

LÁZÁR Ede

ÁROPTIMALIZÁLÁS

ÖKONOMETRIAI MODELLEZÉSEN ÉS AZ EMPIRIKUS KERESLETI FÜGGVÉNY MEGHATÁROZÁSÁN ALAPULÓ ÁRAZÁSI TECHNIKÁK

Egy termék vagy szolgáltatás optimális beárazásának fontossága magától értetődő, ennek ellenére szinte közhelyszerű megállapítás az idevágó szakirodalomban, hogy a vállalatok jó része nem fordít a téma fontosságának megfelelő figyelmet (Cram, 2006; Dolan – Simon, 2000; Monroe 1990). Az árképzési technikák egy csoportja a keresletalapú árképzés, amelyen belül a kinyilvánított vásárlási hajlandóság vizsgálatának két új lehetőségét mutatja be a tanulmány. A kidolgozott módszerek lényege a piackutatási adatgyűjtés során kinyilvánított vásárlási hajlandóság alapján meghatározott keresleti görbe és ár rugalmassági együttható vizsgálata, amely elvezet az árbevétel maximalizálása melletti optimumárhoz. Ezt az optimum ár-meghatározási algoritmust alkalmazza a szerző egy többváltozós binomiális logisztikus regresszió modellre, és egy viszonylag egyszerű, a kinyilvánított keresleti függvény és az ár rugalmassági együttható pontos meghatározásán alapuló módszerre.

Kulcsszavak: ármeghatározás, optimumár, mikroökonometria, ár rugalmassági együttható, keresleti függvény

A vállalatvezetők óvatossága és bizalmatlansága a keresletalapú árképzési módszerekkel szemben annak is tulajdonítható, hogy viszonylag kevés módszer áll rendelkezésünkre, és ezek között mindmáig olyanok is vannak a gyakorlatban, amelyek erősen megkérdőjelezhető eredményt nyújtanak. A tanulmány célja a marketingkutatói ártesztek módszertanának fejlesztése, elsősorban ökonometriai modellek adaptálásával, de a keresleti függvény és az ár rugalmassági együttható empirikus meghatározására alkalmazható gyakorlati technikát is bemutatok.

Mikroökonometriai modellek

A többváltozós gazdaságstatisztika és az üzleti tudományok határterületén egy új diszciplína alakult ki, aminek a kilencvenes évektől egyre közismertebb neve a mikroökonometria. Hausman (2001) meghatározása szerint a nemzetgazdasági folyamatok ökonometriai modellezése helyett a mikroökonómiai egységek: a fogyasztó, a háztartás és a vállalat piaci viselkedésére vonatkozó adatok elemzésére irányul. A téma aktualitását és súlyát jelzi, hogy a 2000. évi közgazdasági

Nobel-díjat a téma két úttörő fejlesztőjének, James J. Heckman és Daniel McFaddennek ítelték. Munkásságuk nagyrészt a nemlineáris regresszió modellek egy családjára, a kategoriális és korlátozott eredményváltozójú (*Categorical and Limited Dependent Variables – CLDV*) modellekre irányult. McFadden Nobel-díjat érő érdemének a kvalitatív döntési modellek (*Qualitative Choice Models*) mérési problémájának egy általános, és a közgazdasági döntésmélethez kapcsolódó megoldását tartják (Kézdi, 2005). Konkrétabban fogalmazva a döntési modellek és a regresszió modellek, azon belül a logisztikus regresszió modellek összekapcsolásáról beszélhetünk. A gazdaság- és társadalomtudományi empirikus kutatások során nagyon sok olyan szituációt szükséges elemezni, amelyben a modellezni kívánt jelenség inkább diszkrét, mint folytonos változóval jellemezhető. E modellek közös jellemzője a magyarázott, függő változó diszkrét, kategoriális jellege, ezért a lineáris regresszió modellek nem, vagy csak részlegesen alkalmazhatók. Röviden összefoglalva a CLDV-modellek közös jellemzőit, illetve előnyeit a lineáris regresszió modellel szemben:

- nem tételezik fel a függő és a független változók közötti lineáris kapcsolatot,
- a paraméterek becslési módja nem a legkisebb négyzetek módszere, hanem leggyakoribb a maximum likelihood becslési eljárás, de más módszerek is alkalmazhatók,
- a függő változó kétértékű kategoriális (dichotóm) változó, és a független változók bármilyen típusúak lehetnek: intervallum, ordinális, nominális. Ez a „technikai előny” empirikus kutatásokban és különböző alkalmazásokban igen nagy jelentőségű.¹

Ezek a modellek egyre nagyobb teret hódítanak a szakirodalomban és a gyakorlatban. Több ökonometriai kézikönyv legalább egy fejezetet szán a témának (Creel, 2002; Davidson – MacKinnon, 1999; Greene, 2003; Koop, 2003; LeSage, 1999), és a gyakorlati alkalmazások, adaptációk széles spektruma jelent meg. Marketingkutató területen is sokféle céllal használhatók a CLDV, ezen belül a logisztikus regresszió modellek: a keresleti oldal szegmentációja, elégedettségvizsgálatok során, a tanulmány fő témája egy specifikus alkalmazás: egy termék/szolgáltatás keresletének a vizsgálata és az optimális ár meghatározása.

Árképzés a gyakorlatban

Az optimális árképzést többen a marketing egyik legfontosabb kérdésének tekintik (Gijssbrechts, 1993; Monroe, 1990). Monroe (1990: p. 18.) szerint azoknak a vállalatoknak van sikeres árképzési gyakorlata, amelyek tudatosan törekednek az árral kapcsolatos döntéseik fogyasztói reakcióinak folyamatos vizsgálatára, annak megértésére, hogy hogyan érzékelik a fogyasztók az árat, és hogyan alakítják az érték percepcióját. Az árképzési módszerek három nagy csoportja (Bauer – Berács, 2002: p. 259.) az ár viszonyítási alapja szerint különül el:

1. Költséglvű vagy haszonkulcsos árképzés. Az árnak fedezetet kell nyújtania a költségekre és egy előre megállapított nyereségre. Olyan piacon, ahol a vállalat nem tudja befolyásolni a piaci árat, alapvető kérdés, hogy a vállalat rendelkezik-e akkora termelési kapacitással, amely meghaladja a fix és változó költségek által meghatározott fedezeti pontot.
2. Versenytársakhoz igazodó árképzés. A piaci árat a kereslet és kínálat együtt határozza meg. Ha egy vállalat új termékkel jelenik meg a piacon, akkor elsősorban nem a kereslet alapján tájékozódik, hanem megvizsgálja a hasonló termékek versenytársak által alkalmazott árait, és aszerint alakítja ki a sajátját.

3. A keresletelvű árképzés egyik meghatározó szempontja, hogy a termék milyen életgörbeszakaszban található. Kétféle alaptípusa közül a behatolásos stratégia olyan alacsony árat határoz meg, amely a versenytársak árai alatt van, ezáltal a piaci részesedés növelésével kecsegtet. Ez jellemzően inkább az előző két árképzési módszer kombinációjának tekinthető, míg a másik módszertani véglet a lefölözési stratégia, a kereslet fogyasztói többletére irányul, és célja a minél nagyobb extraprofit elérése. A tanulmányban bemutatott két ármeghatározási módszer ez utóbbi csoportba sorolható, de nemcsak a termékélelciklus telítődési szakaszában alkalmazhatók, hanem elsősorban a bevezetésnél. Alkalmazásaiknak alapvető feltétele, hogy viszonylag tág terjedelem legyen a költségek által meghatározott fedezeti pont és a piaci ár között – ha nem teljesen új termékről van szó. Ez a feltétel adódhat egy természetes vagy mesterséges monopólium, termékinnovációnak köszönhető versenyelőny, erős márkaismertség és lojalitás kvázi monopóliuma, vagy akár egy gyártási technológia fejlesztésének köszönhető költségcsökkenés esetén.

Tóth István János és Vincze János (1998) a magyarországi kis-, közép- és nagyvállalatok árképzési gyakorlatának vizsgálata alapján megállapítja, hogy az inputárak változása a legfontosabb, a kereslet hatása sokkal kevésbé, és a technológia szerepe az árazásban nem nagyon lényeges. Egy új termék ármeghatározásánál figyelembe vett tényezők közül a fajlagos termelési költségek és a minőség megtartásának szükségességét követik a piaci keresleti feltételek és a tradicionális versenytársak árai. Megállapítható, hogy a magyar vállalatok körében a költséglvű és a versenytársakhoz igazodó módszerek mellett a keresletalapú árképzés is megjelenik.

