

- A véletlen hasznosság elmélete (RUT – random utility theory): A teória az egyének hasznosságmaximalizáló viselkedésén alapul. Tehát azt feltételezi, hogy egy döntési halmaz elemei közül a döntéshozók mindig azt az alternatívát választják, amely számukra a legnagyobb hasznossági szintet biztosítja. Az elmélet szerint az n -edik személy i -edik alternatívára vonatkozó hasznossága egy szisztematikus (a megfigyelt tulajdonságok

hatását foglalja magába) és egy véletlen komponensre (minden, ami nem jelenik meg a szisztematikus részben) bontható fel az 1. egyenlet szerint.

$$U_{n,i} = V_{n,i} + \varepsilon_{n,i}, \quad (1)$$

ahol $U_{n,i}$ a teljes hasznosságot, $V_{n,i}$ a hasznosság szisztematikus részét, míg $\varepsilon_{n,i}$ a hasznosság véletlen részét jelöli.

Annak valószínűsége, hogy az n -edik személy az i -edik alternatívát választja bármely j alternatívával szemben, a 2. egyenlet szerint írható fel.

$$\begin{aligned} P_{n,i} &= P(U_{n,i} > U_{n,j}), \forall j \neq i, \\ P_{n,i} &= P(V_{n,i} + \varepsilon_{n,i} > V_{n,j} + \varepsilon_{n,j}), \forall j \neq i, \\ P_{n,i} &= P(\varepsilon_{n,j} - \varepsilon_{n,i} < V_{n,i} - V_{n,j}), \forall j \neq i, \end{aligned} \quad (2)$$

ahol ε_n eloszlását $f(\varepsilon_n)$ jelöli, valószínűsége pedig a 3. egyenlet szerint írható fel.

$$P_{n,i} = \int I(\varepsilon_{n,j} - \varepsilon_{n,i} < V_{n,i} - V_{n,j}) f(\varepsilon_n) d\varepsilon_n, \forall j \neq i, \quad (3)$$

ahol $I = 1$ abban az esetben, ha a zárójelben lévő reláció igaz (BEN-AKIVA és LERMAN, 1985).

- A megbánás elmélete (regret theory): Az elmélet esetében gyakran használt – véletlen megbánás minimalizálása (RRM – random regret minimization) – modellezési megközelítés azon a feltevésen alapul, hogy nemcsak az elért „eredmény” számít, hanem az is, mihez juthattunk volna hozzá egy másik opció kiválasztásán keresztül. Ennek vizsgálatához – a modellezés során – a megbánásból eredő hatásokat gyűjtjük össze, melyek akár a döntés kedvezőtlen kilétére is rávilágíthatnak. Ebből következőleg egy alternatíva értékelése mindössze a teljes döntési halmaz vizsgálatán keresztül végezhető el, amely a modellezés folyamatának komplexitását nagyban megnöveli. A megbánás szisztematikus része az n -edik döntéshozóra vonatkozóan az i -edik alternatíva esetében, a 4. egyenlet szerint írható fel.

$$R_{n,i} = \sum_{k=1}^K \sum_{j \neq i} \ln(1 + e^{\beta_k (X_{n,j,k} - X_{n,i,k})}), \quad (4)$$

ahol β_k a megfigyelt X_k tulajdonságra becsült paramétert jelöli. Az i -edik alternatívára vonatkozó megbánás ($R_{n,i}$) pedig abban az esetben nő, amennyiben bármely $j \neq i$ alternatíva jobban teljesít valamely k attribútumra vonatkozóan (CHORUS, 2010; CHORUS, 2012).

Fontos említést tenni arról, hogy több, további döntéshozatali megközelítés is létezik a szakirodalomban, például a döntési mező elmélet (DFT – decision field theory, BUSEMEYER

és TOWNSEND, 1992), azonban a dolgozat további részében mindössze a RUT mentén haladok tovább.

4. *A döntés*: A döntéshozatali folyamat eredménye maga a választás. A modellezésekben többnyire Y jelöli, ezzel sugallva kimeneti/függő változói szerepét. Fontos eltérés a hagyományos (nem logit) regressziós modellekhez képest, hogy Y jelen esetben diszkrét, nem pedig folytonos változó.

Függő változónkat (a választást) különböző – az egyén választására hatást gyakorló – magyarázó változó(k) függvényében modellezhetjük. Ezek egyfelől a vizsgált alternatívák jellemzőihez (X), míg másfelől a megfigyelt személyek karakterisztikáihoz (F) kapcsolódhatnak. A modellbecslések során ezen magyarázó változókra becsülünk paramétereket (β), melyek azok döntéshozatalban betöltött hatását/szerepét hivatottak magyarázni.

Az említetteket az 5. egyenlet szerint összegezzük.

$$Y = r(X, F, \beta), \quad (5)$$

ahol r a döntési szabályt jelöli.

Az 5. egyenlet tovább részletezve a 6. egyenlet szerint írható fel.

$$Y = \beta X_1 + \beta F_1 + \dots + \beta X_i + \beta F_i, \quad (6)$$

ahol Y a megfigyelt választást mint függő változót, X és F a magyarázó változókat (X az alternatívák jellemzőire, míg F az egyének karakterisztikáira vonatkozóan), β pedig a magyarázó változók hatására becsült paraméterek vektorát jelöli (GARROW, 2010).

2.2. Kinyilvánított preferencia (RP) és feltárt preferencia (SP) jellegű adatok

A preferenciaértékelő eljárások gyakorlatában két fő irányvonalat különíthetünk el. Ezek a kinyilvánított preferencia (RP – revealed preference) és feltárt preferencia (SP – stated preference) típusú adatokon alapuló módszerek. Előbbi esetében valós piaci, míg utóbbi során egy hipotetikus helyzet elemzése zajlik le. Vannak azonban olyan technikák is, melyek mindkét típusú adat kezelésére képesek, akár szimultán módon is. Ezek közé sorolható a diszkrét választási kísérlet (DCE – discrete choice experiment) (HENSHER és BRADLEY, 1993).

LOUVIERE és szerzőtársai (2000) és HENSHER és szerzőtársai (2015) az 1. táblázatban összegyűjtött tulajdonságokkal jellemezte az RP és SP jellegű adatok előnyös és hátrányos tulajdonságait.

1. táblázat: Az RP és SP jellegű adatok előnyös és hátrányos tulajdonságai

Adattípus	Előny	Hátrány	
Kinyilvánított preferencia (RP) jellegű adattípus	Valós piaci szituációban hozott döntések	Az alternatíváknak, attribútumoknak és azok szintjeinek korlátozottsága	
	Valós korlátok (pl.: jövedelmi korlát)	Az attribútumok szintjeinek kismértékű variabilitása	
	Magas szintű megbízhatóság és érvényesség		Hiányos információ a nem választott alternatívákkal kapcsolatosan
			Az attribútumok és attribútumszintek között fellépő korreláció
			Költséges adatgyűjtés (mind idő, mind pedig pénz tekintetében)
Feltárt preferencia (SP) jellegű adattípus	Teljeskörű irányítás az elemző kezében (lehetőség az alternatívákkal, attribútumokkal és szintekkel kapcsolatos kérdések megválaszolására)	Hipotetikus választások	
	Minden alternatívával kapcsolatosan elérhető adat	A valós korlátok hiánya	
	Válaszadónként több megfigyelés egy megfigyelési pontban	Akkor tekinthető megbízhatónak, ha a válaszadók megértik a döntési feladatot és elkötelezettek a válaszadásra	

Forrás: LOUVIERE és szerzőtársai, 2000 és HENSHER és szerzőtársai, 2015 alapján

Az RP jellegű adatok egyik legnagyobb előnyének tekinthető, hogy a fogyasztók valós piaci helyzetben hozott döntéseiből („real life choices”) származnak. Ennek eredményeképpen számításba veszik a különféle korlátokat is (például jövedelemkorlát – az egyén szintjén, technológiai korlátozások – a piac szintjén), melyek egy hipotetikus szituáció esetében nem, vagy csak meglehetősen korlátozottan megvalósíthatók. Ezentúl magas megbízhatósággal és érvényességgel rendelkeznek. Hátrányos tulajdonságaik közé lehet sorolni, hogy korlátozottak mind az alternatívákra (mindössze már létező alternatívák figyelhetők meg, azokat a piac és nem az elemző „generálja”), mind pedig az attribútumokra és azok szintjeire nézve. Azonban ez mindaddig nem jelent problémát, amíg a vizsgált piac stabil egyensúlyi állapotban van. Emellett említést szükséges tenni arról, hogy a piacokon többnyire kismértékű variabilitás van az attribútumok szintjeiben, amely nehezíti a későbbi modellezéseket. Szintén a hátrányos tulajdonságok közé tartozik, hogy az RP adatok gyűjtése során a legtöbb esetben nem tudunk

meg semmit a nem választott alternatívákról, továbbá az egyes attribútumok és szintek között korreláció léphet fel (például a magas minőségi besorolású termékekhez/szolgáltatásokhoz legtöbbször magas árat társítanak a fogyasztók). Utolsóként a költséges adatgyűjtésről (mind idő, mind pedig pénz tekintetében) szükséges szót ejteni, amely nagyban összefügg azzal, hogy az elemző hogyan is tervezi ezt kivitelezni.

Az SP jellegű adatok előnyös tulajdonságai között elsőként a teljeskörű irányíthatóságot érdemes megemlíteni, amely azt jelenti, hogy az elemző szabadon dönt arról, mely alternatívákat, milyen attribútumokkal és szintekkel vizsgálja. Emellett az RP adatok hátrányos tulajdonságainál taglalt, a nem választott alternatívákra vonatkozó információhiányt is képes kezelni úgy, hogy a döntési halmaz minden lehetőségéről információt gyűjt. Végül pedig a válaszadókra vonatkozóan több megfigyelést is biztosít egyazon megfigyelési pontban (többszöri választás elé állítja a döntéshozókat). Hátrányos tulajdonságai közé elsődlegesen a valós választási helyzet hiánya (hipotetikus szituáció) és ebből következően a korlátok figyelmen kívül hagyása tartoznak. Szükséges még említést tenni arról, hogy a kísérletből nyert adatok mindössze abban az esetben lesznek megbízhatók, ha a válaszadók valóban megértik a döntési feladatot, továbbá elkötelezettek a válaszadásra (nem alkalmaznak például heurisztikákat).

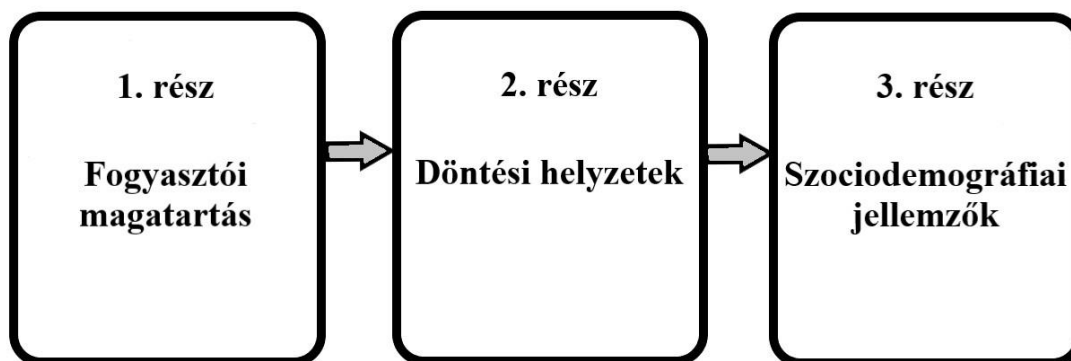
Fontos említést tenni arról, hogy későbbi elemzéseimet SP jellegű adatokra fogom korlátozni.

2.3. A diszkrét választási kísérlet

A diszkrét választási kísérlet (DCE – discrete choice experiment) egy számos területen gyakorta alkalmazott preferenciaértékelő eljárás. Ez legfőképpen annak köszönhető, hogy a folyamatos módszertani újítások hatására a fogyasztói magatartás részletes elemzését teszi lehetővé. Mindehhez azonban elengedhetetlen az, hogy a kísérlet megfelelően strukturált legyen, annak minden aspektusát szem előtt tartsa a kutató (BLIEMER és ROSE, 2010).

2.3.1. A kísérlet struktúrája

A DCE többnyire egy három részből álló kérdőívből tevődik össze, a 3. ábra szerint (WEBER, 2019).



3. ábra: A kérdőív struktúrája

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 3. ábra alapján jól látható, hogy az első részben a fogyasztói magatartás bizonyos aspektusai kerülnek felmérésre a vizsgált termékre/szolgáltatásra vonatkozóan. Itt például olyan kérdések szerepelhetnek, hogy milyen gyakorisággal vásárolják a vizsgált terméket/szolgáltatást és az eddigiek során mennyit fizettek érte.

Ezt követően a diszkrét választási kísérlet döntési helyzetei kapnak helyet, melyet általában egy részletezett feladatleírás, úgynevezett „cheap talk” vezet be. Ennek célja, hogy a kitöltők megértsék, mi is lesz a feladatuk, továbbá – a lehetőségekhez mérten – minél valóságosabb piaci helyzetben érezzék magukat (VAN LOO és szerzőtársai, 2011). Erre vonatkozó példát a 4. ábra prezentál (LUSK, 2003).

Képzeld el, hogy éppen rizset vásárol lakóhelyének egyik üzletében. Kétféle rizs közül választhat. Az egyik egy szabályos hosszúszemű fehér rizs, melyet genetikailag nem módosítottak. Ebből következően pedig nem tartalmaz A-vitamint. A másik választási lehetőség az úgynevezett Arany Rizs. Az Arany Rizset genetikailag módosították, így tartalmaz A-vitamint. Egy adag Arany Rizs elfogyasztása az Ön napi A-vitamin szükségletének körülbelül 30%-át képes fedezni. Most képzeld el, hogy a boltban, ahol éppen vásárol egy csomag hagyományos hosszúszemű fehér rizs ára X Ft. Megvásárolna-e egy csomag Arany Rizset, amennyiben az Y Ft-ba kerül?

4. ábra: Példa a feladatleírásra

Forrás: LUSK, 2003 alapján

Végül, a harmadik részben a kitöltők szociodemográfiai jellemzői kerülnek megkérdezésre (például a kitöltő neme, életkora, legmagasabb iskolai végzettsége, lakhelyének típusa és a háztartásának havi egy főre jutó nettó jövedelme).

2.3.2. A kísérlet kulcskérdései

A választási szituációk – amelyek legtöbb esetben a kérdőív középső szakaszában kerülnek elhelyezésre – összeállításához előzetesen számos kulcskérdés vonatkozásában kell döntést hoznunk. Ezek a következők szerint foglalhatók össze (ROSE és BLIEMER, 2014):

- Címkézett (labelled) vagy címkézetlen (unlabelled) típusú alternatívákkal szeretnénk dolgozni?
- A vizsgált termék/szolgáltatás mely attribútumait kívánjuk szerepeltetni a kísérletünkben?
- A választott attribútumokat hány darab és milyen szintekre kívánjuk lebontani?
- Az alternatívák között szerepeltessük-e a „nem választ” lehetőséget? Kényszerített választást (forced choice) akarunk alkalmazni, vagy felkínáljuk a kiugrás (nem választás) lehetőségét (opt-out)?
- A döntési feladatok hány darab alternatívát tartalmazzanak?
- Hány döntési feladatot szeretnénk a kitöltők elé tárni?
- Milyen modell(ek)e)t szeretnénk a későbbiek során becsülni, azokra milyen hasznossági függvényt tervezünk specifikálni?
- Milyen kódolási formát szeretnénk alkalmazni változóinkra vonatkozóan?

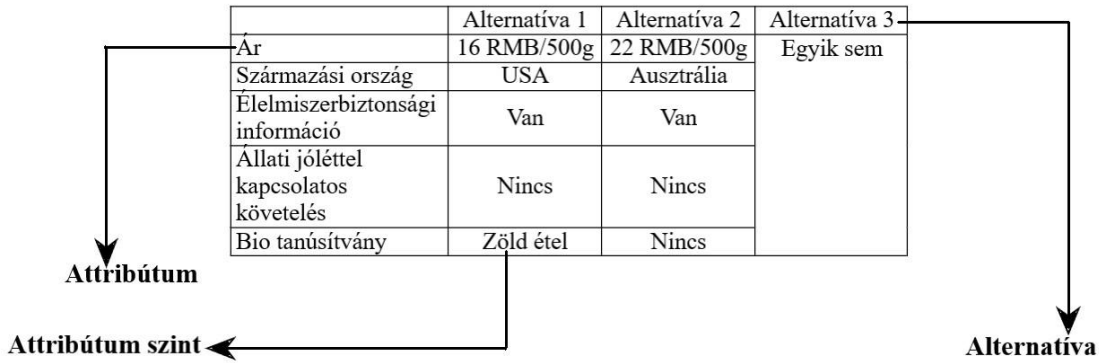
Címkézett, vagy címkézetlen kísérlet

Ezen kérdés megválaszolása függ attól, hogy milyen termék/szolgáltatást akarunk vizsgálni, mekkora jelentősége van alternatíváink konkrét megnevezésének, illetve milyen további célja lesz modellbecslésünknek a preferenciák feltérképezésén túl. Amennyiben mindössze fizetési hajlandóságra (WTP – willingness to pay) vonatkozó kalkulációkat szeretnénk tenni, elegendő címkézetlen típusú kísérletet végrehajtanunk. Azonban abban az esetben, ha a WTP meghatározása mellett még piaci részesedést is szeretnénk számítani, címkézett kísérletet kell végeznünk. Az 5. ábra és a 6. ábra címkézett és címkézetlen típusú alternatívákat tartalmazó döntési helyzetre mutat példát, továbbá szemlélteti azt, hogy konkrétan mit is jelentenek az attribútumok és attribútumszintek a DCE gyakorlatában (ROSE és BLIEMER, 2007).

	Alacsony kibocsátású Uber (telekocsi nélkül)	Alacsony kibocsátású UberPool (telekocsival)	Jelenlegi mód: Autó
Séta és várakozási idő	4 perc	11 perc	15 perc
Utazási idő	39 perc	55 perc	41 perc
Utazási költség (parkolási költség nélkül)	10 \$	5 \$	4 \$
Parkolási költség	-	-	5 \$
CO2 kibocsátás	5,5 font	4,1 font	9,2 font
Automatizálás	Sofőr szolgáltatás	Automata (nincs sofőr)	

5. ábra: Példa címkézett típusú döntési helyzetre

Forrás: BANSAL és DAZIANO, 2018 alapján



6. ábra: Példa címkézetlen típusú döntési helyzetre

Forrás: ORTEGA és szerzőtársai, 2016 alapján

Az 5. ábra és a 6. ábra alapján jól látható, hogy címkézett esetben az alternatívák megnevezései is jelentéssel bírnak, míg címkézetlen szituációkban azok mindössze jelölésként szolgálnak. Ezen eltérés a hasznosságfüggvények meghatározásánál, illetve a becsléseknél is megjelenik (ROSE és BLIEMER, 2009). Címkézett típusú alternatívára vonatkozó hasznosságfüggvényre a 7. egyenlet, míg címkézetlen formátumúra a 8. egyenlet mutat példát.

$$\begin{aligned}
 U_{UberPool} = & ASC_{UberPool} + \beta_{Várakozási\ idő} X_{Várakozási\ idő_{UberPool}} + \\
 & \beta_{Utazási\ idő} X_{Utazási\ idő_{UberPool}} + \beta_{Utazási\ költség} X_{Utazási\ költség_{UberPool}} + \\
 & \beta_{Parkolási\ költség} X_{Parkolási\ költség_{UberPool}} + \beta_{CO2\ kibocsátás} X_{CO2\ kibocsátás_{UberPool}} + \\
 & \beta_{Automatizálás} X_{Automatizálás_{UberPool}} + \varepsilon_{UberPool},
 \end{aligned} \quad (7)$$

ahol $U_{UberPool}$ az UberPool alternatívára vonatkozó hasznosságot, $ASC_{UberPool}$ az UberPool alternatívára vonatkozóan becsült alternatíváspecifikus konstans tagot, β az egyes tulajdonságokra vonatkozóan becsült paramétereket, X a megfigyelt változókat, míg $\varepsilon_{UberPool}$ az UberPool alternatívára vonatkozó véletlen komponenst jelöli, melyről feltételezzük, hogy Gumbel eloszlást követ.

$$\begin{aligned}
 U_{Alternatíva\ 1} = & ASC_{Alternatíva\ 1} + \beta_{\text{Ár}} X_{\text{Ár}_{Alt.1}} + \beta_{\text{Származási ország}} X_{\text{Származási ország}_{Alt.1}} \\
 & + \beta_{\text{Élelmiszerbiztonsággal kapcsolatos információ}} X_{\text{Élelmiszerbiztonsággal kapcs.inf.}_{Alt.1}} + \\
 & \beta_{\text{Állati jóléttel kapcsolatos követelés}} X_{\text{Állati jóléttel kapcs.köv.}_{Alt.1}} + \\
 & \beta_{\text{Bio tanúsítvány}} X_{\text{Bio tanúsítvány}_{Alt.1}} + \varepsilon_{Alternatíva\ 1},
 \end{aligned} \quad (8)$$

ahol $U_{Alternatíva\ 1}$ az 1. alternatívára vonatkozó hasznosságot, míg $ASC_{Alternatíva\ 1}$ az 1. alternatívára vonatkozóan becsült alternatíváspecifikus konstans tagot, β az egyes

tulajdonságokra vonatkozóan becsült paramétereket, X a megfigyelt változókat, míg $\varepsilon_{Alternativa 1}$ az 1. alternatívára vonatkozó véletlen komponens jelöli, melyről feltételezzük, hogy Gumbel eloszlást követ.

A 7. egyenlet és a 8. egyenlet alapján jól látható, hogy a két megközelítés közötti eltérés a hasznosságfüggvények alternatíváspecifikus konstans (ASC – alternative specific constant) tagjainál mutatkozik meg. Az ASC-k a teljes hasznosság (U) véletlen komponensére (ε) (lásd 1. egyenlet) vonatkozó átlagértéket reprezentálják, az egyes alternatívák esetében. Becsléséből arra vonatkozóan tehetünk következtetéseket, hogy a vizsgált alternatívák egymáshoz képest mennyire voltak preferáltak/kevésbé vonzóak a kitöltők körében (HOLMES és szerzőtársai, 2017). Az 5. ábrán és a 6. ábrán szemléltetett példáknál maradván előbbi illetően azt a konzekvenciát vonhatjuk le, hogy az alacsony kibocsátású Uber (telekocsi nélkül) preferáltabb/kevésbé vonzó volt-e a válaszadók körében a többi lehetőséghez viszonyítva. Utóbbi példát illetően pedig azt tudhatjuk meg, hogy az 1. alternatíva kiválasztása preferáltabb/kevésbé vonzó volt-e a másik két alternatívához képest. Ezekből jól érzékelhető, hogy amíg címkézett helyzetekben nagy, addig címkézetlen szituációkban már lényegesen kisebb (mindössze bizonyos döntési heurisztikák ellenőrzésére, esetleg – amennyiben a döntési halmaz tartalmaz „nem választ” lehetőséget – a választás és nem választás között tendencia feltérképezésére alkalmas) az ASC-k jelentéstartalma. Több tanulmány azonban rámutat arra, hogy az inkonzisztens döntéshozatal lehetséges megjelenésének következtében, vizsgálatok utóbbi típusú kísérletek esetében sem elhanyagolható (SÆLENSMINDE, 2002; HESS és szerzőtársai, 2010).

A vizsgált attribútumok és azok szintjeinek megválasztása

A vizsgált termék/szolgáltatást jellemző attribútumok és azok szintjeinek meghatározása – az SP jellegű adatokon alapuló diszkrét választási kísérletek esetében – többnyire kvalitatív eljárásokon (szakirodalmi tájékozódás, szakértői interjúk, fókuszcsoportos interjúk), esetleg előzetes (pilot) kérdőíves felmérésen keresztül történik. Az igényes vizsgálódás, melyre bőven szántak időt rendkívül fontos, mivel csak abban az esetben tudunk jól illeszkedő modellt építeni és megbízható eredményeket becsülni a későbbiekben, amennyiben valóban a fogyasztói preferenciákat befolyásoló attribútumokat választottuk ki, illetve azok szintjeit megfelelő körültekintéssel határoztuk meg a vizsgált termék/szolgáltatás vonatkozásában (LOUVIERE és szerzőtársai, 2000; COAST és HORROCKS, 2007).

A „nem választ” alternatíva kérdése

Döntést kell még hoznunk arról, hogy szerepeltetni akarjuk-e választási szituációinkban a „nem választ” alternatívát. Ehhez érdemes végig gondolnunk annak potenciális előnyeit és hátrányait. Abban az esetben, ha kényszerített választás elé állítjuk kitöltőinket, azaz nem szerepeltetjük a „nem választ” opciót, talán kevésbé lesz realiztikus a kísérletünk. Ennek oka, hogy egy valós piaci helyzetben többnyire hozhatunk ilyen döntést is. Azonban amennyiben szituációink tartalmazznak „menekülési” lehetőséget, fennáll a veszélye annak, hogy a legtöbben nem választanak majd, mert egyszerűen könnyebbnek érzik, ha nem kell döntenük (DHAR és SIMONSON, 2003; KONTOLEON és YABE, 2003; VELDWIJK és szerzőtársai, 2014; CAMPBELL és ERDEM, 2019).

A becsülni kívánt modellspecifikációk

Célszerű még előzetesen meghatároznunk azt is, hogy a későbbiek során milyen modellspecifikáció(ka)t szeretnénk becsülni, hogyan is fog felépülni az azokra vonatkozó hasznosságfüggvényünk. Ez elsősorban a kísérleti elrendezés specifikálásához szükséges, ahogyan a döntési helyzetek és azok alternatíváinak számának meghatározása is (ROSE és BLIEMER, 2014). Ebből következően ezen kérdésekre a következő alfejezetben fogok részletesebben kitérni.

A változók kódolási formái

A hasznosságfüggvényekre vonatkozóan korábban bemutatott példáknál (7. *egyenlet* és 8. *egyenlet*) még nem került szóba a változók különféle kódolási formájának kérdésköre. A vizsgált attribútumokat ebből a szempontból aszerint csoportosíthatjuk, hogy lineáris, vagy nem-lineáris hatást feltételezünk a vonatkozásokban. Amennyiben előbbi áll fenn, a leggyakrabban alkalmazott forma az úgynevezett „dizájn” kódolás. Emellett, amikor az adott attribútum szintjei konkrét számértékekkel jellemezhetők, azokat közvetlenül is használhatjuk (HENSHER és szerzőtársai, 2015). Ezen két kódolási formára a 2. *táblázat* mutat példát.

2. táblázat: **Lineáris kódolási formák**

Attribútum	Dizájn kódolás	Érték
Költség (eFt)	1	1500
	2	2000
	3	2500
Kockázat (%)	1	10
	2	15
	3	20

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

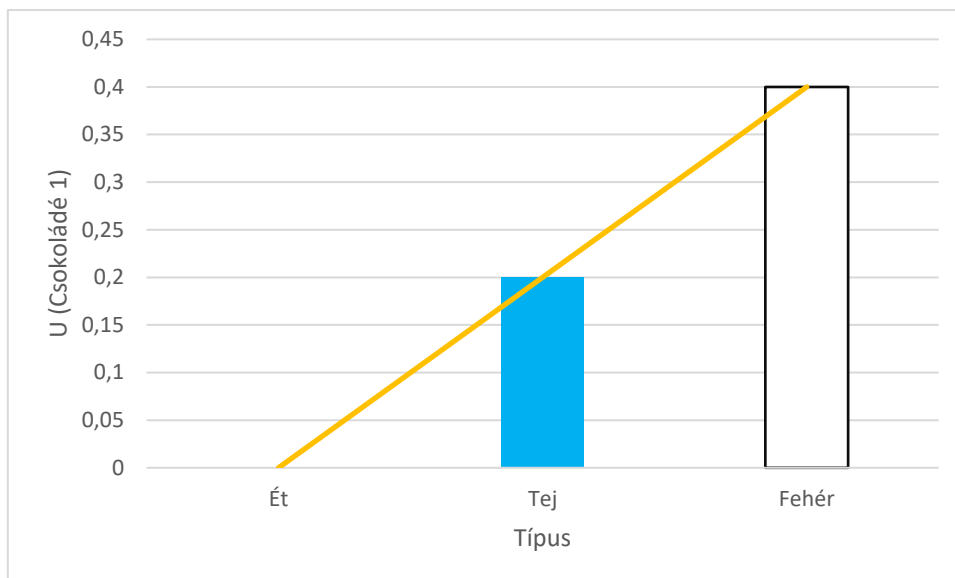
A lineáris és nem-lineáris hatások elkülönítve történő kezelése rendkívül fontos. Ehhez elegendő végiggondolnunk egy egyszerű példát. Tegyük fel, hogy csokoládé alternatívákat vizsgálunk és az egyik megfigyelt attribútumunk a csokoládé típusa. Ez három szintet vehet fel, melyek a következők: (1) Ét, (2) Tej, (3) Fehér. Tételezzük fel, hogy hasznosságfüggvényünket lineáris formulára alapozva, a 9. egyenlet szerint írjuk fel.

$$U_{Csokoládé\ 1} = \beta_{Típus} Típus_{Csokoládé\ 1} + \varepsilon_{Csokoládé\ 1}, \quad (9)$$

ahol $U_{Csokoládé\ 1}$ egy három címkézetlen típusú csokoládé alternatívát tartalmazó diszkrét választási kísérletben, az első alternatívára vonatkozó hasznosságot; $\beta_{Típus}$ a csokoládé típusára vonatkozóan becsült együtthatót; $Típus_{Csokoládé\ 1}$ az első alternatívára vonatkozóan megfigyelt változót, amely jelen esetben három értéket vehet fel (1-Ét, 2-Tej, 3-Fehér); míg $\varepsilon_{Csokoládé\ 1}$ az első alternatívára vonatkozó véletlen komponenst jelöli, melyről feltételezzük, hogy Gumbel eloszlást követ.

A 9. egyenlet alapján látható, hogy ebben az esetben a csokoládé típusára vonatkozóan mindössze egy paramétert becsülünk. Ebből azt feltételezzük, hogy az Ét-Tej típusok közötti marginális hasznosság eltérés megegyezik a Tej-Fehér attribútumszintek közöttivel.

Ezen lineáris kapcsolat a 7. ábra szerint prezentálható.



7. ábra: **Lineáris kapcsolat a csokoládétípusok esetében**

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A nem-lineáris kódolási formák teszik lehetővé számunkra azt, hogy a 7. ábrán is látható félrespecifikálást megelőzhessük, illetve megfelelően orvosolni tudjuk.

A diszkrét választási kísérletek gyakorlatában elsődlegesen két forma terjedt el a nem-lineáris hatások megfelelő módon történő kezelésére. Ezeket dummy és hatás (effect) kódolásként nevesítik (LOUVIERE és szerzőtársai, 2000). Használatukra a 3. táblázat mutat példát.

3. táblázat: **Nem-lineáris kódolási formák**

Attribútum		Dummy 1	Dummy 2	Hatás 1	Hatás 2
Típus	Ét (bázis)	0	0	-1	-1
	Tej	1	0	1	0
	Fehér	0	1	0	1
Cukortartalom	Nem tartalmaz (bázis)	0		-1	
	Tartalmaz	1		1	

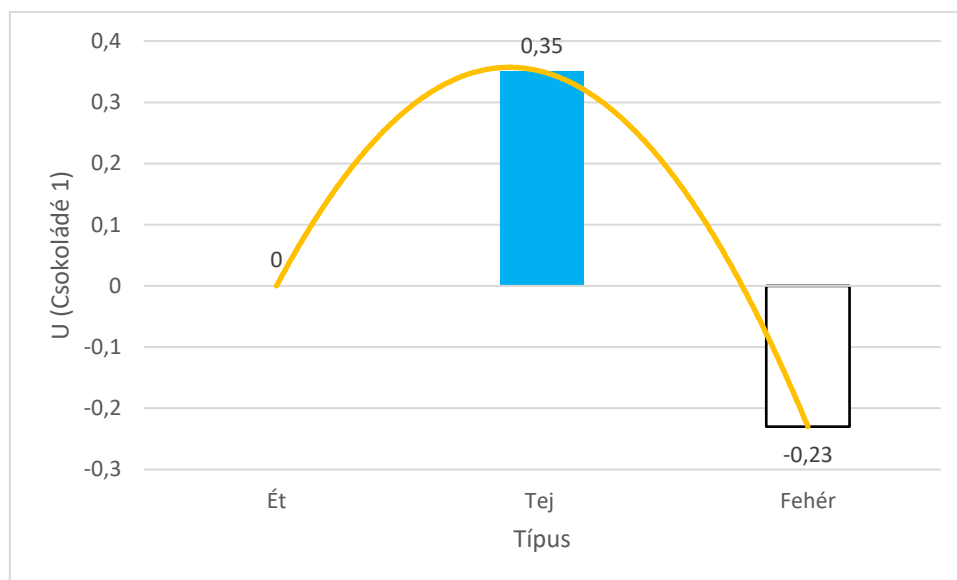
Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 3. táblázatban bemutatott példa alapján jól látható, hogy mindkét kódolási forma esetében a vizsgált attribútum egy szintjét referenciakategóriaként kezeljük. Ebből következően elegendő mindössze $k-1$ paramétert (ahol k az attribútumszintek számát jelöli) becsülnünk. A korábbi példánkat átültetve ezen kontextusba, a 10. egyenlet szerinti hasznosságfüggvény formulát írhatjuk fel.

$$U_{Csokoládé\ 1} = \beta_{Tej}Típus_{TejCsokoládé\ 1} + \beta_{Fehér}Típus_{FehérCsokoládé\ 1} + \varepsilon_{Csokoládé\ 1}, \quad (10)$$

ahol β_{Tej} és $\beta_{Fehér}$ a Tej és Fehér attribútumszintekre vonatkozóan becsült együtthatót jelölik, míg referenciaszintként az Ét típust szerepeltetjük.

A nem-lineáris hatások dummy kódolási formán keresztül történő megragadása, a 8. ábra szerint szemléltethető.



8. ábra: **Nem-lineáris kapcsolat a csokoládétípusok esetében**

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A két nem-lineáris kódolási típus (dummy és hatás) közül az elmúlt évek során a hatás kódolás használata vált népszerűbbé, mivel a dummy forma azt a kritikát kapta, hogy a bázis szinten rögzített kategória hatása keveredik az alternatívspecifikus konstans taggal (BECH és GYRD-HANSEN, 2005; HASAN-BASRI és KARIM, 2013). DALY és szerzőtársai (2016) azonban bemutatta, hogy a két kódolási megközelítés egyenrangúként kezelhető és a kutató kényelmi választása, hogy melyiket is alkalmazza.

2.3.3. A kísérleti elrendezés

Amint megadtuk a választ az előző kérdésekre, a döntési feladatok alternatíváinak és a szituációk számának meghatározása következik. Előbbire vonatkozóan fontos észben tartanunk azt, hogy habár a helyzetenkénti több alternatíva szerepeltetése magasabb számú átváltással jár együtt, a válaszadók kognitív kapacitását is jobban igénybe veszi. Utóbbi esetében pedig a következő képletet alkalmazhatjuk az ideális szám meghatározásához: a minimálisan szükséges döntési helyzetek száma = a becsülni kívánt paraméterek száma / (alternatívák száma-1).

Említést kell tenni arról, hogy a paraméterek száma nem foglalja magába az alternatíváspecifikus konstans(oka)t (ROSE és BLIEMER, 2009).

Teljes faktoriális kísérleti elrendezés

A kísérleti elrendezések gyakorlatában két fő irányvonal különíthető el. Ezek közül az első az úgynevezett „teljes faktoriális” (full factorial), míg a második a „részleges faktoriális” (fractional factorial) megközelítés. Előbbi során az összes lehetséges termék-/szolgáltatáskombinációt szerepeltetjük a kísérletünkben, amely ugyan elsöre előnyösen hangozhat, kivitelezni sok esetben gyakorlatilag lehetetlen. A teljes faktoriális elrendezés nagysága három tényezőtől függ: (1) a döntési helyzetekben bemutatott alternatívák száma, (2) az attribútumok száma, (3) az attribútumok szintjeinek száma. A választási szituációk lehetséges kombinációinak száma a következő összefüggés szerint kalkulálható: $\text{Attribútumszintek száma}^{\text{Alternatívák száma} \cdot \text{Attribútumok száma}}$ (HOYOS, 2010; JIA és szerzőtársai, 2017).

