

Ágens alapú tanulás a lakáspiac Wheaton-féle modelljében

Farkas Miklós - Horváth Áron - Vincze János

2010. december 3.

Kivonat

Az alábbi tanulmányban William Wheaton [1990] klasszikus lakáspiaci modelljét ültetjük át ágens alapú környezetbe. Megmutatjuk, hogy ilyen keretben a tanulás folyamatának vizsgálata fontos szerepet kap a piac alkalmazkodásának leírásában. A lakáspiac sajátossága, hogy a szereplők ritkán valósítanak meg tranzakciókat, ezért az egyéni információkon alapuló tanulás lassú és perzisztens piaci alkalmazkodást indukál a modellben. A társadalom számára rendelkezésre álló összes információ felhasználása, még korlátozott racionalitás mellett is, gyorsan igazodó és nagy kilengésektől mentes pályákhoz vezet. Ez arra utalhat, hogy a lakáspiacon megfigyelhető buborékok és összeomlások olyan tanulási mechanizmussal írhatóak le, amikor a szereplők megfigyelik a piacot, de erősen támaszkodnak saját korábbi tapasztalataikra is.

1. Bevezető

A lakáspiacon a pénzügyi piacokhoz hasonlóan hosszabb ideje a kutatók által vizsgált kérdés, hogy egyszerű modellben használt racionális várakozások elégségesek-e a piac működésének leírására (DiPasquale - Wheaton [1996]). Tanulmányunkban egy olyan modellkeretet mutatunk be, amelyben a várakozások típusának hatása rugalmasan vizsgálható. William Wheaton [1990] klasszikus lakáspiaci modelljét ültetjük át ágens alapú környezetbe. Megmutatjuk, hogy ilyen keretben a tanulás folyamatának vizsgálata fontos szerepet kaphat a piac alkalmazkodásának leírásában. A lakáspiac sajátossága, hogy a szereplők ritkán valósítanak meg tranzakciókat, ezért az egyéni információkon alapuló tanulás lassú és perzisztens piaci alkalmazkodást indukál a modellben. Az összes információ teljes felhasználása viszont gyors és kilengésektől mentes dinamikákat mutat. A lakáspiacon megfigyelhető buborékok és összeomlások tehát olyan tanulási mechanizmussal írhatóak le, amikor a szereplők megfigyelik a piacot, de erősen támaszkodnak saját korábbi tapasztalataikra is.

A következő szakaszban ismertetjük az eredeti Wheaton-modellt, majd a 3. szakasz az ágens-alapú megközelítéssel foglalkozik. A 4. szakasz tartalmazza az ágens-alapú modell leírását, az 5. pedig az eredményeket. A záró rész összefoglalja a tanulságokat.

2. A Wheaton-modell

A lakáspiacról szóló szakirodalom a munkapiacon használatos illeszkedési (matching) struktúrára építve endogenizálta a forgalom alakulását. William Wheaton [1990] tanulmányában olvasható az első ilyen modell, és ezt a szakirodalom azóta is gyakran hivatkozza. A gondolati keretben két típusú háztartás szerepel (gondolhatunk például nagy és kicsi családokra) és ingatlanokból is két típusú van (nagy és kicsi). A háztartások a hozzájuk passzoló lakásban szeretnek lakni. Ha nem a nekik megfelelő lakásban laknak, akkor elkezdik keresni a hozzájuk illő eladó lakásokat a piacon. Amikor a vevőjelölt megtalálja a neki megfelelő lakást, akkor megalkuszik a vételárról az eladóval és beköltözik a lakásba. Ezután ő maga jelenik meg a kínálati oldalon, mert elkezdi árulni régi - igényeinek nem megfelelő - lakását. Ennek megfelelően a háztartások állapota háromféle lehet:

- aki a neki megfelelő lakásban lakik *elégedett* állapotban van;
- aki a számára nem megfelelő lakástípusban lakik *elégedetlen* állapotban van;
- aki lakást vásárolt és még nem adta el a régi lakását, annak két lakása van és ezért *átmeneti* állapotban van.

A lakáspiaci forgalom attól alakul ki, hogy a lakók (családok) időnként típust váltanak (például gyerekek születnek, és a kis családból nagy lesz). A modellben a típusváltás exogén valószínűségi paraméter alapján zajlik. Az „elégedetlen” állapotúak döntenek arról, hogy mennyi - költséges - energiát ölnék az új lakásuk felkutatásába (például mennyi eladó ingatlan néznek végig adott idő alatt). Ettől az erőfeszítéstől függ a megfelelő lakás megtalálásának valószínűsége.

