

Ingtalanok statisztikai érték-meghatározásának nemzetközi gyakorlata, az automatizált értékelési modellek bevezetésének hazai lehetőségei*

Horváth Áron – Imre Blanka – Sági Zoltán

Szabályozási, informatikai és módszertani változások következtében egyre nagyobb teret nyer Magyarországon is a statisztikai alapú ingatlanértékelés. Tanulmányunkban a szakirodalom alapján megvizsgáljuk, milyen módszereket lehet ilyen célra használni. Áttekintjük a jelenleg ismert megközelítések előnyeit és hátrányait. Ennek alapján Magyarországon is minden rendelkezésre áll ahhoz, hogy az eddig használatos becült középértékeken alapuló becsléseken túl az automatizált értékelési modellek (AVM) is elterjedjenek. Ingatlanszakmai szempontok miatt ezek közül egyelőre a parametrizált hedonikus becslések térbeli összefüggésekkel bővített verzióinak megjelenése várható. Jelentősen emelhetné a statisztikai modellek teljesítményét az illetékhivatali adatok minőségének javítása.

Journal of Economic Literature (JEL) kódok: C15, C45, G21

Kulcsszavak: jelzálog, fedezetértékelés, automatizált értékelési modellek, statisztikai alapú értékelés

1. Bevezetés: a statisztikai érték-meghatározás új szabályozása

2016 nyarán megújult az ingatlanértékelésről szóló Pénzügyminiszteri rendelet¹, és az eddigi három módszer mellett nevesítette a statisztikai alapú értékelést, mint az ingatlan piaci értéke meghatározásának módszerét. Ez a változtatás egyrészt a hazai gyakorlatra reagált, ami szerint a pénzügyi szervezetek többsége az összehasonlító adatok elemzésére alapozva eddig is alkalmazott statisztikai alapú értékelést. Másrészt a változtatás azzal a nemzetközi trenddel is összhangban volt, miszerint egyre

* Jelen cikk a szerző nézeteit tartalmazza, és nem feltétlenül tükrözi a Magyar Nemzeti Bank hivatalos álláspontját.

Horváth Áron az ELTINGA Ingatlanpiaci Kutatóközpont vezetője és az MTA KRTK Közgazdaságtudományi Intézetének tudományos munkatársa. E-mail: horvathar@eltinga.hu.

Imre Blanka az Università Bocconi közgazdasági doktori iskolájának hallgatója.

E-mail: blanka.imre@unibocconi.it.

Sági Zoltán az ELTINGA Ingatlanpiaci Kutatóközpont elemzője. E-mail: sapiz@eltinga.hu.

Köszönjük a lektorok hasznos észrevételeit, minden fennmaradó hiba a mi felelőségünk. A szerzők köszönetet mondanak az OTKA K 112198 számú témájának és az MTA Lendület Vállalati stratégia és versenyképesség projektjének támogatásáért.

A kézirat első változata 2016. október 2-án érkezett szerkesztőségünkbe.

¹ 25/1997. (VIII. 1.) PM rendelet a termőföldnek nem minősülő ingatlanok hitelbiztosítéki értékének meghatározására vonatkozó módszertani elvekről.

gyakrabban lehet találkozni az automatizált értékelési módszerekként emlegetett megközelítésekkel.

Tanulmányunkban a statisztikai alapú értékelés hátterét, módszereit és lehetőségeit mutatjuk be. A második pontban a szakirodalom alapján bemutatásra kerülnek a statisztikai értékelés legfontosabb fogalmai. A következő, harmadik pontban a statisztikai értékeléssel kapcsolatos módszertani megközelítéseket foglaljuk össze. A negyedik részben azt ismertetjük, hogy miért nehéz általános kijelentéseket tenni az egyes módszerek teljesítményéről. Ezután felvázoljuk a hazai lehetőségeket annak ismeretében, hogy milyen adatforrások érhetőek el a modellezők számára. Végül, a tanulmány zárásaként összefoglalunk.

2. Fogalmak, információforrások

Az Európai Jelzálogszövetség (European Mortgage Federation, EMF) és az Európai Automatizált Értékbecslők Szövetsége (European AVM Alliance, EAA) az 1. ábrán látható módon csoportosítja az értékbecslési módszereket (EMF – EEA 2016). Az egyedi szakértői értékelésektől elkülönülten jelenik meg a statisztikai alapú értékelések csoportja. A két módszer között ott van a határ, hogy a statisztikai alapú értékelés nagyságrendileg több adatot használ fel az értékbecslés során, és azokból reprodukálható módon állítja elő a vizsgált ingatlan értékét. Megkülönböztetnek továbbá a statisztikai alapú és az egyedi szakértői értékelések között álló módszereket is, amelyeket a hibrid értékelések² gyűjtőnévvel látnak el.

A statisztikai alapú értékeléseken belül külön alcsoportként jelölik meg az utóbbi években egyre gyakrabban előkerülő, AVM-ként emlegetett, automatizált értékelési módszereket (Automated Valuation Models). Az AVM-ekhez nem szükséges korábbi árinformáció, szemben az értékváltozást becsülő átindexáláson alapuló módszerekhez. Nagy mennyiségű adat alapján, egyedi emberi döntés nélkül képesek ingatlanértékelésre, és bonyolultabbak, mint az átlagos fajlagos árakat, illetve átlagos árakat használó becslések, azaz erősen építenek az értékmódosító tényezők hatásainak kezelésére.

A magyarországi pénzügyi szereplők körében a statisztikai alapú értékelési módszerek közül az átlagos fajlagos áras és az átindexálós módszertan terjedt el mindezek idáig. A módszertanok fejlődése felfogható egyfajta evolúcióként is, hazánkban

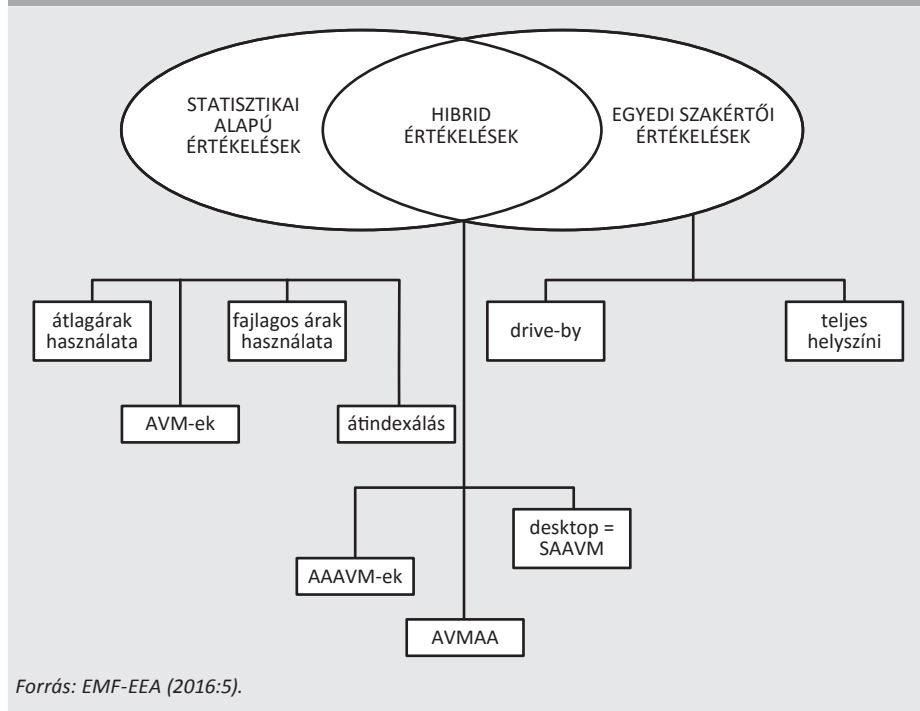
² A hibrid értékelési módszerekre tanulmányunkban csak felsorolás szintjén térünk ki. Az EMF és az EAA három típust különböztet meg:

- AAAM (Elemzői asszisztálású AVM): Nem feltétlenül értékbecslői végzettségű szakember validálja és egészíti ki az AVM futtatása során előállt outputot.
- SAAM (Értékbecslői asszisztálású AVM): Értékbecslő validálja és egészíti ki az AVM futtatása során előállt outputot.
- AVMAA (AVM-el támogatott értékelés): Az AVM futtatása során előállt outputból egy értékbecslői végzettségű szakember a törvényi előírásoknak megfelelő értékelést készít, a szóban forgó ingatlan helyszíni értékelése nélkül (EMF – EEA 2016).

pedig egyelőre még csak az említett, kevésbé bonyolult technikák használatosak. Több oka is van annak, hogy a bonyolultabb eljárások ezidáig nem terjedtek el: egyrészt közrejátszik az is, hogy az átindexálás terén az FHB Index számított úttörőnek, elsőként itt került sor országos indexekből származtatva részindexek számítására. Másrészt a bonyolultabb módszertanok kifejlesztését adatkorlátok fékezik, mivel a pénzügyi szereplők azt a Nemzeti Adó- és Vámhivatal (NAV) illetékhivatali tranzakciós adatbázist tudják felhasználni, amely az ingatlanok részletes jellemzőit nem tartalmazza, ezért szofisztikáltabb módszertan alapjának sem alkalmas. Harmadrészt a pénzügyi felügyelet ezidáig elfogadta az átlagos fajlagos árak és az átindexálás használatát a statisztikai átértékeléseknél, így a szereplők nem voltak kényszerítve módszereik fejlesztésére.

A hazai pénzügyi szereplőkben ugyanakkor az utóbbi időben felmerült az a kérdés, hogy a bonyolultabb módszerek vajon adnak-e többet a jelenleg is használatosaknál. Nyugat-Európában többféle eszköz is alkalmaznak a statisztikai alapú átértékeléseknél, köztük az itthon meghonosodott technikákat is, így ezek egyelőre nem tekinthetők elmaradottnak. Ugyanakkor könnyen lehet, hogy később olyan metodikai fejlődés fog bekövetkezni, amikor már ezek idejétmúlttá válnak. A külföldi tulajdonú bankok hazai leánybankjainál már felvetődött, lehet-e hazai szinten fejlettebb mód-

1. ábra
Az ingatlanértékelések fajtái



szereket alkalmazni. Ezért ebben a tanulmányban döntően a várhatóan újdonságként megjelenő AVM-ekre helyezük a hangsúlyt. A fenti definícióból is látható, hogy a fajlagos értékekre és az átlagos árszintre alapozó értékelés az AVM-ek speciális, egyszerű formájaként is felfoghatóak.

Általános elvek ismerhetőek meg az automatizált értékelési módszerekről az Egyesült Államokban bejegyzett szabadalmakból. Ezek a szabadalmak nem adnak részletes útmutatást az értékelés módszertanáról, leginkább csak a folyamatok leírására szorítkoznak, a konkrét modellspecifikációk hiányoznak. A szabadalmakból azonban megismerhető, hogy milyen okból kerültek kifejlesztésre az automatizált értékelési módszerek, illetve hogy a megbízhatóság terén milyen elvárásoknak kell megfelelniük. A legtöbb szabadalom a hitelek feldolgozásában nyújt segítséget az ingatlanok automatizált értékelése segítségével (*US5361201*, *US6115694*, *US20040153330*)³. Kivétel ez alól *Roszbach* és *Conway* 2003-as szabadalma, mely az AVM során előállt érték szavatosságát számítja ki, így védve az érdekelt feleket egy esetlegesen rossz becslés következményeitől (*US20030149658*). Sennot 2004-es szabadalma az értékelés előtt álló ingatlant teszteli több lépcsőben aszerint, hogy az elérhető adatmennyiség elegendő-e AVM futtatásához (*US20040019517*). Graboske és munkatársai pedig egy olyan döntéshozó mechanizmust fejlesztettek ki, amely többféle AVM közül választja ki a legmegfelelőbbet, így maximalizálva az AVM használhatóságát a hagyományos értékelési módokkal szemben a jelzalogot nyújtó pénzügyi szerv iránymutatásai és a meghatározott pontosság függvényében (*US20050288942*).

Annak alaposabb megértéséhez, hogy milyen formában, milyen eséllyel honosodhatnak meg a jelenleg használatosaknál haladóbb módszertant alkalmazó statisztikai alapú értékelési eljárások, az elveken és a folyamatokon túl érdemes lenne áttekinteni a nemzetközi módszertani gyakorlatot is. Ennek felmérése során azonban kiderül, hogy a legtöbbször magáncéggként szolgáltatást kínáló és igénybe vevő vállalkozások nem osztanak meg részleteket. Maguk a fent hivatkozott EAA-tagok sem tesznek közzé információkat honlapjukon. A legfőbb referenciáikon kívül azt hangsúlyozzák, hogy nagy mennyiségű adat alapján végeznek automatizált értékelést. A megrendelők oldaláról pedig még kevesebb információ hozzáférhető, a pénzügyi intézetek, vagyongazdálkodók nem publikálják az alkalmazott értékbecslési módszertanokat. Ennek az információhiányról szóló megfigyelésnek a magyarázata, hogy az AVM-ek majdnem mindig egyediek, megrendelőre szabottak. A módszerek annál jobban működnek, minél inkább igazodnak a felhasználó igényeihez és lehetőségeihez. Más parametrizálás és rendszer optimális egy fedezeti portfólió hitelbiztosítéki értékét meghatározni kívánó banknak, és más egy új lakásokból álló állományt kezelő befektetési alap számára. Tanulmányunkban ezért a szakirodalom alapján azokat a módszertani alapokat mutatjuk be, amelyek alapján meghonosíthatóak az itthoni adottságok között működő igénylők számára megfelelő rendszerek.

³ A szabadalmak összefoglaló táblázata az 1. Mellékletben található.

3. A statisztikai alapú értékelés módszerei

Ebben a pontban az ismert statisztikai alapú értékelések elméleti hátterét szemléljük. Azokat a módszereket részletezzük, amelyek nem részei a közgazdasági egyetemi tananyagoknak, így a statisztika órákon tanult átindexálási módszertan ismertetésétől ezúttal eltekintünk. *Pagourtzi és szerzőtársai (2003)* szerint az automatizált értékelések négy csoportba sorolhatóak. Elsőként a klasszikus *hedonikus regressziót* említik, amely szerint az ingatlan értéke meghatározható különböző jellemzőinek beárazásával. *Térbeli elemzés* gyűjtőnéven külön csoportba sorolják azokat a megközelítéseket, amelyek az ingatlan elhelyezkedését nemcsak egyszerű területi besorolással, hanem egyéb statisztikai módszerekkel is kezelik, például térbeli súlymátrixokkal szorzott változókat is szerepeltetnek. Megkülönböztetik a parametrikus logikán túli mesterséges *neurális hálók*on alapuló modelleket, ahol a rendelkezésre álló adatokon ismételten futtatott tanuló algoritmus segítségével határozzák meg a modellt. Végül, negyedikként említik a *fuzzy logikán alapuló modelleket*, ahol minden megfigyelés egy-egy csoporthoz tartozik, és a hasonlóság mértékét egy tagsági függvény (membership function) határozza meg, 0 és 1 közötti értéket felvéve.

Tanulmányunkban mi is ezt a csoportosítást követjük.