Egy egyszerű példán végig gondolva tegyük fel, hogy két alternatívát szeretnénk döntési helyzetenként felkínálni válaszadóinknak, melyek két attribútummal (márkajelzés és ár) – azok pedig két-két szinttel (van, nincs; 200, 250) – rendelkeznek. Jelen kontextusban döntési helyzetre a 4. táblázat mutat példát.

4. táblázat: **Példa a döntési helyzetre**

	Alternatíva 1	Alternatíva 2
Márkajelzés	Van	Nincs
Ár	250	200

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Az 4. táblázatban szemléltetett példa esetében létrehozható döntési helyzetek száma tehát: $2^{2 \cdot 2} = 16$. Érzékelhető, hogy már ez is egy egészen nagy szám ahhoz, hogy minden egyes embertől ennyi választást kérjünk. Emellett a kísérletek túlnyomó többségében ezen szám a sokszorosa szokott lenni az attribútumok és szintek jelentősen nagyobb száma miatt. Gondoljunk végig egy újabb példát, ahol három alternatívát szeretnénk szerepeltetni döntési helyzetenként, melyek négy attribútummal – azok négy-négy-négy-négy szinttel – rendelkeznek. Ebben az esetben az összeállítható döntési helyzetek száma már $4^{3 \cdot 4} = 16\,777\,216$ lenne.

Ezen probléma kiküszöbölésének érdekében a legtöbb esetben részleges faktoriális kísérleti elrendezést választanak. A következőkben ennek két leginkább elterjedtebb típusát és azok tulajdonságait fogom ismertetni.

Részleges faktoriális kísérleti elrendezés

Ortogonalis kísérleti elrendezés

Az ortogonalis elrendezés sokáig meghatározó szerepet töltött be a kísérleti elrendezések gyakorlatában, ám manapság egyre kevésbé használatos. Tulajdonságai közé tartozik – és egyben feltétele is –, hogy az egyes attribútumok egymással korrelálatlanok legyenek, továbbá a szintjeik azonos számban jelenjenek meg. Ortogonalis elrendezésre példát a 9. ábra mutat.

Döntési helyzet	1. alternatíva	2. alternatíva
1	Nincs	150
2	Nincs	250
3	Van	200
4	Van	300
5	Nincs	300
6	Nincs	200
7	Van	250
8	Van	150

9. ábra: Példa az ortogonalis elrendezésre

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 9. ábra alapján jól látható, hogy az ortogonalis elrendezés az összes lehetséges attribútumszint kombinációt szerepelteti, ami ugyancsak feltétele a típusnak. Azonban a tulajdonságok számának növekedésével ez többnyire nem megvalósítható, így úgynevezett „közel ortogonalis elrendezést” (near-orthogonal array) szoktak alkalmazni a gyakorlatban, ami mindössze az első két feltételt elégíti ki. Erre vonatkozóan nyújthat megoldást az úgynevezett „blokkosítás”, amely a többnyire nagy számú döntési helyzetet tartalmazó elrendezésünket bontja fel részhalmazokra, így a kitöltők a választási szituációknak mindössze egy komponensével szembesülnek. A részhalmazok csak közel ortogonalisok, azok aggregálását követően viszont már ortogonalis elrendezéshez jutunk. (BUNCH és szerzőtársai, 1996).

Az ortogonalis elrendezés meglehetősen hatékony lehet, megvalósítása azonban a legtöbb esetben lehetetlen. Ez többnyire a fentebb tárgyalt feltételek teljesülésének elmaradásából ered. Gondoljunk csak például arra, hogy hiába is képzünk részhalmazokat, abban az esetben, ha bármelyiknél hiányos kitöltés merül fel, – a kitöltő bizonyos döntési szituációkat kihagy –

esetleg a megbízhatóság érdekében bizonyos válaszadók döntéseit ki kell hagynunk az elemzésből, az ortogonalitás máris elvész. Ugyancsak feltétel sérül abban az helyzetben, ha a nem-lineáris hatások megragadása érdekében például dummy kódolási formát alkalmazunk bizonyos attribútumokra vonatkozóan. Ekkor a korrelálatlanság szűnik meg. Végül pedig szükséges szót ejteni egy olyan problémáról, amely ugyan minden kísérleti elrendezési típusnál megjelenhet, az ortogonális képes talán legkevésé kezelni azt. Ez pedig nem más, mint a „domináns alternatívák” esete. Domináns alternatívának nevezhetjük az olyan opciót, amely egy adott döntési helyzetben belül – attribútumai alapján – egyértelműen előnyösebbnek tekinthető – egy racionális döntéshozó számára – a további lehetőségekkel szemben. Ezek mindössze címkézetlen típusú kísérletek esetében jelenhetnek meg. Domináns alternatívát tartalmazó döntési helyzetre mutat példát az 5. táblázat.

5. táblázat: **Domináns alternatívát tartalmazó döntési helyzet**

	Alternatíva 1	Alternatíva 2
Márkajelzés	Van	Nincs
Ár	200	250

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 5. táblázat példája alapján látható, hogy az első alternatíva egyértelműen, minden tulajdonság alapján előnyösebbnek tekinthető – amellet, hogy márkajelzéssel rendelkezik, még olcsóbb is – a másodikkal szemben. Az ilyen döntési helyzetek nem állítják átváltások elé a kitöltőket, így jelentéstartalmuk nincs. Ebből következően a döntési helyzetek közül eltávolítandók (HESS és szerzőtársai, 2010). Ortogonális esetben ezen választási szituációk kiszűrése manuálisan történik, a kutató által, ami újfent az elrendezés hátrányos tulajdonságai közé sorolható nem is beszélve arról, hogy a domináns alternatívát tartalmazó helyzet eltávolítása ugyancsak az ortogonalitás elvesztésével jár együtt (BLIEMER és szerzőtársai, 2017).

Ortogonalis elrendezés létrehozása szinte minden esetben szoftveres támogatáson keresztül történik. Ennek két megközelítése ismert. Ezek közül az első a szimultán módon előállított ortogonális elrendezés, amelyet abban az esetben alkalmazunk, ha azt szeretnénk, hogy az alternatívák között is teljesüljön az ortogonalitás. A második pedig a szekvenciálisan generált forma, amikor csak az egyes lehetőségeken belül valósul meg a feltétel. Előbbi a címkézett, míg utóbbi az címkézetlen kísérleteknél használatos (BATSELL és LOUVIERE, 1991; CHOICEMETRICS, 2018).

Hatékony és bayesi hatékony kísérleti elrendezések

A manapság leginkább elterjedt és legtöbbet alkalmazott részleges kísérleti elrendezési típusok az úgynevezett hatékony (efficient) elrendezések. Ezek azon feltevésre építenek, hogy az attribútumokra vonatkozó előzetes (a priori) paraméterértékek helyes meghatározása kisebb standard hibához és ezen keresztül megbízhatóbb paraméterbecslésekhez vezet. Fontos kiemelni, hogy ebből következően akár számottevően alacsonyabb elemszámú minta is elegendővé válhat a modellbecslések elvégzéséhez. Az a priori értékek meghatározása legtöbb esetben előzetes (pilot) tanulmány, szakirodalom, fókuszcsoport, esetleg szakértői interjúk által történik (CARLSSON és MARTINSSON, 2003; ROSE és BLIEMER, 2009; BLIEMER és ROSE, 2011).

A feltevés a szimpla lineáris formulán alapuló hasznosságfüggvény formulából indul ki, és jut el az aszimptotikus variancia-kovariancia mátrixig, valamint a D-hiba kalkulálásának módjáig (11-17. egyenlet) (HUBER és ZWERINA, 1996; KANNINEN, 2002; BLIEMER és ROSE, 2005).

$$V_{n,i,t} = \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,i,t,k}, \quad (11)$$

ahol n a döntéshozót, i az alternatívát, t a döntési helyzetet, k az attribútumot, X a megfigyelt attribútumot, β a megfigyelt attribútumra vonatkozóan becsült együtthatót, $V_{n,i,t}$ pedig az n -edik döntéshozó i -edik alternatívára vonatkozó hasznosságának szisztematikus részét jelöli a t -edik döntési helyzetben.

$$P_{n,i,t} = \Pr(y_{n,i,t} = 1) = \frac{\exp(V_{n,i,t})}{\sum_{j=1}^J \exp(V_{n,j,t})}, \quad (12)$$

ahol $P_{n,i,t}$ az n -edik döntéshozó, i -edik alternatívára vonatkozó választásának valószínűségét jelöli a t -edik döntési helyzetben.

$$L_n = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^J \sum_{t=1}^T y_{n,i,t} \log P_{n,i,t}, \quad (13)$$

ahol L_n a log-likelihood függvényt jelöli.

$$I_N = -E_y \left(\frac{\partial^2 \log L}{\partial \beta \partial \beta'} \right), \quad (14)$$

ahol I_N a Fischer információs mátrixot, L pedig a log-likelihood függvényt jelöli.

$$\Omega_N = I_N^{-1} \quad (15)$$

ahol Ω_N az aszimptotikus variancia-kovariancia mátrixot jelöli és mátrix formájában a 16. egyenlet szerint írható fel.

$$\Omega = \begin{pmatrix} se(\beta_1)^2 & \cdots & \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \cdots & \cdots & se(\beta_k)^2 \end{pmatrix}, \quad (16)$$

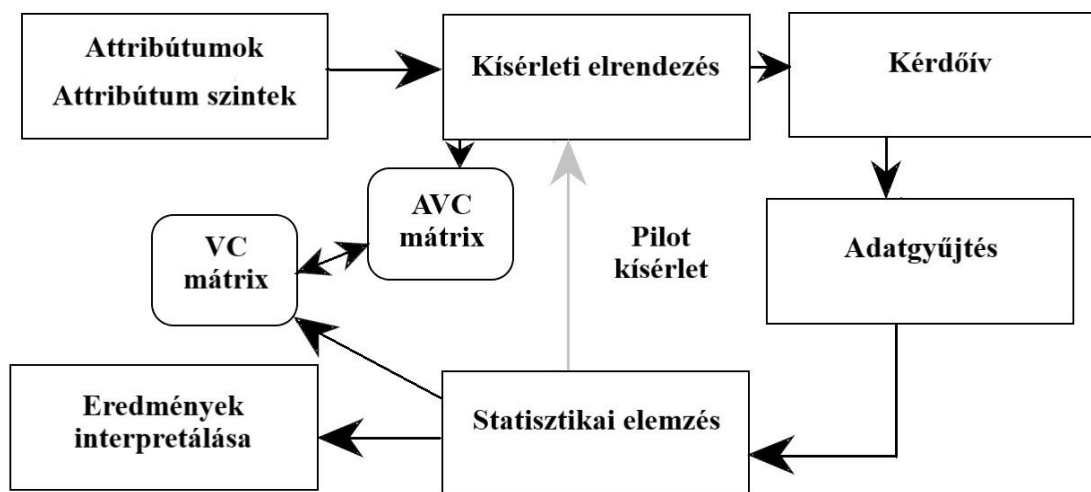
ahol $se(\beta_1)^2$ a k -adik attribútumra vonatkozó β_k paraméter standard hibáját jelöli.

A 16. egyenletben látható aszimptotikus variancia-kovariancia mátrix a valódi variancia-kovariancia mátrix egyfajta közelítésének nevezhető és többféle – az elrendezés hatékonyságát értékelő – mutató számítható belőle. Ezek közül az egyik leggyakrabban alkalmazott a D-hiba (D-error), amely a mátrix determinánsaként kalkulálható (17. egyenlet). A D-hiba csökkenésével egyidejűleg hatékonyabb, több információt tartalmazó kísérleti elrendezéshez juthatunk.

$$\text{D-hiba} = \det(\Omega_1)^{1/K}, \quad (17)$$

ahol K a paraméterek számát jelöli.

A kísérlet folyamatának komplexitását, amire a hatékony elrendezések megközelítése is épít, a 10. ábra szemlélteti.



10. ábra: A kísérlet folyamatának komplexitása

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A hatékony elrendezési típusok egyfajta kiterjesztését képviselik a bayesi hatékony elrendezések. Amíg a tipikus hatékony elrendezések során a hasznossági függvények a priori értékeinek meghatározása pontbecsléseken alapul (18. egyenlet), addig a bayesi esetben már intervallumbecsléseket teszünk (19. egyenlet). Ennek oka a félrespecifikálás lehetőségéből

adódó bizonytalanság csökkentése (CHALONER és VERDINELLI, 1995; SANDOR és WEDEL, 2001; ROSE és BLIEMER, 2013; BLIEMER és COLLINS, 2016).

$$U_i = \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \hat{\beta}_3 X_3 \quad (18)$$

ahol U_i az i -edik alternatívára vonatkozó hasznosságot, $\hat{\beta}$ az attribútumra vonatkozóan meghatározott a priori együtthatót, míg X az attribútumot jelöli.

$$U_i = \hat{\beta}_1(N(\mu, \sigma^2))X_1 + \hat{\beta}_2(N(\mu, \sigma^2))X_2 + \hat{\beta}_3(U(\min, \max))X_3 \quad (19)$$

ahol N és U az eloszlások típusát (N : normál, U : egyenletes), míg μ , σ^2 , \min , \max azok paramétereit (μ : várható érték, σ^2 : variancia, \min : minimum, \max : maximum) jelölik.

A bayesi hatékony elrendezések megvalósításához szimulációs eljárást szükséges alkalmaznunk, melynek célja, hogy predeterminált eloszlás(ok) mentén tegyünk közelítéseket az a priori értékekre vonatkozóan. A szimulációs eljárások között a kvázi-véletlen mintavételezés és különféle szekvenciák (például Halton, Sobol, Gaussian) használata a leggyakoribb. Ezek mindegyikének megvan a maga előnyös és hátrányos tulajdonsága (a Gaussian-szekvencia például szimmetrikusan működik, így nagyszerű közelítéssel szolgálhat a normál eloszlásra feltételezett a priori értékek esetében) (BLIEMER és szerzőtársai, 2008).

2.3.4. Szoftveres támogatás a diszkrét választási modellek becsléséhez

Mindenekelőtt szükséges egy rövid gondolatot ejteni arról, hogy az előző alfejezetben taglalt kísérleti elrendezések milyen szoftveres támogatáson keresztül is valósíthatók meg. Erre vonatkozóan az Ngene program nyújt kiváló alternatívát az elemzők számára, amit a világ több részén is oktatnak (CHOICEMETRICS, 2018).

A kísérletből nyert adatok feldolgozására és a modellek becslésére manapság már számos lehetőség áll a kutatók rendelkezésére. MARIEL és szerzőtársai (2021) szerint az elemzőknek több tényezőt is célszerű figyelembe venniük a döntéskor. Ezek közül az első az, hogy amennyiben a korábbiakban még nem foglalkoztak diszkrét választási modellezéssel, érdemes egy felhasználóbarát környezetű, menüalapú szoftvert választaniuk. Ezek esetében mindössze az inputok bevitele és a becsülni kívánt modell megválasztása szükséges a kutató részéről, ami lényeges könnyítést jelent. Hátrányos tulajdonságuk közé tartozik azonban az, hogy többnyire kereskedelmi célúak, valamint meglehetősen kényelmes és kevésbé minőségi becslést hajtanak végre. A felhasználóknak többnyire nincs rálátása a mögöttes folyamatokra, emellett kevésbé becsülhetők általuk komplexebb modellek. Ezzel ellentétben egy felhasználó által írt csomag lehetővé teszi, hogy számottevően nagyobb sebességgel becsüljünk, a modellek specifikálása

során több rugalmasságot biztosít, továbbá lehetőséget nyújt a becslési folyamat részét képező tényezők szabályozására (például optimalizáló kiválasztása, konvergenciakritérium vizsgálata, különböző stratégiák a kezdeti értékekre vonatkozóan stb.). A szerzők kiemelik, hogy az R program Apollo nevezetű csomagja kiváló alternatívát jelent, mivel amellett, hogy lehetővé teszi a specifikációk széles körének becslését, teljes mértékben testre is szabható (HESS és PALMA, 2019a). Azonban amennyiben a sebesség is fontos faktort képvisel számunkra, érdemes figyelembe vennünk CZAJKOWSKI és szerzőtársai (2018) kutatásának eredményeit. A szerzők azt a következtetést vonták le, hogy a MATLAB felülmúlja a további programokat ezen aspektus tekintetében. Az R program 5-10-szer, a Biogeme 20-szor, az Nlogit 60-szor, míg a Stata 100-szor lassabb tőle.

Összességében tehát elmondható, hogy a kezdő felhasználóknak és azoknak, akik mindössze egy kevésbé komplex specifikációt szeretnének becsülni, ajánlatos egy felhasználóbarát környezettel rendelkező szoftver mellett dönteniük (például Stata, SAS, Latent Gold, Nlogit) (STATA, 2019; SAS, 2020; LATENT GOLD, 2020; LIMDEP, 2016). Azonban azon kutatóknak, akik komplexebb modelleket szeretnének használni, továbbá jobban bele akarnak látni a mögöttes folyamatokba, mindenképpen érdemes egy felhasználó által írt csomagot választaniuk (például MATLAB, R, Biogeme) (CZAJKOWSKI, 2020; R CORE TEAM, 2020; BIERLAIRE, 2020).

2.4. Alkalmazási területek

A módszer bemutatására vonatkozóan meglehetősen szűkös anyag áll az érdeklődők rendelkezésére a magyar szakirodalomban. MARJAINÉ (2001) írásában a természeti erőforrások pénzben történő értékelésének módszereit rendszerezi, elkülönítve a kinyilvánított és feltárt (kitérve a feltételes választás módszerére) preferencián alapuló módszereket. BRANDTMÜLLER (2009) tanulmányában a módszer általános bemutatását célozza meg, emellett empirikus kutatási eredményeket is ismertet. A szerző az orvosok betegválasztási preferenciáit vizsgálta meg az eljárás alkalmazásával. Modellbecsléseihez multinomiális logit (MNL – multinomial logit) és random paraméterű logit (RPL – random parameter logit) specifikációt is alkalmazott. Eredményei között kiemeli, hogy az RPL modell jobb illeszkedést mutat, ami arra utal, hogy az orvosok preferenciáiban heterogenitás tapasztalható. BAJI (2012) mindössze elméleti áttekintést nyújt a módszerről, kitérve annak négy specifikációjára (MNL, beágyazott logit (NL – nested logit), RPL, látens osztályú (LC – latent class)). Ezek közül kettőt (MNL és NL) részletesen fejt ki, kettőt (RPL és LC) pedig csak érintőlegesen említ. BALOGH (2017) értekezésében egy tradicionális termékkel kapcsolatos fogyasztói preferenciákat

vizsgáló kutatást mutat be, ami Magyarország Észak-Alföld régiójában zajlott le, diszkrét választási kísérlet alkalmazásán keresztül. Modellbecsléseihez MNL, RPL és általánosított multinomiális logit (GMNL – generalized multinomial logit) specifikációkat alkalmazott. Következtetéseik között kiemeli, hogy a termék eredetjelzésének megléte magas többletfizetési hajlandósággal jár együtt. A GMNL modell a hazai szakirodalomban ekkor jelent meg először. CZINE és szerzőtársai (2019; 2020c) kutatásukban a margarinnal kapcsolatos fogyasztói preferenciákat vizsgálták egyetemista hallgatók körében. MNL modell alkalmazásán keresztül tett becslésük eredményei alapján megállapították, hogy az ár, a zsír- és sótartalom emelkedésével egyidejűleg csökken a fogyasztói hasznosságérzet a margarinnal kapcsolatosan, továbbá a napraforgóolaj-tartalom nem képvisel jelentős szempontot a választások során. CZINE (2020) a DCE módszerének alkalmazási területeit mutatja be, különös figyelmet fordítva az egészséggazdasági elemzésekre. CZINE és BALOGH (2020) a látens osztályú és a random paraméteres látens osztályú (RLC – random parameter latent class) modelleket ismertetik írásukban, míg CZINE és szerzőtársai (2020a; 2020b) egy tradicionális termékkel (mangalicakolbász) kapcsolatosan végrehajtott diszkrét választási kísérlet részleteit mutatják be. Az Észak-Alföld régióban végzett felmérés modellbecsléseihez a szerzők MNL, RPL (fizetési hajlandóság-térben) és LC specifikációkat alkalmaztak. Eredményeik között kiemelik, hogy a 40 évnél idősebb átlagos és átlag alatti egy főre jutó havi bruttó jövedelemszinttel rendelkező férfiak külön csoportot alkotnak. Ezen szegmens pedig egyértelmű preferenciákat mutat az alacsony áron kapható, 75% mangalicahús-tartalmú, termelői piacról beszerzett és eredetjelzéssel rendelkező termékkel kapcsolatosan. Az MNL és LC modell becslésének folyamatát ismerteti CZINE és szerzőtársai (2020d; 2021). A szerzők az R Apollo csomag használatán keresztül vezetik végig a specifikációk felépítésének lépéseit és a kapott eredmények értelmezését.

Ebből a néhány példából jól érzékelhető, hogy a magyar szakirodalom meglehetősen hiányosnak tekinthető a DCE módszerének alkalmazása terén. A nemzetközi szakirodalomban azonban más a helyzet. BAJI (2012) írásában a módszer leggyakrabban alkalmazott területei között a marketinget, a közlekedés-, a környezet- és az egészséggazdaságtant emeli ki. Ez a következtetés manapság is helytállóan tekinthető, melyet a következőkben alább is támasztok. Az említett négy alkalmazási terület vizsgálatához egy kisebb empirikus szakirodalmi áttekintést végeztem a 2020. november–december közti időszakban. A kereséseket a Google Scholar keresőmotor használatával végeztem. Erre vonatkozó döntésemet az indokolta, hogy a szokásos tudományos keresőkhöz képest (például Scopus, Web of Science stb.) ez szélesebb

körü találatokat biztosít. Minden alkalmazási terület tekintetében tíz, 2016-tól frissebb tanulmányt választottam ki. Elemzésemet azért korlátoztam erre a számra, mivel KNOFF (2006) is kitért arra, hogy amennyiben túl sok szakirodalmi forrás van egy adott témán belül, nem szükséges az áttekintésnek átfogónak lennie. Elegendő mindössze arra összpontosítani, hogy azok előre mozdítsák az érdeklődési kört. Ezek ismertetése során a hangsúlyt arra fektetem, hogy felmérjem az egyes területek sajátosságait, a DCE alkalmazásával összefüggésben. Fontos említést tenni arról, hogy a marketing területének tanulmányozásakor a hústermékekre fókuszáltam elemzésemet. Ezt a korlátozást a terület széleskörűsége miatt volt szükséges megtennem. A választást elsősorban az indokolta, hogy a későbbiekben bemutatni kívánt elemzéseim közül kettőnek az adatait hústermékkel összefüggésben végzett kutatás szolgáltatta.

Keresőkifejezéseim a következők voltak:

1. Discrete choice experiment in meat choices,
2. Discrete choice experiment transport economics,
3. Discrete choice experiment environmental economics,
4. Discrete choice experiment health economics.

2.4.1. Diszkrét választási kísérletek a marketing területén (a hússokra vonatkozó preferenciavizsgálatokkal összefüggésben)

ORTEGA és szerzőtársai (2016) az importált marhahússal kapcsolatos preferenciákat vizsgálták a pekingi fogyasztók körében. Címkézetlen (unlabelled) típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak, ahol minden esetben szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Attribútumaik között az árat, a származási országot, az élelmiszerbiztonsággal és az állat jóléttel kapcsolatos információt, valamint a bio/organikus tanúsítványt szerepeltették. Modellbecsléseiket RPL specifikáció alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy a pekingi fogyasztók az élelmiszerbiztonsággal kapcsolatos információt értéklik a leginkább és az ausztrál marhahústermékekért többet hajlandók fizetni, mint az amerikai, vagy a hazai piacról származóért.

WANG és szerzőtársai (2018) a sertéssel kapcsolatos fizetési hajlandóságot vizsgálták Kínában, városi fogyasztók körében. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak, ahol minden esetben szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Választott attribútumaik között a kormány általi tanúsítvány, a származási hely, a gyógyszermentesség és az ár szerepeltek. Modellbecsléseiket RPL specifikáció szerint

tették. Eredményeik között kiemelik, hogy a fejlettebb régióból (Jiangsu) származó válaszadók jelentősen magasabb fizetési hajlandóságot mutattak minden tulajdonságot illetően, mint a kevésbé fejlett régióból (Anhui) érkezők.

LUSK (2018) a lassan növekvő csirkékre vonatkozó fogyasztói preferenciákat vizsgálta. Címkézetlen típusú diszkrét választási kísérletének minden döntési helyzete három alternatívát tartalmazott, melyek esetében mindig szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Attribútumai között az ár és különböző címkék (lassan növekvő csirkére, bio termékre, antibiotikum kezelésre, hozzáadott hormonra és a GMO-mentességre vonatkozók) szerepeltek. Modellbecsléseit LC specifikáció alapján tette. Eredményei között kiemeli, hogy a lassan növekvő csirkére utaló címke fontossága és az attribútum irányába tanúsított fizetési hajlandóság nagyban összefügg a nyújtott információ mennyiségével és általánosságban kevésbé meghatározó, mint a többi címke. Emellett a szerző kitér arra is, hogy a csirkemellre vonatkozóan több, egymástól eltérő preferenciával rendelkező piaci szegmens létezik a vizsgált tulajdonságok függvényében.

DEMARTINI és szerzőtársai (2018) a gímszarvashús irányába tanúsított fogyasztói preferenciákat vizsgálták. Címkezett (labelled) típusú diszkrét választási kísérletük (melyek gímszarvashúsból és marhahúsból készített menüket tartalmaztak) döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak, míg attribútumaik között a hús típusa, a húsból előállított menü elkészítésének módja, származási helye és ára szerepeltek. Modellbecsléseiket MNL és RPL specifikációk alapján tették. Eredményeik között kitérnek arra, hogy a gímszarvashús esetében a vadhúshoz való pozitív hozzáállás több mint háromszor nagyobb hatással van a fizetési hajlandóságra, mint a vadászat támogatása.

LAMBOOIJ és szerzőtársai (2019) a fagyasztott és nem fagyasztott húskészítmények irányába mutató fogyasztói preferenciákban és fizetési hajlandóságban lévő eltérést vizsgálták Hollandiában. Címkézetlen típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak, ahol mindig szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Attribútumaik között a fagyasztás, a tartásrendszer típusa, a lejárat dátum, a hús minősége és az ár szerepeltek. Modellbecsléseiket LC specifikáció alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy a legtöbb holland fogyasztói csoport a nem fagyasztott húst preferálja elsődlegesen. Emellett kitérnek arra, hogy míg az ár fontos tényezőt képvisel a választások során, addig a hús fagyasztása kisebb szerepet játszik a vásárlási döntésekben.

APOSTOLIDIS és MCLEAY (2019) a húsfogyasztók és a húst nem fogyasztók preferenciáit vizsgálták a fenntartható címkékkel kapcsolatosan. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei négy alternatívát tartalmaztak, melyek esetében a „nem választ” lehetőség is mindig szerepelt. Attribútumaik között a zsírtartalom, az ökológiai lábnyom mértéke, az előállítási mód (organikus, GMO-mentes, vagy konvencionális), a darálthús típusa, a márka, a származási hely és az ár jelentek meg. Modellbecsléseiket MNL és LC specifikációk alapján végezték el. Eredményeik alapján a húsfogyasztókra három, a csökkentett húsbevitelt folytatókra kettő, míg a húst nem fogyasztókra vonatkozóan egy szegmens volt azonosítható.

AHMED és MUSTAPHA (2020) a csirkehús irányába mutató fogyasztói preferenciákat és fizetési halandóságot vizsgálták. Címkézetlen típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak. Attribútumaik között az eredet (helyi vagy importált), az íz, a méret (kicsi, közepes, nagy), a táplálkozási előny és az ár kaptak helyet. Vizsgálatuk során az RPL specifikációt használták. Eredményeik között kiemelik, hogy a megkérdezettek körében előnyben részesítettnek tekinthető a nagyméretű helyi csirke, azonban a hús íze nem volt jelentős befolyással a döntéshozatalra.

MARESCOTTI és szerzőtársai (2020) a feldolgozott hústermékekkel kapcsolatos fogyasztói preferenciákat vizsgálták, ideértve a címkével ellátott vadhúsokat is. Címkézett típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei négy alternatívát tartalmaztak, ahol minden esetben szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Attribútumaik között a címke (vadászott vadhúsra vonatkozó vagy oltalom alatt álló földrajzi jelzés) és az ár szerepeltek, ezek felhasználásával látens osztályú modelleket becsültek. Eredményeik között kiemelik azt, hogy a vadhúsra utaló címke még nem létezik az olasz piacon, de a megítélése pozitív volt a fogyasztók körében és a többségük valószínűleg el is fogadná azt. Azonban kitérnek arra is, hogy az állatjóléti kérdéseket illetően érzékenyebb fogyasztók minimális érdeklődést mutatnak a vadhústermékekkel kapcsolatosan, így a címke létezése sem jelent számukra semmilyen előnyt.

ELDESOUKY és szerzőtársai (2020) a hústermelés fenntarthatóságával kapcsolatosan vizsgálták a fogyasztói értékeléseket. Döntési helyzeteik három címkézetlen formátumú alternatívát tartalmaztak. Ezek között minden esetben szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Kísérletük attribútumai között a származási ország, az ár, az előállítás módja (konvencionális vagy organikus), az állatvédelmi címke és az ökológiai címke iránti igény jelentek meg. Modellbecsléseiket feltételes logit (CL – conditional logit) specifikáció alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy a fogyasztók számára a legjobb választást a Spanyolországban előállított, állatvédelmi és ökocímkével rendelkező bio marha jelenti.

ASANTE-ADDO és WEIBLE (2020) a hazai előállítású baromfihúsról vonatkozó fogyasztói preferenciákat vizsgálták Ghánában. Címkezetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak, azok egyik lehetősége mindig a „nem választ” volt. Attribútumaik között a származási ország, a termék formája (egész vagy részekre vágott), a tárolási forma (fagyasztott vagy friss), a termelési igény (nincs vagy antibiotikum/hormonmentes) és az ár szerepeltek. Az általuk alkalmazott modellek az MNL, az RPL és az LC specifikációk voltak. Eredményeik között kiemelik, hogy a fogyasztók preferenciái heterogének a csirkehús tulajdonságait illetően. Ezentúl levonják azt a következtetést, hogy a megkérdezett fogyasztók a hazai csirkét jobban preferálják az importálthoz képest.

2.4.2. Diszkrét választási kísérletek a közlekedésgazdaságtan területén

LARRANAGA és szerzőtársai (2017) az áruszállítási szolgáltatásra vonatkozó preferenciákat vizsgálták a brazil Rio Grande do Sul logisztika menedzsereinek körében. Címkezett típusú kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak. Attribútumaik között a teljes szállítási költséget, a teljes szállítási időt, az időben történő szállítás százalékos arányát és a két napnál többet késett szállítások százalékos arányát szerepeltették. Becsléseiket MNL, RPL és kevert paraméterű logit hiba komponens (MIXLEC – mixed logit error component) specifikációk alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy az intermodális alternatívák megbízhatóságának növelését célzó beruházások hatékonyabban ösztönzik az intermodalitást, mint a költségek csökkentése.

SOTO és szerzőtársai (2018) a kolumbiai Cartagena városában vizsgálták a parkolási döntések befolyásoló tényezőit. Címkezett formátumú diszkrét választási kísérletük alternatívái között az ingyenes utcai parkolást, a fizetős utcai parkolást és a fizetős nyilvános parkolást, míg attribútumaiknál a keresési időt, a várakozási időt és a parkolási díjat szerepeltették. Modellbecsléseiket MNL és hibrid (HC – hybrid choice) specifikációk alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy a keresési időn, várakozási időn és parkolási költségen túl a kockázatkerülő magatartás és a pozitív autókabartartási attitűd is jelentős szerepet képvisel a parkolási döntések meghozatala során. Emellett kitérnek arra is, hogy az utóbb említett két látens tényező bevezetésével egy jelentősen jobb illeszkedést mutató modellt kaptak.

GUNDLACH és szerzőtársai (2018) egy autómentes városközpont létrehozásával kapcsolatosan vizsgálták meg Berlin lakosainak preferenciáit. Címkezetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak (ezek között minden esetben szerepelt a „nem választ” lehetőség is), míg attribútumaik között a kerékpárosok

számára biztosított úthálózat; a legközelebbi tömegközlekedési megállótól való (gyalogos) távolság; a tömegközlekedés gyakorisága; a parkolás lehetősége a tömegközlekedési megállókban, az autómentes városközponttal határosan; a további üdülőterületek és a tömegközlekedés költsége szerepeltek. Modellbecsléseiket CL és RPL specifikációk alapján tették. Eredményeiknél kiemelik, hogy a válaszadók közel 60%-a hajlandó lenne elfogadni egy autómentes városközpontot, melyre jelentős hatást gyakorol a kerékpáros közlekedés infrastruktúrájának és a buszmegállók, valamint a vonatállomások hálózatának fejlesztése, továbbá a szabadidős területek növelése.

BANSAL és DAZIANO (2018) az önvezető taxik használatának megítélését vizsgálták New Yorkban. Címkézett formátumú döntési helyzeteik egytől-egyig három alternatívát tartalmaztak, attribútumaik között pedig a járművön kívüli utazási időt (várakozási idő és gyalogos szakasz), az utazási időt, az utazási költséget (a parkolási költségen kívül), a parkolási költséget, a CO₂-kibocsátást és az önvezetés lehetőségét szerepeltették MNL becsléseikben. Eredményeik között kiemelik, hogy a New York-i válaszadókat tartalmazó mintájuk megközelítőleg három dollárral fizetne kevesebbet egy önvezető járművel megtett útért. A szerzők kitérnek továbbá arra is, hogy ez a következtetés valószínűleg a sofőr hiányából adódó kényelmetlenség érzéséből ered.

NGUYEN és szerzőtársai (2019) különböző közlekedési módokat illetően elemezték a preferenciákat a vietnámi Ho Chi Minh városában. Címkézett formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak és a hagyományos közlekedési módokon (motorkerékpár, autóbusz) túl, új technológiával támogatott taxi szolgáltatást és az első városi vasút választásának lehetőségét is magukba foglalták. Attribútumaik között a tranzit típusát, a tranzitidőt, a tranzitköltséget, az utazási időt, az utazási költséget, a parkolási költséget és az ülőhelyet szerepeltették. Becsléseiket CL specifikáció alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy az utazási mód megválasztását mind a teljes utazási idő, mind pedig a teljes utazási költség befolyásolja.

VAN ACKER és szerzőtársai (2020) a távolsági utazók autóbusz-közlekedésre vonatkozó preferenciáit vizsgálták. Címkézetlen formátumú kísérletük három alternatívája között a „nem választ” lehetőség is szerepelt, míg vizsgált attribútumaik között az utazási időt, a wifi elérhetőségét, a lábtér nagyságát, az ellátás és szórakozás típusát, a tápcsatlakozó elérhetőségét és az utazási költséget szerepeltették. Becsléseiket RPL modellspecifikációval tették meg. Eredményeiknél kiemelik, hogy az utazási költség központi szerepet tölt be az autóbusz-közlekedés irányába tanúsított preferenciákban. Ugyanakkor további, a szolgáltatás minőségére

utaló jellemzőknek is számottevő hatása van, melyek között a lábtér nagysága, a wifi elérhetősége és az egyéni szórakoztatórendszer szerepelnek.

MONCHAMBERT (2020) a távolsági közlekedési módokra vonatkozó preferenciákat vizsgálta két szempontból. Egyfelől a járművezetők (esetükben a döntési helyzetek két választási lehetőséget tartalmaztak címkézett formában), másfelől az utazók (esetükben a döntési helyzetek négy választási lehetőséget tartalmaztak címkézett formában) megítélését elemezte, különös hangsúlyt fordítva a telekocsis utazási módra. RPL modelljének attribútumai között a járművezetőket középpontba állító kísérletben az utazási idő, a pénzbeli nyereség és a szállított emberek száma; míg az utazóknál az utazási idő, a korábbi érkezés, a késve érkezés és az ár kaptak helyet. Eredményei között kiemeli, hogy az általa vizsgált személyek sokkal inkább választják az egyedül történő utazást a telekocsis utaztatással szemben. Emellett kitér arra, hogy a telekocsival utazó személyeknek átlagosan 4,5 euró „kényelmetlenségi” költsége merül fel további extra utasonként ugyanabban a járműben. Végül pedig említést tesz arról, hogy a női autóvezetők kevésbé hajlamosak a telekocsiztatásra a férfiakkal szemben, azonban amikor mégis, akkor inkább preferálják a két utast az egyhez képest.