Tanulmányában Wheaton komparatív statikai elemzéssel vizsgálja a paraméterek változásának hatását. Az elégedett (*matched*) állapot relatív hasznosságának növekedése az elégedetlen (*mismatched*) állapotból adódó haszonhoz képest arra ösztönzi a szereplőket, nagyobb erőfeszítéssel keressenek lakást. Ennek hatására nőnek a lakásárak és kevesebben lesznek az elégedetlenek.

A keresés költségének növekedése azt eredményezi, hogy az elégedetlen háztartások kevesebb erőt fordítanak lakáskeresésre, és ezért végül többen maradnak a számukra kellemetlen állapotban. A lakások ára nő, mert felértékelődik, ha sikerül találni egy kívánatos lakást. Érdeemes megjegyezni, hogy mindez a forgalom csökkenése mellett valósul meg. Ha nő a diszkontláb, akkor csökken a jövőbeli állapotok szubjektív jelenértéke, és a lakások leértékelődnek. A keresési erőfeszítés is csökken, mert a költségek a jelenben merülnek fel, a hasznok nagy része pedig csak a jövőben.

A lakásállomány növekedésének hatására megváltozik a háztartások megoszlása. Az eladói oldalon álló átmeneti típusú háztartások száma emelkedik. (Ez a szám szükségképpen megegyezik a lakásszám és a háztartások számának különbségével, mert a modellben senki sincs lakás nélkül.) Így nehezebbé válik eladni a lakásokat, és mivel a bevétel várhatóan később keletkezik, ezért kevesebbet ér a lakás, a lakásárak csökkennek.

A típusváltás valószínűségének változása is vizsgálható a modellben. Ha valószínűbb a típusváltás, akkor a kevésbé éri meg költséges kereséssel foglalkozni, érdemesebb arra várni, hogy visszaváltozzon a típus. A kevésbé lelkes keresés következtében nő az elégedetlenek aránya. A komparatív statikának a keresés visszesésére vonatkozó része egyértelmű, de a lakásárakra gyakorolt hatása nem, mert a típusváltás valószínűségének emelkedése több csatornán keresztül is hat az árakra.

3. Ágens alapú modellezés

Az ágens alapú modellezés (agent-based computational economics, *ACE*) dinamikusan fejlődő része a közgazdaságtannak, az általánosabb ágens-alapú megközelítés legfontosabb ismérvei olvashatóak például Charles Macal és Michael North [2006] összefoglalójában. Az ágens alapú modellek „alulról”, az egyéneket, az *ágensek* jellemzésétől épülnek fel. A rendszer létrehozása során identifikálni kell az ágenseket, illetve ezek osztályait, ami egyenértékű attribútumaik (lehetséges állapotaik) megadásával. Szükség van a környezet meghatározására is, amelyben az ágensek működnek és interakcióba lépnek. Végül, azt is meg kell határozni, hogyan változik az ágensek attribútuma az egymással és a környezettel való kölcsönhatás eredményeként.

Ilyen reprezentációra alkalmasak a nem-walras-i piaci modellek, illetve lehetséges egyéb komplikáltabb rendszer szimulációja is. Macal és North [2006] felsorolása szerint az ágens-alapú modellezés „azokban az esetekben lehet hasznos megközelítés,

- amikor a múlt nem igazán jó prediktora a jövőnek,
- amikor a strukturális változásokat nem inputként akarjuk megadni, hanem arra vagyunk kíváncsiak, hogy hogyan alakulnak ki,
- amikor fontos a dinamikus adaptáció és a tanulás,
- és amikor létezik az ágenseknek egy természetes reprezentációja.”

A lakáspiacon jellemzőek ezek a tulajdonságok, ezért esett választásunk erre a modellezési útra.

Több összefoglaló cikk született, amelynek témája a piacok modellezése ágens-alapú modellekben (lásd pl. Tesfatsion [2006]). Magyar nyelven is létezik ilyen irodalom (Benedek [2006]). Nem mindegyik modellben van részletes piaci protokoll, néha az árak kvázi-walras-i módon alakulnak ki, de az *ACE* igazi szelleme annak felel meg, amikor az ágensek interakciói részleteikben le vannak írva.

A közgazdasági modellekben szereplő döntéshozók dinamikus programozási feladata az optimális stratégia meghatározására irányul. A dinamikus programozási modell ehhez feltételezi, hogy a döntéshozó ismeri döntései következményeit, abban az értelemben, hogy meg tudja határozni azt, hogy egy adott stratégia függvényében hogyan alakul a számára releváns változók sztochasztikus folyamata. Tehát az optimális stratégia meghatározása

tulajdonképpen két részfeladatra bontható: (sztochasztikus) előrejelzés, és a legjobb stratégia kiválasztása. A kognitív pszichológiai kutatások arra utalnak, hogy

1. a valódi döntéshozók nem jó előrejelzők,
2. nem képesek bonyolult esetben tökéletesen választani,
3. nem biztos, hogy rendelkeznek egyértelmű választási kritériummal,
4. nem biztos, hogy az előrejelzési problémát sztochasztikus modell formájában fogják fel.