A keresletalapú árképzés alapját a piaci kereslet felmérése jelenti. Alapvető kérdés, hogy a piackutatás mire irányuljon, a potenciális fogyasztók mi alapján mondanak árat? A belső referenciaár Rekettye (1999: p. 52.) szerint az az érték, amit a fogyasztó egy adott áruért indokoltnak tart megadni. Ennek mértékét leginkább a jelenlegi árak, a múltbéli árak és a vásárlási szituáció befolyásolja. A referenciaár megismerésére több árku-tatási módszert fejlesztettek ki a piackutatásban.

Árku-tatási módszerek

Cram (2006: p. 25.) szerint is meglepően kevés cég alkalmazza megfelelően és hatékonyan az árku-tatási módszereket. Idézi Monroe és Cox (2001) kutatását,

akik azt találták, hogy a vizsgált cégek 88%-a egyáltalán nem, vagy csak kismértékben veszi komolyan a keresleti oldal vizsgálatán alapuló árkatatásokat. Ennek egyik nyomós oka a módszertani bizonytalanságok mellett az lehet, hogy fenntartásokkal kezelik a kinyilvánított vásárlási hajlandóságon alapuló információkat, az angol szakirodalmi rövidítés szerint a WTP-t (*willingness to pay*). Azonban az adatbázis-technológiák, a keresletre vonatkozó információk *on-line* és *real time* megszerzésének lehetősége, a marketinginformációs rendszerek fejlődése nemcsak az adatok minőségét és megbízhatóságát, hanem az alkalmazható módszerek spektrumát is bővítette. Cram (2006: p. 26.) a következő két csoportba osztva sorolja fel az árkatatási módszereket:

határozására irányuló, az árbevétel maximalizálását célul tűző módszer.

Az indirekt módszerek az ár mellett más termékjellemzőket is figyelembe véve az egész csomagra vonatkozóan tesznek fel kérdéseket, és ebből következtetnek az árra. Ilyenek például a Conjoint-modellek különböző fajtái, a diszkrét választási modellek (*Discrete Choice Models*), és ide sorolhatók az ökonometriai modellek is.

A rezervációs árra vonatkozó kérdés direkt vagy indirekt jellege szerinti csoportosítás mellett érdemes figyelembe venni, hogy az elemzés során csak az ár vagy más tényezők keresletre gyakorolt hatását vizsgáljuk-e. Eszerint megkülönböztetünk egy- és többdimenziós módszereket.

1. táblázat

Árkatatási módszerek tipológiája

	Egydimenziós módszerek	Többdimenziós módszerek
Kinyilvánított kereslet	Közvetlen megkérdezés nyitott kérdéssel Gabor – Granger Van Westendorp Keresleti függvény meghatározása	Conjoint-modellek DCM (<i>discret choice models</i>) Ökonometriai modellek
Tényleges kereslet	Gabor – Granger Keresleti függvény meghatározása	Ökonometriai modellek

Forrás: saját szerkesztés

1. A vásárlási hajlandóság vizsgálatán alapuló módszerek: közvetlen megkérdezés nyitott kérdéssel, a Gabor–Granger-módszer, a Van Westendorp-modell (PSM), a Conjoint-elemzések különböző formái és a diszkrét választási modellek (*Discrete Choice Models*).
2. A tényleges vásárlási adatokon alapuló módszerek. A különböző értékesítési adatforrások mellett ide sorolhatók a szimulált vásárlási tesztek, áruházi kísérletek is, amelyek lényegesen jobban mérik a rezervációs árat, mint az előbbi csoportba tartozó piackutatási módszerek, mivel a vásárlási szituáció tényleges marketingmix-feltételek közé van helyezve (Wertenbroch – Skiera, 2002). Pritchard (2009) cikkében további két csoportba bontja a vásárlási hajlandóság vizsgálatán alapuló módszereket:

A direkt árkatatási technikák alapvető premisszája, hogy a célpiacba tartozó interjúalanyok tudják, hogy számukra a vizsgált termék/szolgáltatás mennyit ér, és ezért értelmezni tudják a közvetlenül az árra vonatkozó kérdést. Ide tartoznak a Gabor–Granger-modell, a BPTO, a Van Westendorp-modell és a későbbiekben bemutatásra kerülő, a keresleti függvény pontos meg-

A tanulmány keretein belül nincs lehetőség az árkatatási módszerek részletes bemutatására és kritikai elemzésére. Az 1. táblázatban feltüntetettek mellett sokféle saját fejlesztésű módszer, „márkázott termék” is megjelenik a nagyobb cégek kínálatában, de rövid leírásaiból általában nem visszafejthető, hogy valamelyik ismert módszer adaptációjáról, vagy egy teljesen új megközelítésről van-e szó. Az elmúlt egy-két évtized legerjedtebb és legalaposabb szakirodalmi feldolgozottsággal rendelkező árkatatási módszere a *Conjoint*-modellcsalád, Srinivasan évi tízezerre becsüli az alkalmazások számát (Martin, 2009). Népszerűségének egyik oka, hogy nemcsak a vizsgált termék jellemzőit mutatják be a kutatás során, hanem akár a versenytárs termékek jellemzőit is, ezzel sokkal inkább leképezve a valós piaci, vásárlási szituációt.

Elmondható erről a módszerről, hogy nem csak az árkatatásra fejlesztették ki, az ár egy a többi ismérv közül. Ennek tulajdonítható, hogy a legtöbb kutatási eredményben nagyon hátrасorolódik az ár fontossága a valóságosnál alacsonyabb ár rugalmasságot, következésképp magasabb árat eredményezve (Lyon, 2002)². A diszkrét választási modellt (*Discrete Choice Model*) *Choice-Based Conjoint*-nak is nevezik, amelyet nemlineáris ökonometriai – leggyakrabban a multinomiális

logit – modellen alapuló Conjoint-megoldásnak tekinthetünk, és ma már ez, vagy valamilyen rá épülő márkázott termék jelenti a piackutató cégek árkutató módszereinek a csúcát. Jellemző trendként megállapítható, hogy az egyszerűbb módszerek (például a Van Westendorp-módszer) el fognak tűnni a marketingkutatói gyakorlatból, a *Choice-Based Conjoint* és más ökonometriai modell alapú termékek pedig egyre népszerűbbé válnak.

Ezt a térhódítást az egyre jobban adaptálható és felhasználóbarát márkázott termékek kifejlesztése és a piackutatók ökonometriai képzettségének a növekedése indukálja. A hagyományos, lineáris modellen alapuló *Conjoint*-megoldások is ki fognak kopni a *Choice-Based Conjoint* és az ökonometriai modellek mellől, ugyanis semmivel sem egyszerűbb az adatfelvételük a lényegesen rosszabb eredménnyel szemben. A jövőben pedig a vásárlási szituációt minél jobban imitáló, jó minőségű adatfelvétel szűkebb keresztmetszet lesz, mint az ökonometriai képzettséggel rendelkező piackutató. E komplexebb modellek mellett valószínűleg megmaradhatnak az árban és gyorsaságban sokkal versenyképesebb legegyszerűbb módszerek, mint például a nyitott kérdésem alapuló, vagy a különböző, a vásárlási szituációt jobban imitáló kísérletek. A rövid áttekintés alapján is belátható, hogy a keresletalapú, kinyilvánított vásárlási hajlandóságon alapuló árképzési módszerek fenti listájának bővítése nem időszerűtlen vagy öncélú próbálkozás.

A binomiális logisztikus regresszió modellen alapuló árkutató módszer

Az ökonometriai, szűkebb értelemben véve a binomiális logisztikus regresszió modellen alapuló árkutató módszer optimalizálási szempontja és kiindulópontja az az összefüggés, miszerint egy termék értékesítéséből származó árbevétel ott éri el a maximumpontját, ahol az árugalmassági együttható egyenlő mínusz eggyel. Noha a mikroökonómiai tankönyvek általában megfogalmazzák és tárgyalják ezt az állítást, empirikus kutatásokban nem találkoztam gyakorlati alkalmazásával. Varian (1990: p. 342–344.) háromféleképp is vizsgálja azt az egyenlőtlenséget, hogy mikor lesz a csökkenő ár-növekvő mennyiség (vagy fordítva) hatások eredője pozitív. Az egyik megközelítés analógiájára levezetem ezt az állítást, mivel a kifejlesztett módszer szempontjából kritikus fontosságú.