YAP és szerzőtársai (2020) a zsúfoltság megítélését értékelték a városi villamos- és autóbuszjáratokat illetően. Kinyilvánított (RP – revealed preference) jellegű adatokon alapuló RPL modelljük attribútumai között a járműben eltöltött idő, a várakozási idő, az átszállási idő, az átszállások száma, az útvonal hossza és a zsúfoltság (amely magában foglalta mind az ülőhelyek foglaltságát, mind pedig az állás közbeni sűrűséget) szerepeltek. Eredményeik között kiemelik, hogy a zsúfoltság jelentős szerepet tölt be az utazók tömegközlekedés kapcsán hozott döntéseiben. Azonban kitérnek arra is, hogy a ritkán utazók esetében a várható zsúfoltság nem képezi a döntések szerves részét.

BERGANTINO és szerzőtársai (2020) esettanulmány jelleggel vizsgálták az olaszországi Apulia lakosságának preferenciáit a repülőtér hozzáférhetőségi módjával kapcsolatosan. Mind kinyilvánított (RP), mind pedig feltárt (SP – stated preference) (címkézett formátumban) adatokat tartalmazó kísérletük attribútumai között a járművön kívüli és belüli utazási idő, az utazási költség és a haladási idő kaptak helyet. Modellbecsléseiket NL, RPL és beágyazott kevert logit (NMIXL – nested mixed logit model) specifikációk szerint végezték. Eredményeik között kiemelik, hogy a repülőterek megközelíthetősége kulcsfontosságú tényezőt képvisel. Emellett kitértek arra, hogy a gyakoribb buszjáratok indítását célzó intézkedéseket pozitív megítélés jellemzi, ami különösképpen a repülőteret használókra igaz. A repülőteret nem használók között az utazási költséget illető érzékenység tekinthető leginkább jellemzőnek.

FOREMAN és szerzőtársai (2021) kutatásukban a vezetés közben történő, szöveges üzenetek olvasásával összefüggő döntéshozatalt vizsgálták. Címkezetlen típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak. MNL és RPL modelljeik attribútumai között a feladóval fennálló kapcsolatot, az útviszonyokat és a fontosságot szerepeltették. Eredményeik között kiemelik, hogy a kitöltők körében gyakoribb a vezetés közbeni üzenetolvasás abban az esetben, ha az üzenet feladója fontos személy, annak tartalmát lényegesnek ítélik meg, illetve amennyiben vidéki utakon haladnak.

2.4.3. Diszkrét választási kísérletek a környezetgazdaságtan területén

HOUSSIONON és szerzőtársai (2017) Burkina Fasoban mérték fel a gazdák preferenciáit és fizetési hajlandóságát az ökoszisztéma-szolgáltatásokkal kapcsolatosan. Diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát foglaltak magukba címkezetlen formában, melyek mindig tartalmazták a „status quo” lehetőségét is. Attribútumaiknál a kisméretű vízfelhasználási rendszerek (SWI – small-scale water infrastructure), a megfelelő öntözőrendszer, a szennyvíz újrafelhasználása, a szerves hulladék-felhasználás és a hektáronkénti támogatás kaptak helyet. Modelljeik között a CL, az RPL és az LC specifikációk szerepeltek. Eredményeiknél kiemelik, hogy a gazdáknak szignifikáns, pozitív irányú preferenciáik vannak a csepegtető öntözéssel, a tisztított szennyvízzel és a szerves anyagokkal kapcsolatosan.

SCASNY és szerzőtársai (2017) a klímaváltozás mérséklésére vonatkozó politikák nyilvános elfogadását vizsgálták három országban (Csehország, Lengyelország, Egyesült Királyság). Kísérletük döntési helyzetei három címkezetlen formátumú alternatívát tartalmaztak, az egyik lehetőség pedig mindig a „status quo” volt. Attribútumaik között az Európai Unió kibocsátáscsökkentési célja, a költségek megoszlása az európai uniós országok között, a költségek megoszlása a tagállam állampolgárai között és a háztartás havi költségnövekedésének mértéke kaptak helyet. Modellbecsléseiket RPL és LC specifikációk alapján tették. Ezek alapján rámutattak arra, hogy a vizsgált országok között lényeges különbségek vannak a környezetpolitikák elfogadását illetően.

CHEN és szerzőtársai (2017) esettanulmány jelleggel vizsgálták a folyók helyreállításával kapcsolatos preferenciákat Brüsszelben, a Zenne folyó példáját felhasználva. Három alternatívát tartalmazó címkezetlen formátumú döntési helyzeteik (melyek között minden esetben az egyik lehetőség a „status quo” volt) attribútumai között a hidromorfológiai tulajdonságot, a vízminőséget, az ökológiai állapotot, a rekreációs lehetőséget és a költséget szerepeltették. RPL modellbecslésük alapján kiemelik, hogy a belga állampolgárok egy

természetesebb folyót szeretnének, melyet többek között jó vízminőséggel és a fajok sokféleségével azonosítanak. Ezentúl a szerzők kitérnek arra, hogy a legfontosabb, leginkább preferált attribútumnak a jó vízminőség tekinthető a válaszadók körében.

DE SALVO és szerzőtársai (2018) Szicílián végeztek diszkrét választási kísérletet annak érdekében, hogy felmérjék a gazdálkodók preferenciáit az agrár környezetvédelmi rendszerekkel kapcsolatban. Döntési helyzetekben három alternatíva szerepelt (ezek közül az egyik mindig a „status quo” lehetősége volt). Attribútumaik között a talaj védelme a víz eróziójával szemben, a talaj szerves anyagainak fenntartása, a táj jellemzőinek fenntartása, az agro-biodiverzitás megőrzése és a további kártérítés összege kaptak helyet. MNL és RPL modellbecsléseik alapján arra a megállapításra jutottak, hogy a gazdálkodókat általánosságban pozitív hozzáállás jellemzi a környezetbarát gyakorlatok irányába.

ARORA és szerzőtársai (2019) az indiai Odishában vizsgálták RPL modellel a gazdálkodók értékelését az aszálytűrő és áradástűrő tulajdonságokra vonatkozóan, a rizsfajták esetében. Döntési helyzetek négy alternatívát tartalmaztak, melyből egy a „status quo” lehetősége volt. Címkezetlen típusú kísérletük attribútumai között az aszályal szembeni tolerancia szintje, az áradással szembeni tolerancia szintje, az időtartam, a vetőmag típusa és az ár jelentek meg. A szerzők kimutatták, hogy a gazdálkodók értékelik a hozam variabilitásának csökkenését, melyet egy új stressztűrő változat kínál számukra és általánosságban hajlandók lennének többletet fizetni ezekért a tulajdonságokért mind az aszályra, mind pedig az áradásra hajlamos régiókban.

COSTA és szerzőtársai (2019) CL modell alkalmazásán keresztül vizsgálták Olaszországban a környezetbarát autókkal kapcsolatos preferenciákat. Kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak címkezetlen formában. Attribútumaik között az ár, a típus, az üzemanyag fajtája és a széndioxid-kibocsátás szerepeltek. Eredményeik szerint a fogyasztók pozitívan értékelik a környezetbarát alternatívákat, amely következtetés elsődlegesen a károsanyag-kibocsátás csökkentéséért való többletfizetési hajlandóságból ered.

DIMAL és JETTEN (2020) a talajminőség javításával szembeni preferenciákat vizsgálták RPL modell segítségével. Döntési helyzetenként három alternatívát (ezek közül minden esetben az egyik a „status quo” lehetősége volt) tartalmazó címkezett kísérletük attribútumai között a víztároló kapacitás, az erózió és üledék hozamszabályozása, a szénmegkötő-képesség és a háztartásokat érintő további éves költségek szerepeltek. Megállapításuk szerint a válaszadók körében általánosságban pozitív hozzáállás tapasztalható a talajjavítással összefüggő költségekkel kapcsolatban.

MAO és szerzőtársai (2020) a vizes élőhelyek esetében felmerülő, kárelhárítással kapcsolatos preferenciák felmérését célozták kutatásukban. Címkézetlen típusú, RPL specifikációra alapozott kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak a „status quo” lehetőségével együtt. Attribútumaik között a vizes terület, a biodiverzitás, a vízminőség, a természeti táj és az éves kifizetés a vizes élőhelyekre vonatkozóan jelentek meg. Cikkükben kiemelik azt, hogy a vizes élőhelyek kezelésére irányuló politikák közötti döntés egyik fontos mozgatórugója a kárelhárítás.

ZHA és szerzőtársai (2020) a kínai fogyasztói tudatosság mértékét vizsgálták diszkrét választási kísérlet alkalmazásán keresztül, a hűtőszekrényekkel és mosógépekkel kapcsolatosan. Döntési helyzeteik egytől-egyig négy címkézetlen formátumú alternatívát tartalmaztak (függetlenül attól, hogy a választási helyzet hűtőszekrényvel vagy mosógéppel volt kapcsolatos). Attribútumaik között az ár, a márka, az energiatanúsítvány, az energiafogyasztás és a kapacitás kaptak helyet. Modellbecsléseiket RPL és LC specifikációk alapján tették. Eredményeik között kiemelik, hogy az energiatanúsítvány-program Kínában hatékonyan működik. Kitérnek azonban arra is, hogy a fogyasztók nem minden esetben választják az energiatakarékos készülékeket.

BRONNMANN és szerzőtársai (2020) RPL modellel vizsgálták a polgárok megítélését a városi zöldterületekkel kapcsolatosan Németország 22 városában. Döntési helyzeteik címkézetlen formátumú alternatívái (minden helyzetben három) közül az egyik lehetőség mindig a „status quo” volt. Kísérletük attribútumai között a legközelebbi városi zöldterület természetessége, a legközelebbi városi zöldterület elérésének sétatávolsága (percben) és a havi lakásbérleti díj mértéke szerepeltek. Kimutatták, hogy a polgárok körében egyértelmű preferenciák vannak jelen a városi zöldterületek természetességével kapcsolatosan. Kitértek azonban arra is, hogy a vizsgált városok megítélésében és ezen keresztül a fizetési hajlandóságokban eltérések vannak.

2.4.4. Diszkrét választási kísérletek az egészséggazdaságtan területén

TANG és szerzőtársai (2016) az egészségügyi ellátással kapcsolatos preferenciákban bekövetkező változásokat vizsgálták a városi lakosok körében, Kínában. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak. Vizsgált attribútumaik között az orvos előzetes ismerete, a kórház típusa, a kórház távolsága, a várakozási idő, a saját zsebből fizetett költség és az igénybe vett kezelés vonatkozásában szükséges látogatások száma szerepeltek. Becsléseiket RPL és LC specifikációk alapján tették. Eredményeik többek között rávilágítanak arra, hogy a kitöltők preferenciáiban heterogenitás

van jelen. Az állandó városi lakosok kevésbé értékelik a magánegészségügyet, míg a „vidéki migránsok” inkább közömbösséget mutattak az állami és magánellátásokat illetően.

MEADS és szerzőtársai (2017) az előrehaladott daganatos betegek preferenciát vizsgálták, a fájdalom kezelésére irányuló szolgáltatásokkal összefüggésben. Címkézetlen típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak. Vizsgált attribútumaik között a várakozási idő; az egészségügyi szakember típusa; a zsebből fizetendő költség; a mellékhatások kontrollálása; valamint a kommunikáció, az információ és a fájdalomcsillapítás minősége kaptak helyet. CL és RPL modelljeik alapján megállapították, hogy a kitöltők körében a fájdalom kezelésének legfontosabb aspektusai között a fájdalomcsillapítás jó minősége, a többletköltség-mentesség és a mellékhatások hatékony kontrollálása szerepelnek, míg leginkább negatívan a gyenge vagy mérsékelt fájdalomcsillapítás és a 30 font költség hatnak a preferenciákra.

MAHUMUD és szerzőtársai (2019) kutatásukban szülészeti szolgáltatások jellemzőinek relatív fontosságát értékelték a bangladesi nők körében. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei négy alternatívát tartalmaztak, esetükben mindig szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Vizsgált attribútumaik között a szolgáltató elérhetősége, az attitűdje, az ára, a szülészeti ellátás folytonossága, a gyógyszer elérhetősége, a diagnosztika szolgáltatások elérhetősége, a létesítmény környezetének tisztasága, a lehetőség a panaszokra és a várakozási idő jelentek meg. Elemzésük során hierarchikus bayesi (HB – hierarchical bayes) módszert alkalmaztak. Eredményeik között kiemelik, hogy a legfontosabb attribútumok között a női orvos és a márkázott gyógyszerek elérhetősége, a tiszteletteljes attitűd, a szülészeti ellátás folytonossága és a rövidebb várakozási idő szerepelnek.

MUNTINGH és szerzőtársai (2019) a szorongásba vagy depresszióba való visszaesés megelőzését szolgáló programok irányába mutató preferenciákat vizsgálták. Címkézetlen típusú, három alternatívát szerepeltető döntési helyzetekben a „nem választ” lehetőség is rendre megjelent. Vizsgált attribútumaik között a szakemberrel történő találkozás gyakorisága, a kapcsolatfelvétel módja, a program rugalmassága, a kezelés típusa, a személyes megelőzési terv, a befektetett idő és a hatékonyság szerepeltek. Modellbecsléseik során CL és RPL specifikációkat használtak. Eredményeik között rávilágítanak arra, hogy a magas hatékonyság, a szakemberrel történő rendszeres kapcsolattartás, a minél kevesebb befektetett idő és a személyes megelőzési terv beépítése gyakorolják a legjelentősebb hatást a döntéshozatalra. Emellett a szerzők kiemelik azt, hogy a preferenciákban heterogenitás van jelen. Ez utóbbi

következtetés például abban nyilvánul meg, hogy a fiatalabb életkorú kitöltők jobban preferálják a hatékonyság magas szintjét.

LIU és szerzőtársai (2019) Kína vidéki területén vizsgálták az egészségügyi szolgáltatások kiválasztása során szerepet játszó tényezők közötti átváltásokat. Címkézetlen formátumú kísérletükhöz döntési helyzetenként három alternatívát alkalmaztak (a „nem választ” lehetőséggel együtt). RPL modellbecslésük attribútumai között a látogatási időtartam, a saját zsebből fizetett költség, a szakemberek készsége, a személyes kapcsolat az intézményben, az általános orvosi felszereltség, a gyógyszer elérhetősége, az utazási idő és az intézmény mérete kaptak helyet. Megfigyelték, hogy a létesítmény elérhetőségével és megfizethetőségével kapcsolatos tényezőket (például látogatási időtartam, saját zsebből fizetett költség, utazási idő) magasra értékelik a kitöltők.

MANDRIK és szerzőtársai (2019) LC elemzéssel vizsgálták az emlőrák szűrésére vonatkozó preferenciákat Fehéroroszországban. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak, esetükben mindig szerepelt a „nem választ” lehetőség is. Attribútumaik között a meghívás formája, a lehetőség a megbeszélés megszervezésére a meghívás ideje alatt, a részletes információ a szűrésről, az utazási idő, a várakozási idő, az orvossal kapcsolatos észlelés, a szűrési mód, a teszt érzékenysége, a szűrés és egyéb orvosi látogatások kombinálásának lehetősége és a teszt költsége jelentek meg. Elemzésük eredményeképpen négy eltérő preferenciákkal rendelkező szegmenseket különítettek el, melyeknél a közös pontot a teszt megbízhatóságára és a költségekre való érzékenység jelentette.

HERTROIJS és szerzőtársai (2020) a kettős típusú cukorbetegségben szenvedők kezelésre irányuló preferenciáit vizsgálták RPL modellel. Címkézetlen típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak. Vizsgált attribútumaik között a cukorbetegség ellátásának megtervezésében lévő szerepmegosztás, az életmód fejlesztési módszer, a gyógyszer támogatásának fajtája, a konzultáció gyakorisága, az érzelmi támogatás megközelítése és az öngondoskodásra fordított idő szerepeltek. Kimutatták, hogy a kitöltők magasan preferálják az egészségügyi szolgáltatóval való együttes tervezést a cukorbetegségük ellátásával kapcsolatosan. Emellett elutasítják a pszichológustól kapott érzelmi támogatást. A szerzők említést tesznek a preferenciákban rejlő heterogenitásról, melyet részben magyarázni is tudnak a nemek, az iskolai végzettség és a glükózcsökkentő szerek használatában lévő eltéréseken keresztül.

LIAO és szerzőtársai (2020) a vakcinákkal kapcsolatos tulajdonságok relatív fontosságát vizsgálták RPL modellezéssel. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak a „nem választ” lehetőséggel együtt. Ezen felül egy domináns alternatívát (olyan választási alternatíva, ami jellemzői alapján egyértelműen felülmúlja az adott döntési helyzet további lehetőségeit) szerepeltető választási szituációt is alkalmaztak annak érdekében, hogy kiszűrjék a nem racionális döntéshozókat. Vizsgált attribútumaik között az oltóanyag hatékonyságát, a vakcinával kapcsolatos mellékhatások valószínűségét, az időtartamot, az oltás helyét, az oltási folyamat eljárását, az oltási szolgálat elérhetőségi idejét és az oltásban résztvevő kollégák arányát szerepeltették. Kiemelték, hogy a kitöltők a biztonságot fontosabbnak ítélik, mint az oltóanyag hatékonyságát.

SHANAHAN és szerzőtársai (2020) a heroin függőség kezelésére vonatkozó preferenciákat értékelték MNL és RPL modellek segítségével, az érintettek családi körében. Címkézetlen formátumú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei három alternatívát tartalmaztak, beleértve a „nem választ” lehetőséget is. Attribútumaik között a három hónapnál hosszabb ideig a kezelésben maradók száma, a résztvevő és családtagok közötti heti konfliktusos napok száma, a családtagok egészségi állapota, a bűnözői magatartás miatti rendőri incidensek százalékos arányának csökkenése és a heti jótékonyági célra történő hozzájárulási hajlandóság összege jelentek meg. Kimutatták azt, hogy a kitöltők előnyben részesítik a hosszabb kezelési időt, a kevesebb családi viszályt, a jobb saját egészségi állapotot és a rendőrséggel való incidensek kisebb valószínűségét.

ANCILLOTTI és szerzőtársai (2020) a svéd lakosság preferenciáit elemezték az antibiotikumkezelést illetően. Címkézetlen típusú diszkrét választási kísérletük döntési helyzetei két alternatívát tartalmaztak. Vizsgálatuk során öt kezelési attribútumot szerepeltettek, melyek között az antibiotikumrezisztenciához való hozzájárulás mértéke, a kezelés időtartama, a mellékhatások előfordulásának valószínűsége, a kezelés sikertelenségének valószínűsége és a kezelés költsége kaptak helyet. Modellbecslésüket LC specifikáción keresztül tették. Azt állapították meg, hogy minden tanulmányozott tulajdonság a kitöltők preferenciáinak befolyásolói közé tartozik. Ezek közül pedig az antibiotikumrezisztenciához való hozzájárulás mértéke képviseli a legfontosabb tulajdonságot a – leginkább fiatal korú – válaszadók többségénél.

2.4.5. A területek összehasonlítása

A következő lépésben hat darab szempontot választottam és vizsgáltam meg a területeket illetően, melyek egytől-egyig a diszkrét választási kísérletek kulcskérdéseit képviselik (SOEKHAI és szerzőtársai, 2019). Ezek a következők voltak:

1. RP vagy SP jellegű adatokon alapult a kísérlet
2. A kísérletek döntési helyzetekben szerepeltetett alternatívák száma
3. A „nem választ”/„status quo” lehetőség megjelenésének gyakorisága a kísérletekben
4. A döntési helyzetek alternatíváinak formája (címkézett vagy címkézetlen)
5. A kísérletekben szerepeltetett attribútumok száma
6. Az alkalmazott modellspecifikációk gyakorisága.

Az egyes területekre vonatkozó eredményeket az *6. táblázat* szemlélteti.

6. táblázat: A vizsgált szempontok területek szerinti megoszlása

Szempont	Marketing N=10	Közlekedés- gazdaságtan N=10	Környezet- gazdaságtan N=10	Egészség- gazdaságtan N=10
Adattípus (%)				
RP	0,0	15,0	0,0	0,0
SP	100,0	85,0	100,0	100,0
A döntési helyzetek alternatíváinak száma (%)				
2 darab	20,0	33,3	10,0	40,0
3 darab	60,0	55,6	70,0	50,0
4 darab	20,0	11,1	20,0	10,0
A „nem választ”/„status quo” lehetőségek megjelenésének gyakorisága (%)				
Megjelent	80,0	22,2	80,0	60,0
Nem jelent meg	20,0	77,8	20,0	40,0
Az alternatívák formájának típusa (címkézett/címkézetlen) (%)				
Címkézett	20,0	70,0	0,0	0,0
Címkézetlen	80,0	30,0	100,0	100,0
A kísérletekben szerepeltetett attribútumok száma (%)				
<3 darab	10,0	0,0	0,0	0,0
3-5 darab	80,0	55,6	100,0	20,0
5 darab<	10,0	44,4	0,0	80,0
Az alkalmazott modellspecifikációk gyakorisága (%)				
CL/MNL	10,0	20,0	10,0	0,0
RPL	30,0	30,0	50,0	30,0
LC	30,0	0,0	0,0	20,0
CL/MNL és RPL	10,0	20,0	10,0	30,0
CL/MNL és LC	10,0	0,0	0,0	0,0
RPL és LC	0,0	0,0	20,0	10,0
CL/MNL, RPL és LC	10,0	0,0	10,0	0,0
CL/MNL és egyéb	0,0	20,0	0,0	0,0
RPL és egyéb	0,0	10,0	0,0	0,0
LC és egyéb	0,0	0,0	0,0	0,0
Egyéb	0,0	0,0	0,0	10,0

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: A közlekedésgazdaságtan területén a „A döntési helyzetek alternatíváinak száma”, a „A „nem választ”/„status quo” lehetőségek megjelenésének gyakorisága”, a „Az alternatívák formájának típusa (címkézett/címkézetlen)” és a „A kísérletekben szerepeltetett attribútumok száma” szempontok esetében kilenc tanulmány jelentette a teljes elemszámot.

A 6. táblázat alapján jól látható, hogy a területek között számos eltérés van a vizsgált szempontok tekintetében. Az adattípusra vonatkozóan megállapíthatjuk, hogy a legtöbb kutatás során SP jellegű – a kutató által előzetesen megtervezett – vizsgálat történik. Ennek oka

valószínűleg az RP adatok nehéz hozzáférhetőségéből, illetve a megközelítés további, a korábbiakban már említett hátrányos tulajdonságaiból ered. A választási szituációk lehetőségeinek számát illetően azt láthatjuk, hogy minden területnél a három alternatíva a leggyakoribb. A „nem választ”/„status quo” lehetőség döntési helyzetekben történő szerepeltetése a marketing és környezetgazdaságtan területére jellemző a leginkább. Szembetűnő viszont az, hogy a közlekedésgazdaságtanban már nem túl gyakori. Az alternatívák formájának típusánál megosztó képet láthatunk. Amíg a marketing, a környezet- és az egészséggazdaságossági elemzésekben főként címkézetlen típusú kísérleteket végeznek, addig a közlekedésgazdaságtan területén már többségében címkézett megközelítés a jellemző. A szerepeltetett attribútumok száma az egészséggazdaságtan területén tekinthető a legmagasabbnak. Ezen részterületen a cikkek 80%-ánál öt felett volt az alternatívákat jellemző tulajdonságok száma. A közlekedésgazdaságtanban szintén egészen nagy arányban találkozhatunk magas számú attribútummal lefolytatott kutatásokkal, azonban a döntő többségnél és a másik két terület (marketing és környezetgazdaságtan) esetében a három és az öt közötti szám a leggyakoribb. Az utolsó elemzési szempont az alkalmazott modellspecifikációk gyakoriságának vizsgálata volt, ahol azt láthatjuk, hogy a marketing területén meglehetősen gyakori az LC specifikáció használata, míg a közlekedésgazdaságtanban szinte csak RPL modell alkalmazása jellemző, a CL/MNL specifikáción túlmenően. A környezet- és az egészséggazdaságtanban már rendkívül vegyes képet láthatunk. Gyakorinak tekinthető mind a random paramétereket szerepeltető RPL, mind pedig az egymástól eltérő preferenciákkal rendelkező csoportok elkülönítését célzó LC specifikáció használata.

3. ANYAG ÉS MÓDSZER

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.

3.1. A kísérletek bemutatása

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

3.1.1. 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 7. táblázat szemlélteti.

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

Attribútum	Leírás	Tulajdonság szint
Ár	Egy 450-500 gramm kiszerezésű termék vételára forintban kifejezve.	350
		450
		550
Zsirtartalom	A termék zsirtartalma 100 grammra vetítve, %-os formában kifejezve.	<31
		31-50
		50<
Só tartalom	A termék só tartalma 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 termékkombinációt számításba veszünk – esetben $2^1 \times 3^3 = 54$ darab választási lehetőséget kellett volna szerepeltetnünk döntési helyzeteinkben. 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 8. táblázat mutat.

8. 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 kitöltetést kényelmi mintavételi eljárásen 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 9. táblázat ismerteti.

9. 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 képzés	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/Házaspár	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 találhatóak.

3.1.2. 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 fókuszcsoporthoz interjúk alapján meghatározott terméktribútumokat, azok leírását és szintjeiket a 10. táblázat mutatja be.

10. 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 mangalicahús-tartalma %-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 nagyoknak 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 11. táblázat mutat.

11. 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 12. táblázatban láthatók.

12. 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.

3.1.3. 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 az 13. táblázat mutatja be.

13. 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 a *11. 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



369 Ft/csomag

Választ

2. lehetőség



189 Ft/csomag

Választ

3. lehetőség



369 Ft/csomag

Választ

4. lehetőség

Egyiket sem szeretném választani ezek közül.

Választ

11. ábra: **Példa a döntési helyzetre (3. kísérlet)**

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A hiányos válaszoktól tisztított mintánk 380 kitöltőt tartalmaz, melynek részletei a *14. táblázatban* láthatók.

14. 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; Jövedelem kategória 1: < 150 000 Ft; Jövedelem kategória 2: 150 001–205 000 Ft; Jövedelem kategória 3: 205 001–235 000 Ft; Jövedelem kategória 4: 235 001–380 000 Ft; Jövedelem kategória 5: 380 001–835 000 Ft; Jövedelem kategória 6: 835 000 Ft <.

A 14. 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 felülreprezentáltak tekinthető, ami az online kérdőíves felmérések egyfajta korlátozottságának róható fel (BETHLEHEM, 2010).

3.2. Modellspecifikációk, illeszkedési mutatók és a fizetési hajlandóság meghatározása

Az ismertett 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.

3.2.1. 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 20. egyenlet szerint írható fel.

$$V_{n,i} = \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,i,k}, \quad (20)$$

ahol n a válaszadót, i az alternatívát, k a vizsgált terméktulajdonságot, β a k -adik 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 21. egyenlet szerint írható fel (MCFADDEN, 1974).

$$P_{n,i} = \frac{\exp \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,i,k}}{\sum_{j=1}^J \exp \sum_{k=1}^K \beta_k X_{n,j,k}} \quad (21)$$

3.2.2. 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 22. egyenlet szerint írható fel.

$$V_{n,i} = \sum_{k=1}^K \beta_{n,k} X_{n,i,k}, \quad (22)$$

ahol $\beta_{n,k}$ a 23. egyenlet szerint bontható fel.

$$\beta_{n,k} = \bar{\beta}_k + \sigma_{n,k}, \quad (23)$$

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 (21. egyenlet) a 24. egyenlet szerint módosul.

$$P_{n,i}(\Omega) = \int_{\beta} P_{n,i}(\beta) f(\beta|\Omega) d\beta, \quad (24)$$

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).

3.2.3. 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

jellemezhető. A modell esetében a hasznosság szisztematikus része a 25. egyenletnek megfelelően írható fel.

$$V_{n,i|q} = \sum_{k=1}^K \beta_{q,k} X_{n,i,k}, \quad (25)$$

ahol $\beta_{q,k}$ a q -adik osztály ($q = 1, \dots, Q$) esetében, a k -adik 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 -adik osztályba sorolható, a 26. egyenlet szerint írható fel.

$$P_{n,i|q} = \frac{\exp \sum_{k=1}^K (\beta_{q,k} X_{n,i,k})}{\sum_{j=1}^J \exp \sum_{k=1}^K (\beta_{q,k} X_{n,j,k})}, \quad q = 1, \dots, Q \quad (26)$$

A 26. 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 26. egyenlet a 27. egyenlet szerint egészül ki.

$$P_{n,i} = \sum_{q=1}^Q P_{n,i|q} H_{n,q}, \quad (27)$$

ahol $H_{n,q}$ az n -edik személy q -adik 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).

3.2.4. 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 28. egyenletnek megfelelően alakul (GREENE és HENSHER, 2013).

$$\beta_{n|q,k} = \beta_{q,k} + \sigma_{n|q,k}, \quad (28)$$

ahol $\sigma_{n|q,k}$ a 29. egyenlet szerint írható fel.

$$\sigma_{n|q,k} \sim E[\sigma_{n|q,k} | X] = 0, \quad Var[\sigma_{n|q,k} | X] = \sum q, \quad (29)$$

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 30. egyenlet szerint írható fel.

$$f(y_{n,t} | (\beta_q + \sigma_n), X_{n,t}) = \frac{\exp [\sum_{i=1}^I y_{n,t,i}(\beta_q + \sigma_n)X_{n,t,i}]}{\sum_{i=1}^I \exp [\sum_{i=1}^I y_{n,t,i}(\beta_q + \sigma_n)X_{n,t,i}]} \quad i = 1, \dots, I, \quad (30)$$

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).

3.2.5. A modellek jellemzőinek összefoglalása

Az ismertett modellek mindegyikének megvan a maga előnyös és hátrányos tulajdonsága(i). Ezeket foglalja össze a 15. táblázat (CZINE és BALOGH, 2020).

15. táblázat: Az MNL, RPL, LC és RLC modellek jellemzői

Modell	Előny	Hátrány
MNL	<ul style="list-style-type: none"> - Egyszerű becslési folyamat - Könnyedén értelmezhető eredmények 	<ul style="list-style-type: none"> - Homogén preferenciák feltételezése - Irreleváns alternatívák függetlenségének feltételezése
RPL	<ul style="list-style-type: none"> - Preferenciák heterogenitásának megragadása - Irreleváns alternatívák függetlensége feltételezés kezelése 	<ul style="list-style-type: none"> - Megfelelő eloszlás megválasztásának nehézsége - Random és fix paraméterek kijelölésének problematikája - Szimulációs eljárás megválasztása
LC	<ul style="list-style-type: none"> - Preferenciák heterogenitásának megragadása (csoportok között) - Irreleváns alternatívák függetlensége feltételezés kezelése 	<ul style="list-style-type: none"> - Csoportok ideális számának meghatározása - Csoporton belüli heterogenitás figyelmen kívül hagyása
RLC	<ul style="list-style-type: none"> - Preferenciák heterogenitásának megragadása (egyének és csoportok között) - Irreleváns alternatívák függetlensége feltételezés kezelése 	<ul style="list-style-type: none"> - Megfelelő eloszlás megválasztásának nehézsége - Random és fix paraméterek kijelölésének problematikája - Szimulációs eljárás megválasztása - Csoportok ideális számának meghatározása

Forrás: Saját szerkesztés, 2021; CZINE és BALOGH, 2020 alapján

A 15. táblázat alapján jól látható, hogy ahogy növekszik a modellek komplexitása, úgy egyre több nehézség válik kezelhetővé. Azonban ezzel egyidőben újabb megválaszolásra váró kérdésekhez juthatunk.

3.2.6. A modellek illeszkedését számszerűsítő mutatók

A modellek aggregált összehasonlíthatóságához több mutató is alkalmazható, melyek közül igen gyakran használt a Pszeudo R^2 (31. egyenlet), az AIC (32. egyenlet) és a BIC (33. egyenlet). Ezek segítségével hozhatnak döntést az elemzők például olyan kérdések vonatkozásában, hogy milyen osztályszámú LC specifikációt szükséges becslni a legjobb modellilleszkedés elérése érdekében (MARIEL és szerzőtársai, 2021).

$$\text{Pszeudo } R^2 = 1 - \frac{LL}{LL_0}, \quad (31)$$

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

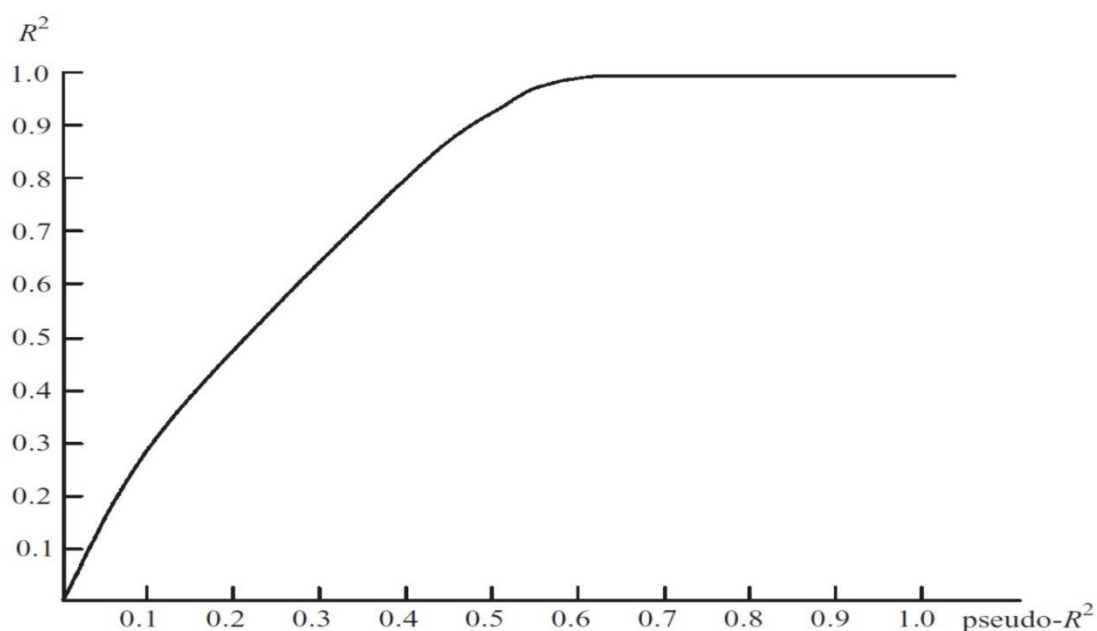
$$AIC = -2LL + 2k, \quad (32)$$

ahol k a becsült paraméterek számát jelöli.

$$BIC = -2LL + k \ln(n), \quad (33)$$

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 az 12. ábra.



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

Forrás: HENSHER és szerzőtársai, 2015 alapján

Az 12. ábra alapján jól látható, hogy például egy 0,3-es Pszeudo R^2 érték, körülbelül egy 0,6-es R^2 értéknek felel meg.