A hagyományos közgazdasági irodalomban is megjelent már régóta az 1. probléma, amit tanulási problémának neveztek (lásd Evans-Honkapohja [1999]). Ez lényegében azt jelenti, hogy a döntéshozó világképe, előrejelzési modellje, változik az időben, a döntéshozó tanul, tehát feltehetően tökéletesedik. Az ACE, vélhetőleg örökölve az ABM (agents-based modelling) irodalom terminológiáját általában nem különbözteti meg a kettőt, és együttesen beszél tanulási problémáról. A tanulás irodalma nagyon nagy az ACE-n belül is, számos formáját különböztetik meg (ösztonös és tudatos, társadalmi és egyéni stb.). Több áttekintő cikk született, amely összefoglalja ezeket, általában kissé eltérő módon osztályozva (Duffy [2006], Brenner [2006]). A tanulás igen gyakran elfajult stratégiákra irányul, vagyis ahol a (releváns) állapottér egyelemű. Azokban a döntési problémákban, amelyekkel a dinamikus programozás foglalkozik ez nyilván érdektelen. Viszont az ilyen jellegű problémáknál gyakori az a hagyományos szétválasztás, hogy az ágensek stratégiája, amit tanulnak, nem más, mint valamely változó előrejelzése. Ezután az optimális döntés kiválasztása már a hagyományos módon történik.

A lehetséges tanulási módok egyik alfaja az úgynevezett Q-tanulás, amelyet eredetileg komplikált dinamikus programozási feladatok megoldására találtak ki. A Q-tanulás során az ágens tapasztalatai és "kísérletezés" segítségével mintegy "megérzi" az értékfüggvényt. Ehhez különösebb kognitív képességeket nem is kell feltételezni róla, a tanulás egyfajta zsigeri (mege erősítéses) folyamaton keresztül történik. Ennek a tanulási algoritmusnak egy változatát alkalmazzuk modellünkben, ahol figyelembe vesszük azt is, hogy a legtöbb egyén közvetlen tapasztalatokkal csak ritkán rendelkezik a lakáspiacról.

Ezek a kutatási irányok relevánsak lehetnek a lakáspiac viselkedésének megértése során. Karl Case és Robert Shiller [1988] tanulmánya az amerikai államok ingatlanpiacán lezajló lakásáralakulást kutatták. Meglepőnek találták, hogy hasonló makrogazdasági fundamentumok mellett az egyes lokális piacok különböző árdinamikát mutattak. Kérdőíves felmérésük során arra a következtetésre jutottak, hogy a lakásvásárló egyének meglehetősen egyszerű stratégiát folytattak, és a piacon fellelhető információkat korlátozottan vették figyelembe döntéseik során. Ilyen stratégiák megjelenítésére, vizsgálatára alkalmasnak találtuk az alábbi ágens alapú modellkeretet, melyet Wheaton fent ismertetett környezetére építettünk.

4. Az ágens alapú modell

Mint már említettük, az itt vázolt modellek Wheaton [1990] aszimmetrikus illeszkedési típusú modelljét ülteti át egy ágens alapú szimulációs környezetbe. A tanulási folyamat szerint megkülönböztetjük két változatát a modellnek: az elsőben az ágensek társadalmi szinten tanulnak, mely azt fogja eredményezni, hogy állapotértékeikben homogének lesznek, míg a másodikban egyéni szinten tanulnak, mely heterogén állapotértékekhez fog vezetni. A tanulási folyamatnak mindkét esetben a Q-tanulást választottuk.¹

4.1. Társadalmi tanulás

4.1.1. A háztartások állapotai

A háztartások minden periódus elején exogén valószínűségekkel (β_0 és β_1) váltanak állapotot (β_0 jelenti annak a valószínűségét, hogy a 0-ás háztartás 1-essé változik). Valamennyi háztartás lakástulajdonos a modellben. 0-ás és 1-es lakások vannak. Azok a háztartások, akiknek a típusa megegyezik a birtokolt lakásuk típusával, elégedetteknek nevezzük, azok, akiknek nem, elégedetleneknek, és végül azok, akik tulajdonában van mindkét lakásból, átmenetieknek.