3.1. Hedonikus árazás

Az ingatlanárak elemzésének hedonikus árazási modellje a heterogén jószágok árazásának leggyakrabban alkalmazott technikája. Alapelve a termék ára és tulajdonságai közötti összefüggés statisztikai úton történő becslése, és a hatvanas évek óta használják statisztikai vizsgálatokra. Azután vált az empirikus árazási problémák legelterjedtebb elemzési eszközévé, hogy *Rosen (1974)* kidolgozta a módszer elméleti megalapozását is. Mivel nincsen két tökéletesen egyforma ingatlan, ezért a hedonikus módszer kanonikus ingatlanárazási technikává vált. A hedonikus regressziós módszer alkalmazása a lakáspiacokon *Ridker és Henning (1967)*, valamint *Nourse (1963)* úttörő munkáitól vette kezdetét. Az egyedi ingatlanok adatbázisán folytatott első ismertebb hedonikus vizsgálatnak *Kain és Quigley (1970)* sokat idézett műve tekinthető. *Coulson (2008)* pedig a hedonikus módszereket foglalta össze monográfiájában. Multiplikatív formában a modell így írható fel:

$$\ln(p) = \beta_0 + \beta_1 \ln(x_1) + \beta_2 \ln(x_2) + \dots + v \quad (1),$$

ahol p az ingatlan ára, az x -ek az ingatlan egyes tulajdonságai, és v a modell által használt összefüggések hibája.

A módszertan előnye, hogy rögtön leolvasható az eredményekből az egyes érték-befolyásoló tényezők marginális hatása is, ami megkönnyíti az ingatlanértékelés megfeleltetését a szakmai tapasztalatoknak is. Ezekkel az értékmódosító tényezőkkel számtalan kutatás foglalkozik, a zöld területek hatásától kezdve a műemléki

védettségen át a lift létének értékéig. Az ingatlanról rendelkezésre álló információk a kutatások szerint növelik a modell illeszkedésének pontosságát, azonban egy tényező kiemelkedik közülük. A legfontosabb értékmódosító tényező a tapasztalatoknak megfelelően az ingatlan elhelyezkedése, vagy másképpen fogalmazva a lokáció. Az alapmodellek a kezdeti kutatásokkal megegyezően diszjunkt térbeli egységeket képeznek az elhelyezkedésre. Az adatok hozzáférhetősége miatt ez gyakran jelentett és jelent közigazgatási (például, irányítószám szerinti) csoportosítást. Ebben az esetben az ingatlan elhelyezkedése kategóriaváltozóként kerül a modellbe. Ilyenkor az együtthatója például azt jelenti, hogy mennyivel drágább egy VI. kerületi ingatlan a referenciacsoportként használt kerületinél, amely minden másban azonos. A területi kategóriák ilyen kezelése sokszor megfelel az ingatlanszakmai tudásnak, például egy lakótelep teljesen más egységet képez, mint az utca túloldalán fekvő társasház városrész, azonban a térbeli összefüggések gyakran ennél összetettebbek. Ennek is tudható be, hogy a módszertani kutatások elsősorban ebben az irányban fejlődtek, ahogyan ez a következő alfejezetben is részletesebben kifejtésre kerül.

3.2. Térbeli statisztikai elemzés (spatial econometrics)

A térbeli statisztikai elemzés (térbeli ökonometria) egy korai meghatározása (*Anselin 1988:7*) szerint ez a tudományág az adatok és modellek olyan térbeli jellemzőivel foglalkozik, amelyek miatt a kanonikus⁴ ökonometriai módszerek nem alkalmazhatóak. Anselin szerint a térbeli hatások kétféleképpen lehetnek: térbeli kapcsolat (spatial dependence) és térbeli heterogenitás (spatial heterogeneity). A térbeli kapcsolat egy speciális keresztmetszeti összefüggés, ahol a különböző területi egységek korrelációs struktúrája sztenderd ökonometriai eszközökkel nem kezelhető. Ezzel szemben a térbeli heterogenitás egy olyan megfigyelt vagy nem megfigyelt heterogenitás, ahol a térbeli struktúra információval bírhat, módszertanilag azonban nem feltétlenül kíván különleges eszközöket. A két hatás gyakran nem elkülöníthető egymástól keresztmetszeti adatok használata esetén, ekkor ugyanis a klaszterek és mintázatok feltárhatóak, azonban az őket okozó folyamatok nem (*Anselin 1988*). A térbeli elemzés körébe tartozó modellek rövid ismertetésében *Anselin (2010)* és *Elhorst (2010)* összefoglalóját követjük, valamint támaszkodunk *LeSage és Pace (2008)*, illetve *Fotheringham és Rogerson (2009)* szerkesztésében megjelent tankönyvekre.

Anselin szerint a térbeli ökonometria fő ismérve a *térbeli késleltetett (spatial lag) változók* alkalmazása. Ezek lényegében olyan megfigyelések súlyozott átlagai, amelyek az adott változó „szomszédai”. Az, hogy pontosan mit értünk szomszédon, a definíció fontos eleme, amit a térbeli súlymátrix (spatial weights matrix) ad meg. A térbeli késleltetés lehet a függő változóban (ezek a térbeli késleltetett, spatial lag modellek), a magyarázó változóban (térbeli keresztregressziós modell, spatial

⁴ Ahogy korábban is említettük, a jelenlegi mesterszintű egyetemi tananyagot tekintjük közismertnek, kanonikusnak.

cross-regressive model), vagy a hibatagban (térbeli hiba, spatial error modellek), vagy akár mindegyikben (Anselin 2010).

A *térbeli heterogenitás* lehet diszkrét vagy folytonos; előbbi esetben a modell paraméterei előre megadott, egymástól különböző egységekre mások (ezek a térbeli rezsim modellek, lásd pl. Anselin 1990), míg folytonos esetben a modellspecifikáció része, hogy a paraméterek hogyan változnak térben. Ez leírható előre rögzített függvénnyel (Cassetti 1997 térbeli kiterjesztési módszere), vagy az adatokból lokálisan becsült függvénnyel (Fotheringham et al. 2002 földrajzilag súlyozott regressziója – geographically weighted regression, GWR). Egy másik megközelítés szerint a térbeli heterogenitás a random tényezővariáció (random coefficient variation) egy speciális esete (Gelfand et al. 2003).

Elhorst (2010) röviden áttekinti a LeSage és Pace tankönyvében felmerült témákat némi kitekintés mellett, valamint vázolja az általa preferált modellspecifikációs folyamatot, amit a 2. ábra illusztrál. Elhorst a lehető legáltalánosabb, Manski-modellként ismert specifikációt tekinti kiindulópontnak. Manski (1993) három interakciót említ, ami miatt egy adott helyen elhelyezkedő megfigyelés függhet más elhelyezkedésű megfigyelésektől:

- 1) endogén interakciós hatás, mely során az egyik térbeli egység viselkedése függ más elhelyezkedésű egységek viselkedésétől,
- 2) exogén interakciós hatás, amikor a térbeli egység viselkedése függ egy másik térbeli egység viselkedését magyarázó független változó(k)tól, és
- 3) korrelált hatás, ahol a hasonló nem megfigyelt jellemzők hasonló viselkedést eredményeznek.

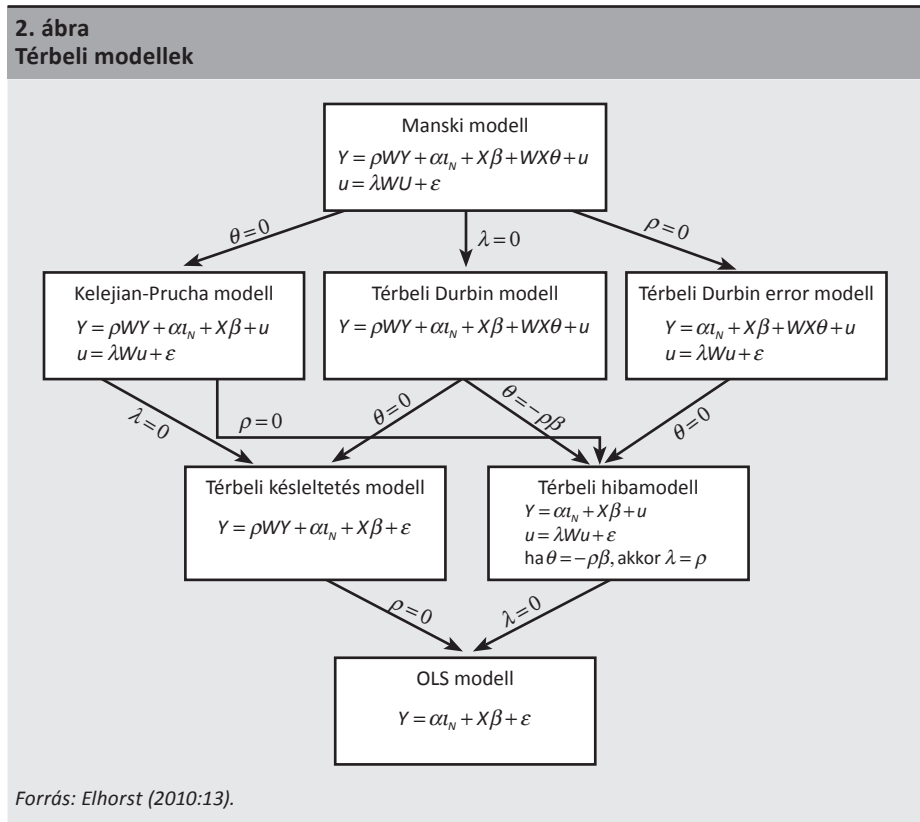
A Manski-modellt két egyenlet írja le:

$$Y = \rho WY + \alpha I_N + X\beta + WX\theta + u \quad (2)$$

$$u = \lambda Wu + \varepsilon \quad (3)$$

Ahol Y egy $N \times 1$ elemű vektor, ami egy megfigyelést tartalmaz minden mintaelemre, I_N egy $N \times 1$ -es egységvektor, X a magyarázó változók $N \times K$ elemű mátrixa, u a hibatagok $N \times 1$ -es vektora, $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_N)$ pedig egy IID eloszlású, 0 várható értékű, σ^2 varianciájú valószínűségi változó. WY jelöli az endogén interakciós hatást különböző térbeli egységek függő változói között, WX az exogén interakció a független változók között, és Wu a hibatagok közötti interakció, ρ a térbeli autoregressziós együttható, λ a térbeli autokorrelációs együttható, míg β és θ rögzített, de nem ismert paraméterek. A W mátrixra a következő technikai feltételeknek kell teljesülniük: az elemei nemnegatív, ismert konstansok, a főátlóban nullákkal, és az $I_N - \rho W$, valamint az $I_N - \lambda W$ mátrixok legyenek invertálhatóak. Emellett a $K+2$ interakciós hatás közül

legalább egyet ki kell zárni, hogy a paraméterek identifikálhatóak legyenek (Manski 1993). A Manski-modellből különböző paraméterkorlátozásokat téve lehet eljutni a többi térbeli modellhez, majd végül az egyszerű lineáris regresszióhoz, ahogyan az a 2. ábrán látszik.



A Manski-modell, noha becsülhető, nehezen használható, mert az endogén és exogén interakciós hatások nem megkülönböztethetők, így a becsült paraméterek nem értelmezhetők (Manski 1993). A Manski-modell helyett ezért Elhorst (2010) a térbeli Durbin-modellt ajánlja, két okból is. Egyrészt a hibatarokbeli térbeli függés figyelmen kívül hagyása csak a becslés pontosságát rontja, míg a függő vagy független változók térbeli függésének ignorálása endogenitási problémához vezet. Másrészt pedig a Durbin-modell akkor is helyesen becsüli a paraméterek standard hibáját, ha a valódi adatgeneráló folyamat térbeli késleltetett (spatial lag) vagy térbeli hiba (spatial error) modell, hiszen ezek a Durbin-modell speciális esetei, így a hibatarokbeli térbeli függést a Durbin-modell kovarianciamátrixa megfelelően veszi figyelembe.

A térbeli ökonometriai modellek gyengése a W térbeli súlymátrix ad-hoc módon történő megadása. Mivel W specifikációjára nincsenek általánosan elfogadott szabályok, ezért ennek becslése teret ad nemparametrikus módszereknek is. A szemiparametrikus módszerek áttekintésében Fotheringham és Rogerson tankönyvének 14., *Luc Anselin (2009)* által jegyzett fejezetére támaszkodunk. Eszerint potenciális alkalmazás a térbeli lag modellben szereplő térbeli súlymátrixra vonatkozó feltételek gyengítése. *Pinkse és szerzőtársai (2002)* az alábbi modellel dolgoztak:

$$y_i = \sum_{j \neq i} g(d_{ij}) y_j + x_i \beta + \varepsilon_i \quad (4)$$

A szerzők a súlymátrix helyett a szomszédos egységek függő változóit egy, a két egység távolságától függő együtthatóval súlyozzák, ahol a megfelelő függvényt egy polinom sorozattal közelítik.

Lehetséges megközelítés az is, ahogy *Gress (2004)* megtartja a térbeli súlymátrixot a térbeli lag modellben, de a többi változótól való függést nemparametrikus módon modellelzi:

$$y = \rho W y + g(X) + \varepsilon \quad (5)$$

Henderson és Ullah (2005) egy szemiparametrikus térbeli hibatag modellt használ a lokális lineáris súlyozott legkisebb négyzetek módszerének (lokális WLS) egy speciális alkalmazásaként. Végül említésre érdemes *Gibbons és Machin (2003)* térbeli szűrés (spatial filtering) jellegű megközelítése, melynek során térbeli tovagyűrűző hatásokat modelleznek nemparametrikusan; ez az úgynevezett sima térbeli hatások (smooth spatial effects, SSE) modell:

$$y_i = x_i \beta + g(c_i) + \varepsilon_i \quad (6)$$

Az SSE becslőfüggvény lényegében egy transzformált egyenletre alkalmazott OLS, ahol a transzformáció a függő változót és a magyarázó változókat a feltételes várható értéküktől való eltéréssel helyettesíti.

A szemiparametrikus módszerek kompromisszumot jelentenek a teljesen parametrikus specifikáció és a nemparametrikus megközelítés között, ahol teljes mértékben az adatok határozzák meg a paramétereket, minimális prior-szerkezet mellett. A számítástechnikai fejlődés azonban lehetőséget ad nemparametrikus megközelítésekre is, amelyekkel a következő pontban foglalkozunk.

3.3. Neurális háló

Napjainkban az AVM-ek „ortodox” eljárás technikájának a kvantitatív, többváltozós regresszió alapú módszertan tekinthető. Az elmúlt évtizedben újabb eljárások fejlesztésére is sor került, amelyek már elméleti alapjukat tekintve is eltérnek a tömeges automatizált értékelések ma domináns módszerétől. Az olyan modellmentes becslési technikák alkalmazása, mint a neurális háló vagy a fuzzy logika az ingatlan-

értékelési számításokba rugalmasságot csempészték a matematikai szigor feladása nélkül, így létrehozva egy erőteljesebb módszert a „rugalmatlan” regressziókkal szemben (*Kauko – d’Amato 2008b*).

A számítási kapacitások növekedése a nemparametrikus modellek ingatlanpiaci használatának nyitott teret. Az ilyen modellek lehetőségeiről gazdag bemutatást nyújt *Kauko és d’Amato (2008a)* szerkesztésében megjelent könyv. Ebben a részben a legfontosabb alapvetéseket ismertetjük két tanulmány alapján, melyek mesterséges neurális hálózaton (ANN) alapuló modelleket vetnek össze a hagyományosabb lineáris hedonikus regresszióval és térbeli lag modellel.