Az árbevételi függvény maximumpontját keressük, azaz:

$$TR = p \cdot q(p) \rightarrow \max$$

ahol p az ár és $q(p)$ az eladott mennyiség az ár függvényében, vagyis a keresleti függvény. A maximumpontot ott találjuk, ahol az ár szerinti elsőrendű derivált egyenlő nullával.³

$$\frac{dTR}{dp} = \frac{d(p \cdot q(p))}{dp} = q(p) + p \cdot \frac{dq(p)}{dp} = 0$$

$$\frac{dq(p)}{dp} = -\frac{q(p)}{p}$$

Ebből kifejezve az árugalmassági együttható képét, igazoljuk az állítást:

$$\varepsilon_p = \frac{dq(p)}{dp} \cdot \frac{p}{q(p)} = -1$$

A módszer kiinduló alapösszefüggését tehát ez az árugalmassági együttható és a maximális árbevétel közötti összefüggés jelenti. A binomiális logisztikus regresszió modell alkalmazása esetén a keresleti függvényt jelentő logisztikus regresszió egyenlet:

$$Q = y = \frac{e^{(\beta x + \gamma z)}}{1 + e^{(\beta x + \gamma z)}}$$

ahol az x független változó az árat jelenti, a z a többi független változó vektora. Az optimumárhoz tartozó paramétert b -vel jelölve a következőképp írhatjuk fel az árugalmassági együttható képletét:

$$\varepsilon_p = \frac{\delta Q}{\delta p} \cdot \frac{p}{Q} = \frac{b \cdot e^y}{(1 + e^y)^2} \cdot \frac{x \cdot (1 + e^y)}{e^y} = \frac{b \cdot x}{e^y} = b \cdot x \cdot (1 - y)$$

Az $\varepsilon_p = -1$ összefüggésből könnyen kifejezhető az optimális árat jelentő x érték, ezúttal már a vásárlás becsült valószínűségét a kinyilvánított vásárlási hajlandóságtól való megkülönböztetés kedvéért y^* -gal jelölve:

$$p_o = x = \frac{1}{b \cdot (y^* - 1)}$$

A képlet alapján tehát az optimális ár értéke függ az ár b paraméterétől és a vásárlás becsült valószínűségétől, az y^* -tól, vagyis esetről esetre változik, ahogy a magyarázó változók különböző rögzített értéket vesznek fel.

A binomiális logisztikus regresszió modellen alapuló árkatatási módszer empirikus próbája

Az optimumár meghatározásának módszertanát egy 2003-as piackutatási projekt adatain keresztül mutatom be, amely egy új mobil telekommunikációs szolgáltatásomág keresletének felmérésére irányult. A kutatás fő célja az új tarifacsomag beárázása, az árbevétel maximalizálása melletti optimális ár meghatározása volt. E célnak volt alárendelve a kérdésés technikája is, az akkor még Magyarországon újdonságnak számító számítógéppel támogatott személyes interjú (*CAPi – Computer Aided Personal Interview*), amely lehetővé tette többek közt a különböző árak véletlenszerű, randomizált tesztelését is. A *CAPi* további előnye volt, hogy a kvótás mintavétel során sikerült pontosan tartani az előírt kvótákat, ezért nem volt szükség az adattábla súlyozására.⁴

A minta elemszáma 400 eset, a tarifacsomag ártesztje során a következő percdíjakat teszteltük: 48, 54, 60, 66, 72, 78 Ft. Az új tarifacsomag jellemzőinek bemutatása után a *CAPi* segítségével a hat tesztelt ár közül véletlenszerűen feldobott percdíjat mutattunk be az interjúalanyoknak, rákérdezve az előfizetési hajlandóságra. Az igennel válaszolók egy „fokkal” nagyobb árat kaptak, a nemmel válaszolók pedig egy kisebbet, majd ezután a választól függetlenül az árteszt lezárult. Ennek a kétlépcsős, két árat tesztelő eljárásnak egyik nagy előnye, hogy csaknem megduplázódik a mintaelemszám. (Azért csak majdnem, mivel az első ártesztnél a legalacsonyabb percdíjat elutasítók és a legmagasabb percdíjat elfogadók körében nem teszteltünk újabb árat. Így a két árteszt alapján egymásra épített mintánk az eredeti 400 esetről összesen 729-re növekedett.)

Ennél is fontosabb, hogy ez a kérdéséses technikai módszer közvetlenül az árkatatási módszer alkalmazhatósága szempontjából is igen szerencsés választásnak bizonyult. Amíg csak a 400-as mintán az első árkerésésre adott válaszok alapján építettem fel a logisztikus regresszió modellt, addig a termék ára nem volt szignifikáns hatással a keresletre! Más kutatásban is találkoztam ezzel a piackutató számára igencsak kellemetlen helyzettel, ami jórészt használhatatlanná teszi a kereslet és az optimális ár meghatározására irányuló kutatás eredményeit és hitelteleníti a piackutatót. A két, egymás utáni árat tesztelő módszernek szerencsés tulajdonsága, hogy „ráirányítja az interjúalany figyelmét” az árra, növeli az árérzékenységet, következésképp az ár szignifikáns hatásának a valószínűségét. Vagyis az a jelenség, hogy az interjúalany felismerve az ártesztet azonnal alkupozícióba helyezkedik, és aminek a hatását többen károsnak tartják (Lyon, 2002), ezúttal szükséges feltételnek bizonyult. A kereslet modellezése bármilyen

ökonometriai modellel – logisztikus regresszió egyenlettel – feltételezi, hogy az ár mint független változó együtthatójának szignifikánsan nullától különbözőnek kell lennie. A második árkerésés után további árak tesztelését, vagyis az *árlétra* alkalmazását értelmetlenné látom, ebben az esetben valóban jelentősen torzulna az árérzékenység, a keresleti függvény meredeksége.

Modellspecifikáció

A módszer alkalmazása során az első és legfontosabb feladat a binomiális logisztikus regresszió modell specifikációja, amelyben a függő változó a kereslet és a magyarázó változók a termékre, illetve a válaszadóra vonatkozó különböző jellemzők. Ez az egyenlet a termék többváltozós keresleti függvénye, amelyben nemcsak az ár keresletre gyakorolt hatását, hanem további, szignifikáns változók hatását is figyelembe vesszük. A modell felépítése, specifikációja során eldöntendő, hogy milyen kritériumok alapján tartjuk egyik modellt jobbnak a másiknál. A lineáris regresszió modell esetében viszonylag könnyű dolgunk van az R^2 vizsgálatával, hasonló kvázi R^2 a logisztikus regresszió esetében is van. A specifikációs kritériumok részletes elemzése nélkül két csoportot határozhatunk meg: a likelihood függvény értékén, illetve a modell előrejelzési pontosságán alapuló mutatókét. Ez utóbbi csoportba tartozik a könnyű érthetősége miatt a marketingkutatási gyakorlatban is nagyon népszerű klasszifikációs tábla, ami a függő változó becsült és tényleges értékeit hasonlítja össze. A végső modell klasszifikációs táblája mellet feltüntettem az ár mint független változó b_1 paraméterét, és más fontos specifikációs mutatót is (2. táblázat).

2. táblázat

Klasszifikációs tábla

		Becsült		
		Nem	Igen	
Megfigyelt	Nem	212	58	78,5%
	Igen	26	322	92,5%
Teljes találati arány:				86,4%

$$b_1 = 0.032 \quad -2LL:420 \quad GF:526 \quad Nagelkerke R^2:668$$

Az idevágó ökonometriai szakirodalom meghatározó szerzői egy fontos érvet említenek a klasszifikációs táblából származtatott mutatók alkalmazása ellen, nevezetesen azt, hogy nagymértékben determináltak a függő változó mintabeli eloszlása által. Greene-hez (2003: p. 685.) hasonlóan Hosmer és Lemeshow (2000: p. 157.) is arra hívja fel a figyelmet, hogy a klasszifikációs mutató értékét befolyásolja a függő változó két értékének relatív aránya. Megállapítják, hogy mindig a nagyobb

elemszámú csoportnak van jobb előrejelzése, és ez olyan szempont, aminek nem sok köze van egy modell illeszkedési jóságához. Vagyis az a marketingkutatók körében elterjedt megállapítás, hogy a logisztikus regresszió jobban jelzi előre a függő változó „negatív kimenetelét”, annak tulajdonítható, hogy a keresleti kutatások többségében gyakoribb a „nem” válasz, a vásárlás elutasítása. Véleményem szerint a marketingkutatói gyakorlatban kihagyhatatlan a klasszifikációs tábla vizsgálata. A módszertani megfontolásokon túl figyelembe kell vennünk, hogy ez a modellünknek egy – a megbízó számára is könnyen értelmezhető – minőségi mutatója. A fentebb említett probléma – ha nem is kiküszöbölésére, de – figyelembevételére, mérlegelésére ajánlom a tényleges megfigyeléseket és a becsült valószínűségeket összehasonlító hisztogramot.