4.1.2. A kereskedés rendje

Valamennyi elégedetlen háztartás endogén és azonos valószínűséggel (π_0 és π_1 , ahol π_0 annak a valószínűsége, hogy a 0-ás elégedetlen keresni fog lakást) keres lakást. Azok, akik keresők, véletlenszerűen választanak egy megfelelő lakást kínáló átmeneti háztartást, majd az átmeneti háztartások a náluk megjelent vevők közül véletlenszerűen választanak egyet, akiknek eladják a felesleges lakásukat, feltéve, hogy a vevő rezervációs ára (ami minden vevőnek azonos társadalmi tanulás esetén) magasabb az átmeneti háztartás rezervációs áránál (a rezervációs árak meghatározását lásd lentebb).

4.1.3. Az állapotértékek meghatározása: társadalmi Q-tanulás

Egy háztartás 6 állapot valamelyikében lehet (lehet 0-ás vagy 1-es, illetve azon belül lehet elégedett, elégedetlen vagy átmeneti). Mivel az állapotok szimmetrikusak a típusok mentén, ezért a továbbiakban csak a 0-ás háztartások állapotértékeit ismertetjük, és csak ott különböztetjük meg jelölésben a 0-ás és 1-es változókat, ahol ez szükséges. A változók: V_m - elégedett állapotérték, V_s - elégedetlen állapotérték, $V_{double,0}$ - 0-ás típusú átmeneti állapotértéke. Döntési helyzetben csak az elégedetlenek vannak, $Q_{s,keres}$ és $Q_{s,nemkeres}$ jelölik az elégedetlen állapotú háztartás által a keresésnek, illetve a nem-keresésnek tulajdonított értéket. Ezek a Q "értékek" nem értelmezhetők a dinamikus programozásban, "korlátozottan racionális" konstrukciók. Viszont az elégedett és az átmeneti háztartásoknál nincs különbség Q és V között, ezért a két jelölés itt felcserélhető. $\alpha \in [0, 1]$ a tanulás

¹Q-tanulásról ld. Watkins és Dayan [1992]

gyorsaságát szabályozó paraméter, UM - flow elégedett haszon, US - flow elégedetlen haszon, c a kereső elégedetlen keresési költsége, r a kamatláb, m_0 annak a valószínűsége, hogy egy 0-ás kereső elégedetlen vesz 0-ás lakást, q_0 annak a valószínűsége, hogy egy 1-es típusú átmeneti eladja 0-ás lakását, $R_{B,0}$ a 0-ás lakás vevőjének (vételi) rezervációs ára, $R_{S,0}$ a 0-ás lakás eladójának (eladási) rezervációs ára.

Az elégedett állapotérték tanulási egyenlete:

$$Q_{m,t} = (1 - \alpha)Q_{m,t-1} + \alpha \left\{ UM + \frac{1}{1+r} \left[\beta_0 V_{s,t-1} + (1 - \beta_0)Q_{m,t-1} \right] \right\},$$

vagyis az elégedett állapotú háztartás a következő periódusban elégedetlenné változhat (exogén típusváltás), és ebben az esetben $V_{s,t-1}$ lesz az állapotértéke. Mivel a háztartás döntése valószínűségi, ezért $V_{s,t-1}$ -t a következő várható értékkel definiáljuk: $V_{s,t-1} = \pi_1 Q_{s,keres,t-1} + (1 - \pi_1)Q_{s,nemkeres,t-1}$. (π_0 és π_1 szintén társadalmi szinten fognak meghatározódni, és az állapotértékek függvényei, lásd lentebb).

A kereső elégedetlen tanulási egyenlete:

$$Q_{s,keres,t} = (1 - \alpha)Q_{s,keres,t-1} + \alpha \left\{ US - c - I(R_{b,0} > R_{s,0})m_0 \frac{R_B + R_S}{2} + \frac{1}{1+r} \left[m_0(\beta_0 Q_{d,1,t-1} + (1 - \beta_0)Q_{d,0,t-1}) + (1 - m_0)((1 - \beta_0)V_{s,t-1} + \beta_0 Q_{m,1,t-1}) \right] \right\},$$

vagyis a kereső elégedetlen m_0 valószínűséggel válik átmenetivé és $(1 - m_0)$ valószínűséggel marad elégedetlen, továbbá tisztában van vele, hogy típust is válthat a következő periódus elején. Az egyenletből továbbá kiolvasható, hogy a 0-ás ingatlan árára a háztartás úgy tekint, mint ami a vevő és az eladó rezervációs árának az átlaga lesz (és ez valóban így is kerül meghatározásra), és az árat a vásárlás periódusában kell kifizetni. Az $I()$ indikátorfüggvény akkor vesz fel 1-es értéket, ha a vevőnek volt magasabb a rezervációs ára az adott periódusban, egyébként 0.²