Mimis és munkatársai (2013) athéni ingatlanok 3150 megfigyelésből álló jellemzőit (elhelyezkedést is beleértve) és árát tartalmazó adatbázison vetnek össze térbeli autokorrelációs (spatial autocorrelation, SAR) és ANN-modellt. Az ANN-modellt neuronok (más néven csomópontok) alkotják, amit szinapszisok (vagy élek) kötnek össze. A szinapszisok általi kapcsolat erősségét a hozzárendelt súly határozza meg. A neuronok rétegekbe rendezettek, amelyek lehetnek input, rejtett, vagy output rétegek. Az adatok az input layeren keresztül lépnek be, majd a rejtett réteg neuronjaihoz jutnak a szinapszisokon keresztül. Itt az adat a súlyozott összegző függvénynek és a transzformációs függvénynek van kitéve, majd az eredmény az output rétegen kilép a hálózatból. *Mimis és szerzőtársai* a többrétegű perceptront (multilayer perceptron, MLP) használják, ami egy előrejelző (feedforward), felügyelt (supervised) ANN, azaz a hálózati struktúra egy irányított, teljesen összefüggő gráf, amit felügyelt módon backpropagation algoritmussal⁵ tanítanak. A felhasznált magyarázó változók az ingatlan szerkezetét, a környék (1 km sugarú környezet) jellemzőit és az ingatlan megközelíthetőségét (itt: metrótól való távolság) írják le. Az adatbázis 60-20-20 százalékban volt véletlenszerűen megbontva, tréning-, validálás- és tesztadatokra. *Mimis és munkatársai (2013)* számos mérőszámot használtak a modellek összehasonlítására: az előrejelzési hiba átlaga és szórása, átlagos abszolút hiba (MAE), átlagos abszolút százalékos hiba (MAPE), átlagos négyzetes hiba gyöke (RMSE), valós és becsült érték korrelációja és R^2 modellilleszkedésre. Az átlagos hibát kivéve minden esetben az MLP mutatott jobb értékeket, mint a SAR. A szerzők ezt az eredményt úgy értékelik, hogy az ANN alkalmasabb az ár és a magyarázó változók közötti nemlineáris kapcsolat leírására.

Peterson és Flanagan (2009) ANN-t és lineáris hedonikus regressziót futtatott a 46 467 megfigyelést tartalmazó Wake County-i (Észak-Karolina, USA), 1999 és 2005 közötti lakóingatlan-eladási adatokon. A szerzők az adatokat 10-90, 25-75, 50-50, és 75-25 százalékarányban bontották meg a modell becslésére, illetve tesztelésére évenként, ezt követően pedig az egyes évekhez tartozó megfigyelésekből

⁵ A backpropagation tanulólgoritmus során az ANN adott inputokra és súlyokkal kiszámolja az outputot. Ezt összevetve a valós értékkel, a súlyokat a négyzetes hibák összegét minimalizálva módosítja, amíg a becslés pontossága el nem ér egy kívánt küszöbértéket.

100 elemű véletlen mintát vettek. A tréningmintát használva becsülték az OLS-t és az ANN-t, majd a megfigyelésenként számolt abszolút hibákat a részmintákra összegezték; ez az átlagos abszolút árazási hiba differenciál. A nullhipotézis szerint OLS és az ANN között nincs szignifikáns különbség, azaz a differenciál nulla. A megfelelő t-statisztikák mellett Peterson és Flanagan megadja az RMSE- és MAPE-értékeket is a két modellre. Mindhárom statisztika az ANN-t favorizálta; emellett a szerzők arra is felhívták a figyelmet, hogy idővel a hibák nőttek (a megfigyelt időszakban nőtt Wake County-ban az ingatlanárak volatilitása) és a nagyobb tréningadatbázishoz is nagyobb hibák tartoztak. Az OLS gyengébb teljesítményének oka lehet a nem kezelt nemlinearitás, amit Peterson és Flanagan a RESET félrespecifikációs teszttel vizsgált. Eszerint elvethető a nullhipotézis, mely szerint nincs ignorált nemlinearitás, tehát az ANN a megfelelőbb modell.

3.4. Fuzzy logika

A fuzzy logika lényegében abban különbözik a valószínűségtől, hogy az a jelenben fellelhető pontatlanságot kezeli, míg utóbbi a jövő bizonytalanságáról szól. A fuzzy logika elmélete szerint egy halmaz és elemei kapcsolata az ún. tagsági függvénnyel írható le, amely a tagság többféle fokozatát is megengedi a szokványos 0 és 1 értékekkel szemben (*d'Amato – Siniak 2008*). Ezeket a fokozatokat az ingatlanértékelés során is lehet hasznosítani. *Lee és szerzőtársai (2003)* szerint a fuzzy kvantifikációs elmélet segít az értékelésből fakadó szubjektivitások kezelésében, emellett az értéket befolyásoló tényezők pontosabb kalibrálását is lehetővé teszi. *Sui (1992)* rámutat, hogy a szokványos regressziós módszereknél – melyekre az ún. éles halmazok a jellemzők – információvesztés tapasztalható, ha kétértelműség és pontatlanság van jelen.

A valós adatok több okból is pontatlanok lehetnek, melyek a tömeges átvértékelési modellek létrehozását hátráltatják. Többek között felléphetnek a modell hibás specifikációjából fakadó hibák, a magyarázó változók közötti szimultán kapcsolatok, illetve az alpiacok közötti homályos átmenetek is. Utóbbira jó példa, hogy folytonos piaci régiók esetén mennyire nehézkes egy-egy település besorolása (például: hol ér véget egy agglomeráció?). Az adatok szegmentálása vagy az adatbázis különböző almintákra szabdalása meglehetősen bonyolulttá teszi a modellezést. A hagyományos módszerek mellett így megjelentek az olyan rugalmasabb és összetettebb modellek, mint amilyenek a fuzzy rendszerek. Ám ezek a rendszerek nem képesek önmaguktól megtanulni a piaci jellemzőket, így általában egyéb módszerekkel kombinálva fejlesztik őket, mint a mesterséges neurális hálók vagy a genetikai algoritmusok. Az így létrejövő hibrid rendszerek már képesek kezelni az ingatlanpiacon jelen lévő bizonytalanságot (*González 2008*).

Lughofer és munkatársai (2011) közel 50 000, 1998 és 2008 között eladott lengyel lakóingatlan adatain vizsgálták a lineáris regresszió, ANN, SVM és fuzzy logika alapú modellek (SparseFIS és FLEXFIS) relatív teljesítményét. A szerzők az átlagos négy-

zetes és átlagos abszolút hiba, valamint keresztvalidációs hiba alapján úgy találták, hogy a fuzzy modellek nyújtanak jobb előrejelzési teljesítményt.

4. A statisztikai alapú értékelés teljesítményének megítélése

Tanulmányunk előző pontjában is bemutattuk, hogy igen gazdag a statisztikai alapú értékelésre használatos modellek kínálata. Ennek magyarázata, hogy a felhasználók igényei többbretűek. Ebből következően a modellek minősítési kritériumai is változóak. A modellek általában a szakértői munkát támogatják, de használatosak munka- és költségtakarékos tömeges ingatlanértékelésre (mass appraisal) is. Előbbi esetben fontos, hogy a modellek minél kisebb hibával működve, minél pontosabb eredményt adjanak, támogatva ezzel a szakértők munkáját, miközben a nyilvánvaló tévedések ingatlan-szakmai tapasztalattal könnyen kiszűrhetőek, felülbíráhatóak. Ez az elvárás a hedonikus modellek alkalmazása felé orientálja a felhasználókat. A tömeges ingatlanértékelés során fontosabb szempont lehet a nagy tévedések elkerülése, azaz hogy lehetőleg többezres tételszám esetén is kevés nagyon félreértékelt ingatlan maradjon, ami a felhasználók számára a statisztikai kritériumok szerint tesztelt modellillesztést helyezi fókuszba, akár a parciális hatások értelmezhetőségének rovására is. A modelleket ezért csak nagyon feltételesen lehet jobbnak vagy gyengébbnek minősíteni. Természetesen az általánosságban adódik a statisztikai mutatók jellegéből, hogy különböző adatbázisokon, különböző információforrásokon végzett vizsgálatok mutatóit nem lehet egymással összehasonlítani. A fentiek miatt minden esetben a felhasználó céljaira és lehetőségeire kell statisztikai alapú értékelési rendszert építeni. A továbbiakban néhány tanulságos kritérium-felhasználást és tesztelési módot alkalmazó átfogó tanulmányt szemlélünk.