A binomiális logisztikus regresszió modellspecifikációjának gyakorlati tanulságai

A modell specifikációja során olyan gyakorlati megállapításokat, javaslatokat fogalmaztam meg, amilyenekkel ökonometriai könyvekben ritkán találkozhatunk, de a gyakorló kutató számára fontosak lehetnek:

1. A legjobb találati aránnyal rendelkező modellben sok olyan magyarázó változó van, ami nincs szignifikáns hatással a függő változóra, de kontroll alatt tartásuk, indirekt hatásaik kiküszöbölése növeli a modell magyarázó erejét. A modellspecifikáció során megvizsgáltam minden egyes nem szignifikáns változó bevonását, és a végső modellbe csak azok kerültek be, amelyek növelték a találati arányt. Ez a kérdés ráirányítja a figyelmet a magyarázó változók szelekciójának alkalmazott módszerére. A statisztikai, ökonometriai programok általában, így az SPSS is több eljárást kínálnak a magyarázó változó regressziós modellbe való beléptetésére. Hét ilyen különböző lehetőség adott az SPSS-ben, amelyek – főképp a lineáris regresszió modell esetében – gyakran ugyanazt a modellt eredményezik, de esetünkben van jelentősége a modellszelekciós eljárásnak. A köztük levő egyik különbség az, hogy az ENTER módszer a modellben hagyja a nem szignifikáns változókat is, de az SPSS kínálja másik hat módszer nem.

A modellszelekciós eljárások összehasonlítása során megállapítottam, hogy az ENTER módszer eredményezi a legjobb modellt, de ennek megvan – a marketingkutatásban igencsak sokat jelentő – ára; a modellspecifikáció időigénye sokszorosa a többiekének. Egyenként meg kell ugyanis határozni valamennyi nem szignifikáns független változó esetében,

hogy a modellbe való bevonásuk vagy kihagyásuk növeli-e jobban a találati arányt. Kérdés, hogy egy szoros határidőbe préselt piackutatási projekten belül érdemes-e az egy-két százalékponttal jobb találati arányt eredményező, de sokkal időigényesebb ENTER módszert választani.

2. Kategoriális független változó használatával jobb találati eredményt érünk el, mint ugyanannak az ismérvnek „magasabb mérési szintű” numerikus változójával. Gyakorlatilag érdemes átalakítani a numerikus változót kategoriálissá. Ennek az adatelemzésben szokatlan kijelentésnek a magyarázata abban áll, hogy a független változó (pl. jövedelem) hatása nem lineáris, hanem vannak olyan kategóriák (pl. jövedelemszintek), amelyek – a többi magyarázó változó adott szintje mellett – szignifikáns hatással vannak, más kategóriák pedig nem.
3. A modell találati arányát növeli, ha a kategoriális magyarázó változóknak minél több értéke, kategóriája van. A piackutatásban, adatelemzésben gyakran előfordul, hogy a viszonylag több kategóriával rendelkező nominális változókat „visszakódolják” kevesebb kategóriájú változóvá, a binomiális logisztikus regresszió modellspecifikációjánál ezt nem ajánlott.

Az optimumár meghatározása

A klasszifikációs tábla (2. táblázat) alapján a modellspecifikáció sikeresnek tekinthető, a modell 92,5%-os biztonsággal jelzi előre a szolgáltatás iránti keresletet, az összes találati arány pedig 86,4%. A végső modell eredményeit: független változóit, paramétereit és azok statisztikáit terjedelmük miatt nem részletezem, a módszer szempontjából legfontosabb eredmény, hogy a szolgáltatás árát jelentő percdíj változó együtthatója 0,034, szignifikánsan különbözik nullától. Ez a módszer olyan elengedhetetlen feltétele, amelyet a kutató nem tud befolyásolni, és enélkül használhatatlanná válna az egész kutatás. A modellspecifikáció, a legjobb modell megtalálása után a már ismert képlet alapján határozzuk meg az optimumarat:

$$p_o = x = \frac{1}{b \cdot (y^* - 1)}$$

Az optimumár kiszámításához szükséges b paramétert meghatározzuk a becslési eljárás során, de mi lesz az y^* értéke? A vásárlás becsült valószínűsége (y^*) értéke esetről-esetre változik, ahogy a magyarázó változók különböző rögzített értéket vesznek fel, de az optimumár képletébe egyetlen, az egész mintára érvényes értékre van szükségünk. Kézenfekvő megoldásnak tűnik, hogy az esetenként változó értékek min-

tabeli átlagával számoljunk. Ezt ajánlják a logisztikus regressziót tárgyaló szakirodalomban (Greene, Hosmer – Lemeshow stb.) egy független változó marginális hatásának kiszámolására, és figyelembe véve, hogy az ár rugalmassági együtthatót, majd az optimumát az ár marginális hatásából kiindulva fejeztük ki, indokoltnak tűnik ez a módszer. Azonban elméletileg könnyen belátható az a probléma, hogy nagyon eltérő vásárlási hajlandóságok, a becsült vásárlási valószínűségek eltérő eloszlásai ugyanazt az átlagos keresletet eredményezik. A 0,56-os átlag úgy is kijöhet, hogy az esetek 95%-ának a vásárlási valószínűsége 0,5 felett van, de akár fordítva is. Általánosabban fogalmazva, az átlag nem elégséges statisztika egy eloszlás jellemzésére. Ennél jobb alternatívának kínálkozik a vásárlók becsült arányával, a küszöbértéknél (0,5) nagyobb becsült valószínűségek arányával való számolás. A legjobb számítási mód megtalálását még a módszer nyitott kérdésének tartom, de a jelenlegi kipróbáltsági szinten a második alternatívát ajánlom. A kereslet becsült mérték és az ár változó paraméterét behelyettesítve a fenti képletbe közvetlenül meghatározhatjuk az optimumát (64,2 Ft).

A keresleti függvény empirikus meghatározásán alapuló árkeresési módszer

A második javasolt árkeresési módszer, a keresleti függvény empirikusan meghatározásán alapuló módszere a '60-as években kidolgozott Gabor–Granger⁵-modell továbbfejlesztésének tekinthető, amelyben a kinyilvánított ár-kereslet pontok alapján meghatározzák a keresleti és az árbevételi függvényt, majd azt az árat tekintik optimálisnak, amelyiknél az árbevételi görbe eléri maximumát. A módszer „mottójának” is tekinthetjük azt, amit Clive W. J. Granger a Nobel-díj átvételekor tartott beszédében (2003) mondott: „úgy hiszem, hogy jobb a mikroökonómiai elméletet a valós gazdasági életben tesztelni, mint azt hinni, hogy alkalmazhatatlan.”

A továbbfejlesztésben megőriztem az ároptimalizációs célt, de törekedtem a gyakorlati alkalmazás minél egzaktabb kidolgozására is. Nem grafikus úton keresem az ár-kereslet pontokból képzett árbevételi görbe maximumát, hanem a legkisebb négyzetek módszerével függvényt illesztve határozom meg a keresleti függvényt. A mérhető pontosságú (R^2) függvényillesztésen túl a módszer eredetisége abban áll, hogy felhasználok egy rég ismert mikroökonómiai összefüggést: az ár rugalmassági együttható egyenlő mínusz egy összefüggésből kifejezem a maximális árbevételt biztosító optimumát. Ennek képletét levezettem az SPSS függvényillesztési opciója által alkalmazott valamennyi

nyí (tizenny) függvénytípusra, de a legjobb illeszkedésre általában a másod-, és harmadfokú polinomiális és az exponenciális függvény esetében számíthatunk. Az egyéni hozzáadott érték tehát az optimumár matematikai levezetésében és a számítási részletek egzaktabb kidolgozásában áll. Elmondható, hogy a logisztikus regresszió modellen alapuló árkeresési módszer ellenőrzésére „mellékesen” létrehozott függvényillesztési módszere több szempontból is önmagában alkalmazható árkeresési módszernek tekinthető. Olyan technikából áll össze, amelyeket külön-külön már régóta ismernek és alkalmaznak, de ezek együttes alkalmazása és az optimumár képletének kifejezése jelenti az újszerűséget. A módszer előnye leginkább gyors és egyszerű alkalmazásában áll, korlátjának is az egyszerűsége, kétféle jellege tekinthető.