3.2.7. Fizetési hajlandóságra (WTP) vonatkozó kalkulációk

Abban az esetben, ha az ár is szerepel a vizsgált termék/szolgáltatásattribútumok 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 34. egyenlet szerint végezhető el, míg azok standard hibái a delta módszerrel származtathatók (HOLE, 2007; HENSHER és szerzőtársai, 2015).

$$WTP_{Attribútum} = (-1) \frac{\beta_{Attribútum}}{\beta_{\text{Ár}}}, \quad (34)$$

ahol $WTP_{Attribútum}$ a vizsgált tulajdonságra vonatkozó fizetési hajlandóságot; $\beta_{Attribútum}$ a vizsgált attribútumra, míg $\beta_{\text{Ár}}$ 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 35. egyenlet (hagyományos hasznosságfüggvény a

preferenciatérben) és 36. egyenlet (transzformált hasznosságfüggvény a WTP-térben) mutat példát (TRAIN és WEEKS, 2005).

$$V_{n,i,t} = \beta_{\text{Ár}} \text{Ár}_{n,i,t} + \beta_{1.\text{attribútum}} 1.\text{attribútum}_{n,i,t} + \beta_{2.\text{attribútum}} 2.\text{attribútum}_{n,i,t} + \beta_{3.\text{attribútum}} 3.\text{attribútum}_{n,i,t}, \quad (35)$$

ahol $\beta_{\text{ár}}$ az ár, míg $\beta_{1.\text{attribútum}}$, $\beta_{2.\text{attribútum}}$, $\beta_{3.\text{attribútum}}$ az 1., 2. és 3. attribútumokra vonatkozóan becsült együttható értékét jelölik.

$$V_{n,i,t} = \beta_{\text{Ár}} (\text{Ár}_{n,i,t} + WTP_{1.\text{attribútum}} 1.\text{attribútum}_{n,i,t} + WTP_{2.\text{attribútum}} 2.\text{attribútum}_{n,i,t} + WTP_{3.\text{attribútum}} 3.\text{attribútum}_{n,i,t}), \quad (36)$$

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

4. VIZSGÁLATI EREDMÉNYEK ÉS AZOK ÉRTÉKELÉSE

Eredményeimet az előző fejezetben bemutatott struktúra szerint fogom ismertetni. Elsőként a margarinra vonatkozó preferenciavizsgálat (1. kísérlet) modellbecsléseit mutatom be, melyet a tradicionális mangalicakolbásszal kapcsolatos kutatás (2. kísérlet) következtetései fognak követni. A fejezetet a szeletelt csomagolt kolbásszal összefüggésben (3. kísérlet) született eredményeimmel fogom zárni.

Mindhárom kísérletnél elsőként multinomiális logit (MNL – multinomial logit) modellbecslést fogok bemutatni, melyet random paraméterű logit (RPL – random parameter logit), látens osztályú (LC – latent class) és random paraméteres látens osztályú (RLC – random parameter latent class) specifikációk fognak követni. Ezek esetében tesztelni fogom a szociodemográfiai jellegű változók hatásait, továbbá fizetési hajlandóságra (WTP – willingness to pay) vonatkozó kalkulációkat teszek.

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

Az egyetemista hallgatók körében végzett kutatás modellbecsléseihez felhasznált minta CZINE és BALOGH (2020) munkáján alapul. Ez két felmérésből – magyar és Magyarországon tanuló nemzetközi hallgatókat célzó – származó adatsort tartalmaz, hiányos válaszoktól megtisztított formában.

4.1.1. A multinomiális logit (MNL) modellbecslés eredményei

A 37. egyenlet szerinti hasznosságfüggvény formulán alapuló MNL modellbecslésem eredményeit a 16. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + \beta_{\text{Ár}} \text{Ár}_i + \beta_{\text{Közepes zsírtartalom}} \text{Zsírtartalom}_{\text{Közepes}_i} + \beta_{\text{Magas zsírtartalom}} \text{Zsírtartalom}_{\text{Magas}_i} + \beta_{\text{Közepes sótartalom}} \text{Sótartalom}_{\text{Közepes}_i} + \beta_{\text{Magas sótartalom}} \text{Sótartalom}_{\text{Magas}_i} + \beta_{\text{Tartalmaz napraforgóolajat}} \text{Napraforgóolaj} - \text{tartalom}_{\text{Tartalmaz}_i} + \varepsilon_i, \quad (37)$$

ahol ASC_i az i -edik alternatívára vonatkozó alternatíváspecifikus konstanst; β az adott attribútumra becsült paramétert; az Ár , a Zsírtartalom , a Sótartalom és a $\text{Napraforgóolaj-tartalom}$ a vizsgálatba bevont tulajdonságokat, melyekről a 7. táblázat nyújt részletes áttekintést; ε_i pedig az i -edik alternatívára vonatkozó véletlen komponenst jelöli, melyről feltételezzük, hogy Gumbel eloszlást követ. Bázis szinten az alfejezet minden modellje esetében az ASC alternatíva 1, az $\text{Alacsony zsírtartalom}$, az $\text{Alacsony sótartalom}$ és a $\text{Nem tartalmaz napraforgóolajat}$ szerepeltek (nullára lettek rögzítve a becslési folyamat során).

16. táblázat: Az MNL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	0,21***	3,85	0,05
ASC alternatíva 3	-0,25***	-4,11	0,06
Ár	-0,01<***	-5,44	<0,01
Közepes zsírtartalom	-0,24***	-2,42	0,10
Magas zsírtartalom	-0,67***	-9,83	0,07
Közepes sórtartalom	-0,24***	-3,36	0,07
Magas sórtartalom	-0,42***	-5,77	0,07
Napraforgóolaj-tartalom	-0,05	-0,83	0,05
Megfigyelések		2088	
Pszeudo R^2		0,06	
Log-likelihood (végső)		-2148,95	
AIC		4313,89	
BIC		4359,04	

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

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

Az MNL modellbecslés eredményeiből (16. táblázat) jól látható, hogy a vizsgált tulajdonságok többsége jelentős hatást képvisel a döntéshozók margarinra vonatkozó választásaiban. Ezek közül egyedüli kivételként a napraforgóolaj-tartalmat lehet említeni. A második és harmadik alternatívát illető szignifikáns alternatíváspecifikus konstans arra utal, hogy a kitöltők döntéseiben némi heurisztika (döntési szabályszerűség) volt jelen. Ez abban nyilvánul meg, hogy a második opció statisztikailag igazolhatóan többször, míg a harmadik kevesebbszer került kiválasztásra, mint az első. Az ár esetében kapott negatív együttható alapján arra következtethetünk, hogy annak emelkedése csökkenti a válaszadók hasznosságérzetét. A zsír- és sórtartalom tekintetében hasonló tendencia figyelhető meg. A bázis szinteket képviselő alacsony zsír- és sórtartalomhoz viszonyítva a közepes negatívan, a magas zsír- és sórtartalom pedig még inkább negatívan befolyásolja a fogyasztók preferenciáit.

A következő lépésben szociodemográfiai változókkal képzett interakciók hatását teszteltem, azonban ezek egyike sem mutatott szignifikáns hatást. Ennek eredményeképpen fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációkkal folytattam az elemzésemet. Ezt elvégeztem mind közvetett formában (delta módszer alkalmazásán keresztül), mind pedig a WTP-térben. Ezutóbbira vonatkozóan specifikált hasznosságfüggvényemet a 38. egyenlet szemlélteti, míg az eredmények (mind a delta módszerrel keresztül kalkulált, mind pedig a WTP-térben becsült) a 17. táblázatban láthatók.

$$\begin{aligned}
U_i = & ASC_i + \beta_{\hat{A}r}(\hat{A}r_i + WTP_{Közepes\ zsirtartalom}Zsirtartalom_{Közepes_i} + \\
& WTP_{Magas\ zsirtartalom}Zsirtartalom_{Magas_i} + \\
& WTP_{Közepes\ sirtartalom}Sirtartalom_{Közepes_i} + \\
& WTP_{Magas\ sirtartalom}Sirtartalom_{Magas_i} + \\
& WTP_{Tartalmaz\ napraforgóolajat}Napraforgóolaj - tartalom_{Tartalmaz_i}) + \varepsilon_i,
\end{aligned}
\tag{38}$$

ahol WTP az adott tulajdonságra vonatkozó fizetési hajlandóságot jelöli.

17. táblázat: **Fizetési hajlandóság kalkulációk az MNL modell esetében**

Termék tulajdonságok	Delta módszer	WTP-tér becslés
	WTP; t-érték; standard hiba	
Közepes zsirtartalom	-124,17***; -2,45; 50,66	-124,36***; -2,36; 52,69
Magas zsirtartalom	-351,17***; -3,70; 95,03	-365,58***; -3,37; 108,57
Közepes sirtartalom	-126,43***; -2,53; 49,94	-128,60***; -2,43; 52,96
Magas sirtartalom	-219,36***; -3,50; 62,62	-224,71***; -3,27; 68,67
Tartalmaz napraforgóolajat	-23,62; -0,57; 41,59	-27,64; -0,63; 43,71

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

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

A 17. táblázat eredményei alapján látható, hogy a WTP közvetett és közvetlen módon történő kalkulációja mindössze kisebb eltéréseket mutat egymáshoz képest. A szignifikáns értékekből azokat a következtetéseket tehetjük, hogy a kitöltők megközelítőleg 124 Ft-tal fizetnének alacsonyabb összeget a közepes és 351–366 Ft-tal a magas zsirtartalmú margarinért, az alacsony zsirtartalmú termékhez viszonyítva. Emellett hozzávetőlegesen 126–129 Ft-tal adnának kevesebbet a közepes és 219–225 Ft-tal a magas sirtartalmú margarinért, szemben az alacsony sirtartalmú termékkel.

4.1.2. A random paraméterű logit (RPL) modellbecslés eredményei

A preferenciákban lévő heterogenitás kezelése érdekében, a következő lépésben random paraméterű logit modellbecslést végeztem. Elsőként minden attribútumot randomként definiáltam (várható érték és szórás paraméterekkel), majd a végső modell esetében már csak azokat, melyekre szignifikáns szórást becsültem (ezek között az ár, a magas zsirtartalom, a közepes és magas sirtartalom és a napraforgóolaj-tartalom szerepeltek) (HENSHER és szerzőtársai, 2015). Az árra lognormál, míg a többi tulajdonságra vonatkozóan normál eloszlást alkalmaztam. Becsléseimet 500 mlhs húzás mellett hajtottam végre. Választásomat az indokolta (a szakirodalomban jelentősen többször alkalmazott Halton-húzással szemben), hogy elkerüljem a relatíve sok random paraméter használatából eredő esetleges multikollinearitást

(HESS és szerzőtársai, 2006). Az RPL specifikációt megalapozó hasznosságfüggvény formula a 39. egyenlet szerint írható fel, míg az eredményeket a 18. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + (\bar{\beta}_{\text{Ár}} + \sigma_{\text{Ár}})\text{Ár}_i + \beta_{\text{Közepes zsirtartalom}}Zsirtartalom_{\text{Közepes}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Magas zsirtartalom}} + \sigma_{\text{Magas zsirtartalom}})Zsirtartalom_{\text{Magas}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Közepes sőtartalom}} + \sigma_{\text{Közepes sőtartalom}})Sőtartalom_{\text{Közepes}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Magas sőtartalom}} + \sigma_{\text{Magas sőtartalom}})Sőtartalom_{\text{Magas}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Tartalmaz napraforgóolajat}} + \sigma_{\text{Tartalmaz napraforgóolajat}})Napraforgóolaj - tartalom_{\text{Tartalmaz}_i} + \varepsilon_i, \quad (39)$$

ahol $\bar{\beta}$ az átlag tagot, σ pedig a személytől függő eltérést jelöli a random paraméterek esetén.

18. táblázat: Az RPL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	0,26***	4,05	0,06
ASC alternatíva 3	-0,47***	-6,30	0,07
Ár	-0,03	-1,02	0,03
Ár (szórás)	1,91	0,42	4,57
Közepes zsirtartalom	-0,46***	-3,97	0,12
Magas zsirtartalom	-0,86***	-8,14	0,11
Magas zsirtartalom (szórás)	0,78***	5,80	0,13
Közepes sőtartalom	-0,51***	-5,50	0,09
Közepes sőtartalom (szórás)	0,50***	2,96	0,17
Magas sőtartalom	-0,67***	-6,99	0,10
Magas sőtartalom (szórás)	0,47***	2,88	0,16
Napraforgóolaj-tartalom	-0,10	0,79	0,12
Napraforgóolaj-tartalom (szórás)	1,40***	12,23	0,12
Megfigyelések		2088	
Pszeudo R^2		0,14	
Log-likelihood (végső)		-1972,15	
AIC		3970,30	
BIC		4043,67	

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns. Az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

A 18. táblázat eredményei alapján a tendenciák közel azonosak, mint az MNL modellnél, viszont több tulajdonság esetében is szignifikáns szórásértékek láthatók (közepes sőtartalom, magas zsír- és sőtartalom, napraforgóolaj-tartalom), amiből a preferenciákban lévő heterogenitás meglétére következtethetünk. Szembetűnő különbségek az információs

kritériumok (Pseudo R^2 , log-likelihood (végső), AIC, BIC) értékeiben vannak még, melyek arra utalnak, hogy az RPL specifikáció jelentősen jobb illeszkedést mutat, mint az MNL.

A fizetési hajlandóság meghatározásához – a random paraméterekből következő, eltérő eloszlások okozta problémák elkerülése végett – mindössze WTP-tér formulát alkalmaztam (TRAIN és WEEKS, 2005; DALY és szerzőtársai, 2012). Az árra vonatkozóan lognormál, míg a további attribútumok esetében (kivételem a közepes zsírtartalom, amit jelen esetben sem szerepeltettem randomként) normál eloszlást használtam. Az RPL modell WTP-térben való becsléséhez felhasznált hasznosságfüggvény specifikációm a 40. egyenlet, míg az eredményeket a 19. táblázat szemlélteti.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + (\bar{\beta}_{\Delta r} + \sigma_{\Delta r})(\Delta r_i + WTP_{Közepes\ zsirtartalom} Zsirtartalom_{Közepes_i} + \\
 & (WTP_{Magas\ zsirtartalom} + \sigma_{Magas\ zsirtartalom}) Zsirtartalom_{Magas_i} + \\
 & (WTP_{Közepes\ sórtartalom} + \sigma_{Közepes\ sórtartalom}) Sórtartalom_{Közepes_i} + \\
 & (WTP_{Magas\ sórtartalom} + \sigma_{Magas\ sórtartalom}) Sórtartalom_{Magas_i} + \\
 & (WTP_{Tartalmaz\ napraforgóolajat} + \sigma_{Tartalmaz\ napraforgóolajat}) Napraforgóolaj - \\
 & tartalom_{Tartalmaz_i}) + \varepsilon_i
 \end{aligned} \tag{40}$$

19. táblázat: RPL modellbecslés a WTP-térben

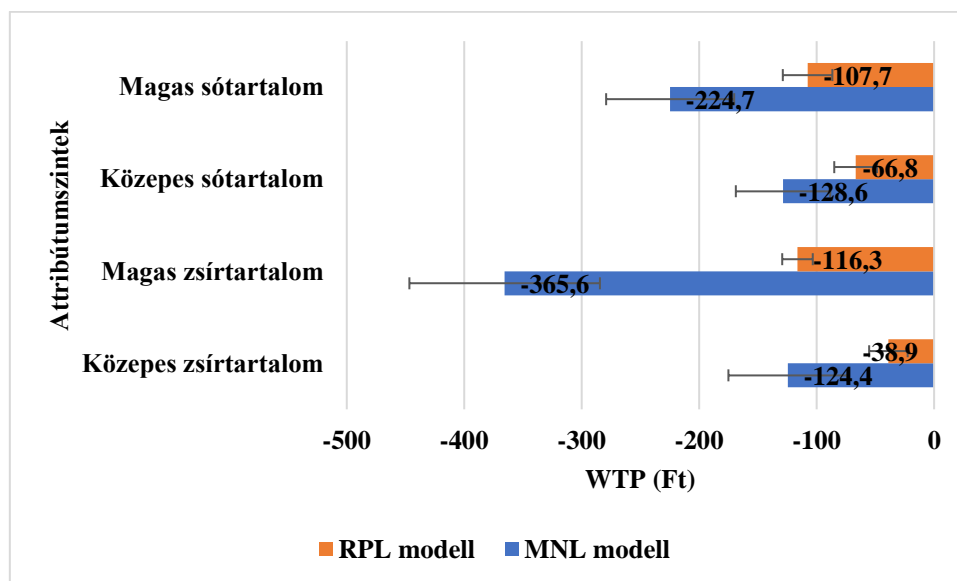
Termék tulajdonságok	Együttható; t-érték; standard hiba		
Közepes zsírtartalom	-38,87***	-2,37	16,39
Magas zsírtartalom	-116,31***	-8,92	13,04
Közepes sórtartalom	-66,75***	-3,68	18,16
Magas sórtartalom	-107,70***	-5,11	21,08
Napraforgóolaj-tartalom	-22,49	-1,21	18,66

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

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

A 19. táblázat eredményei alapján azokat a következtetéseket tehetjük, hogy a válaszadók megközelítőleg 39 Ft-tal fizetnének kevesebbet a közepes, míg 116 Ft-tal a magas zsírtartalmú termékért, szemben az alacsony zsírtartalmú margarinnal. Ezentúl hozzávetőlegesen 67 Ft-tal adnának alacsonyabb összeget a közepes és 108 Ft-tal a magas sórtartalmú margarinért, az alacsony sórtartalmú termékhez képest. Említésre méltó továbbá az, hogy az MNL modell esetében kalkulált WTP-értékekhez képest számottevő különbségek (lényegesen kisebb értékek) láthatók, amit a random paraméterek szerepeltetése és ezáltal a preferenciákban lévő heterogenitás kezelése okoz.

Az MNL és RPL specifikációk esetében született, 95%-os konfidenciaszint melletti WTP-kalkulációkat a 13. ábra szemlélteti.



13. ábra: WTP-kalkulációk az MNL és RPL modellek esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

4.1.3. A látens osztályú (LC) modellbecslés eredményei

A következő lépésben a preferenciákban lévő heterogenitás kezelésének egy másik megközelítését használtam. Egymástól eltérő ízléssparaméterekkel rendelkező csoportok létrehozását céloztam meg, látens osztályú modell alkalmazásán keresztül. Az osztályok ideális számának meghatározása érdekében több specifikációt is teszteltem. Erre vonatkozó döntésemet a 20. táblázatban látható információs kritériumok értékei alapján hoztam meg. A modell esetében a 41. egyenlet szerinti hasznosságfüggvényt és a 42. egyenleten alapuló osztályallokációs formulát definiáltam.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + \beta_{\hat{A}r,q} \hat{A}r_i + \beta_{\text{Közepes zsírtartalom},q} Zsirtartalom_{\text{Közepes}_i} + \\
 & \beta_{\text{Magas zsírtartalom},q} Zsirtartalom_{\text{Magas}_i} + \beta_{\text{Közepes Sótartalom},q} Sótartalom_{\text{Közepes}_i} \\
 & + \beta_{\text{Magas sótartalom},q} Sótartalom_{\text{Magas}_i} + \\
 & \beta_{\text{Tartalmaz napraforgóolajat},q} \text{Napraforgóolaj} - \text{tartalom}_{\text{Tartalmaz}_i} + \varepsilon_i,
 \end{aligned} \quad (41)$$

ahol q az osztályt jelöli.

$$A_{n,q} = \delta_q, \quad (42)$$

ahol δ_q a q -adik osztályra vonatkozó konstanst jelöli (az egyik osztályt minden esetben bázis szinten kezeltem, így mindössze $q-1$ számú konstanst becsültem).

20. táblázat: **Információs kritériumok értéke a különböző specifikációk esetében**

Információs kritériumok	2 osztályos modell	3 osztályos modell	4 osztályos modell
Becsült paraméterek száma	15	22	29
Log-likelihood (végső)	-2043,34	-1982,82	-1962,73
AIC	4116,68	4009,64	3983,45
BIC	4201,34	4133,81	4147,13
Pszéudo R^2	0,11	0,14	0,14
Osztály valószínűségi értékek	0,33	0,32	0,19
			0,11
	0,67	0,17	0,29
		0,51	0,41

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 20. táblázat eredményei alapján jól látható, hogy az osztályok számának növelésével egyidejűleg egyre jobban illeszkedő modellt kapunk, azonban a négyosztályos esetben már növekszik a BIC értéke, ami a specifikáció gyengébb illeszkedésére utal. Ebből következően a háromosztályos modell becslése mellett döntöttem. Az eredményeket a 21. táblázat szemlélteti.

21. táblázat: A háromosztályos LC modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható; t-érték; standard hiba		
	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 3
ASC alternatíva 2	0,22***; 3,55; 0,06		
ASC alternatíva 3	-0,39***; -5,02; 0,08		
Ár	-0,01<*; -1,50; <0,01	-0,02***; -3,67; 0,01	-0,01<; -0,02; <0,01
Közepes zsírtartalom	-1,01***; -3,85; 0,26	0,28; 0,48; 0,59	-0,19; -1,27; 0,15
Magas zsírtartalom	-1,14***; -6,18; 0,18	-0,74**; -2,07; 0,36	-0,48***; -4,10; 0,12
Közepes sótartalom	-1,37***; -5,34; 0,26	<0,01; 0,01; 0,45	-0,07; -0,54; 0,13
Magas sótartalom	-1,17***; -5,49; 0,21	-0,20; -0,46; 0,42	-0,29***; -2,60; 0,11
Napraforgóolaj-tartalom	-1,56***; -6,99; 0,22	-0,06; -0,12; 0,48	0,67***; 5,69; 0,12
δ	0,60**; 2,11; 0,29	B	1,08***; 3,54; 0,30
Osztály valószínűségi értékek	0,32	0,17	0,51
Megfigyelések	2088		
Pszedo R^2	0,14		
Log-likelihood (végső)	-1982,82		
AIC	4009,64		
BIC	4133,81		

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns. „B” a bázis osztályt jelöli. δ az osztályallokációs egyenlet konstans tagját jelöli.

A 21. táblázat eredményei alapján látható, hogy az alternatíváspecifikus konstans tagokat nem szerepeltettem osztályspecifikusan, így azok hasonló konzekvenciára vezetnek, mint a korábbi modelleknél. Ezt a korlátozást azért is tartottam fenn, mivel kísérletünk címkézetlen formában történt, így azok számottevően kisebb jelentéstartalommal bírnak, mint egy címkézett esetben. Az attribútumokra becsült paraméterekből arra következtethetünk, hogy az első osztály tagjai árérzékenyek, tudatosságot mutatnak a zsír- és sótartalomra vonatkozóan, azonban rosszul informáltak a napraforgóolaj-tartalommal kapcsolatban. Az omega 3 és 6 zsírsavak egyik legfőbb forrását jelentő olajfajta meglehetősen negatívan hat a hasznosságérzetükre. A második csoportba tartozóknál mindössze az ár és a magas zsírtartalom képvisel jelentős hatást, azok negatívan befolyásolják a preferenciáikat. A harmadik osztály esetében figyelhető meg talán leginkább a kitöltők jól informáltsága, ami abban nyilvánul meg, hogy itt már pozitív hozzáállás figyelhető meg a napraforgóolaj-tartalom irányába. A becsült δ konstansok alapján

arra következtethetünk, hogy az első és a harmadik csoportba szignifikánsan nagyobb valószínűséggel kerülnek a válaszadók, mint a bázis szintet reprezentáló másodikba.

A következő lépésben WTP-kalkulációkat végeztem, a háromosztályos LC modellre vonatkozóan. Ehhez indirekt megközelítést (delta módszert) alkalmaztam. Az eredményeket a 22. táblázat szemlélteti.

22. táblázat: **WTP-kalkulációk a háromosztályos LC modellre vonatkozóan**

Termék tulajdonságok	WTP; t-érték; standard hiba		
	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 3
Közepes zsírtartalom	-634,05; -1,22; 522,00	14,40; 0,52; 27,63	-12 236,11; -0,01; 932501,00
Magas zsírtartalom	-712,09; -1,25; 571,50	-37,56**; -2,13; 17,62	-30 174,47; -0,01; 2306796,00
Közepes sótartalom	-855,16*; -1,36; 630,60	0,13; <0,01; 32,62	-4 310,17; -0,01; 330655,00
Magas sótartalom	-730,19; -1,24; 590,90	-9,96; -0,52; 19,18	-18 452,97; -0,01; 1407723,00
Tartalmaz napraforgóolajat	-976,09*; -1,46; 666,70	-2,85; -0,09; 32,20	42 531,27; 0,01; 3244945,00

Forrás: CZINE és BALOGH, 2020 alapján

Megjegyzés: ** 5%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns.

A 22. táblázat WTP-kalkulációi alapján azt a következtetést tehetjük, hogy az értékek többsége nem szignifikáns és kevésbé realisztikus eredményeket tükröz vissza. A kivételeket figyelembe véve azt mondhatjuk, hogy az első osztály tagjai megközelítőleg 855 Ft-tal fizetnének kevesebbet a közepes sótartalmú margarinért, szemben az alacsony sótartalmúval. Ezen túl hozzávetőlegesen 976 Ft-tal adnának alacsonyabb összeget a napraforgóolajat tartalmazó termékért, az azt nélkülözőhöz képest. Végül pedig a második csoport válaszadói körülbelül 38 Ft-tal fizetnének kevesebbet a magas zsírtartalmú margarinért, az alacsony zsírtartalmúhoz viszonyítva.

4.1.4. A random paraméteres látens osztályú (RLC) modellbecslés eredményei

Habár az ízlésben rejlő heterogenitás egy jelentős részét képes megragadni az LC modell, az mindössze az osztályok között jelenlévő randomitás kezelésére korlátozódik. Az osztályokon belüli random paraméterek szerepeltetése az RPL-hoz hasonló módon egy még komplexebb és pontosabb eredményre vezethet. Ebből következően, a következő lépésben random paraméteres látens osztályú modellt becsültem, amelyre vonatkozóan a 43. egyenlet szerinti

hasznosságfüggvényt határoztam meg. A specifikáció esetében az RPL-hoz hasonlóan az árat (lognormál eloszlás mellett), a közepes sótartalmat, a magas só- és zsírtartalmat, valamint a napraforgóolaj-tartalmat (normál eloszlás mellett) szerepeltettem randomként. Ezek becslése 500 mlhs húzás mellett történt. Fontos említést tenni arról, hogy az RLC többosztályos helyzetekben kevésbé nyújt realisztikus eredményeket (BUJOSA és szerzőtársai, 2010). Szem előtt tartva ezt, a kétosztályos specifikáció elemzése mellett döntöttem. Az összehasonlíthatóság érdekében pedig a kétosztályos LC modell eredményeit is prezentálom a 23. táblázatban.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + (\bar{\beta}_{\hat{A}r,q} + \sigma_{\hat{A}r,q}) \hat{A}r_i + \beta_{Közepes\ zsirtartalom,q} Zsirtartalom_{Közepes_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Magas\ zsirtartalom,q} + \sigma_{Magas\ zsirtartalom,q}) Zsirtartalom_{Magas_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Közepes\ sótartalom,q} + \sigma_{Közepes\ sótartalom,q}) Sótartalom_{Közepes_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Magas\ sótartalom,q} + \sigma_{Magas\ sótartalom,q}) Sótartalom_{Magas_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Tartalmaz\ napraforgóolajat,q} + \sigma_{Tartalmaz\ napraforgóolajat,q}) Napraforgóolaj - \\
 & tartalom_{Tartalmaz_i} + \varepsilon_i
 \end{aligned} \tag{43}$$

23. táblázat: A kétosztályos LC és RLC modellbecslések eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható; t-érték; standard hiba		Együttható; t-érték; standard hiba	
	LC modell		RLC modell	
Osztályok	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 1	Osztály 2
ASC alternatíva 2	0,18***; 3,05; 0,06		0,25***; 25,49; 0,01	
ASC alternatíva 3	-0,36***; -5,22; 0,07		-0,54***; -51,12; 0,01	
Ár	-0,01<; -1,05; <0,01	-0,01<***; -6,35; <0,01	-0,01<; -0,12; <0,01	-0,01**; -1,81; <0,01
Ár (szórás)	-	-	<0,01; 0,05; <0,01	0,06; 0,73; 0,08
Közepes zsírtartalom	-1,06***; -4,42; 0,24	-0,09; -0,69; 0,13	-3,49***; -276,87; 0,01	-0,22**; -1,69; 0,13
Magas zsírtartalom	-1,19***; -7,04; 0,17	-0,38***; -4,20; 0,09	-5,00***; -199,08; 0,03	-0,56***; -4,82; 0,12
Magas zsírtartalom (szórás)	-	-	1,97***; 172,56; 0,01	0,70***; 4,72; 0,15
Közepes sórtartalom	-1,37***; -5,88; 0,23	0,15*; 1,48; 0,10	-5,87***; -78,95; 0,07	-0,12; -1,19; 0,10
Közepes sórtartalom (szórás)	-	-	1,92***; 3,69; 0,52	<0,01; 0,74; <0,01
Magas sórtartalom	-1,19***; -6,17; 0,19	-0,23**; -2,30; 0,10	-3,99***; -8,71; 0,46	-0,41***; -3,81; 0,11
Magas sórtartalom (szórás)	-	-	3,06***; 8,88; 0,35	0,21; 0,59; 0,36
Napraforgóolaj-tartalom	-1,45***; -7,66; 0,19	0,65***; 6,55; 0,10	-2,91***; -215,57; 0,01	0,28***; 2,35; 0,12
Napraforgóolaj-tartalom (szórás)	-	-	-2,06***; -32,40; 0,06	-1,22***; -10,23; 0,12
δ	-0,72***; -3,67; 0,20	B	-1,26***; -6,24; 0,20	B
Osztályvalószínűségi értékek	0,33	0,67	0,22	0,78
Megfigyelések	2088			
Pszeudo R^2	0,11		0,16	
Log-likelihood (végső)	-2043,34		-1937,90	
AIC	4116,68		3925,80	
BIC	4201,34		4066,90	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns. „B” a bázis osztályt jelöli. δ az osztályallokációs egyenlet konstans tagját jelöli. Az RLC modellnél, az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

A kétosztályos LC és RLC modellbecslések alapján jól látható, hogy két egyértelmű preferenciával rendelkező csoportot sikerült lehatárolni. Ezek közül az egyik igen, míg a másik nem preferálja a napraforgóolajat tartalmazó terméket. Ezutóbbi osztályba a válaszadók kisebb valószínűséggel kerülnek és további jellemzőik közé tartozik, hogy a zsír- és sórtartalom

növekedéséhez határozottan negatívan viszonyulnak. A teljes modellekre vonatkozóan azt a következtetést tehetjük, hogy a csoportokon belüli random paraméterek szerepeltetése számottevő javulást eredményezett a modellilleszkedésben. Ezt a konzekvenciát minden információs kritérium értéke (Pseudo R^2 , log-likelihood, AIC, BIC) alátámasztja.

Az első osztályra vonatkozóan kapott nem szignifikáns árparaméter következtében WTP-kalkulációkat nem végeztem a modellek esetében. Ennek oka az volt, hogy elkerüljem a háromosztályos specifikációnál is tapasztalt irreális értékeket.

4.1.5. Az alfejezet következtetései

A margarinra vonatkozó preferenciákat vizsgáló kísérlet esetében született következtetéseim az alábbiak szerint foglalhatók össze:

- a vizsgált attribútumok mindegyike – a napraforgóolaj-tartalom kivételével – szignifikáns hatást mutat az MNL és RPL modellek esetében;
- az ár, a zsír- és a sótartalom növekedésével egyidejűleg csökken a margarinra vonatkozó fogyasztói hasznosságérzet;
- a szociodemográfiai változókkal képzett interakciók nem mutatnak szignifikáns hatást, így interakciós modell nem került becslésre sem az MNL, sem pedig az RPL specifikáció esetében;
- a preferenciákban lévő heterogenitás kezelése (RPL, LC és RLC modellbecslések) számottevően jobb illeszkedést mutató modelleket eredményez;
- az LC specifikációk esetében már a napraforgóolaj-tartalom is szignifikáns hatást képvisel (megjelenik egy, ahhoz pozitívan viszonyuló és egy, azt negatívan megítélő csoport is);
- az ízlésben lévő eltérések két irányból – diszkrét és folytonos eloszlások együttes alkalmazásán keresztül – történő kezelése (RLC modellbecslés) mutatja a legjobb modellilleszkedést;
- a fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációs módok (direkt és indirekt megközelítések) között kisebb eltérések láthatók az MNL modell esetében történő tesztelés során (ez valószínűleg abból ered, hogy a WTP-tér modell rosszabb megoldáshoz konvergál, mint a preferenciatérben becsült).

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

Ebben az alfejezetben a második kísérlethez kapcsolódóan levont következtetéseimet fogom ismertetni. A tradicionális mangalicakolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciákat vizsgáló kísérlet eredményeit az előző kutatásban is látható struktúra szerint mutatom be a következők szerint: (1) multinomiális logit (MNL – multinomial logit), random paraméterű logit (RPL – random parameter logit), látens osztályú (LC – latent class), random paraméteres látens osztályú (RLC – random parameter latent class) modellbecslések, (2) az interakciók hatásainak tesztelése, (3) fizetési hajlandóságra (WTP – willingness to pay) vonatkozó kalkulációk.

4.2.1. A multinomiális logit (MNL) modellbecslés eredményei

Az MNL modell becsléséhez alkalmazott hasznosságfüggvény formulám a 44. egyenlet szerint írható fel, míg az eredményeket a 24. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + \beta_{\hat{A}r} \hat{A}r_i + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom}} \text{Mangalicahús-tartalom}_{75\%_i} + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom}} \text{Mangalicahús-tartalom}_{100\%_i} + \beta_{\text{Eredetjelzést tartalmaz}} \text{Eredetjelzés}_{\text{tartalmaz}_i} + \beta_{\text{Hentes}} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hentes}_i} + \beta_{\text{Hiper-/szupermarket}} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hiper-/szupermarket}_i} + \varepsilon_i \quad (44)$$

ahol ASC_i az i -edik alternatívára vonatkozó alternatíváspecifikus konstanst; β az adott attribútumra becsült paramétert; az $\hat{A}r$, a *Mangalicahús-tartalom*, az *Eredetjelzés*, és a *Beszerzési hely* a vizsgálatba bevont tulajdonságokat, melyekről a 10. táblázat nyújt részletes áttekintést; ε_i pedig az i -edik alternatívára vonatkozó véletlen komponenst jelöli, melyről feltételezzük, hogy Gumbel eloszlást követ. A bázis szinten az alfejezet minden modellje esetében az *ASC alternatíva 1*, az *50% Mangalicahús-tartalom*, a *Nem tartalmaz eredetjelzést* és a *Termelői piac beszerzési hely* szerepeltek (nullára lettek rögzítve a becslési folyamat során).

24. táblázat: Az MNL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	0,65***	9,19	0,07
ASC nem választ	-1,58***	-11,45	0,14
Ár	-0,89***	-15,20	0,06
75% mangalicahús-tartalom	0,70***	8,91	0,08
100% mangalicahús-tartalom	0,84***	13,09	0,06
Eredetjelzést tartalmaz	1,84***	20,64	0,09
Hentes	-0,76***	-8,42	0,09
Hiper-/szupermarket	-1,01***	-9,95	0,10
Megfigyelések		3816	
Pszeudo R^2		0,16	
Log-likelihood (végső)		-3518,23	
AIC		7052,45	
BIC		7102,43	

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

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

Az eredmények alapján (24. táblázat) látható, hogy az első alternatívához képest a második lehetőség jelentősen többször, míg a „nem választ” opció kevesebbszer került kiválasztásra (ezen következtetések az *ASC alternatíva 2* pozitív és az *ASC nem választ* negatív és szignifikáns együtthatóiból származnak). Ebből azt a konzekvenciát vonhatjuk le, hogy a válaszadók döntéseik során némi szabályszerűséget alkalmaztak és többször, a középén elhelyezkedő második alternatíva mellett döntöttek. A „nem választás” sokszori elkerülése viszont már teljesen elvártnak tekinthető, a realisztikus opciók szerepeltetése okán. Az árra vonatkozóan becsült negatív paraméter arra utal, hogy annak növekedésével egyidejűleg csökken a fogyasztói hasznosságérzet a mangalicakolbásszal kapcsolatosan. A bázis szintet képviselő 50% mangalicahús-tartalommal szemben a 75%-os terméket jobban, a 100%-ost még inkább preferálják a kitöltők, ahogyan az eredetjelzett kolbász is pozitívabb megítélést élvez a jelzést nélkülözőhöz képest. A beszerzési helyet illetően, a termelői piacról történő vásárláshoz viszonyítva kevésbé vonzó opció a hentesből, még kevésbé preferált a hiper-/szupermarketekből történő beszerzés.