Bourassa és munkatársai (2003) az 1996-ban Aucklandben (Új-Zéland) eladott lakóingatlanok adatait felhasználva becsülnék hedonikus regressziókat úgy, hogy összehasonlítják a szakértői részpiac-besorolást egy statisztikai alapon meghatározottal⁶. A modellek előrejelzési pontosságát tesztelendő Bourassa és szerzőtársai az adatok 20 százalékát tartották vissza tesztelésre. A specifikációkat a hibák átlagával és a nagy hibák mennyiségével is mérik: az előrejelzési hiba az ár 10 százalékánál kisebb a becsült értékek 40-50 százalékára. Az eredmények azt mutatták, hogy a statisztikai módszerrel definiált részpiacos modell teljesített rosszabbul. Ez alapján a szerzők arra következtetnek, hogy a részpiacok meghatározásához nem éri meg

⁶ A szerzők az ingatlan fizikai jellemzői, az üzleti negyedről való távolsága és a környék demográfiai és társadalmi-gazdasági jellemzői közül főkomponens-elemzéssel választottak ki ortogonális faktorokat, majd ezeket VARIMAX-módszerrel rotálták, hogy a tényezők és az azokhoz rendelt faktorértékek (factor scores) korrelálatlanok legyenek. Ezek után klaszterelemzéssel határoztak meg homogén részpiacokat (amelyek azonban térben nem feltétlenül összefüggőek, ellentétben az értékbecslők által használtakal). *MacQueen (1967)* k-átlag módszerét használva így 14-18 részpiacot kaptak, mintától függően (összes ingatlan; csak különálló házak; különálló házak, amelyekre értékbecslés is elérhető).

kifinomult statisztikai eszközöket használni. Ugyanakkor a térbeli elemzés beemelése bármelyik modellbe némi javulást hoz az előrejelzés pontosságában.

Goodman és Thibodeau (2003) mintegy 30 ezer adaton, négyféle módszerrel definiált Dallas megyei (Texas, USA) részpiacokon vizsgálja a hedonikus becslés pontosságát: térbeli bontás nélkül, irányítószámok alapján, népszámlálási körzetek alapján, és a részpiacok hierarchikus szerkezetének figyelembevételével (egyes környékek iskolai körzeteken, közigazgatási körzeteken és városrészeken belül helyezkednek el). A szerzők összesen nyolc modellt tesztelnek: egy szűkebb (három magyarázó változóval) és egy bővebb (az összes rendelkezésre álló magyarázó változóval) hedonikus regressziót a négy részpiac-definíció mellett. A részpiacok validitását három teszttel vizsgálják: a legkisebb négyzetes hibához tartozó struktúrát tartják meg, F-tesztet végeznek (azonban ez csak egymásba ágyazott alternatívákra működik), illetve a Davidson–MacKinnon-féle J-tesztet⁷ használják. A szerzők az adatok 10 százalékát tartották vissza a modell tesztelésére, a modellek teljesítményét pedig az előrejelzési hiba értékével, abszolút értékével és az arányos hiba (hiba/ár) különböző statisztikáival mérték. Az F- és J-tesztek szerint egyik modell sem dominálja a többi előrejelzési pontosságban. A legpontosabb eredmények (legalacsonyabb átlagos négyzetes előrejelzési hiba mellett) a kombinált becslésből származnak. A szerzők konklúziója az, hogy kisebb piacokra érdemes elvégezni a becslést, hiszen bármelyik részpiacokon alapuló modell pontosabb előrejelzést adott, mint a teljes megyére végzett, valamint hogy a kombinált becslés pontosságban kiemelkedő.

Clapp és O'Connor (2008) egy olyan kísérletet végeztek, melyben három, ingatlangazdasággal foglalkozó akadémikusok által alkotott modellt és egy egyszerű OLS-t, valamint hat, szakértők alkotta modellt futtattak ugyanazon az adatbázison, az adatok egy részét visszatartva, majd a modelleket a mintán kívüli előrejelzés pontossága szerint értékelték. A szerzők több mint ötvenezer megfigyelést tartalmazó adatbázist használtak, amely 1967 első negyedéve és 1991 utolsó negyedéve között a Virginia állambeli Fairfax megyében eladott családi házak adatait tartalmazta, kiegészítve az ingatlanok hosszúsági és szélességi koordinátaival. A modellek közül csak azokat tartották meg további összehasonlítás céljára, amelyekre az átlagos abszolút előrejelzési hiba 20 százaléknál kevesebb volt. A három legjobban teljesítő modell az OLS, egy multiplikatív specifikáció (ahol a trendváltozó a népszámlálási körzettel függött), és egy, a hedonikus regresszióban legközelebbi szomszédokra vonatkozó reziduálist is tartalmazó modell volt. A szerzők két feltételét határozzák meg a jól teljesítő modelleknek: modellezni kell az elhelyezkedést, legalább környék-dummykkal és legközelebbi szomszéd reziduálisokkal; illetve fontos úgy specifikálni a modellt, hogy a definiált körzetek ne legyenek túl kicsik.

⁷ Davidson – MacKinnon (1981).

Rossini és Kershaw (2005) több különböző AVM-et futtatott kétezer adelaide-i (Ausztrália) megfigyelésen. A szerzők lineáris, log-lineáris (multiplikatív) és hibrid modelleket becsültek, felhasználva az ingatlanok elhelyezkedési adatait (hosszúsági és szélességi koordináták). Végül összesen hat modellt becsültek, az elhelyezkedési hatásokat kétféleképpen modellezve. A térbeli hatásokat az egyik esetben egy, az alapmodell reziduálisából és a koordinátákból számolt elhelyezkedési válaszfelület (location value response surface) alapján becsült lokáció változó ragadja meg, amely leírja a főbb elhelyezkedési jellemzőket, de ignorálja a szomszédsági hatásokat (local neighborhood effects), míg a másik esetben a válaszfelületből kriging-módszerrel⁸ számoltak simított reziduálisokat, majd ezek alapján definiáltak egy, a szomszédsági hatásokat is magában foglaló változót. A modellek értékelésére a szerzők abszolút százalékos előrejelzési hibát (átlagos és 10 százalékon belül) és a becsült érték/valódi eladási ár leíró statisztikáit (átlag, szórás) használták. Ezek alapján a lakóingatlanok esetén a hibrid modell teljesített a legjobban: az előre jelzett értékek mintegy 60 százaléka kevesebb mint 10 százalék abszolút százalékos hibával bírt.

A fejezet elején fenntartott kikötések mellett óvatos tanulságok vonhatóak le a fenti tapasztalatokból. Bármilyen célt is követ a felhasználó a modellezés során, fontos, hogy több mutató alapján vizsgálja meg az alternatív modellek eredményeit. Fontos és általános tanulság az is, hogy a modellek becslésére (kalibrálására) és tesztelésére felhasznált adatok között érdemes különbséget tenni (vagyis visszatartani az adathalmaz egy részét tesztelésre), hogy a modell ne legyen túlságosan mintaspecifikus.

A modellek specifikációja kapcsán annyit kijelenthető, hogy a térbeli elemzés már parametrizált formában is ténylegesen hasznos az eredmények szempontjából, például szomszédsági hatásokat kezelő formában. A másik érdekesség, hogy a szakértői körzetlehatárolást nehéz felülmúlni statisztikai módszerekkel, azaz az ingatlanos tapasztalaton alapuló városrész-definíciókon alapuló modellezést nem tudják felülmúlni az automatizált módszerek.