A keresleti függvény meghatározásán alapuló árkeresési módszer empirikus próbája

A módszer alkalmazását egy 2008-as kutatáson keresztül mutatom be, amely egy kis üzleti vállalkozás stratégiai kérdéseire keresett választ. A vállalkozás résztulajdonosa egy Magyarországon már létező webáruházának romániai megnyitását tervezte. A forgalmazott termékek – importált, üzletekben nem kapható, speciális női kozmetikai cikkek – a célcsoport és annak elérhetősége miatt érdekesek. A kutatás jellemzői:

- cél: a marketingstratégia megalapozása, mindelelőtt a termék beárúzása.
- on-line (webes) kérdőív a termékek (nyolc termék) árára, a kiszállítás módjára, idejére vonatkozó kérdésekkel.⁶
- minta: 200 (25–50 év közötti nő), iwiwről és más közösségi oldalokról, illetve szépségápolási témájú internetes fórumokról toborzott interjúalanyok. Mint általában, ezúttal is problematikus egy pontosan még nem meghatározott célpiacú új termék bevezetésénél a mintavétel reprezentativitását vizsgálni és megítélni. Mivel nem rendelkezünk az alapsokaságra vonatkozó semmilyen információval, ezért önkényes mintavételi módot választottunk.
- kérdezőtechnika: az árra vonatkozó kérdéseket úgy tettük fel, hogy referenciaárként előbb teszteltük a magyarországi piaci árat, majd ha az interjúalany nem fogadta el, akkor nyitott kérdéssel kérdeztük, hogy mennyit lenne hajlandó fizetni.

E kutatás rámutat arra is, hogy egy családi vállalkozás marketinget tanult tulajdonosa is kis költséggel nagyon fontos keresleti információkhoz juthat.

A keresleti függvény illesztése

A kutatás során tesztelt nyolc termék közül az egyiket mutatom be a módszer alkalmazását. A kereslet ár függvényében való megjelenítésének grafikus ábrázolása maga a keresleti görbe, amely meghatározására és ábrázolására több alkalmas szoftver használható, a következőkben én az SPSS függvényillesztés módszerét használom. A keresletet kifejezhetjük az abszolút gyakorisággal is, ebben az esetben pontosan megfelel a keresleti függvény definíciójának, illetve alkalmazható a relatív gyakoriság is. Mivel az utóbbit egy lépéssel könnyebb rávetíteni a teljes alapsokaságra, ezért az utóbbival számolok.

A különböző kinyilvánított árakhoz (40–106 RON) tartozó keresletet az inverz kumulált relatív gyakoriság jelenti. Ez természetesen azt az implicit feltételt is tartalmazza, hogy a fogyasztó racionális, és a termék nem minősül luxusjóságnak, vagyis aki például 55 RON-ért megvenné a terméket az 40 RON-ért is megveszi. Az ár és a hozzá tartozó kereslet pontpárok meghatározása után az SPSS függvényillesztés (*Curve Estimation*) módszerét alkalmazva keressük a legjobban illeszkedő keresleti függvényt (3. táblázat).

$$Q = b_0 + b_1 \cdot p,$$

ahol Q a keresleti függvény, p az ár, b_0 és b_1 paraméterek. Behelyettesítve a lineáris keresleti függvény általános alakját az előbbi összefüggésbe, kifejezzük az optimum árat:

$$\epsilon_p = \frac{\delta Q}{\delta p} \cdot \frac{p}{Q} = b_1 \cdot \frac{p}{b_0 + b_1 \cdot p} = -1$$

$$p = -\frac{b_0}{2b_1}$$

Az 1. ábrán szemmel is láthatóan a lineáris függvénynél lényegesen jobban illeszkednek a különböző nemlineáris függvények, tapasztalatom szerint általában a harmadfokú polinomiális illeszkedik a legjobban. A 4. táblázatban kifejezem az optimumár képletét az SPSS által alkalmazott valamennyi (tizenegy) függvénytípusból, ezúttal már levezetés nélkül.

Öt függvénytípus esetén egyértelműen kifejezhető az optimumár képlete, emellett három másiknál a pa-

3. táblázat

A termék ára és kereslete

ár (RON)	40	45	50	55	60	70	80	97	106
inverz kumulált relatív gyakoriság	49%	46%	45%	37%	35%	33%	26%	21%	20%

Öt különböző függvénytípus illeszkedését láthatjuk az 1. ábrán. Az alkalmazott statisztikai szoftverrel összesen tizenegy függvénytípust próbálhatunk ki, de az áttekinthetőség kedvéért csak az öt legjobban használhatót tüntettem fel.

Az optimális ár analitikus levezetése

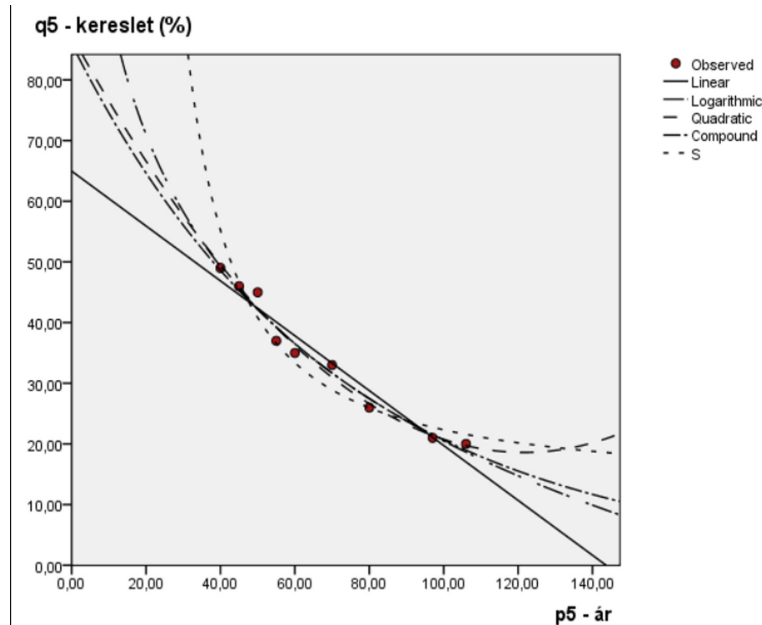
A függvényillesztés után a módszer következő lépése a kiválasztott függvénytípusból levezetni az ár rugalmassági együtthatót és kiszámolni az optimumárat. Amint az előző módszernél is láttuk, az árbevétel maximalizálása melletti optimumár ott határozható meg, ahol az ár rugalmassági együttható egyenlő -1 -gyel.

$$\epsilon_p = \frac{\delta Q}{\delta p} \cdot \frac{p}{Q} = -1$$

Legegyszerűbb dolgunk természetesen akkor van, ha a lineáris függvényvel fejezzük ki a keresleti függvényt:

A keresleti görbe illesztése öt függvénytípussal

1. ábra



VEZETÉSTUDOMÁNY

Az optimumár képlete különböző típusú keresleti függvények esetén

	A függvény általános formája	Az optimumár képlete	Megjegyzés
Lineáris	$Q = b_0 + b_1 \cdot p$	$p = -\frac{b_0}{2b_1}$	-
Másodfokú polinomiális	$Q = b_0 + b_1 \cdot p + b_2 \cdot p^2$	$p_{1,2} = \frac{-2b_1 \pm \sqrt{4b_1^2 - 12b_2 \cdot b_0}}{6b_2}$	-
Exponenciális 1. (Compound)	$Q = b_0 \cdot b_1^p$	$p = -\frac{1}{\ln b_1}$	-
Exponenciális 2. (Growth)	$Q = e^{b_0 + b_1 \cdot p}$	$b_1 \cdot p = -e^{b_1 \cdot p - p}$	nem lehet p általános képletét kifejezni, de a b_j paraméter ismeretében meghatározható
Logaritmikus	$Q = b_0 + b_1 \cdot \ln p$	$p = e^{\left(\frac{-b_1 - b_0}{b_1}\right)}$	
Harmadfokú polinomiális	$Q = b_0 + b_1 \cdot p + b_2 \cdot p^2 + b_3 \cdot p^3$	-	ha van valós megoldás, akkor egyértelműen meghatározható
Exponenciális 3. (S function)	$Q = b_0 \cdot e^{b_0 + \frac{b_1}{p}}$	$p = b_1$	
Exponenciális 4. (Exponential)	$Q = b_0 \cdot e^{b_1 \cdot p}$	$b_1 \cdot p = -e^{b_1 \cdot p - p}$	nem lehet p általános képletét kifejezni, de a b_j paraméter ismeretében meghatározható
Inverz	$Q = b_0 + \frac{b_1}{p}$	$b_0 p = 0$	$b_0 \neq 0$ értéknél csak a $p = 0$ megoldása van
Hatványkitevős	$Q = b_0 \cdot p^{b_1}$	$b_1 = -1$	végtelen sok megoldása van p -re
Logisztikus	$Q = \frac{1}{\frac{1}{k} + b_0 b_1^p}$ ahol k egy a priori definiált küszöbérték	$p \cdot \ln b_1 - 1 = \frac{b_1^{-p}}{b_0 \cdot k}$	nem lehet p általános képletét kifejezni, de a b paraméterek ismeretében meghatározható