A következő lépésben öt darab szociodemográfiai jellegű változóból képzett interakciót emeltem be az MNL modellbe. Az interakciókat a 45–51. egyenlet, míg az ezek alapján

módosult hasznosságfüggvényt az 52. egyenlet szemlélteti. Az interakciókkal kibővített MNL becslést a 25. táblázat mutatja be.

$$\beta_{\text{Ár érték}} = \beta_{\text{Ár}} + \beta_{\text{Ár-jöv2}} * j\ddot{o}v2 + \beta_{\text{Ár-jöv3}} * j\ddot{o}v3 + \beta_{\text{Ár-jöv4}} * j\ddot{o}v4, \quad (45)$$

ahol $j\ddot{o}v2$ az átlag alatti, $j\ddot{o}v3$ az átlagos és $j\ddot{o}v4$ az átlag feletti havi bruttó jövedelemszintet jelöli (a bázis szinten a $j\ddot{o}v1$ (lényegesen átlag alatti jövedelemszinttel rendelkező válaszadók) szerepelt).

$$\beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom érték}} = \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom}} + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom-kor2}} * kor2 + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom-kor3}} * kor3 + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom-kor4}} * kor4 \quad (46)$$

$$\beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom érték}} = \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom}} + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom-kor2}} * kor2 + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom-kor3}} * kor3 + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom-kor4}} * kor4, \quad (47)$$

ahol $kor2$ a 30 és 40 év közötti, $kor3$ a 40 és 50 év közötti, míg $kor4$ az 50 év feletti válaszadókat jelöli (a bázis szinten a $kor1$ (30 év alatti kitöltők) szerepelt).

$$\beta_{\text{Eredetjelzést tartalmaz érték}} = \beta_{\text{Eredetjelzést tartalmaz}} + \beta_{\text{Eredetjelzést tartalmaz-nő}} * \text{nő}, \quad (48)$$

ahol a $nő$ a nemet jelöli (a bázis szinten a férfiak szerepeltek).

$$\beta_{\text{Hentes érték}} = \beta_{\text{Hentes}} + \beta_{\text{Hentes-városi}} * \text{városi} \quad (49)$$

$$\beta_{\text{Hiper-/szupermarket érték}} = \beta_{\text{Hiper-/szupermarket}} + \beta_{\text{Hiper-/szupermarket-városi}} * \text{városi}, \quad (50)$$

ahol $városi$ a lakhelyet jelöli (a bázis szinten a *vidéki lakóhely* szerepelt).

$$ASC_{\text{Nem választ érték}} = ASC_{\text{Nem választ}} + ASC_{\text{Nem választ-középfokú végzettség}} * \text{középfokú végzettség} + ASC_{\text{Nem választ-felsőfokú végzettség}} * \text{felsőfokú végzettség}, \quad (51)$$

ahol a *közép- és felsőfokú végzettség* a legmagasabb iskolai végzettségre utal (a bázis szinten az *alacsony végzettség* szerepelt).

$$U_{n,i,t} = ASC_i + \beta_{\text{Ár érték}} \text{Ár}_{n,i,t} + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom érték}} \text{Mangalicahús-tartalom}_{75\%n,i,t} + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom érték}} \text{Mangalicahús-tartalom}_{100\%n,i,t} + \beta_{\text{Eredetjelzést tartalmaz érték}} \text{EredetjelzésTartalmaz}_{n,i,t} + \beta_{\text{Hentes érték}} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hentes},n,i,t} + \beta_{\text{Hiper-/szupermarket érték}} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hiper-/szupermarket},n,i,t} \quad (52)$$

25. táblázat: Az interakciós MNL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	0,67***	9,29	0,07
ASC nem választ	-2,65***	-11,65	0,23
ASC nem választ–középfokú végzettség	1,06***	5,51	0,19
ASC nem választ–felsőfokú végzettség	1,14***	5,83	0,20
Ár	-0,95***	-14,78	0,06
Ár–jöv2	-0,16***	-3,34	0,05
Ár–jöv3	0,02	0,47	0,04
Ár–jöv4	0,28***	5,57	0,05
75% mangalicahús-tartalom	1,12***	8,93	0,13
75% mangalicahús-tartalom–kor2	-0,21*	-1,44	0,15
75% mangalicahús-tartalom–kor3	-0,60***	-3,95	0,15
75% mangalicahús-tartalom–kor4	-0,76***	-5,29	0,14
100% mangalicahús-tartalom	1,17***	9,53	0,12
100% mangalicahús-tartalom–kor2	-0,10	-0,63	0,16
100% mangalicahús-tartalom–kor3	-0,63***	-3,85	0,16
100% mangalicahús-tartalom–kor4	-0,49***	-3,16	0,15
Eredetjelzést tartalmaz	2,01***	16,78	0,12
Eredetjelzést tartalmaz–nő	-0,22*	-1,62	0,13
Hentes	-0,42***	-3,04	0,14
Hentes–városi	-0,48***	-3,28	0,15
Hiper-/szupermarket	-0,66***	-4,25	0,16
Hiper-/szupermarket–városi	-0,49***	-2,97	0,17
Megfigyelések		3816	
Pszeudo R^2		0,18	
Log-likelihood (végső)		-3438,07	
AIC		6920,13	
BIC		7057,57	

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns.

Az interakciókat is szerepeltető MNL modell esetében (25. táblázat) azt a következtetést tehetjük, hogy a tesztelt szociodemográfiai változók kivétel nélkül szignifikáns hatást képviselnek. A paraméterbecslések alapján, a közép- és felsőfokú végzettségűek jelentősen jobban preferálták a „nem választást” az első alternatíva választásával szemben, az alacsony végzettséggel rendelkezőkhöz képest. Az árat illetően megfigyelhető, hogy az átlag alatti

jövedelemmel rendelkezők árérzékenyebbek, az átlag feletti jövedelemszintűek kevésbé árérzékenyek, mint a lényegesen átlag alatti jövedelmű megkérdezettek. Az életkor növekedésével egyidejűleg csökken a fogyasztói hasznosságérzet a 75% mangalicahús-tartalmú termékre vonatkozóan, az 50%-os kolbászhoz képest. A 100%-os mangalicahús-tartalom esetében csak részben igaz ez a következtetés, mivel a „kor3” kategóriába tartozó kitöltők (40-50 év közöttiek) kedvelik a legkevésbé a 100%-os terméket, nem pedig a „kor4” tagjai (50 év feletti). A női válaszadók kevésbé preferálják az eredetjelzett terméket a férfiakkal szemben, míg a beszerzési helyet illetően azt a konzekvenciát vonhatjuk le, hogy a termelői piacról történő vásárlást részesítik előnyben leginkább a városiak, a vidékiekhez képest. A teljes modellt részletező mutatók szerint az interakciókat is szerepeltető MNL specifikáció lényegesen jobb illeszkedést mutat, amit minden információs kritérium értéke (PseudoR², log-likelihood (végső), AIC, BIC) alátámaszt.

A következő lépésben fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációt hajtottam végre, a bázis (interakciók nélküli) modellre vonatkozóan. Ezt az 1. kísérlet példája szerint mind a delta módszer, mind pedig a WTP-tér megközelítésen keresztül elvégeztem. Ezutóbbira vonatkozóan alkalmazott hasznosságfüggvényem az 53. egyenlet szerint írható fel, míg a WTP-kalkulációk eredményeit a 26. táblázat ismerteti.

$$U_i = ASC_i + \beta_{Ar}(\bar{Ar}_i + WTP_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom}}Mangalicahús - tartalom_{75\%_i} + WTP_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom}}Mangalicahús - tartalom_{100\%_i} + WTP_{Eredetjelzést tartalmaz}Eredetjelzés_{Tartalmaz_i} + WTP_{Hentes}Beszerzési hely_{Hentes_i} + WTP_{Hiper-/szupermarket}Beszerzési hely_{Hiper-/szupermarket_i}) + \varepsilon_i \quad (53)$$

ahol WTP az adott tulajdonságra vonatkozó fizetési hajlandóságot jelöli.

26. táblázat: **Fizetési hajlandóság kalkulációk az MNL modell esetében**

Termék tulajdonságok	Delta módszer	WTP-tér becslés
	WTP; t-érték; standard hiba	
75% mangalicahús-tartalom	787,20***; 10,22; 77,10	787,30***; 10,21; 77,10
100% mangalicahús-tartalom	953,50***; 10,08; 94,60	953,50***; 10,07; 94,70
Eredetjelzést tartalmaz	2 081,70***; 11,92; 174,60	2 081,60***; 11,91; 174,50
Hentes	-857,60***; -10,12; 84,70	-857,60***; -10,11; 84,80
Hiper-/szupermarket	-1 139,30***; -10,18; 111,90	-1 139,30***; -10,17; 112,00

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

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

A 26. táblázat eredményei alapján jól látható, hogy a WTP közvetett és közvetlen módon történő kalkulációja gyakorlatilag semmilyen jelentősebb eltérést nem mutat. A szignifikáns következtetések alapján a kitöltők megközelítőleg 787 Ft-tal fizetnének többet a 75% és 954 Ft-tal a 100% mangalicahús-tartalmú termékért, az 50%-os kolbászhoz képest. Az eredetjelzett termékért hozzávetőlegesen 2 082 Ft-tal adnának többet a jelzéssel nem rendelkezőhez viszonyítva. A hentesről vásároltért körülbelül 858 Ft-tal, míg a hiper-/szupermarketből származóért 1 139 Ft-tal fizetnének kevesebbet, a termelői piacról történő beszerzéssel szemben.

4.2.2. A random paraméterű logit (RPL) modellbecslés eredményei

A preferenciákban lévő heterogenitás kezelése érdekében a következő lépésben random paraméterű logit modellbecslést végeztem. Első lépésben minden attribútumot randomként (várható érték és szórás paraméterekkel) becsültem, majd a végső specifikáció esetében már csak a szignifikáns szórással rendelkezőket (ezek között az ár, az eredetjelzést tartalmaz és a hiper-/szupermarket beszerzési hely szerepeltek), HENSHER és szerzőtársai (2015) ajánlásainak megfelelően. Az árra lognormál, míg a többi tulajdonságra vonatkozóan normál eloszlást alkalmaztam. Lévén, hogy mindössze három attribútumot szerepeltettem random paraméterrel, becsléseimet 500 Halton-húzás mellett hajtottam végre. Az RPL modellel megalapozó hasznosságfüggvény az 54. egyenlet szerint írható fel, míg az eredményeket a 27. táblázat szemlélteti.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + (\bar{\beta}_{\hat{A}r} + \sigma_{\hat{A}r})\hat{A}r_i + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom}}Mangalicahús - \\
 & tartalom_{75\%_i} + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom}}Mangalicahús - tartalom_{100\%_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Eredetjelzést tartalmaz} + \sigma_{Eredetjelzést tartalmaz})Eredetjelzés_{Tartalmaz_i} + \\
 & \beta_{Hentes}Beszerzési hely_{Hentes_i} + (\bar{\beta}_{Hiper-/szupermarket} + \\
 & \sigma_{Hiper-/szupermarket})Beszerzési hely_{Hiper-/szupermarket_i} + \varepsilon_i,
 \end{aligned} \tag{54}$$

ahol $\bar{\beta}$ az átlag tagot, σ pedig a személytől függő eltérést jelöli a random paraméterek esetén.

27. táblázat: Az RPL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	0,98***	11,88	0,08
ASC nem választ	-2,28***	-13,70	0,17
Ár	-0,51***	-6,38	0,08
Ár (szórás)	1,91***	38,79	0,06
75% mangalicahús-tartalom	0,70***	7,45	0,09
100% mangalicahús-tartalom	1,21***	14,66	0,08
Eredetjelzést tartalmaz	2,68***	17,99	0,15
Eredetjelzést tartalmaz (szórás)	1,72***	10,73	0,16
Hentes	-0,88***	-8,32	0,11
Hiper-/szupermarket	-1,04***	-7,31	0,14
Hiper-/szupermarket (szórás)	2,00***	9,19	0,13
Megfigyelések		3816	
Pszeudo R^2		0,24	
Log-likelihood (végső)		-3176,09	
AIC		6374,17	
BIC		6442,89	

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns. Az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

A 27. táblázat eredményei alapján látható, hogy amíg például a 75%-os mangalicahús-tartalom együtthatója teljesen megegyezik az MNL modell esetében becslésével, addig a 100%-os mangalicahús-tartalomra és az eredetjelzésre vonatkozóan számottevően nagyobb értékeket láthatunk. Ezentúl több tulajdonság (ár, eredetjelzést tartalmaz, hiper-/szupermarket) esetében is szignifikáns szórásértékek figyelhetők meg, amiből a preferenciákban lévő heterogenitás meglétére következtethetünk. Szembetűnő különbségek az információs kritériumokban (Pszeudo R^2 , log-likelihood (végső), AIC, BIC) láthatók még, melyek arra utalnak, hogy az RPL specifikáció jelentősen jobb illeszkedést mutat, mint az MNL.

Az RPL modell esetében szintén teszteltem az interakciók hatását. Az alkalmazott interakciók az MNL specifikációnál használtakkal voltak azonosak (45–51. egyenlet). A paraméterbecslések eredményeit a 28. táblázat szemlélteti.

28. táblázat: Az interakciós RPL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	0,98***	11,71	0,08
ASC nem választ	-4,05***	-8,22	0,49
ASC nem választ–középfokú végzettség	1,74***	3,50	0,50
ASC nem választ–felsőfokú végzettség	2,01***	4,06	0,50
Ár	-0,43***	-3,31	0,13
Ár (szórás)	0,48***	7,65	0,06
Ár–jöv2	-0,15	-0,90	0,17
Ár–jöv3	0,09	0,61	0,14
Ár–jöv4	0,53***	3,59	0,15
75% mangalicahús-tartalom	1,02***	5,34	0,19
75% mangalicahús-tartalom–kor2	-0,21	-0,77	0,28
75% mangalicahús-tartalom–kor3	-0,36*	-1,51	0,24
75% mangalicahús-tartalom–kor4	-0,60***	-2,48	0,24
100% mangalicahús-tartalom	1,54***	9,23	0,17
100% mangalicahús-tartalom–kor2	-0,14	-0,70	0,20
100% mangalicahús-tartalom–kor3	-0,60***	-2,40	0,25
100% mangalicahús-tartalom–kor4	-0,58***	-2,49	0,23
Eredetjelzést tartalmaz	2,90***	12,81	0,23
Eredetjelzést tartalmaz (szórás)	1,71***	10,29	0,17
Eredetjelzést tartalmaz–nő	-0,40	-1,22	0,33
Hentes	-0,49***	-2,58	0,19
Hentes–városi	-0,53***	-2,71	0,20
Hiper-/szupermarket	-0,68***	-2,75	0,25
Hiper-/szupermarket (szórás)	1,19***	9,10	0,13
Hiper-/szupermarket–városi	-0,52**	-2,02	0,26
Megfigyelések		3816	
Pszedo R^2		0,25	
Log-likelihood (végső)		-3139,09	
AIC		6328,18	
BIC		6484,35	

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

Megjegyzés. *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns. Az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

Az interakciós RPL modell becslései alapján (28. táblázat) látható, hogy mindössze kisebb eltérések tapasztalhatók az MNL specifikációhoz viszonyítva. Példaként lehet említeni azt, hogy amíg az MNL esetében a városi fogyasztók a vidékiekhez képest jobban preferálták a

hentestől történő beszerzést a hiper-/szupermarketből történő vásárlással szemben, addig itt már fordított tendencia látható. További differencia, hogy amíg az interakciókat is szerepeltető MNL egyértelműen, minden információs kritérium szerint jobb illeszkedést mutatott a bázis modellhez képest, addig jelen esetben ugyanezen konzekvenciát már nem vonhatjuk le, mivel az interakciós specifikációban a BIC értéke növekedést mutat.

A fizetési hajlandóság meghatározásához a random paraméterek miatt jelen kísérlet során is mindössze a WTP-tér formulát alkalmaztam (TRAIN és WEEKS, 2005; DALY és szerzőtársai, 2012). Az árra vonatkozóan logegyenletes, míg a további random paraméteres attribútumok esetében (eredetjelzést tartalmaz, hiper-/szupermarket) normál eloszlást használtam. Az RPL modell WTP-térben való becsléséhez felhasznált hasznosságfüggvény specifikációm az 55. egyenlet, míg az eredményeket a 29. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + (\bar{\beta}_{\text{Ár}} + \sigma_{\text{Ár}})(\text{Ár}_i + WTP_{75\% \text{ mangalichús-tartalom}} \text{Mangalichús-tartalom}_{75\%_i} + WTP_{100\% \text{ mangalichús-tartalom}} \text{Mangalichús-tartalom}_{100\%_i} + (WTP_{\text{Eredetjelzést tartalmaz}} + \sigma_{\text{Eredetjelzést tartalmaz}}) \text{Eredetjelzés}_{\text{Tartalmaz}_i} + WTP_{\text{Hentes Beszerzési hely}} \text{Hentes}_i + (WTP_{\text{Hiper-/szupermarket}} + \sigma_{\text{Hiper-/szupermarket}}) \text{Beszerzési hely}_{\text{Hiper-/szupermarket}_i}) + \varepsilon_i \quad (55)$$

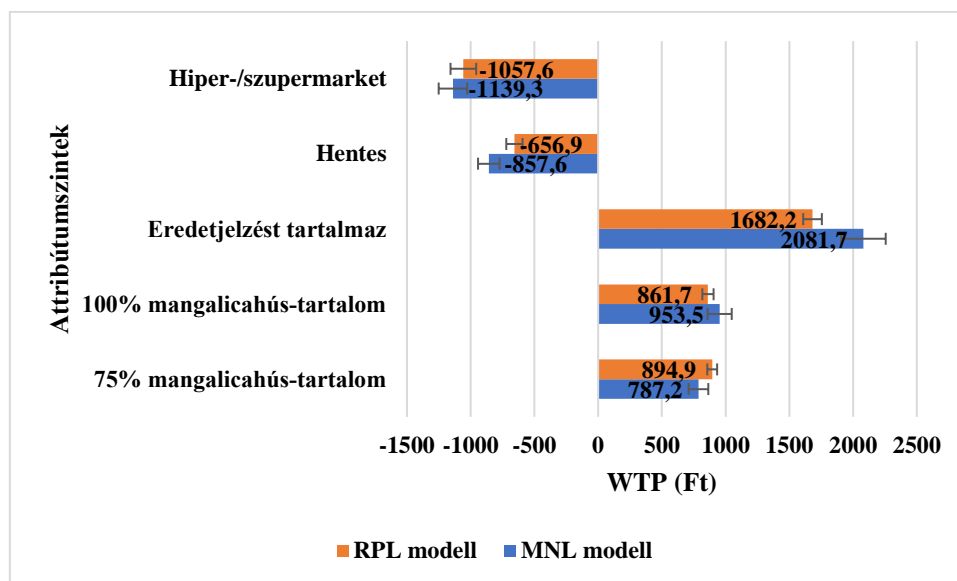
29. táblázat: RPL modellbecslés a WTP-térben

Termék tulajdonságok	Együttható; t-érték; standard hiba		
75% mangalichús-tartalom	894,90***	23,20	38,60
100% mangalichús-tartalom	861,70***	19,56	44,10
Eredetjelzést tartalmaz	1 682,20***	22,97	73,20
Hentes	-656,90***	-10,29	63,90
Hiper-/szupermarket	-1 057,60***	-10,49	100,80

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján
Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns.

A WTP-térben tett becslések alapján (29. táblázat) a 75% mangalichús-tartalmú termékért hozzávetőlegesen 895 Ft-tal, míg a 100%-osért 862 Ft-tal fizetnének magasabb összeget a fogyasztók, az 50%-os termékhez képest. Ezen eredmény a korábbi modellekkel ellentétes következtetésre vezet. Az eredetjelzett kolbászért megközelítőleg 1 682 Ft-tal fizetnének többet, a nem jelzetthez képest. A hentestől beszerzett termékért pedig körülbelül 657 Ft-tal, míg a hiper-/szupermarketből vásároltért 1 058 Ft-tal adnának kevesebbet, a termelői piacról származóhoz képest.

Az MNL és RPL modellek esetében született, 95%-os konfidenciaszint melletti WTP-kalkulációkat a 14. ábra szemlélteti.



14. ábra: WTP-kalkulációk az MNL és RPL modellek esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

4.2.3. A látens osztályú (LC) modellbecslés eredményei

A következő lépésben a preferenciákban lévő heterogenitás kezelésének egy másik megközelítését használtam. Egymástól eltérő ízléssparaméterekkel rendelkező csoportok létrehozását céloztam meg, látens osztályú modell alkalmazásán keresztül. Az osztályok ideális számának meghatározása érdekében több specifikációt is teszteltem. Erre vonatkozó döntésemet a 30. táblázatban látható információs kritériumok értékei alapján hoztam meg. A modell esetében az 56. egyenlet szerinti hasznosságfüggvényt és az 57. egyenleten alapuló osztályallokációs formulát definiáltam.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + \beta_{\hat{A}r,q} \hat{A}r_i + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom},q} \text{Mangalicahús} - \\
 & \text{tartalom}_{75\%_i} + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom},q} \text{Mangalicahús} - \text{tartalom}_{100\%_i} + \\
 & \beta_{\text{Eredetjelzést tartalmaz},q} \text{Eredetjelzés}_{\text{tartalmaz}_i} + \beta_{\text{Hentes},q} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hentes}_i} \\
 & + \beta_{\text{Hiper-/szupermarket},q} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hiper-/szupermarket}_i} + \varepsilon_i,
 \end{aligned} \quad (56)$$

ahol q az osztályt jelöli.

$$\begin{aligned}
 A_{n,q} = & \delta_q + \gamma_{N\ddot{o}_q} N\ddot{o}_n + \gamma_{Kor2_q} Kor2_n + \gamma_{Kor3_q} Kor3_n + \gamma_{Kor4_q} Kor4_n + \gamma_{J\ddot{o}v2_q} J\ddot{o}v2_n \\
 & + \gamma_{J\ddot{o}v3_q} J\ddot{o}v3_n + \gamma_{J\ddot{o}v4_q} J\ddot{o}v4_n,
 \end{aligned} \quad (57)$$

ahol δ_q a q -adik osztályra vonatkozó konstanst, míg γ_q az osztályallokációs egyenletben szerepeltetett magyarázó változó (jelen esetben a *Nem*, az *Életkor* és a *Jövedelemkategória*)

hatását jelöli a q -adik osztályra vonatkozóan (az egyik osztályt minden esetben bázis szinten kezeltem, így mindössze $q-1$ számú konstanst és paramétert becsültem).

30. táblázat: **Információs kritériumok értéke a különböző specifikációk esetében**

Információs kritériumok	2 osztályos modell	3 osztályos modell	4 osztályos modell
Becsült paraméterek száma	22	36	50
Log-likelihood (végső)	-3092,22	-2993,28	-2943,92
AIC	6228,45	6058,56	5987,84
BIC	6365,88	6283,45	6300,19
Pszeudo R^2	0,26	0,29	0,30
Osztály valószínűségi értékek	0,40	0,28	0,13
	0,60	0,57	0,54
		0,15	0,04
			0,29

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020b alapján

A 30. táblázat eredményei alapján jól látható, hogy az osztályok számának növelésével egyidejűleg egyre jobban illeszkedő modellt kapunk, azonban a négyosztályos esetben már növekszik a BIC értéke, ami a specifikáció gyengébb illeszkedésére utal. Ebből következően a háromosztályos modell becslése mellett döntöttem. Az eredményeket a 31. táblázat szemlélteti.

31. táblázat: A háromosztályos LC modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható; t-érték; standard hiba		
Osztályok	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 3
ASC alternatíva 2	0,62***; 7,08; 0,09		
ASC nem választ	-2,85***; -15,49; 0,18		
Ár	-3,66***; -14,84; 0,25	-0,55***; -5,58; 0,10	-1,92***; -14,81; 0,13
75% mangalicahús-tartalom	3,46***; 10,99; 0,32	0,58***; 4,12; 0,14	1,53***; 5,99; 0,26
100% mangalicahús-tartalom	3,07***; 9,02; 0,34	0,73***; 6,50; 0,11	2,22***; 8,41; 0,27
Eredetjelzést tartalmaz	6,98***; 17,99; 0,39	1,26***; 7,23; 0,17	0,72***; 2,84; 0,26
Hentes	-2,21***; -8,84; 0,25	-0,52***; -3,14; 0,17	-0,71***; -3,13; 0,23
Hiper-/szupermarket	-2,48***; -9,65; 0,26	-0,71***; -4,90; 0,15	-2,78; -0,01<; <0,01
Nő	-0,86***; -3,58; 0,24	B	-0,03; -0,08; 0,35
Kor2	<0,01; <0,01; 0,36	B	0,15; 0,31; 0,49
Kor3	1,14***; 3,22; 0,36	B	1,07***; 2,33; 0,46
Kor4	0,77***; 2,36; 0,33	B	0,67*; 1,42; 0,47
Jöv2	0,20; 0,58; 0,35	B	1,57***; 3,49; 0,45
Jöv3	-0,04; -0,12; 0,29	B	-0,03; -0,05; 0,48
Jöv4	-0,99***; -3,00; 0,33	B	-0,28; -0,61; 0,46
δ	-0,56**; -1,78; 0,31	B	-2,11***; -3,92; 0,54
Osztályvalószínűségi értékek	0,28	0,57	0,15
Megfigyelések	3816		
Pszeudo R^2	0,29		
Log-likelihood (végső)	-2993,28		
AIC	6058,56		
BIC	6283,45		

Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns. „B” a bázis osztályt jelöli. δ az osztályallokációs egyenlet konstans tagját jelöli.

A 31. táblázat eredményei alapján látható, hogy az alternatívspecifikus konstansokat nem szerepeltettem osztályspecifikusan, így azok hasonló következtetésre utalnak, mint a korábbi specifikációknál. Az árra vonatkozóan becsült együttható mindhárom osztály esetében szignifikáns és negatív, azaz a termék árának emelkedése csökkenti a csoportok tagjainak hasznosságérzetét. Hústartalom tekintetében a második és harmadik osztálynál a korábbi modellek többségénél kapott következtetést erősíthetjük meg (a hústartalom növekedésével egyidejűleg nő a megkérdezettek hasznosságérzete a termékkel kapcsolatban), azonban az elsőnél a 75%-os mangalicahús-tartalmú termék már kedveltebbnek tekinthető nemcsak az 50%-os, de a 100%-os kolbásszal szemben is. Végül pedig a termelői piacról beszerzett,

eredetjelzett termék minden osztálynál pozitívan hat a preferenciákra. A δ konstans mind az első, mind pedig a harmadik csoport esetében szignifikáns (értéke negatív), ami arra utal, hogy ezen osztályokba kisebb valószínűséggel kerültek a kitöltők, mint a bázis szintet képviselő másodikba. Az osztályallokációs egyenletben szerepeltetett szociodemográfiai jellegű változókra becsült együtthatók alapján azt a következtetést tehetjük, hogy az első osztályba nagyobb valószínűséggel kerülnek átlagos vagy átlag alatti jövedelemszinttel rendelkező, 40 év feletti férfiak.

A következő lépésben WTP-kalkulációkat végeztem, a háromosztályos LC modellre vonatkozóan. Ehhez indirekt megközelítést (delta módszert) alkalmaztam. Az eredményeket a 32. táblázat szemlélteti.

32. táblázat: **WTP-kalkulációk a háromosztályos LC modellre vonatkozóan**

Termék tulajdonságok	WTP; t-érték; standard hiba		
	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 3
75% mangalicahús-tartalom	943,80***; 20,97; 45,00	1 060,90***; 5,34; 198,70	799,10***; 8,11; 98,50
100% mangalicahús-tartalom	838,30***; 15,99; 52,40	1 326,30***; 5,12; 258,90	1 161,10***; 10,58; 109,80
Eredetjelzés	1 905,70***; 24,49; 77,80	2 288,60***; 4,84; 472,50	377,20**; 2,10; 179,90
Hentes	-604,30***; -6,29; 96,10	-951,60***; -2,56; 372,20	-372,70**; -2,29; 162,90
Hiper-/szupermarket	-676,70***; -6,21; 109,00	-1 291,40***; -3,43; 376,60	-1 453,40***; -2,68; 543,20

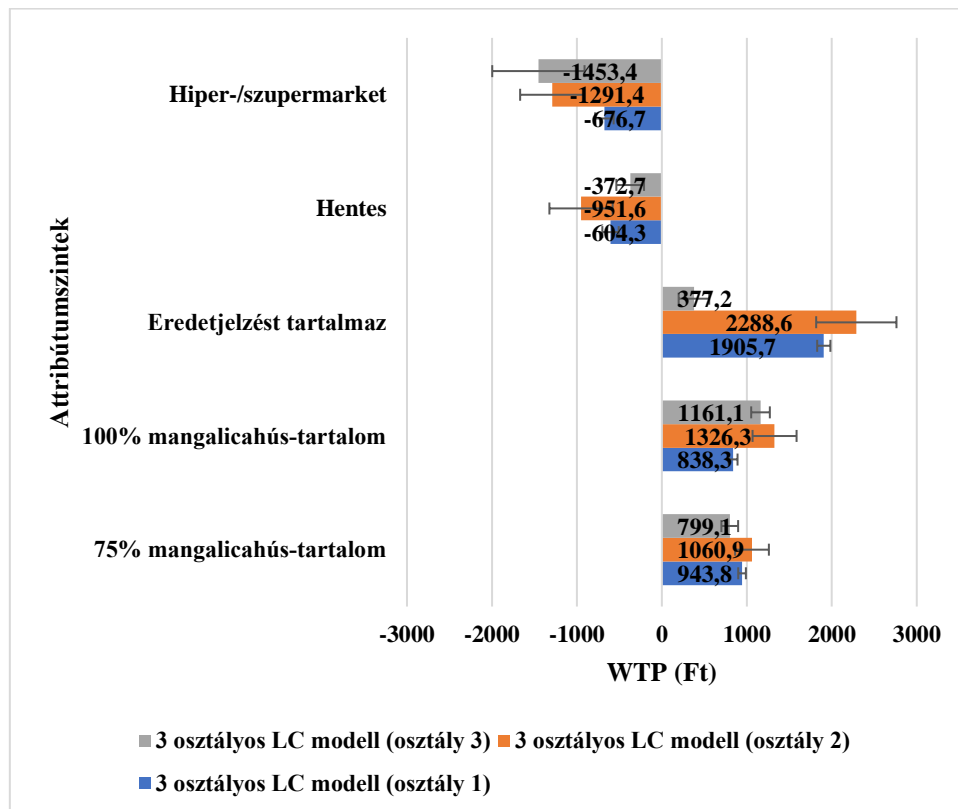
Forrás: CZINE és szerzőtársai, 2020a alapján

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns.

Az LC modellre vonatkozó fizetési hajlandóság kalkulációk alapján (32. táblázat) az első osztály tagjai megközelítőleg 944 Ft-tal fizetnének magasabb összeget a 75% és 838 Ft-tal a 100% mangalicahús-tartalmú termékért az 50%-os kolbászhoz képest; hozzávetőlegesen 1 906 Ft-tal adnának többet egy eredetjelzett termékért, szemben egy jelzéssel nem rendelkezővel; míg körülbelül 604 Ft-tal fizetnének kevesebbet a hentestől és 677 Ft-tal a hiper-/szupermarketből beszerzett termékért a termelői piacon vásárolthoz képest. A második csoport esetében azt a következtetést vonhatjuk le, hogy megközelítőleg 1 061 Ft-tal adnának magasabb összeget a 75% és 1 326 Ft-tal a 100% mangalicahús-tartalmú termékért; míg hozzávetőlegesen 2 289 Ft-tal fizetnének többet egy eredetjelzett kolbászáért; valamint körülbelül 952 Ft-tal adnának kevesebbet a hentestől és 1 291 Ft-tal a hiper-/szupermarketből beszerzett termékért. A harmadik osztály tagjai megközelítőleg 799 Ft-tal fizetnének többet a 75% és 1 161 Ft-tal a 100% mangalicahús-tartalmú kolbászáért; hozzávetőlegesen 377 Ft-tal adnának magasabb

összeget egy eredetjelzett termékért; míg körülbelül 373 Ft-tal fizetnének kevesebbet a hentesből és 1 453 Ft-tal a hiper-/szupermarketből vásárolt kolbászért.

A háromosztályos LC modell esetében született, 95%-os konfidenciaszint melletti WTP-kalkulációkat a 15. ábra szemlélteti.



15. ábra: WTP-kalkulációk a háromosztályos LC modell esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Az LC modellbecslés és a WTP-kalkulációk eredményei alapján az első osztály „árérzékenyeknek”, a második „jelzeshűeknek”, míg a harmadik csoport „jelzéssemlegeseknek” nevezhető el.

4.2.4. A random paraméteres látens osztályú (RLC) modellbecslés eredményei

A margarinra vonatkozó kísérletnél is alkalmazott elemzési struktúra alapján a következő lépésben random paraméteres látens osztályú specifikációt becsültem, amelyre vonatkozóan az 58. egyenlet szerinti hasznosságfüggvényt határoztam meg. A modellben randomként az RPL-hoz hasonlóan az árat (lognormál eloszlás mellett), az eredetjelzést és a hiper-/szupermarketet (normál eloszlás mellett) szerepeltettem. Ezek becslése 500 Halton-húzás mellett történt. Fontos említést tenni arról, hogy az RLC többosztályos esetekben kevésbé nyújt realisztikus

eredményeket, amiből következően a kétosztályos specifikáció becslése és elemzése mellett döntöttem (BUJOSA és szerzőtársai, 2010). Az összehasonlíthatóság érdekében, az előző kísérlethez hasonlóan itt is prezentálni fogom a kétosztályos LC modell eredményeit is. Mivel az osztályallokációs egyenletben szerepeltetett szociodemográfiai jellegű változók random paraméteres esetben nem voltak szignifikánsak, azokban mindössze egy konstans tagot szerepeltettem az 59. egyenletnek megfelelően. Az eredményeket a 33. táblázat szemlélteti.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + (\bar{\beta}_{\hat{A}r,q} + \sigma_{\hat{A}r,q}) \hat{A}r_i + \beta_{75\% \text{ mangalicahús-tartalom},q} \text{Mangalicahús} - \\
 & \text{tartalom}_{75\%_i} + \beta_{100\% \text{ mangalicahús-tartalom},q} \text{Mangalicahús} - \text{tartalom}_{100\%_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{\text{Eredetjelzést tartalmaz},q} + \sigma_{\text{Eredetjelzést tartalmaz},q}) \text{Eredetjelzés}_{\text{tartalmaz}_i} + \\
 & \beta_{\text{Hentes},q} \text{Beszerzési hely}_{\text{Hentes}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Hiper-/szupermarket},q} + \\
 & \sigma_{\text{Hiper-/szupermarket},q}) \text{Beszerzési hely}_{\text{Hiper-/szupermarket}_i} + \varepsilon_i
 \end{aligned} \tag{58}$$

$$A_{n,q} = \delta_q \tag{59}$$

33. táblázat: A kétosztályos LC és RLC modellbecslések eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható; t-érték; standard hiba		Együttható; t-érték; standard hiba	
	LC modell		RLC modell	
Osztályok	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 1	Osztály 2
ASC alternatíva 2	0,57***; 7,16; 0,08		0,68***; 7,58; 0,09	
ASC nem választ	-2,58***; -15,25; 0,17		-3,08***; -15,60; 0,20	
Ár	-2,65***; -19,04; 0,14	-0,51***; -5,68; 0,09	-0,02*; -1,38; 0,01	-0,57***; -8,74; 0,07
Ár (szórás)	-	-	<0,01; 0,06; <0,01	0,49***; 5,67; 0,09
75% mangalicahús-tartalom	2,39***; 11,37; 0,21	0,56***; 4,36; 0,13	3,91***; 8,64; 0,45	0,72***; 6,13; 0,12
100% mangalicahús-tartalom	2,22***; 11,89; 0,19	0,67***; 6,61; 0,10	3,51***; 6,45; 0,55	1,02***; 10,48; 0,10
Eredetjelzést tartalmaz	4,50***; 18,29; 0,25	0,96***; 6,53; 0,15	7,98***; 10,76; 0,74	1,28***; 8,17; 0,16
Eredetjelzést tartalmaz (szórás)	-	-	0,44; 0,50; 0,87	1,07***; 4,93; 0,22
Hentes	-1,85***; -10,33; 0,18	-0,53***; -3,62; 0,15	-2,71***; -8,01; 0,34	-0,55***; -4,25; 0,13
Hiper-/szupermarket	-2,37***; -11,80; 0,20	-0,85***; -6,61; 0,13	-3,30***; -8,50; 0,39	-1,08***; -6,68; 0,16
Hiper-/szupermarket (szórás)	-	-	0,99***; 2,97; 0,33	1,14***; 8,14; 0,14
δ	-0,43***; -4,19; 0,10	B	-1,09***; -14,97; 0,07	B
Osztályvalószínűségi értékek	0,39	0,61	0,25	0,75
Megfigyelések	3816			
Pszedo R^2	0,26		0,28	
Log-likelihood (végső)	-3109,58		-3026,35	
AIC	6249,15		6094,70	
BIC	6342,86		6225,89	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns. „B” a bázis osztályt jelöli. δ az osztályallokációs egyenlet konstans tagját jelöli. Az RLC modellnél az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

A 33. táblázat eredményei alapján látható, hogy a kétosztályos LC és RLC modellek esetében hasonló következtetéseket tehetünk, mint az eddigi specifikációknál. Egyedüli kivételként a mangalicahús-tartalmat lehet említeni (az első osztályra vonatkozóan), ahol a háromosztályos modell 1. csoportjára vonatkozó tendencia látható, miszerint az 1. osztály tagjai leginkább a 75% mangalicahús-tartalmú kolbászt preferálják. Szükséges még említést tenni arról, hogy a random paramétereket is szerepeltető RLC-nél nem pontosan ugyanazt a két osztályt sikerült

lehatárolni, melyre a becült δ konstans (az RLC esetében negatívabb értéket láthatunk, ami arra utal, hogy jelen modell esetében kisebb valószínűséggel kerülnek válaszadók az 1. osztályba, mint az LC modellnél) utal. Jól látható továbbá, hogy a random paraméterek szerepeltetése a csoportokon belül számottevő javulást eredményezett. Ezt a következtetést az összes információs kritérium értéke (Pszeudo R^2 , log-likelihood, AIC, BIC) megerősíti.