5. Magyarországai lehetőségek

A jelenleg ismert módszertanok összefoglalására építve ebben a részben az itthoni lehetőségekkel foglalkozunk. A hazai pénzintézetek jelenleg is alkalmaznak statisztikai alapú ingatlan-értékelési módszereket, de ezek AVM-ektől elkülönülten kategorizált átindexálási, illetve átlagértékes metódusok. A haladóbb AVM-módszerek elterjedéséhez a felhasználói szándékon kívül átfogóbb adathasználat is szükséges. Jelenleg a legszélesebb lefedettségű ingatlan-adásvételi adattartalom a NAV-tól igényelhető. Az adatbázis valós ingatlan-adásvételeken alapul, a megyei illetékhivatalok

⁸ A kriging-módszer olyan interpolációs technika, mely során az interpolált értékeket a korábbi (előző lépésekhez tartozó) kovarianciák vezérelte, normális eloszlású folyamat írja le. A prior kovarianciákra tett megfelelő feltételek teljesülése esetén a legjobb torzítatlan lineáris becslést adja.

a NAV egységes rendszerében rögzítik a tranzakciókat. Az alábbi ingatlanadatokat valamennyi rögzítés tartalmazza:

- Az ingatlan címe
- Az eladott tulajdoni hányad
- A szerződéskötés ideje
- A szerződésben rögzített adásvételi ár⁹
- Az ingatlan területe
- Az ingatlan típusa: családi ház vagy sorház, társasház, panel

Az adatbázis tartalmával kapcsolatban két nagy bizonytalanság is felmerül. Az egyik a területadat változó tartalma. A legtöbb esetben a felépítmény alapterülete szerepel a NAV nyilvántartásában, de családi házas ingatlanok esetén gyakori a megjelenése a telekterületnek is. Az adatrögzítésből nem különíthető el egyértelműen a kétféle területtípus, illetve ebből következően számos ingatlan esetén még a ház alapterülete sem áll rendelkezésre az adatbázisban. A rendszer másik bizonytalansága az ingatlantípus besorolása. Sok esetben kizárólag családi házas területeken is megjelennek lakásként rögzített ingatlanok, a panellakások azonosítása pedig gyakran nem történik meg. Az alap-adatbázisban felmerült problémákat tetézve gyengíti az adatok statisztikai felhasználhatóságát az adatbázis-hozzáférés. Adatvédelmi okokra hivatkozva külső felhasználók számára mindössze az adattartalom 50-60 százaléka érhető el, és a változók közül a címek utca szintig csonkoltak, illetve az eladás pontos dátuma helyett csak a negyedév áll rendelkezésre. Felhasználási tapasztalatok alapján az előbb említett hiányosságok miatt az adatbázis statisztikai célú felhasználása megkívánja a szűrés és visszabeclési eljárások intenzív használatát. Publikus kutatási eredmény alapján (*Békés et al. 2016*) elmondható, hogy ennek az adatbázisnak a felhasználásával nagyjából 50 százalékos R^2 érhető el az országos szintű becslések során.

Ez az illeszkedés az ingatlanok további tulajdonságainak ismeretében az itthoni eredmények szerint is növelhető. A KSH mintavételen és saját ingatlanértékelésen alapuló lakásfelmérésének elemzésében mintegy 30 magyarázó változót használó regresszió szerepel. Ezek a változók (melyek között több kategóriaváltozó is van) 84 százalékos R^2 -tel magyarázzák a lakásárakat, mutatva az ingatlanról rendelkezésre álló részletes információk szerepét. A pénzügyi és az ingatlanszektor szereplői számára ez a lehetőség egy részletesebb, publikus ingatlan-kataszter hozzáférhetőségével lenne elérhető. További megoldás több adatbázisból származó eredmények kombinálása, mint a NAV-os tapasztalatok hirdetési adatokon végzett becslésekkel kiegészítése.

⁹ A fizetett illeték alapja a vásárolt ingatlan forgalmi értéke, nem pedig a felek által kialakított vételár. Ezért ha a NAV szakvéleménye szerint a vételár a forgalmi érték alatt marad, helyszíni szemlén állapítja meg a forgalmi értéket. Ezért ezekben az esetekben ingatlanárként a NAV által megállapított érték is rendelkezésre áll.

A Magyarországon hozzáférhető adatok ismeretében tehát elérhető magas illeszkedési mutató AVM-módszerek használatával. Ezt a célt területi elemzési módszerek felhasználásával lehet megközelíteni. Egyúttal az is elmondható, hogy az ingatlanok részletes tulajdonságainak ismerete nélkül az egyedi adottságokkal rendelkező ingatlanok esetén a becslési hiba nagy lesz, így a nagy becslési hibák gyakorisága jelentős lehet. Amennyiben a felhasználók pontosabb statisztikai modelleket kívánnak alkalmazni, úgy a módszertani fejlesztéseken túl szükséges lenne a NAV-os adatbázis javítása, hozzáférhetőségének bővítése is. Ennek megvalósulása esetén a tanulmányunkban bemutatott megközelítéseket is lehetne számszerű kritériumok mentén vizsgálni.

6. Összefoglalás

Szabályozási, informatikai és módszertani változások következtében egyre nagyobb teret nyer Magyarországon is a statisztikai alapú ingatlanértékelés. Tanulmányunkban a szakirodalom alapján megvizsgáltuk, milyen módszerek használata lehetséges erre a célra. A klasszikus hedonikus módszertanon alapuló becslések illeszkedése javítható területi elemzési eszközök intenzívebb használatával, ugyanakkor a nem-parametrikus módszerek – például a neurális hálók – még ezeknél a becsléseknél is kisebb illeszkedési hibát képesek elérni. Ingatlanszakmai érvekkel azonban a legkönnyebben a regressziós becslések ütköztethetőek, mert a szakértők – a jogszabálynak megfelelően – értékmódosító tényezők parciális árhatását jelenítik meg az értékbecslés során.

A lehetőségek áttekintése alapján minden rendelkezésre áll ahhoz, hogy az eddig használatos becslési középértékeken alapuló módszereken túl az automatizált értékelési modellek (AVM) is teret nyerjenek itthon. A kapcsolódó magyarországi becslések eredményei szerint a statisztikai eljárások még a jelenlegi szabályozásban meghatározott települési körön kívül is hasznos információkat nyújthatnak. Az egyedi szakértői tudást egyelőre egyik statisztikai módszer sem tudja pontosságban megközelíteni, részben a nehezen kvantifikálható információk halmaz nagysága, részben a tapasztalaton alapuló feldolgozás szintje miatt. A fajlagosan lényegesen olcsóbb statisztikai értékelések azonban nem kiszorítani, hanem támogatni fogják a szakértők munkáját. A fent is említett ingatlanszakmai szempontok miatt, az automatizált és szakértői becslés előnyeinek egyesítését célozva egyelőre a parametrizált hedonikus becslések térbeli összefüggésekkel bővített verzióinak megjelenése várható.

Felhasznált irodalom

- Anselin, L. (1988): *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 284 p.
- Anselin, L. (1990): *Spatial dependence and spatial structural instability in applied regression analysis*. Journal of Regional Science, Vol. 30., May, pp. 185–207.
- Anselin, L. (2009): *Spatial Regression*. In: A.S. Fotheringham – P.A. Rogerson (Eds.). The SAGE Handbook of Spatial Analysis. SAGE Publications Ltd., London, pp. 255–276.
- Anselin, L. (2010): *Thirty years of spatial econometrics*. Papers in Regional Science, Vol. 89., March, pp. 3–25.
- Békés Gábor – Horváth Áron – Sági Zoltán (2016): *Lakóingatlan-árak és települési különbségek*. MT-DP – 2016/21, Magyar Tudományos Akadémia Közgazdaság- és Regionális Tudományi Kutatóközpont Közgazdaságtudományi Intézet, Budapest, 39 p.
- Bourassa, S.C. – Hoesli, M. – Peng, V.S. (2003): *Do housing submarkets really matter?* Journal of Housing Economics, Vol.12, March, pp. 12–28.
- Cassetti, E. (1997): *The expansion method, mathematical modeling, and spatial econometrics*. International Regional Science Review, Vol.20, April, pp. 9–33.
- Clapp, J.M. – O'Connor, P.M. (2008): *Best practice automated valuation models of time and space*. https://www.researchgate.net/publication/253052334_Best_Practice_Automated_Valuation_Models_of_Time_and_Space. Letöltés ideje: 2016. október 2.
- Coulson, E. (2008): *Hedonic methods and housing markets*. Unpublished manuscript, Penn State University, Pennsylvania.
- d'Amato, M. – Siniak, N. (2008): *Using Fuzzy Numbers in Mass Appraisal: The Case of the Belarusian Property Market*. In: T. Kauko – M. d'Amato (Eds.): *Mass Appraisal Methods: An International Perspective for Property Valuers*, Wiley-Blackwell, Oxford, pp. 91–107.
- Davidson, R. – MacKinnon, J.G. (1981): *Several tests for model specification in the presence of alternative hypotheses*. Econometrica, Vol.49., May, pp. 781–793.
- Elhorst, J.P. (2010): *Applied spatial econometrics: Raising the bar*. Spatial Economic Analysis, Vol.5, March, pp. 9–28.
- EMF – EAA (2016): *Joint Paper on the use of automated valuation models in Europe*. [http://hb.betterregulation.com/external/EMF_EAA%20Joint%20Paper%20on%20Automated%20Valuation%20Models%20\(AVMs\)%20in%20Europe%2009%20May%202016.pdf](http://hb.betterregulation.com/external/EMF_EAA%20Joint%20Paper%20on%20Automated%20Valuation%20Models%20(AVMs)%20in%20Europe%2009%20May%202016.pdf). Letöltés ideje: 2016. október 2.