raméterek ismeretében megoldható az egyenlet. Az általában legjobb illeszkedést eredményező harmadfokú polinomiális függvény esetében a képlet kissé hosszadalmas, de valamilyen matematikai szoftver (MATLAB, MAPLE), vagy akár az Excel Solver funkciójával gyorsan megoldható. Az öt legkönnyebben kezelhető függvény illeszkedési jóságának mutatóját (R^2), paramétereit és a kiszámolt optimumárakat az 5. táblázatban találjuk.

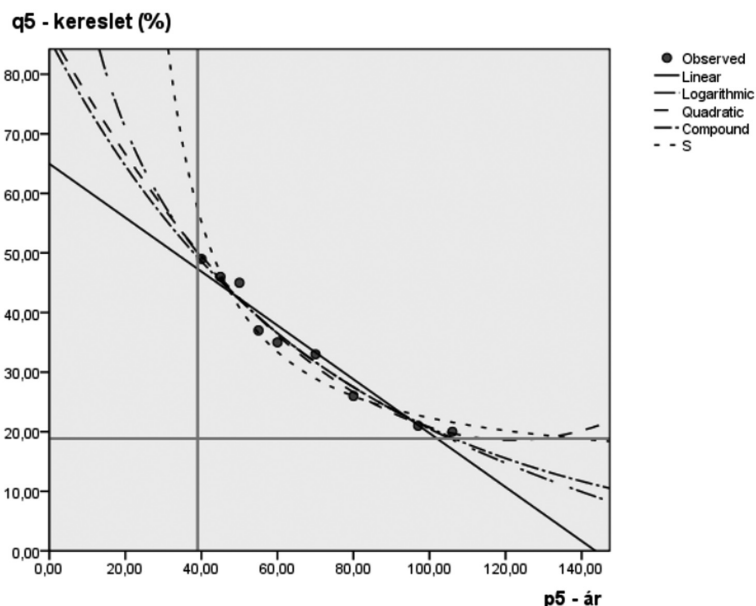
Közel egyforma eredmények jöttek ki, ami pozitívan befolyásolja a módszer elfogadhatóságát és a működőképességébe vetett bizalmat. Jelentősen eltérő optimumárak esetén egy marketingkutató nehezen győzné meg a klienst a módszer helyességéről. Rosszabb illeszkedésű függvények esetén ez a probléma könnye-

dén előállhat, a legkevésbé jó illeszkedésű S függvény optimumára jobban eltér a többitől. A viszonylag kis különbségek ellenére is egy optimumát kell választanunk az öt közül. Kézenfekvő választási elvnek tűnik, hogy a legjobban illeszkedő (legnagyobb R^2 -ű) függvény alapján számított érték legyen az optimális. Esetünkben a másodfokú polinomiális és az exponenciális függvény tekinthető ennek, a másodfokúnak – értelemszerűen – két megoldása is van. Ezek közül a 64,6-os érték tűnik valószínűbbnek, ami már számottevő mértékben különbözik az exponenciális függvény 69,9-es értékétől. Ezért a többi értéket is figyelembe véve 70,0 RON-os árban határoztam meg az árbevétel maximalizálása szempontjából optimális árat, vagy ha pszicho-

Ugyanazon termék különböző keresleti függvényeiből számolt optimum árak

	R_2	b_0	b_1	b_2	p_0
Lineáris	0,948	64,96	-0,452		71,8
Másodfokú	0,980	87,37	-1,132	0,0047	95,9/64,6
Exponenciális (Compound)	0,980	85,92	0,986		69,9
Logaritmikus	0,977	165,05	-31,394		70,6
S függvény	0,937	2,502	60,363		60,3

A koordináta rendszer eltolása



2. ábra reslet.⁷ Jogos elvárásnak tűnik, hogy a becslés során a legkisebb ár alatti és a legnagyobb ár feletti tartománnyal lehetőleg ne befolyásoljuk a függvényillesztést (2. ábra).

A gyakorlatban ez úgy valósítható meg, hogy a tesztelt árakból levonjuk a legkisebb értéket, majd a függvényillesztés és az optimumár meghatározása után hozzáadjuk a végeredményhez. Technikai szempontból indokolt, hogy ne nulla árnál, hanem 1-nél legyen a legnagyobb mért kereslet, mivel néhány függvénytípus nem metszi a függőleges tengelyt (3. ábra). Az új koordináta rendszerben újrafuttatva a függvényillesztéseket, a 6. táblázatban látható eredményeket kapjuk.

A lineáris, másodfokú polinomiális és az exponenciális függvények esetében az illeszkedés jósága nem változott, de a másik két függvénytípusnál jelentősen csökken. Nem meglepő, hogy a lineáris függvény esetében a meredekség nem változik, ahogy a másodfokú

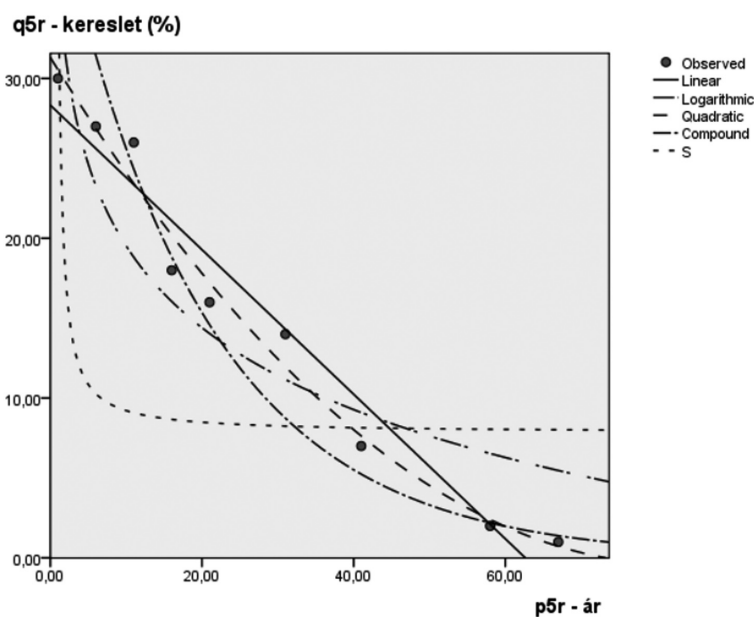
logiai árat kívánunk alkalmazni, akkor 69 RON-ban. A szóban forgó kutatás során a módszer helyességének megállapítására külső, benchmark adatok viszonyítási alapja is rendelkezésemre áll. Mivel olyan termékekről van szó, amelyeket a magyarországi piacon már forgalmaznak, ezért a román piacra kiszámított optimumárakat viszonyíthatom a már „működő” magyarországi árakhoz. Mind a nyolc termék esetében összehasonlítottam az egyik legjobb illeszkedést mutató és könnyen számolható másodfokú polinomiális függvénnyel kiszámolt optimumárakat a magyarországi árakkal. A kinyilvánított keresleten alapuló, romániai optimumárak nagyon valószerűeknek, „működőképeseeknek” tűnnek, nem sokkal a magyarországi piaci ár alatt. A két piac árai közötti átlagos eltérés 14,6%, ami könnyen magyarázható a két piac közötti különbségekkel is.

polinomiálisnál az x^2 együtthatója sem. A 6. táblázatban összehasonlítom a két módszer; a transzformáció nélküli és a koordináta rendszer eltolása utáni eredményeit.