A következő lépésben a kétosztályos modellekre vonatkozóan is elvégeztem a WTP-kalkulációkat. Ehhez a WTP-tér megközelítést alkalmaztam. Az eredményeket a 34. táblázat szemlélteti.

34. táblázat: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellekre vonatkozóan

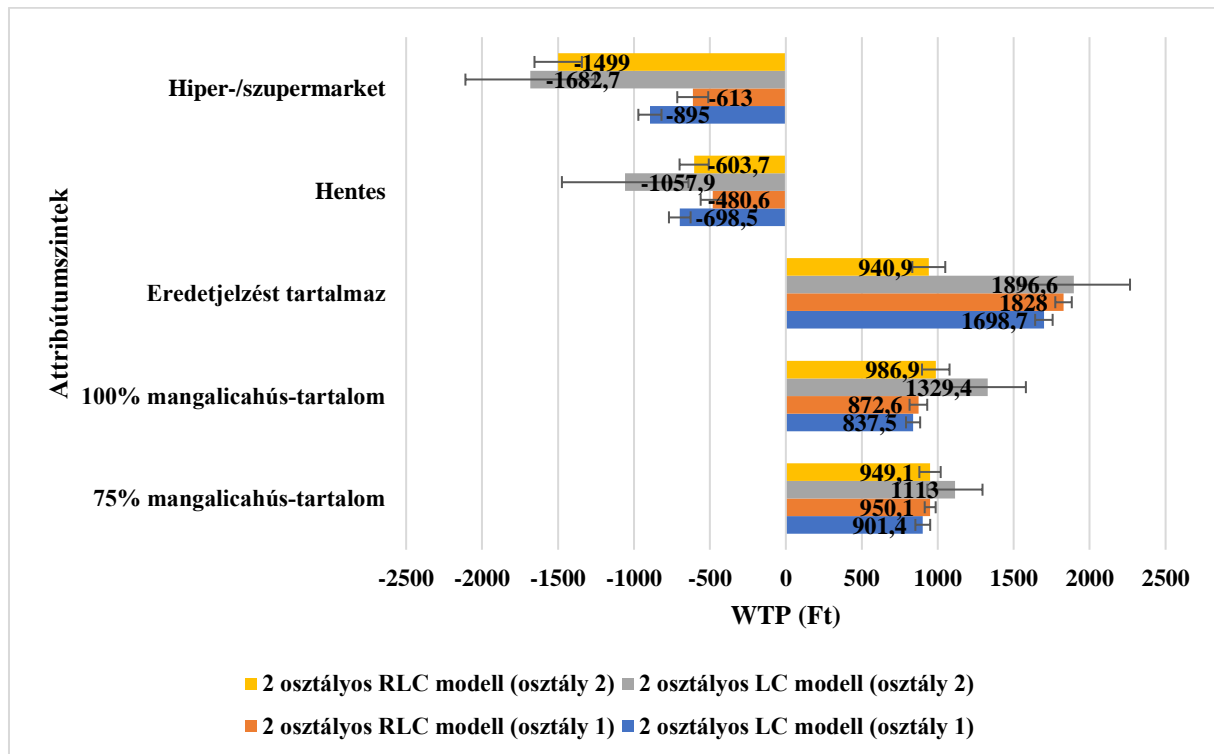
Termék tulajdonságok	WTP; t-érték; standard hiba			
	LC modell		RLC modell	
	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 1	Osztály 2
	WTP, t-érték, standard hiba			
75% mangalicahús-tartalom	901,40***; 18,49; 48,76	1 113,00***; 6,13; 181,52	950,06***; 26,31; 36,12	949,08***; 13,52; 70,18
100% mangalicahús-tartalom	837,50***; 17,98; 46,58	1 329,40***; 5,30; 250,79	872,65***; 15,03; 58,06	986,89***; 10,89; 90,59
Eredetjelzést tartalmaz	1 698,70***; 29,49; 57,60	1 896,60***; 5,14; 369,07	1 828,02***; 33,59; 54,42	940,95***; 8,67; 108,55
Hentes	-698,50***; -9,79; 71,32	-1 057,90***; -2,54; 416,74	-480,56***; -5,99; 80,26	-603,69***; -6,28; 96,10
Hiper-/szupermarket	-895,00***; -11,75; 76,20	-1 682,70***; -3,94; 427,10	-612,95***; -6,01; 101,92	-1 499,00***; -9,61; 155,97

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

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

A 34. táblázat WTP-kalkulációi alapján arra következtethetünk, hogy az első csoportba sorolható válaszadók megközelítőleg 901–950 Ft közötti összeggel fizetnének többet a 75% és 838–873 Ft közötti összeggel a 100% mangalicahús-tartalmú termékért, míg a második osztály tagjai hozzávetőlegesen 949–1 113 Ft közötti összeggel adnának többet a 75% és 987–1 329 Ft közötti összeggel a 100% mangalicahús-tartalmú kolbászért. Emellett az első csoport tagjai körülbelül 1 699–1 828 Ft közötti, míg a második osztály válaszadói megközelítőleg 941–1 897 Ft közötti összeggel fizetnének többet az eredetjelzéssel rendelkező termékért. Végül pedig az első csoport tagjai hozzávetőlegesen 481–699 Ft közötti összeggel fizetnének kevesebbet a hentesről és 613–895 Ft összeggel a hiper-/szupermarketből beszerzett termékért, míg a második osztály válaszadói körülbelül 604–1 058 Ft közötti összeggel fizetnének kevesebbet a

hentestől és 1 499–1 683 Ft között összeggel a hiper-/szupermarketből vásárolt kolbászáért. Ezen következtetéseket 95%-os konfidenciaszint mellett a 16. ábra foglalja össze.



16. ábra: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellek esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

4.2.5. Az alfejezet következtetései

A mangalicakolbászra vonatkozó preferenciákat vizsgáló kísérlet esetében született következtetésem az alábbiak szerint foglalhatók össze:

- a vizsgált attribútumok mindegyike szignifikáns hatást mutat az MNL és RPL modellek esetében;
- az ár emelkedése, a hentestől és a hiper-/szupermarketből beszerzett mangalicakolbász csökkenti, míg az eredetjelzés megléte és a kolbász mangalicahús-tartalmának emelkedése növeli a termékre vonatkozó fogyasztói hasznosságérzetet;
- a szociodemográfiai változókkal képzett interakciók hatása több esetben is szignifikáns, azonban az interakciós modellek jobb illeszkedése nem állapítható meg egyértelműen;
- a preferenciákban lévő heterogenitás kezelése (RPL, LC és RLC modellbecslések) számottevően jobb illeszkedést mutató modelleket eredményez;
- az ízlésben meglévő eltéréseket diszkrét számú osztály képzésén keresztül kezelő LC specifikáció (háromosztályos eset) mutatja a legjobb modellilleszkedést;

- a fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációs módok MNL modell esetében történő tesztelése során lényegi eltérések nem tapasztalhatók.

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

Ebben az alfejezetben a harmadik esettanulmánnyal összefüggésben levont következtetéseimet mutatom be, amely a fogyasztók szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó preferenciáit vizsgálta. Ez a korábbi két esetben látható struktúra szerint fog megtörténni, a következők szerint: (1) multinomiális logit (MNL – multinomial logit), random paraméterű logit (RPL – random parameter logit), látens osztályú (LC – latent class), random paraméteres látens osztályú (RLC – random parameter latent class) modellbecslések, (2) az interakciók hatásainak tesztelése, (3) fizetési hajlandóságra (WTP – willingness to pay) vonatkozó kalkulációk.

4.3.1. A multinomiális logit (MNL) modellbecslés eredményei

A multinomiális logit modell becsléséhez alkalmazott hasznosságfüggvény formulám a 60. egyenlet szerint írható fel, míg az eredményeket a 35. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + \beta_{\text{Ar}} \text{Ar}_i + \beta_{\text{Gyulai}} \text{Márkajelzés}_{\text{Gyulai}_i} + \beta_{\text{Pick}} \text{Márkajelzés}_{\text{Pick}_i} + \beta_{\text{Fűszeres}} \text{Ízesítés}_{\text{Fűszeres}_i} + \beta_{\text{Extra fűszeres}} \text{Ízesítés}_{\text{Extra fűszeres}_i} + \varepsilon_i, \quad (60)$$

ahol ASC_i az i -edik alternatívára vonatkozó alternatíváspecifikus konstanst; β az adott attribútumra becsült paramétert; az Ar , a Márkajelzés és az Ízesítés a vizsgálatba bevont tulajdonságokat, melyekről a 13. táblázat nyújt részletes áttekintést; ε_i pedig az i -edik alternatívára vonatkozó véletlen komponenst jelöli, melyről feltételezzük, hogy Gumbel eloszlást követ. A bázis szinten az alfejezet minden modellje esetében az ASC alternatíva 1, a *Nincs márkajelzés* és a *Nem tartalmaz további fűszerezést* szerepeltek (nullára lettek rögzítve a becslési folyamat során).

35. táblázat: Az MNL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	-0,07	-1,26	0,06
ASC alternatíva 3	0,01	0,13	0,06
ASC nem választ	-2,41***	-20,85	0,12
Ár	-0,43***	-17,71	0,02
Gyulai	0,58***	9,03	0,06
Pick	0,54***	8,44	0,06
További fűszerezés	-0,26***	-4,42	0,06
Extra további fűszerezés	-0,69***	-11,04	0,06
Megfigyelések		2280	
Pszeudo R^2		0,15	
Log-likelihood (végső)		-2693,72	
AIC		5403,44	
BIC		5449,30	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

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

Az MNL modellbecslés eredményeiből (35. táblázat) látható, hogy a második és harmadik alternatívára vonatkozóan nem született szignifikáns alternatíváspecifikus konstans, ami arra utal, hogy a válaszadók elkerülték a szabályszerűségek alkalmazását választásaik során. A „nem választ” opcióra becsült negatív paraméter továbbá azt sugallja, hogy a „vásárlási döntés” általánosságban preferáltabb volt a „nem vásárlással” szemben. Az ár esetében kapott negatív együttható alapján arra következtethetünk, hogy annak emelkedése csökkenti a megkérdezettek hasznosságérzetét. Márkajelzés tekintetében a Gyulai kedvelt a leginkább, melyet a Pick követ ugyancsak pozitív megítéléssel. A termék további fűszerezését (annak mind normál, mind pedig extra mennyiségét) pedig a kitöltők nem gondolják pozitív tulajdonságnak, irányukba negatív hozzáállást mutatnak.

A következő lépésben szociodemográfiai változókkal képzett interakciók hatását teszteltem. Az interakciókat a 61–65. egyenlet, míg az új hasznosságfüggvényt a 66. egyenlet szemlélteti. Az interakciókkal kibővített MNL modellbecslést a 36. táblázat mutatja be.

$$\beta_{\text{Ár érték}} = \beta_{\text{Ár}} + \beta_{\text{Ár-érettségi}} * \text{érettségi} + \beta_{\text{Ár-diploma}} * \text{diploma}, \quad (61)$$

ahol *érettségi* és *diploma* a legmagasabb iskolai végzettséget jelölő változó kategóriái (bázis szinten a *nem rendelkezik érettségivel* kategória szerepelt).

$$\beta_{\text{Gyulai érték}} = \beta_{\text{Gyulai}} + \beta_{\text{Gyulai-jöv2}} * \text{jöv2} + \beta_{\text{Gyulai-jöv3}} * \text{jöv3} + \beta_{\text{Gyulai-jöv4}} * \text{jöv4} + \beta_{\text{Gyulai-jöv5}} * \text{jöv5} + \beta_{\text{Gyulai-jöv6}} * \text{jöv6} \quad (62)$$

$$\beta_{Pick} \text{ érték} = \beta_{Pick} + \beta_{Pick-jöv2} * jöv2 + \beta_{Pick-jöv3} * jöv3 + \beta_{Pick-jöv4} * jöv4 + \beta_{Pick-jöv5} * jöv5 + \beta_{Pick-jöv6} * jöv6, \quad (63)$$

ahol $jöv2$: 150 001–205 000 Ft, $jöv3$: 205 001–235 000 Ft, $jöv4$: 235 001–380 000 Ft, $jöv5$: 380 001–835 000 Ft, $jöv6$: $835 001 \leq Ft$ az egy főre jutó havi nettó jövedelem változó kategóriái (bázis szinten a $jöv1$: <150 000 Ft kategória szerepelt).

$$\beta_{Fűszeres} \text{ érték} = \beta_{Fűszeres} + \beta_{Fűszeres-nő} * nő \quad (64)$$

$$\beta_{Extra fűszeres} \text{ érték} = \beta_{Extra fűszeres} + \beta_{Extra fűszeres-nő} * nő, \quad (65)$$

ahol a $nő$ a nemet jelöli (bázis szinten a férfiak szerepeltek).

$$U_i = ASC_i + \beta_{Ár} \text{ érték} \text{Ár}_i + \beta_{Gyulai} \text{ érték} \text{Márkajelzés}_{Gyulai_i} + \beta_{Pick} \text{ érték} \text{Márkajelzés}_{Pick_i} + \beta_{Fűszeres} \text{ érték} \text{Ízesítés}_{Fűszeres_i} + \beta_{Extra fűszeres} \text{ érték} \text{Ízesítés}_{Extra fűszeres_i} + \varepsilon_i, \quad (66)$$

36. táblázat: Az interakciós MNL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	-0,07	-1,21	0,06
ASC alternatíva 3	0,01	0,11	0,06
ASC nem választ	-2,42***	-20,87	0,12
Ár	-0,40***	-11,24	0,04
Ár érettségi	-0,10**	-2,16	0,05
Ár diploma	-0,04	-0,89	0,04
Gyulai	-0,10	-0,44	0,22
Gyulai jöv2	0,63**	2,31	0,27
Gyulai jöv3	0,78***	2,82	0,28
Gyulai jöv4	0,66***	2,76	0,24
Gyulai jöv5	0,85***	3,48	0,25
Gyulai jöv6	0,94**	1,88	0,50
Pick	0,13	0,61	0,21
Pick jöv2	0,30	1,13	0,27
Pick jöv3	0,38*	1,41	0,27
Pick jöv4	0,35*	1,53	0,23
Pick jöv5	0,63***	2,70	0,24
Pick jöv6	0,61	1,26	0,48
További fűszerezés	-0,11*	-1,37	0,08
További fűszerezés nő	-0,30***	-2,62	0,11
Extra további fűszerezés	-0,40***	-4,85	0,08
Extra további fűszerezés nő	-0,60***	-5,28	0,11
Megfigyelések		2280	
Pszeudo R^2		0,16	
Log-likelihood (végső)		-2667,53	
AIC		5379,05	
BIC		5505,16	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns.

Az interakciókat szerepeltető MNL modellre vonatkozóan (36. táblázat) azt a következtetést vonhatjuk le, hogy a tesztelt szociodemográfiai változók közül több is szignifikáns hatást képvisel. Ide sorolható a kitöltők legmagasabb iskolai végzettségének egy (érettségi), háztartásuk egy főre jutó havi nettó jövedelmének öt (jöv2, jöv3, jöv4, jöv5, jöv6) kategóriája és a válaszadók neme. A paraméterbecslések alapján az érettségizett, de nem diplomázott megkérdezettek árérzékenyebbek, mint az érettségivel nem rendelkezők. Emellett a jöv1 csoportba tartozó kitöltőkhöz képest, a magasabb egy főre jutó havi nettó jövedelemmel rendelkezők pozitívabban ítélik meg mind a Gyulai, mind pedig a Pick márkajelzésű terméket a jelzéssel nem rendelkezővel szemben (habár a Pick márkajelzés esetében mindössze a jöv5 csoport esetében igaz ezen következtetés, 1%-os szignifikancia-szint mellett). Végül pedig a férfiakhoz viszonyítva a nők kevésbé preferálják a további fűszerezést és még kevésbé a további

extra fűszerezést tartalmazó kolbászt az ezeket nélkülözővel szemben. Az információs kritériumok alapján azt a konzekvenciát vonhatjuk le, hogy az interakciókat is szerepeltető modell nem mutat egyértelműen jobb illeszkedést a bázis specifikációhoz képest. Amíg a Pszeudo R^2 , log-likelihood és AIC javulásra, addig a BIC értéke gyengülésre utal.

A következő lépésben fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációkat hajtottam végre, a bázis MNL modell vonatkozásában. Ezt az előző két kísérlethez hasonlóan elvégeztem mind közvetett formában (delta módszer használatán keresztül), mind pedig a WTP-térben. Ezutóbbira vonatkozóan alkalmazott hasznosságfüggvény specifikációm a 67. egyenlet szemlélteti, míg az eredmények a 37. táblázatban láthatók.

$$U_i = ASC_i + \beta_{\text{Ár}}(\text{Ár}_i + WTP_{\text{Gyulai}}\text{Márkajelzés}_{\text{Gyulai}_i} + WTP_{\text{Pick}}\text{Márkajelzés}_{\text{Pick}_i} + WTP_{\text{Fűszeres}}\text{Ízesítés}_{\text{Fűszeres}_i} + WTP_{\text{Extra fűszeres}}\text{Ízesítés}_{\text{Extra fűszeres}_i}) + \varepsilon_i \quad (67)$$

ahol WTP az adott tulajdonságra vonatkozó fizetési hajlandóságot jelöli.

37. táblázat: **Fizetési hajlandóság kalkulációk az MNL modell esetében**

Termék tulajdonságok	Delta módszer	WTP-tér becslés
	WTP; t-érték; standard hiba	
Gyulai	134,51***; 8,33; 16,14	134,51***; 8,33; 16,14
Pick	124,04***; 7,83; 15,83	124,04***; 7,83; 15,83
További fűszerezés	-60,78***; -4,26; 14,27	-60,78***; -4,26; 14,27
Extra további fűszerezés	-160,24***; -9,68; 16,56	-160,24***; -9,68; 16,56

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

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

A 37. táblázat eredményei alapján azt a következtetést vonhatjuk le, hogy a válaszadók hozzávetőlegesen 135 Ft-tal fizetnének többet a Gyulai és 124 Ft-tal a Pick termékért, szemben a márkajelzés nélküli kolbással. Emellett megközelítőleg 61 Ft-tal adnának kevesebbet a további fűszerezést tartalmazó és 160 Ft-tal a további extra fűszerezéssel rendelkező termékért az ezeket nélkülözőhöz képest. Jól látható továbbá, hogy a korábbi kísérletekhez hasonlóan itt is igazolódott az a következtetés, miszerint nem szükséges külön WTP-kalkulációkat végezni MNL modellek esetében. A hasznosságfüggvény átranszformálásán keresztül ugyanazon eredményekre juthatunk.

4.3.2. A random paraméterű logit (RPL) modellbecslés eredményei

A preferenciákban lévő heterogenitás megragadása érdekében a következő lépésben random paraméterű logit modellbecslést végeztem. Mivel minden attribútumra vonatkozóan szignifikáns szórást kaptam, azokat egytől-egyig randomként szerepeltettem. Az árnál

lognormál, míg a többi tulajdonság esetében normál eloszlást használtam. Becsléseimet 500 mlhs húzás mellett hajtottam végre itt és a további RPL modelleknél is. Jelen kísérletnél azért nem tartottam alkalmasnak a Halton-húzás típust, mivel arra különösen jellemző a multikollinearitás (öt darab random attribútumnál pedig nagy valószínűség szerint torzítaná a becslések eredményeit) (HESS és szerzőtársai, 2006). A specifikációt megalapozó hasznosságfüggvény a 68. egyenlet szerint írható fel, míg a becsléseket a 38. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + (\bar{\beta}_{\text{Ár}} + \sigma_{\text{Ár}})\text{Ár}_i + (\bar{\beta}_{\text{Gyulai}} + \sigma_{\text{Gyulai}})\text{Márkajelzés}_{\text{Gyulai}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Pick}} + \sigma_{\text{Pick}})\text{Márkajelzés}_{\text{Pick}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Fűszeres}} + \sigma_{\text{Fűszeres}})\text{Ízesítés}_{\text{Fűszeres}_i} + (\bar{\beta}_{\text{Extra fűszeres}} + \sigma_{\text{Extra fűszeres}})\text{Ízesítés}_{\text{Extra fűszeres}_i} + \varepsilon_i, \quad (68)$$

ahol $\bar{\beta}$ az átlag tagot, σ pedig a személytől függő eltérést jelöli a random paraméterek esetén.

38. táblázat: Az RPL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	-0,04	-0,44	0,08
ASC alternatíva 3	0,02	0,20	0,09
ASC nem választ	-4,41***	-19,73	0,22
Ár	-0,86***	-11,55	0,07
Ár (szórás)	0,77***	6,67	0,12
Gyulai	0,95***	9,03	0,11
Gyulai (szórás)	0,82***	5,34	0,15
Pick	0,90***	8,72	0,10
Pick (szórás)	0,85***	5,97	0,14
További fűszerezés	-0,51***	-3,48	0,15
További fűszerezés (szórás)	2,09***	12,44	0,17
Extra további fűszerezés	-1,35***	-7,89	0,17
Extra további fűszerezés (szórás)	2,39***	12,34	0,19
Megfigyelések		2280	
Pszeudo R^2		0,28	
Log-likelihood (végső)		-2264,53	
AIC		4555,05	
BIC		4629,57	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns. Az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

Az RPL modellbecslés eredményei (38. táblázat) rávilágítanak arra a tényre, hogy a kitöltők preferenciáiban heterogenitás tapasztalható (a becsült szórás paraméterek minden tulajdonság

esetében szignifikánsak). Az együtthatók alapján látható, hogy habár azok nagyságaiban különbség van, a tendenciák nem változtak a bázis MNL specifikációhoz képest. Az ár növekedése és a további fűszerezés ugyanúgy negatívan, míg a márkajelzés megléte pozitívan hat a válaszadók hasznosságára. A modell illeszkedésére vonatkozóan számottevő javulás látható, melyet minden információs kritérium (Pseudo R^2 , log-likelihood, AIC, BIC) alátámaszt. Ezen következtetés pedig a random paraméterek szerepeltetéséből eredő hatásnak köszönhető.

Az RPL modell esetében szintén teszteltem az interakciók hatását. A szerepeltetett interakciók az MNL specifikációnál alkalmazottakkal voltak azonosak (61–65. egyenlet). Az interakciókat tartalmazó RPL modellbecslés eredményeit a 39. táblázat szemlélteti.

39. táblázat: Az interakciós RPL modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható	t-érték	standard hiba
ASC alternatíva 2	-0,03	-0,59	0,06
ASC alternatíva 3	0,01	1,01	0,01
ASC nem választ	-4,46***	-20,03	0,22
Ár	-0,93***	-6,41	0,15
Ár (szórás)	0,85***	6,50	0,13
Ár érettségi	-0,01<	-0,10	0,01
Ár diploma	0,09	1,26	0,08
Gyulai	-0,04	-0,13	0,33
Gyulai (szórás)	0,83***	-5,36	0,15
Gyulai jöv2	1,16***	3,68	0,32
Gyulai jöv3	0,92***	3,28	0,28
Gyulai jöv4	0,94***	6,52	0,14
Gyulai jöv5	1,25***	8,57	0,15
Gyulai jöv6	1,91**	2,17	0,88
Pick	0,26	1,15	0,23
Pick (szórás)	0,81***	-5,68	0,14
Pick jöv2	0,63**	2,03	0,31
Pick jöv3	0,37	1,02	0,36
Pick jöv4	0,54***	3,68	0,15
Pick jöv5	1,01***	3,48	0,29
Pick jöv6	1,39**	1,93	0,72
További fűszerezés	-0,16	-0,23	0,68
További fűszerezés (szórás)	-2,10***	-10,30	0,20
További fűszerezés nő	-0,66***	-4,54	0,15
Extra további fűszerezés	-0,75***	-3,53	0,21
Extra további fűszerezés (szórás)	2,34***	12,45	0,19
Extra további fűszerezés nő	-1,19***	-3,78	0,32
Megfigyelések		2280	
Pszeudo R^2		0,29	
Log-likelihood (végső)		-2247,02	
AIC		4548,03	
BIC		4702,79	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns. Az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

Az interakciókat is szerepeltető RPL modellbecslés eredményei alapján (39. táblázat) látható, hogy mindössze kisebb eltérések mutatkoznak az MNL-nél becslőhöz képest. Az ár és a legmagasabb iskolai végzettség interakciója jelen esetben már nem szignifikáns, míg a márkajelzés és jövedelem párosításának hatása erőteljesebben érvényesül. A következtetések, miszerint a *jöv1* kategóriához tartozó válaszadókkal szemben a magasabb egy főre jutó havi nettó jövedelemmel rendelkező csoportok tagjai előnyben részesítik mind a Gyulai, mind pedig a Pick márkajelzésű terméket továbbá, hogy a férfiakhoz viszonyítva a nők kevésbé preferálják

a további fűszerezést tartalmazó kolbászterméket, továbbra is helytállóak. Az illeszkedésre vonatkozóan az MNL-nél is látható tendencia igazolódik, miszerint az interakciókat is szerepeltető specifikáció nem mutat egyértelműen jobb információs kritérium értékeket a bázis modellhez képest (a Pszeudo R^2 , a log-likelihood, az AIC javulásra, azonban a BIC gyengülésre utal).

A fizetési hajlandóság meghatározásához a már korábban is alkalmazott WTP-tér megközelítést használtam (TRAIN és WEEKS, 2005; DALY és szerzőtársai, 2012). Az árra vonatkozóan lognormál, míg a további attribútumok esetében normál eloszlást definiáltam. Az RPL modell WTP-térben való becsléséhez specifikált hasznosságfüggvényt a 69. egyenlet, míg az eredményeket a 40. táblázat szemlélteti.

$$U_i = ASC_i + (\bar{\beta}_{\text{Ár}} + \sigma_{\text{Ár}})(\text{Ár}_i + (WTP_{\text{Gyulai}} + \sigma_{\text{Gyulai}})\text{Márkajelzés}_{\text{Gyulai}_i} + (WTP_{\text{Pick}} + \sigma_{\text{Pick}})\text{Márkajelzés}_{\text{Pick}_i} + (WTP_{\text{Fűszeres}} + \sigma_{\text{Fűszeres}})\text{Ízesítés}_{\text{Fűszeres}_i} + (WTP_{\text{Extra fűszeres}} + \sigma_{\text{Extra fűszeres}})\text{Ízesítés}_{\text{Extra fűszeres}_i}) + \varepsilon_i \quad (69)$$

40. táblázat: RPL modellbecslés a WTP-térben

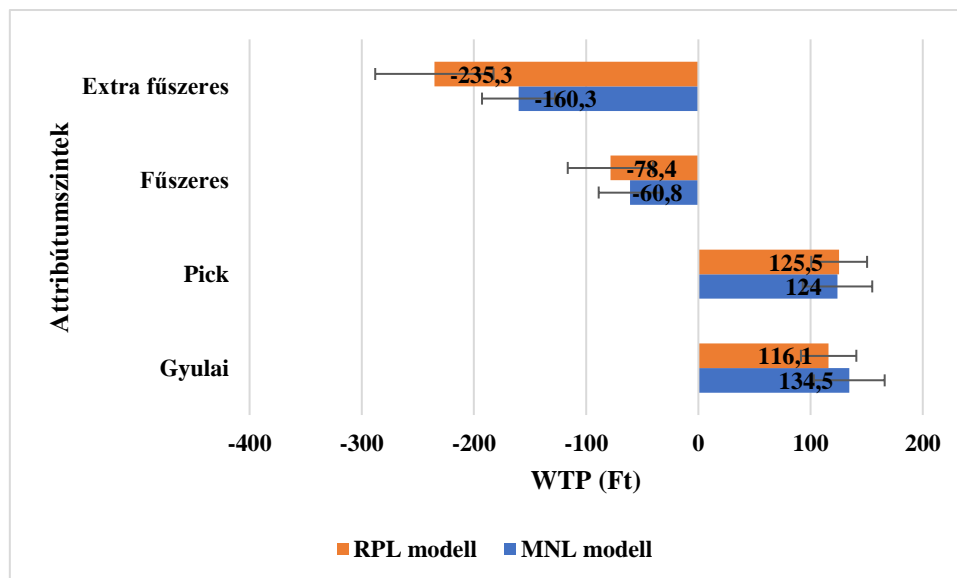
Termék tulajdonságok	Együttható; t-érték; standard hiba		
Gyulai	116,07***	9,23	12,57
Pick	125,51***	9,92	12,65
További fűszerezés	-78,38***	-4,04	19,40
Extra további fűszerezés	-235,26***	-8,76	26,87

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

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

A WTP-térben tett becslés alapján (40. táblázat) a Gyulai termékért megközelítőleg 116 Ft-tal, míg a Pick jelzésűért 126 Ft-tal fizetnének többet a válaszadók. Emellett a további fűszerezést tartalmazó kolbásztermékért körülbelül 78 Ft-tal, míg a további extra fűszerezéssel rendelkezőért 235 Ft-tal adnának kevesebb összeget. Jól látható különbség az MNL modell WTP-kalkulációjához képest, hogy jelen esetben már a Pick márkajelzésű termék irányába mutatkozik a legmagasabb fizetési hajlandóság. Ezen következtetés valószínűleg az ízlésekben rejlő heterogenitás hatásából ered, melyet az MNL specifikációval ellentétben az RPL már képes kezelni.

Az MNL és RPL modellekre vonatkozó, 95%-os konfidenciaszint melletti WTP-kalkulációkat a 17. ábra szemlélteti.



17. ábra: WTP-kalkulációk az MNL és RPL modellek esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

4.3.3. A látens osztályú (LC) modellbecslés eredményei

A következő lépésben a preferenciákban lévő heterogenitás feltérképezésének egy másik megközelítését használtam. Egymástól eltérő ízléssparaméterekkel rendelkező csoportok létrehozását céloztam meg, látens osztályú modell alkalmazásán keresztül. Az osztályok ideális számának meghatározása érdekében több specifikációt is teszteltem. Erre vonatkozó döntésemet a 41. táblázatban látható információs kritériumok értékei alapján hoztam meg. A modell esetében a 70. egyenlet szerinti hasznosságfüggvényt és a 71. egyenleten alapuló osztályallokációs formulát definiáltam.

$$U_i = ASC_i + \beta_{\text{Ár},q} \text{Ár}_i + \beta_{\text{Gyulai},q} \text{Márkajelzés}_{\text{Gyulai}_i} + \beta_{\text{Pick},q} \text{Márkajelzés}_{\text{Pick}_i} + \beta_{\text{Fűszeres},q} \text{Ízesítés}_{\text{Fűszeres}_i} + \beta_{\text{Extra fűszeres},q} \text{Ízesítés}_{\text{Extra fűszeres}_i} + \varepsilon_i, \quad (70)$$

ahol q az osztályt jelöli.

$$A_{n,q} = \delta_q + \gamma_{N\acute{o}_q} N\acute{o}_n, \quad (71)$$

ahol δ_q a q -adik osztályra vonatkozó konstanst, γ_q pedig az osztályallokációs egyenlet magyarázó változójának (jelen esetben a Nem) hatását jelöli a q -adik osztályra vonatkozóan (az egyik osztályt minden esetben bázis szinten kezeltem, így mindössze $q-1$ számú konstanst és paramétert becsültem).

41. táblázat: **Információs kritériumok értéke a különböző specifikációk esetében**

Információs kritériumok	2 osztályos modell	3 osztályos modell	4 osztályos modell	5 osztályos modell
Becsült paraméterek száma	15	22	29	36
Log-likelihood (végső)	-2399,05	-2326,87	-2271,03	-2196,38
AIC	4828,09	4697,75	4600,06	4464,76
BIC	4914,07	4823,85	4766,29	4671,11
Pszeudo R^2	0,24	0,26	0,28	0,31
Osztály valószínűségi értékek	0,71	0,34	0,24	0,23
		0,27	0,27	0,13
	0,29		0,29	0,34
		0,40	0,20	0,15
			0,16	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

A 41. táblázat eredményei alapján jól látható, hogy az osztályok számának növelésével egyidejűleg egyre jobban illeszkedő modellt kapunk. Ennek ellenére mégis a négyosztályos specifikáció mellett döntöttem, melynek oka, hogy az öt csoportot képző esetben már jelentősen lecsökkent a becsült szignifikáns paraméterek száma. Az eredményeket a 42. táblázat szemlélteti.

42. táblázat: A négyosztályos LC modellbecslés eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható; t-érték; standard hiba			
	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 3	Osztály 4
ASC alternatíva 2	-0,04; -0,60; 0,07			
ASC alternatíva 3	-0,06; -0,82; 0,07			
ASC nem választ	-3,84***; -18,54; 0,21			
Ár	-1,40***; -10,55; 0,13	-0,87***; -12,46; 0,07	-0,62***; -4,96; 0,13	0,14*; 1,64; 0,09
Gyulai	0,99***; 4,64; 0,21	0,22; 1,06; 0,20	0,90***; 5,93; 0,15	0,72***; 4,02; 0,18
Pick	0,93***; 4,40; 0,21	0,90***; 3,69; 0,24	0,63***; 3,54; 0,18	0,92***; 5,29; 0,17
További fűszerezés	1,37***; 5,27; 0,26	-3,84***; -12,99; 0,30	0,66***; 3,61; 0,18	0,09; 0,44; 0,20
Extra további fűszerezés	1,57***; 5,59; 0,28	-4,50***; -10,67; 0,42	-1,65***; -5,85; 0,28	0,34; 1,20; 0,29
Nő	-0,92***; -2,80; 0,33	B	-0,17; -0,53; 0,32	-0,51*; -1,37; 0,37
δ	0,34*; 1,51; 0,23	B	0,18; 0,68; 0,26	-0,03; -0,10; 0,27
Osztályvalószínűségi értékek	0,24	0,27	0,29	0,20
Megfigyelések	2280			
Pszeudo R ²	0,28			
Log-likelihood (végső)	-2271,03			
AIC	4600,06			
BIC	4766,29			

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, * 10%-os szinten szignifikáns. „B” a bázis osztályt jelöli. δ az osztályallokációs egyenlet konstans tagját jelöli.