- Fotheringham, A.S. – Rogerson, P.A. (2009): *The SAGE Handbook of Spatial Analysis*. SAGE Publications Ltd., London, 511 p.
- Fotheringham, A.S. – Brunson, C. – Charlton, M. (2002): *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons Ltd., Chichester, 269 p.
- Gelfand, A. – Kim, H.-J. – Sirmans, C.F – Banerjee, S. (2003): *Spatial modeling with spatially varying coefficient processes*. Journal of the American Statistical Association, Vol. 98., June, pp. 387–396.
- Gibbons, S. – Machin, S. (2003): *Valuing English primary schools*. Journal of Urban Economics, Vol. 53., March, pp. 197–219.
- González, M.A.S. (2008): *Developing Mass Appraisal Models with Fuzzy Systems*. In: T. Kauko – M. d’Amato (Eds.): *Mass Appraisal Methods: An International Perspective for Property Valuers*, Wiley-Blackwell, Oxford, pp. 183–202.
- Goodman, A. – Thibodeau, T. (2003): *Housing market segmentation and hedonic prediction accuracy*. Journal of Housing Economics, Vol. 12., September, pp. 181–201.
- Gress, B. (2004): *Semi-Parametric Spatial Autocovariance Models*. PhD thesis. CA: University of California, Riverside.
- Henderson, D.J. – Ullah, A. (2005): *A nonparametric random effects estimator*. Economic Letters, Vol.88., September, pp. 403–407.
- Kain, J.F. – Quigley, J.M. (1970): *Measuring the value of housing quality*. Journal of the American Statistical Association, Vol.65., June, pp. 532–548.
- Kauko, T. – d’Amato, M. (2008a): *Mass Appraisal Methods: An International Perspective for Property Valuers*, Wiley-Blackwell, Oxford, 324 p.
- Kauko, T. – d’Amato, M. (2008b): *Introduction: Suitability Issues in Mass Appraisal Methodology*. In: T. Kauko – M. d’Amato (Eds.): *Mass Appraisal Methods: An International Perspective for Property Valuers*, Wiley-Blackwell, Oxford, pp. 1–24.
- Lee, Y.-L. – Jung, C. – Kuang, Y.Y. (2003): *Fair Evaluation of real Estate Value in Urban Area via Fuzzy Theory*. 10th ERES Conference, Helsinki, Finland, 10-13. June.
- LeSage, J. – Pace, R.K. (2009): *Introduction to Spatial Econometrics*. Taylor & Francis, Boca Raton, 374 p.
- Lughofer, E. – Trawiński, B. – Trawiński, K. – Kempa, O. – Lasota, T. (2011): *On employing fuzzy modeling algorithms for the valuation of residential premises*. Information Sciences, Vol.181., December, pp. 5123-5142.

- MacQueen, J. (1967): *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. In: L.M. Le Cam – J. Neyman (Eds.): *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Volume I: Theory of Statistics*, University of California Press, Berkeley and Los Angeles, pp. 281–297.
- Manski, C. F. (1993): *Identification of endogenous social effects: the reflection problem*. *Review of Economic Studies*, Vol.60., July, pp. 531–542.
- Mimis, A. – Rovolis, A. – Stamou, M. (2013): *Property valuation with artificial neural network: The case of Athens*. *Journal of Property Research*, Vol.30., June, pp. 128–143.
- Nourse, H. (1963): *The effect of public housing on property values in St Louis*. *Land Economics*, Vol.39., November, pp. 433–441.
- Pagourtzi, E. – Assimakopoulos, V. – Hatzichristos, T. – French, N. (2003): *Real estate appraisal: A review of valuation methods*. *Journal of Property Investment & Finance*, 21 (4), pp. 383–401.
- Peterson, S. – Flanagan, A. (2009): *Neural network hedonic pricing models in mass real estate appraisal*. *Journal of Real Estate Research*, 31(2), pp. 147–164.
- Pinkse, J. – Slade, M.E. – Brett, C. (2002): *Spatial price competition: A semiparametric approach*. *Econometrica*, Vol.70., May, pp. 1111–1153.
- Ridker, R.G. – Henning, J.A. (1967): *The determinants of residential property values with special reference to air pollution*. *Review of Economics and Statistics*, Vol.49., May, pp.246–257.
- Rosen, S. (1974): *Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition*. *Journal of Political Economics*, Vol.82., January-February, pp. 34–55.
- Rossini, P. – Kershaw, P. (2005): *Using a hybrid automated valuation model to estimate capital and site values*. Eleventh Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference, Melbourne Australia, January 23rd - 27th January, 2005.
- Sui, D.Z. (1992): *A Fuzzy GIS Modeling Approach for Urban Land Evaluation*. *Computer Environment and Urban Systems*, 16(2), pp. 101–115.

1. számú melléklet

Szabadalom sorszáma	Év	Szerzők	Megjegyzés
US5361201	1994	Jost–Nelson–Gopinathan–Smith	Neurális hálókön alapú AVM, ami elsőként az egyedi ingatlantulajdonságok, majd az ingatlan- és alapterület-tulajdonságok közötti kapcsolatot tanulja meg, és számítja ki az ingatlan értékét.
US6115694	2000	Cheetham–Bonissone	Számítógéppel megvalósított értékesítési összehasonlító módszer árvalidálás céljából
US6609109	2003	Bradley–Gordon–McManus	Prediktív modellek eredményeit kombináló AVM
US6609118	2003	Khedkar–Bonissone–Golibersuch	Három folyamat kombinálásával számítja ki az ingatlan értékét: az első lokáció és hasznos alapterület alapú, a második egy fuzzy neurális háló modell, a harmadik pedig egy esetalapú következtetést használó folyamat.
US20010039506	2001	Robbins	Egy olyan AVM, ami értékesítési összehasonlító módszert alkalmaz.
US20030149658	2003	Rossbach–Conway	A rendszer az ingatlan értékét és az értékelésre szavotosságát határozza meg, így védve a pontatlan AVM-számítás következményeitől az érdekelteket.
US20040019517	2004	Sennott	A módszer meghatározza, hogy egy adott ingatlanról elegendő információval rendelkezünk-e, hogy AVM-et futtassunk.
US20040153330	2004	Miller–Hansen–Sennott–Sklarz	Fizetésképtelenség és zálogjog érvényesítésének kockázatát értékelő folyamat, amely első lépések egyikén AVM-becslest alkalmaz.
US20050288942	2005	Graboske–Walker–Helbert	Többféle AVM-számítás közül választja ki a legpontosabbat abból a célból, hogy az AVM-ek hasznosításának lehetőségét maximalizálja.
US20060085234	2006	Cagan	Az AVM értékelések szórását számítja ki.