A jó illeszkedésű függvények eredeti és transzformáció utáni optimumárai szinte teljes mértékben megegyeznek, ezért továbbra is a 70 RON-os végeredményt tartottam a jó megoldásnak. Ezután joggal merül fel a kérdés, hogy egyáltalán szükség van-e erre a transzfor-

3. ábra

A vizsgált függvények újraillesztése az új koordináta rendszerben



Egy pontban felmerül a módszer fejlesztésének, módosításának szükségessége. Az előbbi grafikont (1. ábra) vizsgálva megállapítható, hogy némelyik függvény – pl. a legjobb illeszkedést adó másodfokú, vagy más nemlineáris függvény – bal oldali vége nagyon „felmegy”, magas értéknél metszi a függőleges tengelyt. Ez azt a természetes helyzetet tükrözi, hogy alacsony áron nagy a kereslet. A lineáris függvény nullparamétere 64,9, ezzel szemben a másodfokúé 87,4, ami jelentős különbség, de igazából logikailag is értelmezhetetlen, hogy nulla áron mekkora lenne a ke-

Ugyanazon termék skálatranszformáció előtti és utáni optimumárai

	Transzformáció nélkül		A koordináta rendszer eltolásával	
	R_2	Optimumár	R_2	Optimumár
Lineáris	0,948	71,8	0,948	70,3
Másodfokú	0,980	64,6	0,980	66,2
Exponenciális (Compound)	0,980	69,9	0,980	58,5
Logaritmikus	0,977	70,6	0,818	90,7
S függvény	0,937	60,3	0,183	40,6

mációra? A multidimenzionális modellekkel szemben a függvényillesztés módszerénél jelentősége van az illesztett függvény és az ordináta metszéspontjának, vagyis a függvény nullparaméterének. Láthatuk a különböző függvénytípusok optimumárképleteiben, hogy többnél is a nullparaméter befolyásolja az optimumárat: lineáris, másodfokú, harmadfokú polinomiális, logaritmikus és logisztikus. Véleményem szerint a skálatranszformáció indokolt, ezt támasztja alá a következő empirikus kísérlet is.

A két módszer összehasonlítása

A keresleti függvény empirikus meghatározásán alapuló módszert kipróbáltam a logisztikus regresszió modell empirikus kutatási adatain is (első empirikus kutatás). Ezúttal tehát nem egy multidimenzionális függvény, hanem a mobiltelefon-szolgáltatás percdíja és a kereslete közötti összefüggés jelenti a keresleti görbét. A különböző függvénytípusok kipróbálása a 4. ábrán látható illeszkedéseket eredményezte.

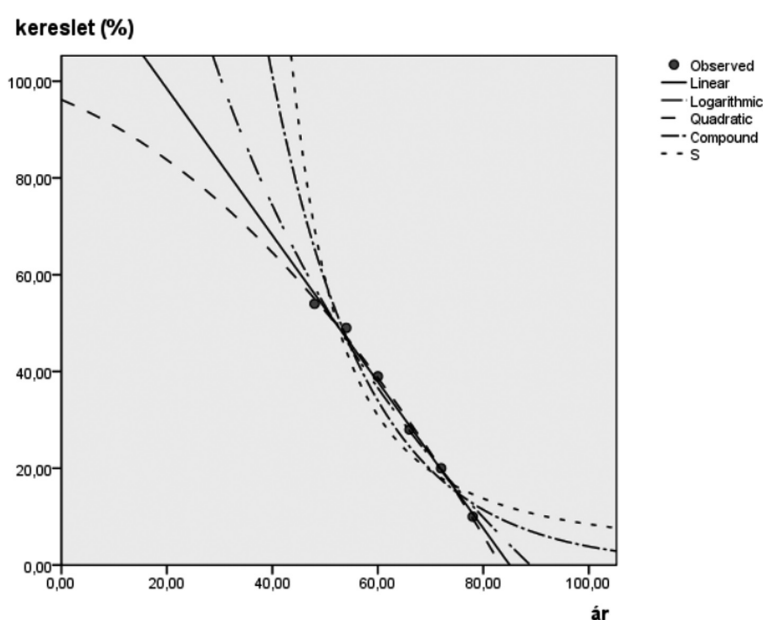
Megfigyelhető, hogy a keresleti görbék nagyon „magasan kezdenek”, ennek mértékét a polinomiális függvények esetében a b_0 paraméterek pontosan számszerűsítik is (7. táblázat). Mivel a keresletet százalékos formában rögzítettük, ezért joggal feltételezhető, hogy az ingyen adott tarifacsomagok esetében sem lenne a kereslet a célpiac 128%-a, mint ahogy azt a lineáris keresleti függvény mutatja. Indokolt az előzőekben említett skálatranszformáció, és ezt igazolják az alábbi táblázatban feltüntetett eredmények is.

A legjobban illeszkedő másodfokú polinomiális függvény alapján számított optimumár 63,3 Ft, ami gyakorlatilag nem különbözik a binomiális logisztikus modellen alapuló árkutatási módszer 64,2 Ft-os értékétől.

Az eredmények összehasonlítása után vizsgáljuk meg a két módszer közötti elméleti különbségeket. A kereslet függvény meghatározásának módszere – egy piackutatási projekt esetében nagyon lényeges – előnyökkel kecsegtet, mivel nem igényel összetett modell-specifikációt, ezért lényegesen egyszerűbb és gyorsabb, mint a többváltozós modell. Kérdés, hogy nem veszítünk-e el lényeges információt, ha a keresletet meghatározó tényezők közül csak az árat vesszük figyelembe és mellőzzük a többi lehetséges faktort? A módszer egyváltozós jellegéből adódóan ellenérvként felmerülhet, hogy azzal, hogy csak az árat vesszük figyelembe a keresletet meghatározó tényezők közül, lényeges információkat veszíthetünk el. Ezzel szemben miért kell bármit is hozzátenni a potenciális vásárló által kinyilvánított árhoz? Az árkutatások alapvető feltételezése,

4. ábra

Az első empirikus kutatás a függvényillesztés módszerével



**Transzformáció előtti és utáni optimumárok
öt függvénytípusra**

		R ²	b ₀	b ₁	b ₂	P ₀
Lineáris	Eredeti	0,993	128,733	-1,5143		42,5
	Transzformált	0,993	48,560	-1,5143		63,0
Másodfokú	Eredeti	0,995	96,150	-0,4518	-0,0084	46,4
	Transzformált	0,995	47,2886	-1,2444	-0,0084	63,3
Exponenciális (Compound)	Eredeti	0,926	896,023	0,9469		18,3
	Transzformált	0,769	88,8147	0,8947		56,0
Logaritmikus	Eredeti	0,980	417,778	-93,0950		32,7
	Transzformált	0,753	51,8292	-11,6940		77,9
S függvény	Eredeti	0,841	0,1862	194,7090		194,7
	Transzformált	0,197	2,3362	1,6523		48,7

hogyan a fogyasztó rezervációs árát meghatározó összetett rendszer (Monroe, 1990) végeredménye megjelenik a vásárlási hajlandóság kinyilvánításában, és ez az ár kutatás szempontjából elégséges. Ezzel szemben az ökonometriai, és ezen belül a binomiális logisztikus regresszió modell beépíti valamennyi – a kutatás tervezése során figyelembe – keresletet meghatározó tényezőt. Végeredményben a két modell együttes alkalmazását javaslom, ha ez lehetséges, de a függvényillesztés módszerét is önmagában életképesnek tartom, amennyiben a kutatási terv, elsősorban a kérdőív rövidege ezt indokolja.

Továbbfejlesztési lehetőségek

A függvényillesztés módszerének továbbfejlesztési lehetőségeit elsősorban más módszerekbe való beépítésében látom, például használható lehet a Conjoint-elemzésben feltárt ár-kereslet összefüggés kiegészítő, egydimenziós elemzésére. A binomiális logisztikus regresszió modellen alapuló ár kutatási módszer a többi kategoriális és korlátozott eredményváltozójú modellre is kifejleszthető. Például a korlátozott eredményváltozójú modellek gyakran alkalmazott típusára, a James Tobin, Nobel-díjas közgazdász által tartós fogyasztási cikkek keresletének elemzésére kifejlesztett ún. *tobit* modellre is alkalmazható. Indokolt a *multinomiális logit* modell használata is, mivel a függő változó kategoriális jellege nagyon valószínű vásárlási helyzetek modellezésére alkalmas. Természetesen e modellenél is specifikus ökonometriai problémákkal találkozhatunk: az egyik ilyen erőteljes feltevés az, amit Irreleváns Alternatívák Függetlenségeként (*Independence of Irrelevant Alternatives*) ismer a szakirodalom. E prob-

léma lehetséges megoldásának ígérkezik az ún. *mixed logit* modell.