A 42. táblázat eredményei alapján látható, hogy az árat illetően három osztálynál (1., 2. és 3.) született – 1%-os szint mellett – szignifikáns paraméterbecslés. Ezek mindegyike negatív, ami arra utal, hogy az ár emelkedésével egyidejűleg csökken ezen csoportok tagjainak hasznosságérzete. A márkajelzésre vonatkozóan azt a következtetést tehetjük, hogy az első osztály esetében fontos annak megléte, viszont teljesen egyértelmű sorrend nem igazolódik a Gyulai és Pick jelzések között. A második és negyedik csoportnál azonban a Pick, míg a harmadiknál a Gyulai kolbász már egyértelműen preferáltnak tekinthető. Ízesítést illetően azt láthatjuk, hogy az első osztály tagjai pozitívan ítélik meg a további fűszerezést (annak mind normál, mind pedig extra mennyiségét), míg a második csoport döntéshozói ellenzik azt. Ezzel szemben a harmadik osztályba tartozók a további fűszerezés normál mennyiségét pozitívan értékelik, annak extra szintjét ugyanakkor már elutasítják. A negyedik csoport esetében látható

nem szignifikáns paraméterbecslések (az ízesítésre vonatkozóan) arra utalnak, hogy a tagok számára nem képvisel fontos szempontot a tulajdonság. Az osztályallokációs egyenlet magyarázó változójára becsült együttható alapján azt a következtetést vonhatjuk le, hogy az első osztályba kisebb valószínűséggel kerülnek női fogyasztók, mint férfiak. Ebből arra a következtetésre juthatunk, hogy az első csoport tagjai főként férfiak, akik érzékenyek, preferálják a márkajelzés meglétét (azonban a Gyulai és Pick jelzést körülbelül egy szinten kezelik), továbbá pozitívan ítélik meg a további fűszerezést (annak mind normál, mind pedig extra mennyiségét).

A következő lépésben WTP-kalkulációt végeztem az egyes osztályokra vonatkozóan. Ehhez indirekt megközelítést (delta módszert) alkalmaztam. Az eredmények a 43. táblázatban láthatók.

43. táblázat: WTP-kalkulációk a négyosztályos LC modellre vonatkozóan

Termék tulajdonságok	WTP; t-érték; standard hiba			
	Osztály 1	Osztály 2	Osztály 3	Osztály 4
Gyulai	71,15***; 3,71; 19,19	24,75; 1,00; 24,76	144,70**; 1,85; 78,32	-517,50; -1,01; 512,60
Pick	66,56***; 3,80; 17,53	102,80***; 4,11; 25,02	100,20; 1,44; 69,64	-659,50; -1,27; 518,00
További fűszerezés	98,07***; 4,97; 19,75	-439,00***; -7,15; 61,43	105,60***; 2,86; 36,88	-64,22; -0,27; 235,60
Extra további fűszerezés	112,30***; 5,12; 21,95	-514,00***; -9,26; 55,50	-263,80**; -2,28; 115,50	-246,60; -0,53; 465,90

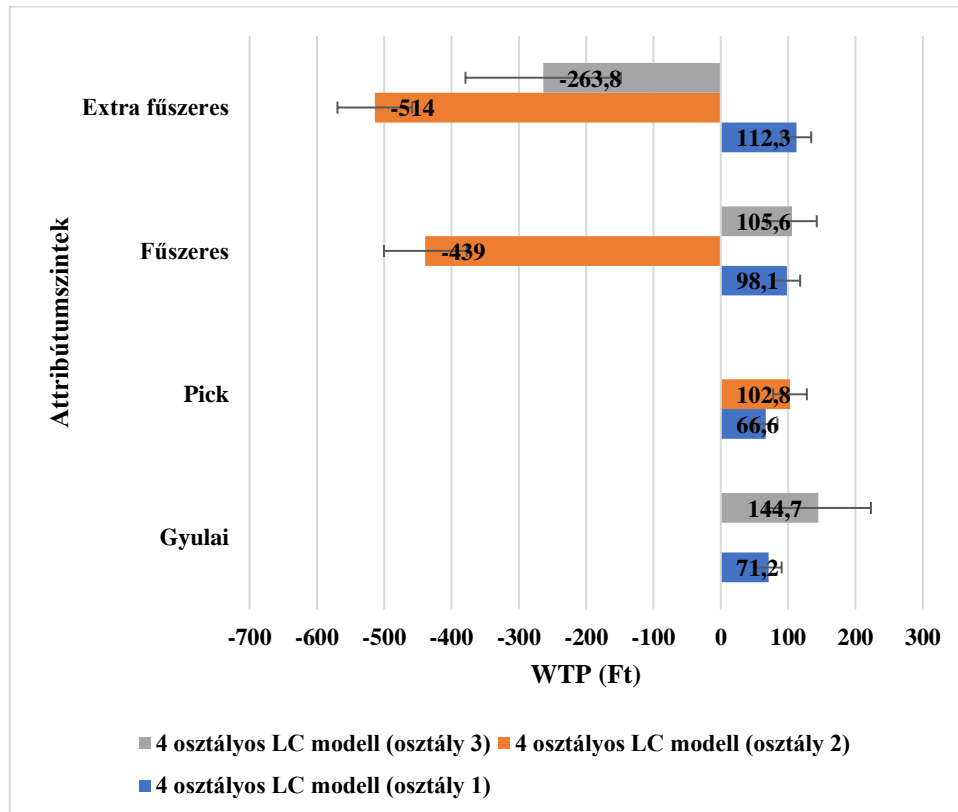
Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns.

A négyosztályos LC modellre vonatkozó WTP-kalkulációk alapján (43. táblázat) az első osztály tagjai megközelítőleg 71 Ft-tal fizetnének többet a Gyulai és 67 Ft-tal a Pick márkajelzésű termékért, míg körülbelül 98 Ft-tal adnának magasabb összeget a további fűszerezést tartalmazó és 112 Ft-tal a további extra fűszerezéssel rendelkező kolbászért a bázis szinthez képest. A második csoportba tartozó válaszadók hozzávetőlegesen 103 Ft-tal fizetnének magasabb összeget a Pick termékért, míg megközelítőleg 439 Ft-tal adnának kevesebbet a további fűszerezéssel és 514 Ft-tal az további extra fűszerezéssel rendelkező kolbásztermékért. A harmadik osztályba sorolható fogyasztók körülbelül 145 Ft-tal adnának többet a Gyulai márkajelzésért, míg hozzávetőlegesen 106 Ft-tal fizetnének magasabb összeget a további fűszerezést tartalmazó kolbászért, azonban a további extra fűszerezéssel rendelkező

termékért már 264 Ft-tal kevesebbet fizetnének a bázis szinthez viszonyítva. A negyedik csoport esetében nem születtek szignifikáns WTP-bebecslések.

A négyosztályos LC modellre vonatkozó, 95%-os konfidenciaszint melletti WTP-kalkulációkat a 18. ábra szemlélteti.



18. ábra: WTP-kalkulációk a négyosztályos LC modell esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: Az „osztály 2” Gyulai szintre vonatkozó, valamint az „osztály 4” összes WTP-kalkulációja nem került bemutatásra az ábrán, mivel értékeik nem voltak szignifikánsak.

4.3.4. A random paraméteres látens osztályú (RLC) modellbecslés eredményei

A korábban bemutatott két kísérlethez hasonlóan a következő lépésben random paraméterű látens osztályú modellt becsültem, amelyre vonatkozóan a 72. egyenlet szerinti hasznosságfüggvényt határoztam meg. A specifikáció esetében randomként az RPL-hoz hasonlóan az árat (lognormál eloszlás mellett), a márkajelzést és az ízesítést (normál eloszlás mellett) szerepeltettem. Ezek becslése 500 mlhs húzás mellett történt. Fontos említést tenni arról, hogy az RLC modell többosztályos esetekben kevésbé nyújt realisztikus eredményeket (BUJOSA és szerzőtársai, 2010). Ennek eredményeképpen a kétosztályos eset becslése és elemzése mellett döntöttem. Az eredményeket a 44. táblázat szemlélteti, ahol az

összehasonlíthatóság érdekében a hagyományos (nem random paraméteres) látens osztályú specifikáció kétosztályos esetét is bemutatom.

$$\begin{aligned}
 U_i = & ASC_i + (\bar{\beta}_{\acute{A}r,q} + \sigma_{\acute{A}r,q}) \acute{A}r_i + (\bar{\beta}_{Gyulai,q} + \sigma_{Gyulai,q}) \text{Márkajelzés}_{Gyulai_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Pick,q} + \sigma_{Pick,q}) \text{Márkajelzés}_{Pick_i} + (\bar{\beta}_{Fűszeres,q} + \sigma_{Fűszeres,q}) \acute{I}zesítés_{Fűszeres_i} + \\
 & (\bar{\beta}_{Extra\ fűszeres,q} + \sigma_{Extra\ fűszeres,q}) \acute{I}zesítés_{Extra\ fűszeres_i} + \varepsilon_i
 \end{aligned} \quad (72)$$

44. táblázat: A kétosztályos LC és RLC modellbecslések eredményei

Tulajdonságok és a modellt leíró adatok	Együttható; t-érték; standard hiba		Együttható; t-érték; standard hiba	
	LC modell		RLC modell	
Osztályok	Ízorientált, Gyulai terméket preferálók	Ízsemleges, Pick terméket preferálók	Ízorientált, Gyulai terméket preferálók	Ízsemleges, Pick terméket preferálók
ASC alternatíva 2	-0,01; -0,13; 0,06		<0,01; 0,05; 0,08	
ASC alternatíva 3	-0,02; -0,33; 0,06		-0,01<; -0,05; 0,08	
ASC nem választ	-3,14***; -19,16; 0,16		-4,73***; -18,20; 0,26	
Ár	-0,50***; -16,72; 0,03	-0,70***; -11,82; 0,06	-0,94***; -8,74; 0,11	-0,92***; -7,26; 0,13
Ár (szórás)	-	-	0,98***; 3,35; 0,29	0,82***; 2,41; 0,34
Gyulai	0,73***; 9,40; 0,08	0,41**; 2,14; 0,19	0,94***; 7,29; 0,13	0,79***; 2,75; 0,29
Gyulai (szórás)	-	-	0,88***; 5,04; 0,18	0,94***; 2,36; 0,40
Pick	0,65***; 8,64; 0,08	0,84***; 3,79; 0,22	0,85***; 6,81; 0,13	1,13***; 4,30; 0,26
Pick (szórás)	-	-	0,94***; 5,93; 0,16	0,17; 0,34; 0,49
További fűszerezés	0,59***; 6,68; 0,09	-3,34***; -11,93; 0,28	0,81***; 6,39; 0,13	-3,86***; -5,31; 0,73
További fűszerezés (szórás)	-	-	0,22; 0,53; 0,41	3,81***; 6,55; 0,58
Extra további fűszerezés	0,08; 0,87; 0,09	-4,06***; -10,72; 0,38	0,28; 1,40; 0,20	-4,42***; -7,67; 0,58
Extra további fűszerezés (szórás)	-	-	1,29***; 6,67; 0,19	0,75; 0,78; 0,96
Nő	-0,58**; -2,37; 0,25	B	B	0,88***; 3,28; 0,27
δ	1,19***; 6,39; 0,19	B	B	-1,05***; -4,16; 0,25
Osztályvalószínűségi értékek	0,71	0,29	0,64	0,36
Megfigyelések	2280			
Pszedo R^2	0,24		0,32	
Log-likelihood (végső)	-2399,05		-2161,86	
AIC	4828,09		4373,71	
BIC	4914,07		4517,01	

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns. „B” a bázis osztályt jelöli. δ az osztályallokációs egyenlet konstans tagját jelöli. Az RLC modellnél, az ár esetében már a lognormálról normálra átszámolt értékek láthatók.

A kétosztályos LC és RLC modellbecslések alapján látható, hogy két, egyértelmű preferenciával rendelkező csoportot sikerült lehatárolni. Ezek közül az egyik a Gyulai, míg a másik a Pick márkajelzést preferálja jobban. A Gyulai kolbászt előnyben részesítő osztályba nagyobb valószínűséggel kerülnek férfiak, akik kedvezően ítélik meg a további fűszerezés normál (nem extra) mértékét. A Pick terméket preferáló csoport tagjai viszont már egyértelműen elutasítják a további fűszerezést tartalmazó kolbászterméket. A teljes modellekre vonatkozóan azt a következtetést tehetjük, hogy a random paraméterek szerepeltetése a csoportokon belül számottevő javulást eredményezett. Ezt a konzekvenciát az összes információs kritérium értéke (Pseudo R^2 , log-likelihood, AIC, BIC) megerősíti.

A következő lépésben a kétosztályos modellekre vonatkozóan is elvégeztem a WTP-kalkulációkat. Ehhez a WTP-tér megközelítést alkalmaztam. Az eredményeket a 45. táblázat szemlélteti.

45. táblázat: **WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellekre vonatkozóan**

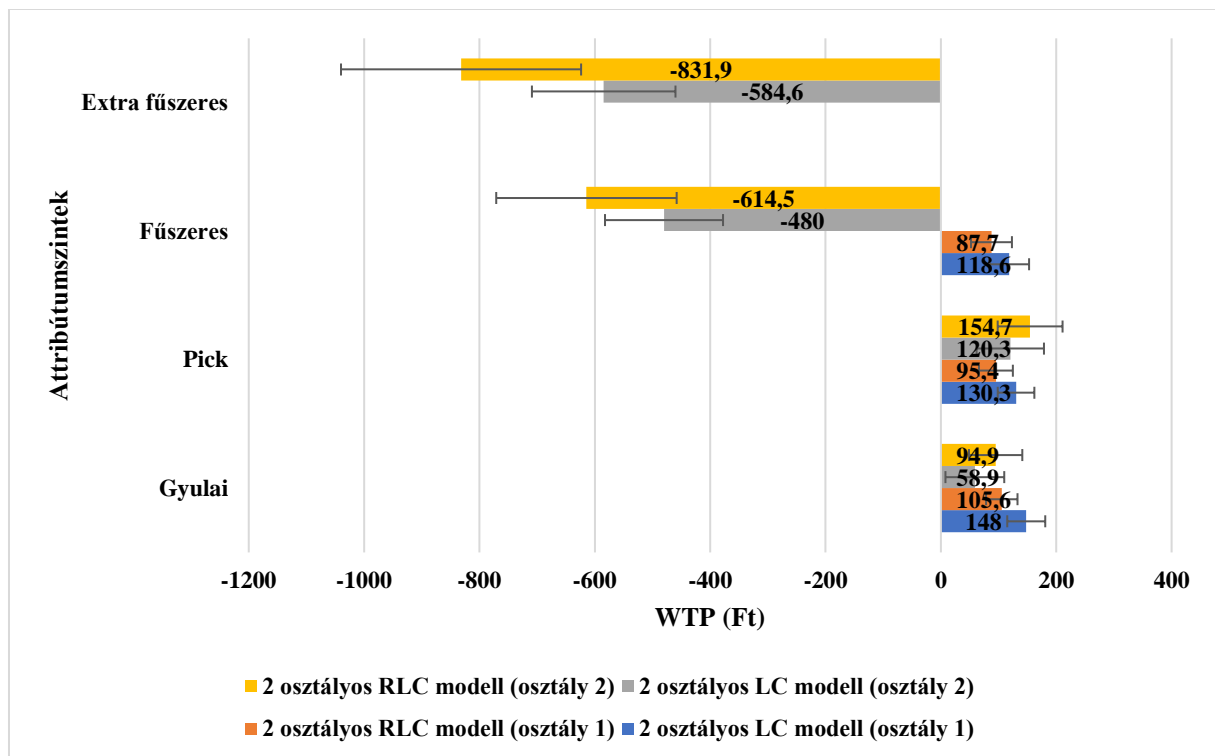
Termék tulajdonságok	WTP; t-érték; standard hiba			
	LC modell		RLC modell	
	Ízorientált, Gyulai termék preferálók	Ízsemleges, Pick termék preferálók	Ízorientált, Gyulai termék preferálók	Ízsemleges, Pick termék preferálók
Gyulai	147,98***; 8,80; 16,82	58,87**; 2,26; 26,02	105,56***; 7,59; 13,91	94,87***; 4,02; 23,60
Pick	130,34***; 8,04; 16,21	120,28***; 4,04; 29,78	95,37***; 6,36; 15,00	154,70***; 5,40; 28,67
További fűszerezés	118,61***; 6,76; 17,54	-479,97***; -9,20; 52,20	87,72***; 4,84; 18,12	-614,53***; -7,70; 79,76
Extra további fűszerezés	15,26; 0,87; 17,56	-584,57***; -9,20; 63,51	34,38; 1,55; 22,17	-831,86***; -7,83; 106,20

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: *** 1%-os szinten szignifikáns, ** 5%-os szinten szignifikáns.

A 45. táblázat WTP-becslései alapján azt a következtetést vonhatjuk le, hogy az első csoport válaszadói megközelítőleg 106–148 Ft közötti összeggel fizetnének többet a Gyulai jelzéssel rendelkező termékért, míg a második osztály kitöltői hozzávetőlegesen 120–155 Ft közötti összeggel adnának többet a Pick márkáért a jelzés nélküli kolbászhoz képest. A további fűszerezésre vonatkozóan azt a megállapítást tehetjük, hogy az első csoport tagjai körülbelül 88–119 Ft közötti összeggel fizetnének többet a normál (nem extra) mennyiségű további fűszerezésért, míg a második osztályba tartozók hozzávetőlegesen 480–615 Ft közötti

összeggel adnának alacsonyabb összeget a normál mennyiségű és 585–832 Ft közötti összeggel a további extra fűszerezéssel rendelkező kolbásztermékért. Ezen következtetéseket 95%-os konfidenciaszint mellett a 19. ábra foglalja össze.



19. ábra: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellek esetében

Forrás: Saját szerkesztés, 2021

Megjegyzés: Az „osztály 1” extra fűszerezés szintre vonatkozó WTP-kalkulációja nem került bemutatásra az ábrán, mivel értéke nem volt szignifikáns egyik modell esetében sem.

A modellbecslések és WTP-kalkulációk eredményei alapján az egyes osztályok elnevezhetők. Ennek megfelelően az első csoportnak az „Ízorientált, Gyulai terméket preferálók”, míg a másodiknak a „Ízsemleges, Pick terméket preferálók” nevet adtam.

4.3.5. Az alfejezet következtetései

A szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó preferenciákat vizsgáló kísérlet esetében született következtetésem az alábbiak szerint foglalhatók össze:

- a vizsgált attribútumok mindegyike szignifikáns hatást mutat az MNL és RPL modellek esetében;
- a márkajelzés megléte pozitívan, míg az ár és a további fűszerezés szintjének emelkedése negatívan hat a fogyasztói hasznosságérzetre a szeletelt csomagolt kolbász vonatkozásában;

- a szociodemográfiai változókkal képzett interakciók hatása több esetben is szignifikáns, azonban az interakciós modellek jobb illeszkedése nem állapítható meg egyértelműen;
- a preferenciákban lévő heterogenitás kezelése (RPL, LC és RLC modellbecslések) számottevően jobb illeszkedést mutató modelleket eredményez;
- az ízlésben meglévő eltérések két irányból (diszkrét és folytonos eloszlások együttes alkalmazásán keresztül) történő kezelése (RLC modellbecslés) mutatja a legjobb modellilleszkedést;
- a fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációs módok MNL modell esetében történő tesztelése során lényegi eltérések nem tapasztalhatók.

5. KÖVETKEZTETÉSEK, JAVASLATOK

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 46. táblázatban összefoglalt eredményekkel adok egyértelmű választ.

46. táblázat: **Információs kritériumok értékei az egyes modellek esetében**

1. kísérlet					
Információs kritériumok	MNL	RPL	LC (3 osztályos)	LC (2 osztályos)	RLC (2 osztályos)
Pszedo 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)
Pszedo 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)
Pszedo 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 46. 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 Pszedo 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 47. táblázatban prezentált értékek alapozták meg döntésemet.

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

2. kísérlet				
Információs kritériumok	MNL	MNL (interakciós)	RPL	RPL (interakciós)
Pszedo 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)
Pszedo 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 47. 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 48. táblázatban bemutatott információs kritériumok értékei alapján hoztam döntést.

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

1. kísérlet		
Információs kritériumok	RPL	LC* (3 osztályos)
Pszedo 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)
Pszedo 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)
Pszedo 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 48. 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 másodiknál 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 49. táblázatban bemutatott információs kritériumok értékei alapján döntöttem.

49. 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 49. 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 az 50. táblázatban bemutatott WTP-kalkulációk értékei alapján döntöttem.

50. 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.

Az 50. 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.**

6. AZ ÉRTEKEZÉS FONTOSABB MEGÁLLAPÍTÁSAI, 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.

ÖSSZEFOGLALÁS

Disszertációm középpontjában a diszkrét választási kísérlet (DCE – discrete choice experiment) modellezése állt, különös hangsúlyt helyezve a fogyasztói preferenciákban lévő heterogenitás kezelésére. Hipotéziseim vizsgálatához négy modellspecifikációt – multinomiális logit (MNL – multinomial logit), random paraméterű logit (RPL – random parameter logit), látens osztályú (LC – latent class), random paraméterű látens osztályú (RLC – random parameter latent class) – teszteltem, három kísérlet vonatkozásában. A preferenciatérben becsült modellek mellett minden esetben elemeztem a szociodemográfiai változókkal képzett interakciók hatását, továbbá fizetési hajlandóságra (WTP – willingness to pay) vonatkozó kalkulációkat végeztem. Témaválasztásom indokát elsősorban az jelentette, hogy hazai szinten egy eddig még meglehetősen kevés szer alkalmazott módszerről van szó, így fontosnak éreztem megvizsgálni annak potenciális előnyeit, lehetőségeit, illetve korlátait. Ezen túl az ízlésben lévő különbségek modellezése a nemzetközi szakirodalomban is egy igen népszerű témát képvisel még napjaink kutatásaiban is.

Dolgozatom szakirodalmi részében elsőként a döntéshozatali folyamat modellezéséről és annak fő komponenseiről nyújtottam áttekintést. Ezt követően bemutattam a kinyilvánított (RP – revealed preference) és feltárt (SP – stated preference) jellegű adatok előnyös, illetve hátrányos tulajdonságait, amit a DCE folyamatának és kulcskérdéseinek ismertetése követett. Itt kitértem többek között a címkézett (labelled) és címkézetlen (unlabelled) típusú alternatívák kérdésére, az attribútumoknak és azok szintjeinek kiválasztására, a „nem választ” alternatíva esetére, a döntési helyzeteknek és azok alternatíváinak ideális számára, valamint a változók kódolási formáira. Ezután betekintést nyújtottam a kísérleti elrendezések – a teljes faktoriális, ortogonális, hatékony és bayesi hatékony elrendezés – gyakorlatába és néhány, a DCE elemzések elvégzéséhez alkalmazható szoftvert mutattam be.

A következő alfejezetben négy alkalmazási területet (marketing, közlekedés-, környezet- és egészséggazdaságtan) vettem górcső alá. Itt minden esetben tíz empirikus kutatást elemeztem, különös hangsúlyt helyezve a következő aspektusokra: (1) az adattípus formája, (2) a döntési helyzetek lehetőségeinek száma, (3) a „nem választ” opció megjelenésének gyakorisága, (4) az alternatívák formájának típusa, (5) a kísérletben szerepeltetett attribútumok száma, (6) az alkalmazott modellspecifikációk. Vizsgálatom eredményei többek között rávilágítottak arra, hogy elsősorban SP jellegű kísérleteket végeznek, illetve a leggyakrabban három alternatívát szerepeltetnek a választási szituációkban, mind a négy terület vonatkozásában. Kiemeltem

továbbá, hogy a „nem választ” opció a marketingben és a környezetgazdaságban, a címkézett formájú lehetőségek a közlekedésgazdaságban, míg a magas számú attribútumok az egészséggazdaságban fordulnak elő a legtöbbször. Modellezés szempontjából pedig azt a megállapítást tudtam tenni, hogy a marketingben az LC, míg a közlekedésgazdaságban az RPL specifikáció dominál.

Dolgozatom anyag és módszer fejezetében elsőként három kísérlet – (1) margarinra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata, (2) tradicionális mangalicakolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata, (3) szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó fogyasztói preferenciák vizsgálata – részleteit mutattam be. Itt minden esetben kitértem a kísérlet folyamatára, a választott attribútumokra és azok szintjeire, a mintavétel módjára, illetve annak összetételére. Ezt követően a disszertációm elemzéseire használt modellspecifikációkat, a modellek összehasonlíthatóságát lehetővé tevő információs kritériumokat és a fizetési hajlandóság kalkulációjának direkt és indirekt megközelítési módjait ismertettem.

A margarinra vonatkozó kísérlet elemzése alapján a következő megállapításokat tettem: a kísérletbe bevont attribútumok – a napraforgóolaj-tartalom kivételével – szignifikáns hatást képviselnek a termékkel kapcsolatos döntések során; az ár, a zsír- és a sótartalom növekedésével egyidejűleg csökken a fogyasztói hasznosságérzet; az ízlesekben lévő eltérések megragadásán keresztül számottevő mértékben javul a modellek illeszkedése (a legjobb illeszkedést az RLC modell mutatta); az LC specifikáció esetében pedig már a napraforgóolaj-tartalom is statisztikailag jelentős szempont (megjelent egy annak meglétét preferáló és ellenző csoport is). A fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációk meglehetősen nagy részénél – különösképpen a látens osztályokat képző modellek (LC és RLC) esetében – nem szignifikáns és egészen irreális eredményeket kaptam, továbbá a WTP direkt és indirekt megközelítési módjai is mutattak minimális eltéréseket az MNL modell esetében. Ez utóbbi következtetés valószínűleg abból származik, hogy a WTP-térben becsült specifikáció egy rosszabb megoldáshoz konvergált, mint a preferenciaterületi.

A tradicionális mangalicakolbászra vonatkozó kísérlet elemzése alapján a következő megállapításokat tettem: a vizsgált attribútumok egytől-egyig jelentős szempontot képviselnek a kolbászválasztások során; az ár növekedése, továbbá a hentesből és a hiper-/szupermarketből beszerzett termék negatívan, míg az eredetjelzés megléte és a kolbász mangalicahús-tartalmának emelkedése pozitívan hat a fogyasztói hasznosságérzetre; a szociodemográfiai jellegű változókból képzett interakciók szerepeltetése több szignifikáns hatást is mutat, azonban a modellek javulása nem egyértelműen megállapítható az információs kritériumok értékei

alapján; a legjobb illeszkedés az ízlésbeli heterogenitást diszkrét számú osztály képzésén keresztül kezelő LC specifikációnál látható. A fizetési hajlandóságra vonatkozóan végzett kalkulációim szinte kivétel nélkül szignifikáns értékeket mutattak minden modell esetében. Az MNL specifikációnál tesztelt direkt és indirekt WTP-megközelítéseknel lényegi eltérés nem jelent meg.

A szeletelt csomagolt kolbászra vonatkozó kísérlet elemzései alapján a következő megállapításokat tettem: minden vizsgált attribútum hatása szignifikáns; a márkajelzés megléte pozitívan, míg az ár és a további fűszerezés szintjének emelkedése negatívan hat a fogyasztói hasznosságérzetre; a szociodemográfiai változókból képzett interakciók szerepeltetése több szignifikáns hatást is mutat, azonban az információs kritériumok értékei alapján nem vonható le egyértelmű konzekvencia az interakciós modellek javulására vonatkozóan; a legjobb illeszkedés a preferenciákban lévő heterogenitást két irányból is kezelő RLC specifikációnál látható. A fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkulációim az MNL és RPL modelleknél minden vizsgált attribútum esetében szignifikánsak voltak, azonban az LC és RLC specifikációk bizonyos osztályainál már megjelentek jelentős hatást nem képviselő terméktulajdonságok is. Az MNL modellnél vizsgált direkt és indirekt WTP-kalkulációs megközelítési módok összevetése során lényegi eltérés nem volt látható.

Következtetéseim között kiemeltem kutatásom főbb eredményeit és döntést hoztam hipotéziseim vonatkozásában. Ezek a következők szerint foglalhatók össze: (1) az MNL modellhez képest minden olyan specifikáció jobban teljesít, amely kezeli valamilyen módon a fogyasztói preferenciákban lévő heterogenitást, (2) a szociodemográfiai változókból képzett interakciók szerepeltetése nem jár együtt egyértelmű modellilleszkedésbeli javulással, (3) az ízlésbeli eltéréseket diszkrét (LC) és folytonos (RPL) eloszlások alkalmazásán keresztül kezelő modellek között nem állítható fel egyértelmű sorrend illeszkedésük alapján, (4) a diszkrét és folytonos eloszlások szimultán módon történő alkalmazása a preferenciákban lévő heterogenitás kezelése érdekében egyértelműen jobban illeszkedő modellt eredményez, (5) a fizetési hajlandóságra vonatkozó kalkuláció direkt és indirekt megközelítése között lényegi eltérés nem mutatkozik az MNL specifikáció esetében.

Dolgozatom eredményei rávilágítottak arra, hogy a fogyasztói preferenciákban lévő heterogenitás kezelése szükséges, mivel számottevően jobb illeszkedést mutató modellt eredményez. Azonban megemlítendő, hogy egyértelmű és minden kontextusban alkalmazható sorrend megalkotása a specifikációk között nem helytálló, azok tesztelése minden esetben szükséges. Emellett kiemelendő, hogy a becsült paraméterek számát nagyban megnövelő

interakciók szerepeltetése, nem mindig jár együtt egyértelmű illeszkedésbeli javulással, bizonyos helyzetekben mindössze szükségtelenül túlspecifikált modellt eredményez. Végül pedig szót kell ejteni arról, hogy a WTP-térben történő becslés tökéletesen helyettesíti az indirekt WTP-kalkulációs módot az MNL specifikációnál.

SUMMARY

My dissertation focused on the modelling of the discrete choice experiment (DCE), with a particular attention on addressing heterogeneity in consumer preferences. In order to test my hypotheses, I tested four model specifications – multinomial logit (MNL), random parameter logit (RPL), latent class (LC), random parameter latent class (RLC), for three case studies. In addition to the models estimated in the preference space, in each case I analyzed the effects of the interactions formed with sociodemographic variables, and I performed willingness to pay (WTP) calculations. The reason for my choice of the topic was mainly the fact that, it is a method that has been used quite rarely in Hungary, so I felt important to examine its potential advantages, possibilities and limitations. Furthermore, the modelling of differences in tastes is also a very popular topic in international literature, even in today's research.

In the literature part of my dissertation, I first provided an overview of the modelling of the decision-making process and its main components. Then, I presented the advantages and disadvantages of revealed preference (RP) and stated preference (SP) data, followed by a description of the DCE process and key issues. Here I have mentioned the issue of labelled and unlabelled alternatives, the selection of attributes and their levels, the case of the “no choice” alternative, the ideal number of decision situations and their alternatives, and the coding forms of variables. Then I provided an insight into the practice of experimental designs – full factorial, orthogonal, efficient, and Bayesian efficient designs – and presented some software that can be used to perform DCE analyzes.

In the next subsection, I focused on four application areas (marketing, transportation, environmental, and health economics). Here, I analyzed ten empirical studies in each case, with particular emphasis on the following aspects: (1) the form of the data type, (2) the number of alternatives for decision situations, (3) the frequency of the “no choice” option, (4) the type of alternatives' form, (5) the number of attributes included in the experiment, (6) the model specifications used. The results of my study highlighted, among other things, that SP-type experiments are mainly performed and that three alternatives are most often included in decision situations, in all four areas. I also highlighted that the “no choice” option is most common in marketing and environmental economics, labelled alternatives in transportation, and a high number of attributes in health economics. From the point of modelling, I was able to state that the LC dominates in marketing, while the RPL specification dominates in transport economics.

In the material and method chapter of my dissertation, I first presented the details of three case studies – (1) examination of consumer preferences for margarine, (2) examination of consumer preferences for traditional mangalica sausage, (3) examination of consumer preferences for sliced packaged sausage. Here, in each case, I covered the process of the experiment, the chosen attributes and their levels, the method of sampling and its composition. Then, I described the model specifications used for the analyzes of my dissertation, the information criteria that allow the comparability of the models, and the direct and indirect approaches to the calculation of the willingness to pay.

Based on the analyzes of the experiment for margarine, I arrived at the following findings: the attributes included in the experiment, with the exception of sunflower oil content, have a significant effect on product decisions; as the price, fat, and salt content increase, the consumer's perceived utility decreases; by capturing the differences in tastes, the fit of the models is significantly improved (the best fit was shown by the RLC model), and in the case of the LC specification, the sunflower oil content is already a statistically significant aspect (a group that favored and another one that opposed its existence also appeared). For a fairly large part of the willingness to pay calculations, especially for the latent class models (LC and RLC), I obtained non-significant and quite unrealistic results, and the direct and indirect approaches of WTP also showed minimal differences for the MNL model. The latter conclusion can probably be attributed to the fact that the specification estimated in the WTP space converged to a worse solution than in the preference space.

Based on the analyzes of the experiment of traditional mangalica sausage, I drew the following conclusions: all of the examined attributes represent significant aspects in the sausage choices; the increase in the price and the purchase from the butcher and hyper-/supermarket have a negative effect, while the presence of the label of origin and the increase in the mangalica meat content of the sausage have a positive effect on consumer perceived utility; the inclusion of interactions formed from sociodemographic variables has several significant effects, however, the improvement of the models cannot be clearly established on the basis of the values of the information criteria; the best fit is seen in the LC specification, which handles taste heterogeneity through the formation of a discrete number of classes. My willingness to pay calculations showed significant values for all models almost without exception. There was no significant difference between the direct and indirect WTP approaches tested for the MNL specification.

Based on the analyzes of the experiment for the sliced packaged sausage, I made the following findings: the effect of all attribute examined was significant; the existence of branding has a positive effect, while an increase in the price and the level of further spicy has a negative effect on consumer perceived utility; the inclusion of interactions formed from sociodemographic variables has several significant effects, however, based on the values of the information criteria, no clear conclusions can be drawn regarding the improvement of interaction models; the best fit is seen in the RLC specification, which handles heterogeneity in preferences from both directions. My willingness to pay calculations for the MNL and RPL models were significant for all attributes examined, however, for some classes of the LC and RLC specifications, product attributes that did not have a significant effect also appeared. When comparing the direct and indirect WTP calculation approaches examined in the MNL model, no significant difference was seen.

Among my conclusions, I highlighted the main results of my research and made decisions regarding my hypotheses. These can be summarized as follows: (1) all specifications that adress heterogeneity in consumer preferences in some way perform better than the MNL model, (2) the inclusion of interactions formed from sociodemographic variables does not lead to a clear improvement in model fit, (3) among models that treat differences in tastes through the use of discrete (LC) and continuous (RPL) distributions, no clear order can be established based on their fit, (4) simultaneous use of discrete and continuous distributions to adress heterogeneity in preferences clearly better performed, (5) between the direct and indirect approaches to the willingness to pay calculation, there is no significant difference in the case of the MNL specification.

The results of my dissertation highlighted the need to adress heterogeneity in consumer preferences as it results in a significantly better-fit model. However, it should be noted that creating a clear and applicable order in all contexts among specifications is not appropriate; their testing is necessary in all cases. In addition, it should be emphasized that the inclusion of interactions that greatly increase the number of estimated parameters is not always accompanied by a clear improvement in fit; in some situations, it simply results in an unnecessarily overspecified model. Finally, it should be mentioned that estimating in WTP space is a perfect replacement for the indirect WTP calculation method in the MNL specification.

IRODALOMJEGYZÉK

1. Adamowicz, W. – Louviere, J. J. – Williams, M. (1994): Combining revealed and stated preference methods for valuing environmental amenities. *Journal of environmental economics and management*. Volume 26. Issue 3. pp. 271-292.
2. Ahmed, A. S. – Mustapha, A. L. (2020): Consumer Preferences and Willingness to Pay for Chicken Meat Traits: A Discrete Choice Experiment Approach. *Journal of Agricultural Economics, Environment and Social Sciences*. Volume 6. Issue 1. pp. 131-139.
3. Ancillotti, M. – Eriksson, S. – Andersson, D. I. – Godskesen, T. – Fahlquist, J. N. – Veldwijk, J. (2020): Preferences regarding antibiotic treatment and the role of antibiotic resistance: A discrete choice experiment. *International Journal of Antimicrobial Agents*., 106198. Volume 56. Issue 6.
4. Apostolidis, C. – McLeay, F. (2019): To meat or not to meat? Comparing empowered meat consumers' and anti-consumers' preferences for sustainability labels. *Food Quality and Preference*. Volume 77. pp. 109-122.
5. Arora, A. – Bansal, S. – Ward, P. S. (2019): Do farmers value rice varieties tolerant to droughts and floods? Evidence from a discrete choice experiment in Odisha, India. *Water resources and economics*. Volume 25. pp. 27-41.
6. Asante-Addo, C. – Weible, D. (2020): Is there hope for domestically produced poultry meat? A choice experiment of consumers in Ghana. *Agribusiness*. Volume 36. Issue 2. pp. 281-298.
7. Baji P. (2012): A diszkrét választás módszere. *Statisztikai Szemle*. 90. évf. 10. sz. pp. 944-963.
8. Balogh P. (2017): A sertéshús-előállítás és -fogyasztás gazdasági elemzése. MTA Doktori értekezés. Debrecen, 144 p. http://real-d.mtak.hu/1045/6/dc_1399_17_doktori_mu.pdf, letöltés dátuma: 2021. február 25.
9. Bansal, P. – Daziano, R. A. (2018): Influence of choice experiment designs on eliciting preferences for autonomous vehicles. *Transportation Research Procedia*. Volume 32. pp. 474-481.
10. Batsell, R. R. – Louviere, J. J. (1991): Experimental analysis of choice. *Marketing letters*. Volume 2. Issue 3. pp. 199-214.
11. Bech, M. – Gyrd-Hansen, D. (2005): Effects coding in discrete choice experiments. *Health economics*. Volume 14. Issue 10. pp. 1079-1083.