A marketingkutatási problémák is jelentősek; az ár rugalmassági együttható helyett valószínűleg kereszt-ár rugalmasságot kell vizsgálnunk, mivel a multinomiális logit egy alternatíva választásának valószínűségét más alternatívákhoz viszonyítva számszerűsíti, és nem a vásárlás elutasításához. A multinomiális logisztikus regresszió alapuló ár kutatási módszertan valószínűleg nagyon sok hasonlóságot fog mutatni az egyre népszerűbb *Choice Based Conjoint*-tal. További kategoriális és korlátozott eredményváltozójú modellek is adaptálhatók, például a *probit* modell, de ennél a határhatás kiszámítása technikailag meglehetősen nehéz és roszszul értelmezhető, ennek megfelelően az ár rugalmassági együttható, illetve az optimumár kiszámítása is az. A többváltozós módszer továbbfejlesztési lehetőségének másik iránya az *idősoros ökonometria* alkalmazása, az időtényező mint független változó beépítése a keresleti modellbe. Ennek a fejlesztésnek komoly gyakorlati jelentősége lehet, mivel a tényleges keresleti adatok jellemzően idősoros adatok. Amennyiben sikerül az időtényező mellett a modellbe megfelelően beépíteni a változó környezeti és marketingmixelemeket, akkor erős eszköze lehet a marketing információs rendszereknek és a vállalati árpolitikának.

Lábjegyzet

- ¹ A logisztikus regresszió modellbe is ugyanazzal a *dummy*-zásnak nevezett eljárással kerülnek be a kategoriális változók, mint a lineáris modellenél, de amint a későbbiekben bemutatom, ez a nem-lineáris modelleknél sokkal jobban működik.
- ² Érdekes példát említ a szerző saját kutatási gyakorlatából: „egy nagy szállodalánc megbízásából végzett kutatás eredménye sze-

rint a szoba árát 15\$-ról 25\$-ra emelhetik, ha biztosítanak parkolóhelyet. Válaszul a szálloda menedzsmenete rámutatott, hogy 6\$ és 8\$ közötti összegért lehet parkolni a szálloda őrzött parkolójában, és ami még rosszabb, a vendégek csak 20%-a jön autóval” (Lyon, 2002).

³ Csökkenő meredekségű keresleti görbét, ezáltal konkáv árbevételi görbét feltételezve nem szükséges a pozitív másodrendű deriváltra vonatkozó feltétel ellenőrzése.

⁴ Ennek azért van jelentősége, mert a nemlineáris modelleknél, így a logisztikus regressziónál is, a súlyozás kérdése problémásabb, mint a lineáris regressziónál.

⁵ Az 1960-as években kifejlesztett módszer André Gabor közgazdász, gazdaságpszichológus és Clive W. J. Granger ökonóméter nevéhez fűződik (Gabor – Granger, 1964). André Gabor (1903-1990), Gábor Dénes Nobel-díjas fizikus, a hologram feltalálójának öccse, Budapesten született, majd 1938-ban követte bátyját Angliába, ahol az államigazgatásban, majd a Nottingham-i Egyetemen dolgozott. A berlini és a londoni egyetemen közgazdaságtant tanult, nemzetközi, szakmai ismertséget az arra vonatkozó kutatásai eredményeztek. Clive W. J. Granger (1934–2009) és Robert F. Engle magukat ökonóméternek definiáló tudósok közösen vehették át a 2003-as közgazdasági Nobel-díjat. Az elismerés nem ezért a modellért, hanem az idősoros ökonometria területén kifejtett nagy ívű munkásságáért járt, ő alkotta meg az autoregresszív feltételes heteroszkedaszticitás (ARCH) fogalmát is.

⁶ Ezúton is köszönetemet fejezem ki Szakáts Zsuzsának, volt diákomnak, a web áruház résztulajdonosának az on-line adatgyűjtés szakszerűségéért.

⁷ Az empirikus gyakorlatban talákoztam olyan keresleti függvénynyel is – a későbbiekben is látni fogunk egyet –, amelynek a nulla árhoz tartozó relatív kereslete több mint 100%.

Felhasznált irodalom

- Bartus T.* (2003): Logisztikus regressziós eredmények értelmezése. Az esélyhányados kudarcái és a marginális hatások. Statisztikai Szemle, 4., 25 p.
- Berács J. – Rekettye G. – Piskóti I. – Lehota J.* (szerk.) (2004): Marketingelmélet a gyakorlatban. KJK Kerszöv., Bp.
- Chrzan, K. – Fellerman, R.* (1997): A Comparison of Full and Partial-Profile Best/Worst Conjoint Analysis. In Proceedings of the Sawtooth Software Conference, August, p. 59–69.
- Cram, T.* (2006): Smarter pricing: how to capture more value in your market. Pearson Education Limited, Harlow
- Franses, P.H. – Paap, R.* (2001): Quantitative models in marketing research. Cambridge University Press, Cambridge
- Gabor, A. – Granger, C. W. J.* (1964): Price sensitivity of the consumer. Journal of Advertising Research, 4, p. 40–44.
- Gijssbrechts, E.* (1993): Prices and Pricing Research in Consumer Marketing. Some Recent Developments. International Journal of Research in Marketing, 10 (2), p. 115–151.
- Gorman, M.F.* (2005): Estimation of an implied price elasticity of demand through current pricing techniques. Applied Economics, 37, p. 1027–1035.

Greene, W. (2003): Econometric analysis. Fifth Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River

Hague, N. (2004): The problem with price. White paper, B2B International

Hosmer, W.D. – Lemeshow, S. (2000): Applied Logistic Regression. New York

Hunyadi L. (2004): A logisztikus függvény és a logisztikus eloszlás. Statisztikai Szemle, p. 10–11.

Kézdi G. (2005): http://www.personal.ceu.hu/staff/Gabor_Kezdi/Publications/Kezdi-2005-NobelKotet-McFadden.pdf

Kleinbaum, D.G. – Klein, M. (2002): Logistic regression. A self-learning text. Springer, New York

Kőrösi G. – Mátyás L. – Székely I. (1990): Gyakorlati ökonometria. Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó, Bp.

Kuhfeld, F.W. (2005): Marketing Research Methods in SAS. SAS Institute Inc., Cary N.C

Long, J.S. (1997): Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables. Sage, Thousand Oaks

Lyon, W.D. (2002): The price is right? Marketing Research, Winter, p. 8–13.

Martin, B. – Rayner, B. (2008): An Empirical Test of Pricing Techniques. Proceedings of the American Marketing Association Advanced Research Techniques Forum

Malhotra, N. – Simon J. (szerk.) (2009): Marketingkutató. Akadémiai Kiadó, Budapest

McFadden, D. (1986): The choice theory to market research, Marketing Science, 5, p. 275–97.

Monroe, K. B. (1990): Pricing: Making Profitable Decisions. 2. edition. McGraw-Hill, Boston

Pauwels, K. – Franses, P.H. – Srinivasan, S. (2003): Reference-based transitions in short-run price elasticity. University of Chicago, Chicago

Pritchard, M. (2009): Van Westendorp pricing (the Price Sensitivity Meter). <http://www.5circles.com/wordpress/blog/2009/05/van-westendorp-pricing-the-price-sensitivity-meter/mike-pritchard/>

Rekettye G. (1999): Az ár a marketingben. Műszaki Könyvkiadó, Budapest

Székelyi M. – Barna I. (2002): Túlélőkészlet az SPSS-hez. Typotex Kiadó, Budapest

Szűcs I. (szerk.) (2004): Alkalmazott statisztika. Agroiinform Kiadó, Budapest

Wedel, M. – Leefland, P.S.H. (1998): A model for the effects of psychological pricing in Gabor – Granger price studies. Journal of Economic Psychology, (2), p. 237–260.

Weiner, J.L. – Zacharias, B. (2004): Pricing New-to-Market Technologies: An Evaluation of Applied Pricing Research Techniques. White paper, Ipsos Insight

Wertenbroch, K. – Skiera, B. (2002): Measuring Consumers' Willingness to Pay at the Point, Journal of Marketing Research, 39, p. 228–241.

Cikk beérkezett: 2010. 4. hó

Lektor vélemény alapján véglegesítve: 2010. 6. hó