12. Ben-Akiva, M. – Lerman, S. R. (1985): Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand (Transportation Studies). MIT Press, Cambridge, 390 p.
13. Ben-Akiva, M. – McFadden, D. – Train, K. (2019): Foundations of Stated Preference Elicitation: Consumer Behavior and Choice-based Conjoint Analysis. Foundations and Trends in Econometrics. Volume 10. Issues 1-2. pp. 1-144.
14. Bergantino, A. S. – Capurso, M. – Hess, S. (2020): Modelling regional accessibility to airports using discrete choice models: An application to a system of regional airports. Transportation Research Part A. Volume 132. pp. 855-871.
15. Bethlehem, J. (2010): Selection bias in web surveys. International Statistical Review. Volume 78. Issue 2. pp. 161-188.
16. Bierlaire, M. (2020): Biogeme. <https://biogeme.epfl.ch/>.
17. Bliemer, M. C. J. – Collins, A. T. (2016): On determining priors for the generation of efficient stated choice experimental designs. Journal of Choice Modelling. Volume 21. pp. 10-14.
18. Bliemer, M. C. J. – Rose, J. M. (2005): Efficient designs for alternative specific choice experiments. Working Paper. Institute of Transport and Logistics Studies, Sydney. <http://hdl.handle.net/2123/19449> letöltés dátuma: 2021. február 22.
19. Bliemer, M. C. J. – Rose, J. M. (2010): Serial choice conjoint analysis for estimating discrete choice models. pp. 139-162. In: Choice Modelling: The State-of-the-art and The State-of-practice. (Szerk. Hess, S. – Daly, A.) Emerald Group Publishing Limited, UK, 618 p.
20. Bliemer, M. C. J. – Rose, J. M. (2011): Experimental design influences on stated choice outputs: an empirical study in air travel choice. Transportation Research Part A: Policy and Practice. Volume 45. Issue 1. pp. 63-79.
21. 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.
22. Bliemer, M. C. J. – Rose, J. M. – Chorus, C. G. (2017): Detecting dominance in stated choice data and accounting for dominance-based scale differences in logit models. Transportation Research Part B: Methodological. Volume 102. pp. 83-104.
23. Bliemer, M. C. J. – Rose, J. M. – Hess, S. (2008): Approximation of Bayesian efficiency in experimental choice designs. Journal of Choice Modelling. Volume 1. Issue 1. pp. 98-126.
24. Blundell, R. – Browning, M. – Cherchye, L. J. H. – Crawford, I. – de Rock, B. – Vermeulen, F. M. P. (2012): Sharp for SARP: Nonparametric bounds on the behavioural and welfare

- effects of price changes. CentER Discussion Paper. Volume 2012-065. Econometrics, Tilburg. <https://research.tilburguniversity.edu/en/publications/sharp-for-sarp-nonparametric-bounds-on-the-behavioural-and-welfar> letöltés dátuma: 2021. május 02.
25. Blundell, R. – Browning, M. – Crawford, I. (2008): Best nonparametric bounds on demand responses. *Econometrica*. Volume 76. Issue 6. pp. 1227-1262.
 26. 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.
 27. Boxall, P. C. – Adamowicz, W. L. – Swait, J. – Williams, M. – Louviere, J. J. (1996): A comparison of stated preference methods for environmental valuation. *Ecological economics*. Volume 18. Issue 3. pp. 243-253.
 28. Brandtmüller Á. (2009): Diszkrét választási kísérlet magyar házi orvosok körében. *Statisztikai Szemle*. 87. évf. 12. sz. pp. 1153-1174.
 29. Bronnmann, J. – Liebelt, V. – Marder, F. – Meya, J. N. – Quaas, M. (2020): The value of naturalness of urban green spaces: Evidence from a discrete choice experiment. *Ecological Economics*, Forthcoming. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3721942 letöltés dátuma: 2021. február 11.
 30. 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.
 31. Bunch, D. S. – Louviere, J. J. – Anderson, D. (1996): A comparison of experimental design strategies for multinomial logit models: The case of generic attributes. Working Paper. University of California Davis Graduate School of Management, California. https://www.researchgate.net/publication/267795065_A_Comparison_of_Experimental_Design_Strategies_for_Multinomial_Logit_Models_The_Case_of_Generic_Attributes letöltés dátuma: 2021. február 16.
 32. Busemeyer, J. R. – Townsend, J. T. (1992): Fundamental derivations from decision field theory. *Mathematical Social Sciences*. Volume 23. Issue 3. pp. 255-282.
 33. Campbell, D. – Erdem, S. (2019): Including opt-out options in discrete choice experiments: issues to consider. *The Patient-Patient-Centered Outcomes Research*. Volume 12. Issue 1. pp. 1-14.
 34. Carlsson, F. – Martinsson, P. (2003): Design techniques for stated preference methods in health economics. *Health economics*. Volume 12. Issue 4. pp. 281-294.

35. Carson, R. T. – Louviere, J. J. – Anderson, D. A. – Arabie, P. – Bunch, D. S. – Hensher, D. A. – Johnson, R. M. – Kuhfeld, W. F. – Steinberg, D. – Swait, J. – Timmermans, H. – Wiley, J. B. (1994): Experimental analysis of choice. *Marketing letters*. Volume 5. Issue 4. pp. 351-367.
36. 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.
37. Chaloner, K. – Verdinelli, I. (1995): Bayesian experimental design: A review. *Statistical Science*. Volume 10. Issue 3. pp. 273-304.
38. Chen, W. Y. – Liekens, I. – Broekx, S. (2017): Identifying societal preferences for river restoration in a densely populated urban environment: evidence from a discrete choice experiment in central brussels. *Environmental management*. Volume 60. Issue 2. pp. 263-279.
39. ChoiceMetrics (2018): *Ngene 1.2 User Manual & Reference Guide*, 241 p. <http://www.choice-metrics.com/NgeneManual120.pdf> letöltés dátuma: 2021. február 24.
40. Chorus, C. G. (2010): A new model of random regret minimization. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*. Volume 10. Issue 2. pp. 181-196.
41. Chorus, C. G. (2012): *Random Regret-based Discrete Choice Modeling: A Tutorial*. Springer-Verlag Berlin and Heidelberg GmbH & Co. KG, Berlin, 55 p.
42. Coast, J. – Horrocks, S. (2007): Developing attributes and levels for discrete choice experiments using qualitative methods. *Journal of health services research & policy*. Volume 12. Issue 1. pp. 25-30.
43. Costa, E. – Montemurro, D. – Giuliani, D. (2019): Consumers' willingness to pay for green cars: a discrete choice analysis in Italy. *Environment, Development and Sustainability*. Volume 21. Issue 5. pp. 2425-2442.
44. Czajkowski, M. (2020): *Models for discrete choice experiments*. <https://github.com/czaj/dce>.
45. Czajkowski, M. – Buczynski, M. – Budzinsky, W. (2018): Replicability, simulation error and robustness to non-parametric treatment of preference heterogeneity in discrete choice models. In: *The 25'th Ulvön Conference on Environmental Economics*. Ulvön, June 20, 2018.
46. Czine P. (2020): A diszkrét választási kísérlet elméleti áttekintése. *International Journal of Engineering and Management Sciences*. Volume 5. Issue 1. pp. 62-73.

47. Czine P. – Balogh P. (2020): Diszkrét választási modellek bemutatása, különös tekintettel a latent class elemzésre. *Statisztikai Szemle*. 98. évf. 5. sz. pp. 400-420.
48. Czine P. – Dajnoki K. – Balogh P. (2021): Diszkrét választási modellek becslése az R Apollo csomagjának használatával – látens osztályú modell. *Statisztikai Szemle*. 99. évf. 5. sz. pp. 469-484.
49. Czine P. – Harangi-Rákos M. – Balogh P. (2020d): Diszkrét választási modellek becslése az R Apollo csomagjának használatával – multinomiális logit modell. *Statisztikai Szemle*. 98. évf. 11. sz. pp. 1310-1323.
50. Czine P. – Szakály Z. – Balogh P. (2019): Margarinnal kapcsolatos preferenciák vizsgálata egyetemista fogyasztók körében. *Táplálkozásmarketing*. 6. évf. 2. sz. pp. 3-12.
51. 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.
52. 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.
53. 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.
54. Daly, A. – Dekker, T. – Hess, S. (2016): Dummy coding vs effects coding for categorical variables: Clarifications and extensions. *Journal of Choice Modelling*. Volume 21. pp. 36-41.
55. 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.
56. 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.
57. De Salvo, M. – Cucuzza, G. – Cosentino, S. L. – Nicita, L. – Signorello, G. (2018): Farmers' Preferences For Enhancing Sustainability In Arable Lands: Evidence From A Choice Experiment In Sicily. *New Medit*. Volume 17. Issue 4. pp. 57-70.
58. Dhar, R. – Simonson, I. (2003): The effect of forced choice on choice. *Journal of marketing research*. Volume 40. Issue 2. pp. 146-160.

59. Dimal, M. O. R. – Jetten, V. (2020): Analyzing preference heterogeneity for soil amenity improvements using discrete choice experiment. *Environment, Development and Sustainability*. Volume 22. Issue 2. pp. 1323-1351.
60. Domencich, T. A. – McFadden, D. (1975): *Urban travel demand: a behavioral analysis*. North-Holland Publishing Company, Amsterdam, 215 p.
61. Eldesouky, A. – Mesias, F. J. – Escribano, M. (2020): Consumer Assessment of Sustainability Traits in Meat Production. A Choice Experiment Study in Spain. *Sustainability*., 4093. Volume 12. Issue 10.
62. 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.
63. Foreman, A. M. – Friedel, J. E. – Hayashi, Y. – Wirth, O. (2021): Texting while driving: a discrete choice experiment. *Accident Analysis and Prevention*., 105823. Volume 149.
64. 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.
65. Fosgerau, M. – McFadden, D. (2012): A theory of the perturbed consumer with general budgets. Working Paper. National Bureau of Economic Research, Massachusetts. <http://www.nber.org/papers/w17953> letöltés dátuma: 2021. március 18.
66. Garrow, L. A. (2010): *Discrete Choice Modelling and Air Travel Demand: Theory and Applications*. Ashgate Publishing, Ltd., Farnham, 286 p.
67. Golovics J. (2015): Korlátozott racionalitás és altruizmus: behaviorizmus a közgazdaságtudományban. *Hitelintézet Szemle*. 14. évf. 2. sz. pp. 158-172.
68. 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.
69. 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.
70. 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.

71. 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.
72. Gundlach, A. – Ehrlenspiel, M. – Kirsch, S. – Koschker, A. – Sagebiel, J. (2018): Investigating people's preferences for car-free city centers: A discrete choice experiment. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*. Volume 63. pp. 677-688.
73. Hanemann, W. M. (1984): Discrete/continuous models for consumer demand. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*. Volume 52. Issue 3. pp. 541-561.
74. Hasan-Basri, B. – Karim, M. Z. A. (2013): The effects of coding on the analysis of consumer choices of public parks. *World Applied Sciences Journal*. Volume 22. Issue 4. pp. 500-505.
75. Hauber, A. B. – González, J. M. – Groothuis-Oudshoorn, C. G. M. – Prior, T. – Marshall, D. A. – Cunningham, C. – Ijzerman, M. J. – Bridges, J. F. P. (2016): Statistical methods for the analysis of discrete choice experiments: a report of the ISPOR conjoint analysis good research practices task force. *Value in health*. Volume 19. Issue 4. pp. 300-315.
76. Hensher, D. A. – Bradley, M. (1993): Using stated response choice data to enrich revealed preference discrete choice models. *Marketing Letters*. Volume 4. Issue 2. pp. 139-151.
77. Hensher, D. A. – Rose, J. M. – Greene, W. H. (2015): *Applied choice analysis*. Cambridge University Press, Cambridge, 1216 p.
78. Hertroijds, D. F. L. – Elissen, A. M. J. – Brouwers, M. C. G. J. – Hiligsmann, M. – Schaper, N. C. – Ruwaard, D. (2020): Preferences of people with Type 2 diabetes for diabetes care: a discrete choice experiment. *Diabetic Medicine*. Volume 37. Issue 11. pp. 1807-1815.
79. 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.
80. Hess, S. – Daly, A. (2014): Introduction. pp. 1-4. In: *Handbook of choice modelling*. (Szerk. Hess, S. – Daly, A.) Edward-Elgar Publishing, UK, 720 p.
81. 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.
82. Hess, S. – Palma, D. (2019b): Apollo Version 0.0.6, User Manual, 135 p. www.ApolloChoiceModelling.com letöltés dátuma: 2020. május 02.
83. Hess, S. – Rose, J. M. – Polak, J. W. (2010): Non-trading, lexicographic and inconsistent behaviour in stated choice data. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*. Volume 15. Issue 7. pp. 405-417.

84. Hess, S. – Train, K. E. – Polak, J. W. (2006): On the use of a Modified Latin Hypercube Sampling (MLHS) method in the estimation of a Mixed Logit model for vehicle choice. *Transportation Research Part B: Methodological*. Volume 40. Issue 2. pp. 147-163.
85. 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.
86. Hollander, Y. (2010): What do we really know about travellers' response to unreliability? pp. 461-484. In: *Choice Modelling: The State-of-the-art and The State-of-practice*. (Szerk. Hess, S. – Daly, A.) Emerald Group Publishing Limited, UK, 618 p.
87. Holmes, T. P. – Adamowicz, W. L. – Carlsson, F. (2017): Choice experiments. pp. 133-186. In: *A primer on nonmarket valuation*. 2nd Edition. (Szerk. Champ, P. A. – Boyle, K. J. – Brown, T. C.) Springer Nature, Dordrecht, 513 p.
88. Houessionon, P. – Fonta, W. M. – Bossa, A. Y. – Sanfo, S. – Thiombiano, N. – Zahonogo, P. – Yameogo, T. B. – Balana, B. (2017): Economic valuation of ecosystem services from small-scale agricultural management interventions in Burkina Faso: a discrete choice experiment approach. *Sustainability*., 1672. Volume 9. Issue 9.
89. Hoyos, D. (2010): The state of the art of environmental valuation with discrete choice experiments. *Ecological economics*. Volume 69. Issue 8. pp. 1595-1603.
90. Huber, J. – Zwerina, K. (1996): The importance of utility balance in efficient choice designs. *Journal of Marketing research*. Volume 33. Issue 3. pp. 307-317.
91. Jia, X. – Li, Y. – Sharma, A. – Li, Y. – Xie, G. – Wang, G. – Jiang, J. – Cheng, Y. – Ding, X. (2017): Application of sequential factorial design and orthogonal array composite design (OACD) to study combination of 5 prostate cancer drugs. *Computational biology and chemistry*. Volume 67. pp. 234-243.
92. Kahneman, D. (1997): Economists Have Preferences, Psychologists Have Attitudes. In: McFadden, D. (2001): *Economic Choices*. *American Economic Review*. Volume 91. Issue 3. pp. 351-378.
93. Kanninen, B. J. (2002): Optimal design for multinomial choice experiments. *Journal of Marketing Research*. Volume 39. Issue 2. pp. 214-227.
94. Knopf, J. W. (2006): Doing a Literature Review. *PS: Political Science & Politics*. Volume 39. Issue 1. pp. 127-132.
95. Kontoleon, A. – Yabe, M. (2003): Assessing the impacts of alternative „opt-out” formats in choice experiment studies: consumer preferences for genetically modified content and production information in food. *Journal of Agricultural policy and Resources*. Volume 5. Issue 1. pp. 1-43.

96. KSH (2020a): Összefoglaló táblák. <http://www.ksh.hu/> letöltés dátuma: 2020. június 11.
97. KSH (2020b): Tájékoztatósi adatbázis. <http://www.ksh.hu/> letöltés dátuma: 2020. június 11.
98. Lambooij, M. S. – Veldwijk, J. – van Gils, P. – Mangen, M. J. – Over, E. – Suijkerbuijk, A. – Polder, J. – de Wit, A. – Opsteegh, M. (2019): Consumers' preferences for freezing of meat to prevent toxoplasmosis – A stated preference approach. *Meat science*. Volume 149. pp. 1-8.
99. Lancaster, K. (1966): A new approach to consumer theory. *Journal of political economy*. Volume 74. Issue 2. pp. 132-157.
100. Lancsar, E. – Fiebig, D. G. – Hole, A. R. (2017): Discrete choice experiments: a guide to model specification, estimation and software. *Pharmacoeconomics*. Volume 35. Issue 7. pp. 697-716.
101. Larranaga, A. M. – Arellana, J. – Senna, L. A. (2017): Encouraging intermodality: A stated preference analysis of freight mode choice in Rio Grande do Sul. *Transportation Research Part A*. Volume 102. pp. 202-211.
102. Latent Gold (2020): Statistical Innovations, Arlington, USA. <https://www.statisticalinnovations.com/>.
103. Liao, Q. – Ng, T. W. Y. – Cowling, B. J. (2020): What influenza vaccination programmes are preferred by healthcare personnel? A discrete choice experiment. *Vaccine*. Volume 38. Issue 29. pp. 4557-4563.
104. LIMDEP (2016): LIMDEP, Econometric Software, Inc. <https://www.limdep.com/>.
105. Liu, Y. – Kong, Q. – de Bekker-Grob, E. W. (2019): Public preferences for health care facilities in rural China: a discrete choice experiment. *Social Science & Medicine*, 112396. Volume 237.
106. Loewenstein, G. – Read, D. – Baumeister, R. F. (2003): *Time and decision: Economic and psychological perspectives on intertemporal choice*. Russel Sage Foundation, New York, 584 p.
107. Louviere, J. J. – Flynn, T. N. – Carson, R. T. (2010): Discrete choice experiments are not conjoint analysis. *Journal of choice modelling*. Volume 3. Issue 3. pp. 57-72.
108. Louviere, J. J. – Hensher, D. A. – Swait, J. D. (2000): *Stated choice methods: analysis and applications*. Cambridge University Press, Cambridge, 402 p.
109. Lusk, J. L. (2003): Effects of cheap talk on consumer willingness-to-pay for golden rice. *American journal of agricultural economics*. Volume 85. Issue 4. pp. 840-856.
110. Lusk, J. L. (2018): Consumer preferences for and beliefs about slow growth chicken. *Poultry science*. Volume 97. Issue 12. pp. 4159-4166.

111. Mahumud, R. A. – Alamgir, N. I. – Hossain, M. T. – Baruwa, E. – Sultana, M. – Gow, J. – Alam, K. – Ahmed, S. M. – Khan, J. A. M. (2019): Women's preferences for maternal healthcare services in Bangladesh: evidence from a discrete choice experiment. *Journal of clinical medicine*. Volume 8. Issue 2. pp. 132.
112. Mandrik, O. – Yaumenenka, A. – Herrero, R. – Jonker, M. F. (2019): Population preferences for breast cancer screening policies: Discrete choice experiment in Belarus. *PloS one.*, e0224667. Volume 14. Issue 11.
113. Mao, B. – Ao, C. – Wang, J. – Xu, L. (2020): The importance of loss aversion in public preferences for wetland management policies: evidence from a choice experiment with reference-dependent discrete choice model. *Wetlands*. Volume 40. Issue 3. pp. 599-608.
114. Marescotti, M. E. – Caputo, V. – Demartini, E. – Gaviglio, A. (2020): Consumer preferences for wild game cured meat label: do attitudes towards animal welfare matter? *International Food and Agribusiness Management Review*. Volume 23. Issue 4. pp. 599-618.
115. 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.
116. Marjainé Szerényi Zs. (2001): A természeti erőforrások pénzbeli értékelése. *Közgazdasági Szemle*. 48. évf. 2. sz. pp. 114-129.
117. Matzkin, R. L. – McFadden, D. (2011): Trembling payoff market games. Working Paper.
https://www.researchgate.net/publication/230663719_Trembling_payoff_market_games
letöltés dátuma: 2021. március 2.
118. 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.
119. McFadden, D. (2001): Economic choices. *American Economic Review*. Volume 91. Issue 3. pp. 351-378.
120. McFadden, D. (2006): Free markets and fettered consumers. *American Economic Review*. Volume 96. Issue 1. pp. 5-29.
121. McFadden, D. (2014): The new science of pleasure: consumer choice behavior and the measurement of well-being. pp. 7-48. In: *Handbook of choice modelling*. (Szerk. Hess, S. – Daly, A.) Edward-Elgar Publishing, UK, 720 p.

122. Meads, D. M. – O’Dwyer, J. L. – Hulme, C. T. – Chintakayala, P. – Vinnall-Collier, K. – Bennett, M. I. (2017): Patient preferences for pain management in advanced cancer: results from a discrete choice experiment. *The Patient: Patient-Centered Outcomes Research*. Volume 10. Issue 5. pp. 643-651.
123. Mellers, B. A. (2000): Choice and the relative pleasure of consequences. *Psychological bulletin*. Volume 126. Issue 6. pp. 910-924.
124. Monchambert, G. (2020): Why do (or don’t) people carpool for long distance trips? A discrete choice experiment in France. *Transportation Research Part A*. Volume 132. pp. 911-931.
125. 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.
126. Muth, R. (1966): Household production and consumer demand functions. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*. Volume 34. Issue 3. pp. 699-708.
127. Nguyen, D. C. – Hoang, H. D. – Hoang, H. T. – Bui, Q. T. – Nguyen, L. P. (2019): Modal preference in Ho Chi Minh City, Vietnam: An experiment with new modes of transport. *SAGE Open.*, 2158244019841928. Volume 9. Issue 2.
128. Ortega, D. L. – Hong, S. J. – Wang, H. H. – Wu, L. (2016): Emerging markets for imported beef in China: Results from a consumer choice experiment in Beijing. *Meat Science*. Volume 121. pp. 317-323.
129. 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.
130. R Core Team (2020): R: a language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.
131. Rose, J. M. – Bliemer, M. C. J. (2007): Stated preference experimental design strategies. pp. 151-180. In: *Handbook of Transport Modelling*. 2nd Edition. (Szerk. Hensher, D. A. – Button, K. J.) Emerald Group Publishing Limited, UK, 816 p.
132. Rose, J. M. – Bliemer, M. C. J. (2009): Constructing efficient stated choice experimental designs. *Transport Reviews*. Volume 29. Issue 5. pp. 587-617.
133. Rose, J. M. – Bliemer, M. C. J. (2013): Sample size requirements for stated choice experiments. *Transportation*. Volume 40. Issue 5. pp. 1021-1041.

134. 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.
135. Sælensminde, K. (2002): The impact of choice inconsistencies in stated choice studies. *Environmental and Resource Economics*. Volume 23. Issue 4. pp. 403-420.
136. Sandor, Zs. – Wedel, M. (2001): Designing conjoint choice experiments using managers' prior beliefs. *Journal of Marketing Research*. Volume 38. Issue 4. pp. 430-444.
137. SAS (2020): SAS Institute Inc., Cary, NC, USA. <https://www.sas.com/>.
138. 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.
139. Scasny, M. – Zverinová, I. – Czajkowski, M. – Kyselá, E. – Zagórska, K. (2017): Public acceptability of climate change mitigation policies: a discrete choice experiment. *Climate Policy*. Volume 17. Issue 1. pp. 111-130.
140. 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.
141. 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.
142. Shanahan, M. – Seddon, J. – Ritter, A. – De Abreu Lourenco, R. (2020): Valuing families' preferences for drug treatment: a discrete choice experiment. *Addiction*. Volume 115. Issue 4. pp. 690-699.
143. 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.
144. 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.
145. Simon, H. A. (1955): A behavioral model of rational choice. *The quarterly journal of economics*. Volume 69. Issue 1. pp. 99-118.
146. Simon, H. A. (1986): Rationality in psychology and economics. *Journal of Business*. Volume 59. Issue 4. pp. 209-224.

147. 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.
148. Soto, J. J. – Márquez, L. – Macea, L. F. (2018): Accounting for attitudes on parking choice: An integrated choice and latent variable approach. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. Volume 111. pp. 65-77.
149. StataCorp. (2019): *Stata Statistical Software: Release 16*. College Station, TX: StataCorp LLC, <https://www.stata.com/>.
150. Street, D. J. – Burgess, L. – Louviere, J. J. (2005): Quick and easy choice sets: constructing optimal and nearly optimal stated choice experiments. *International journal of research in marketing*. Volume 22. Issue 4. pp. 459-470.
151. Tang, C. – Xu, J. – Zhang, M. (2016): The choice and preference for public-private health care among urban residents in China: evidence from a discrete choice experiment. *BMC health services research*. Volume 16. Issue 1. pp. 1-11.
152. Train, K. E. (2009): *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge University Press, Cambridge, 383 p.
153. 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.
154. Van Acker, V. – Kessels, R. – Cuervo, D. P. – Lannoo, S. – Witlox, F. (2020): Preferences for long-distance coach transport: Evidence from a discrete choice experiment. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. Volume 132. pp. 759-779.
155. Van Loo, E. J. – Caputo, V. – Nayga JR., R. M. – Meullenet, J. F. – Ricke, S. C. (2011): Consumers' willingness to pay for organic chicken breast: Evidence from choice experiment. *Food quality and preference*. Volume 22. Issue 7. pp. 603-613.
156. Veldwijk, J. – Lambooj, M. S. – de Bekker-Grob, E. W. – Smit, H. A. – de Wit, G. A. (2014): The effect of including an opt-out option in discrete choice experiments. *PLoS one.*, e111805. Volume 9. Issue 11.
157. 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.

158. 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.
159. Weber, S. (2019): A Step-by-Step Procedure to Implement Discrete Choice Experiments in Qualtrics. *Social Science Computer Review*. pp. 1-19.
160. Yap, M. – Cats, O. – van Arem, B. (2020): Crowding valuation in urban tram and bus transportation based on smart card data. *Transportmetrica A: Transport Science*. Volume 16. Issue 1. pp. 23-42.
161. Zha, D. – Yang, G. – Wang, W. – Wang, Q. – Zhou, D. (2020): Appliance energy labels and consumer heterogeneity: A latent class approach based on a discrete choice experiment in China. *Energy Economics*., 104839. Volume 90.

SAJÁT PUBLIKÁCIÓK JEGYZÉKE

Folyóiratcikkek, tanulmányok

1. BALOGH, P. – CZINE, P. (2019): Gazdasági elemzési módszerek. In: Menedzsmenttendenciák. Szerk.: Mohácsi Márta, Debreceni Egyetemi Kiadó, Debrecen, pp. 47-66.
2. CZINE, P. (2019): A kiválasztási tesztek teljesítmény-előrejelző képességének vizsgálata. Régiókutatás Szemle. 1 pp. 6-17.
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. – 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.
9. 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.
10. 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.
11. JÁMBOR, A. – CZINE, P. – BALOGH, P. (2020): The Impact of the Coronavirus on Agriculture: First Evidence Based on Global Newspapers. Sustainability. 12 : 11 pp. 1-10.

Konferenciaközlemények

12. CZINE, P. (2018): A kiválasztási tesztek előrejelző képességének vizsgálata a motivációs potenciál vonatkozásában. Gazdálkodástudományi Közlemények. 7 : 1 pp. 25-32.

TÁBLÁZATJEGYZÉK

1. táblázat: Az RP és SP jellegű adatok előnyös és hátrányos tulajdonságai	16
2. táblázat: Lineáris kódolási formák	24
3. táblázat: Nem-lineáris kódolási formák.....	25
4. táblázat: Példa a döntési helyzetre	27
5. táblázat: Domináns alternatívát tartalmazó döntési helyzet	29
6. táblázat: A vizsgált szempontok területek szerinti megoszlása	48
7. táblázat: Attribútumok, leírásuk és szintjeik a kísérletben (1. kísérlet).....	50
8. táblázat: Példa a döntési helyzetre (1. kísérlet).....	51
9. táblázat: A minta részleteinek bemutatása (1. kísérlet)	52
10. táblázat: Attribútumok, leírásuk és szintjeik a kísérletben (2. kísérlet).....	53
11. táblázat: Példa a döntési helyzetre (2. kísérlet).....	53
12. táblázat: A minta részleteinek bemutatása (2. kísérlet)	54
13. táblázat: Attribútumok, leírásuk és szintjeik a kísérletben (3. kísérlet).....	55
14. táblázat: A minta részleteinek bemutatása (3. kísérlet)	56
15. táblázat: Az MNL, RPL, LC és RLC modellek jellemzői	60
16. táblázat: Az MNL modellbecslés eredményei	65
17. táblázat: Fizetési hajlandóság kalkulációk az MNL modell esetében	66
18. táblázat: Az RPL modellbecslés eredményei.....	67
19. táblázat: RPL modellbecslés a WTP-térben.....	68
20. táblázat: Információs kritériumok értéke a különböző specifikációk esetében	70
21. táblázat: A háromosztályos LC modellbecslés eredményei	71
22. táblázat: WTP-kalkulációk a háromosztályos LC modellre vonatkozóan	72
23. táblázat: A kétosztályos LC és RLC modellbecslések eredményei.....	74
24. táblázat: Az MNL modellbecslés eredményei	77
25. táblázat: Az interakciós MNL modellbecslés eredményei.....	79
26. táblázat: Fizetési hajlandóság kalkulációk az MNL modell esetében	80
27. táblázat: Az RPL modellbecslés eredményei.....	82
28. táblázat: Az interakciós RPL modellbecslés eredményei.....	83
29. táblázat: RPL modellbecslés a WTP-térben.....	84
30. táblázat: Információs kritériumok értéke a különböző specifikációk esetében	86
31. táblázat: A háromosztályos LC modellbecslés eredményei	87
32. táblázat: WTP-kalkulációk a háromosztályos LC modellre vonatkozóan	88
33. táblázat: A kétosztályos LC és RLC modellbecslések eredményei.....	91
34. táblázat: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellekre vonatkozóan	92
35. táblázat: Az MNL modellbecslés eredményei	96
36. táblázat: Az interakciós MNL modellbecslés eredményei.....	98
37. táblázat: Fizetési hajlandóság kalkulációk az MNL modell esetében	99
38. táblázat: Az RPL modellbecslés eredményei.....	100
39. táblázat: Az interakciós RPL modellbecslés eredményei.....	102
40. táblázat: RPL modellbecslés a WTP-térben.....	103
41. táblázat: Információs kritériumok értéke a különböző specifikációk esetében	105
42. táblázat: A négyosztályos LC modellbecslés eredményei.....	106
43. táblázat: WTP-kalkulációk a négyosztályos LC modellre vonatkozóan.....	107
44. táblázat: A kétosztályos LC és RLC modellbecslések eredményei.....	110
45. táblázat: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellekre vonatkozóan	111

46. táblázat: Információs kritériumok értékei az egyes modellek esetében	114
47. táblázat: Információs kritériumok értékei a bázis és interakciós modellek esetében*	115
48. táblázat: Információs kritériumok értékei az RPL és LC specifikációk esetében	116
49. táblázat: Információs kritériumok értékei az RPL, LC és RLC specifikációk esetében	117
50. táblázat: WTP-kalkulációs módok eredményei az MNL modell esetében	118

ÁBRAJEGYZÉK

1. ábra: A döntési folyamat standard megközelítésének kibővített modellje.....	10
2. ábra: A döntési folyamat behaviorista megközelítése	11
3. ábra: A kérdőív struktúrája	18
4. ábra: Példa a feladatléírásra.....	19
5. ábra: Példa címkézett típusú döntési helyzetre.....	20
6. ábra: Példa címkézetlen típusú döntési helyzetre	21
7. ábra: Lineáris kapcsolat a csokoládétípusok esetében.....	25
8. ábra: Nem-lineáris kapcsolat a csokoládétípusok esetében	26
9. ábra: Példa az ortogonális elrendezésre	28
10. ábra: A kísérlet folyamatának komplexitása	31
11. ábra: Példa a döntési helyzetre (3. kísérlet).....	55
12. ábra: Az $R2$ és Pseudo $R2$ mutatók összehasonlítása.....	62
13. ábra: WTP-kalkulációk az MNL és RPL modellek esetében	69
14. ábra: WTP-kalkulációk az MNL és RPL modellek esetében	85
15. ábra: WTP-kalkulációk a háromosztályos LC modell esetében.....	89
16. ábra: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellek esetében.....	93
17. ábra: WTP-kalkulációk az MNL és RPL modellek esetében	104
18. ábra: WTP-kalkulációk a négyosztályos LC modell esetében.....	108
19. ábra: WTP-kalkulációk a kétosztályos LC és RLC modellek esetében.....	112

NYILATKOZAT

Alulírott, Czine Péter (szül.: Mátészalka, 1994.11.28.) büntetőjogi és fegyelemi felelősségem tudatában kijelentem és aláírással igazolom, hogy a doktori (Ph.D) fokozat megszerzése céljából benyújtott értekezésem kizárólag saját, önálló munkám.

Nyilatkozom továbbá, hogy:

- az Ihrig Károly Gazdálkodás- és Szervezéstudományok Doktori Iskola szabályzatát megismertem, és az abban foglaltak megtartását magamra nézve kötelezően elismerem;
- a felhasznált irodalmat korrekt módon kezeltem, a disszertációra vonatkozó jogszabályokat és rendelkezéseket betartottam;
- a disszertációban található másoktól származó, nyilvánosságra hozott vagy közzé nem tett gondolatok és adatok eredeti leőhelyét a hivatkozásokban, az irodalomjegyzékben, illetve a felhasznált források között hiánytalanul feltüntettem a mindenkori szerzői jogvédelem figyelembevételével;
- a benyújtott értekezéssel azonos, vagy részben azonos tartalmú értekezést más egyetemen, illetve doktori iskolában nem nyújtottam be tudományos fokozat megszerzése céljából.

Debrecen, 2021. 09. 06.

Czine Péter

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A következő sorokban köszönetemet szeretném kifejezni mindazok számára, akik kutatásaim során és PhD hallgatóként eltöltött éveim alatt segítettek, támogattak.

Hatalmas köszönettel tartozom témavezetőmnek, **Prof. Dr. Balogh Péternek**, aki amellet, hogy folyamatos szakmai iránymutatást nyújtott, mindenben támogatott és segített.

Köszönettel tartozom **Dr. habil. Lengyel Péternek** és **Dr. Novotny Ádámnak**, amiért elvállalták PhD értekezésem bírálatát és rendkívül hasznos javaslatokkal szolgáltak dolgozatom színvonalának növelése érdekében.

Köszönettel tartozom a Statisztika és Módszertani Intézet minden kollégájának azért, hogy bármikor fordulhattam hozzájuk amikor segítségre volt szükségem.

Külön köszönettel tartozom **Varga Mónikának**, aki PhD-s éveimet végig segítette és könnyebbé tette.

Szeretném megköszönni **Dr. habil. Huzsvai Lászlónak**, **Dr. Nagy Lajosnak** és **Dr. Szenderák Jánosnak** a kiváló szakmai tanácsokat, melyek elősegítették tudásköröm bővítését a statisztika területén.

Szeretném kifejezni köszönetemet **Dr. habil. Kiss Mariettának** és **Dr. habil. Török Áronnak**, akik rendkívül hasznos tanácsokat adtak PhD dolgozatom színvonalának növelése érdekében továbbá azt, hogy a közös munkák során rengeteget fejlődhettem, sokat tanulhattam kimagasló szakmai ismereteiknek köszönhetően.

Köszönettel tartozom **Prof. Dr. Fenyves Veronikának** és **Dr. Kun András Istvánnak**, akik végig támogatták PhD képzésre történő jelentkezésemet és a legjobb emberhez irányítottak.

Végül pedig szeretném megköszönni családom folyamatos támogatását és motiválását. Nélkülük soha nem jutottam volna el idáig.