A nem kereső elégedetlen tanulási egyenlete:

$$Q_{s,nemkeres,t} = (1 - \alpha)Q_{s,nemkeres,t-1} + \alpha \left\{ US + \frac{1}{1+r} \left[(1 - \beta_0)V_{s,t-1} + \beta_0 Q_{m,t-1} \right] \right\}.$$

Végül az átmeneti háztartás tanulási egyenlete:

$$Q_{d,0,t} = (1 - \alpha)Q_{d,0,t-1} + \alpha \left\{ UM + I(R_{b,0} > R_{s,0})q_1 \frac{R_B + R_S}{2} + \frac{1}{1+r} \left[q_1 \left((1 - \beta_0)Q_{m,t-1} + \beta_0 V_{s,t-1} \right) + (1 - q_1)((1 - \beta_0)Q_{d,0,t-1} + \beta_0 Q_{d,1,t-1}) \right] \right\},$$

²Az indikátorfüggvény akkor jut szerephez, ha az eladási rezervációs ár meghaladná a vételit. Jelentős sokkok esetén ugyanis ez előfordulhat, és ekkor figyelembe kell venniük a háztartásoknak, hogy nem volt tranzakció az adott periódusban.

vagyis a 0-ás átmeneti háztartásnak vagy sikerül eladnia 1-es lakását, vagy nem, illetve ezek után még figyelembe veszi, hogy típust is válthat.

4.1.4. Keresési valószínűségek meghatározása

A keresési valószínűségek az állapotértékekhez hasonlóan társadalmi szinten határozódnak meg a következő módon:

$$\pi_0 = \frac{\exp(\frac{1}{h}Q_{s,0,keres})}{\exp(\frac{1}{h}Q_{s,0,keres}) + \exp(\frac{1}{h}Q_{s,0,nemkeres})},$$

vagyis minél jobban megéri keresni lakást (nagyobb keresési állapotérték), annál nagyobb valószínűséggel fognak az elégedetlen háztartások keresni. A vevők rezervációs árát meghatározó egyenletből az fog következni, hogy a keresés és a nem keresés állapotértékei közel fognak esni egymáshoz, de az exponenciális forma lehetővé teszi, hogy kis különbségek az állapotértékek között is 0-hoz, illetve 1-hez közeli keresési valószínűségeket eredményezzen. A h paraméter szabályozza a modellben a szelekciós nyomást (a hőmérséklet analógiájára). Minél kisebb h (alacsony hőmérséklet), annál erősebb a szelekciós nyomás, aminek következtében a döntési valószínűség közelebb lesz az optimálishoz. Nagyon erős szelekciós nyomás esetén szinte csak az ex post legsikeresebb stratégia marad fenn, ami szuboptimális véletlenek kiválasztódáshoz vezethet. Gyenge szelekciós nyomás viszont alig tesz különbséget, a sikeresség szempontjából nagyon eltérő stratégiáknak is közel azonos esélyük van a túlélésre.

4.1.5. Rezervációs árak meghatározása

Az elégedetlenek addig a pontig hajlandóak emelni vételi rezervációs áraikat, amíg a keresés és a nem keresés állapotértékei között közömbösök nem lesznek. A 0-ás típusú elégedetlenek rezervációs árait a 0-ás lakásra vonatkozóan a következő egyenlet átrendezésével kapjuk meg:

$$US_0 + \frac{1}{1+r} \left[\beta_0 Q_{m,1} + (1 - \beta_0) V_{s,0} \right] = US_0 - c + \frac{1}{1+r} \left[m_0 (\beta_0 Q_{d,1} + (1 - \beta_0) Q_{d,0} - R_{b,0}) + (1 - m_0) (\beta_0 Q_{m,1} + (1 - \beta_0) V_{s,0}) \right].$$

Átrendezés után a következő összefüggés adódik $R_{b,0}$ -ra:

$$R_{b,0} = -\frac{(1+r)c}{m_0} + \beta_0 Q_{d,1} + (1 - \beta_0) Q_{d,0} - \beta_0 Q_{m,1} - (1 - \beta_0) V_{s,0}.$$

Az átmeneti háztartások rezervációs árát abból az összefüggésből nyerjük, hogy az átmeneti háztartás addig fogja csökkenteni eladási rezervációs árát, amíg ki nem egyenlítődik annak az értéke, hogy eladja a felesleges lakását vagy megtartja. Egyenlettel kife-

jezve (0-ás átmeneti háztartás 1-es típusú lakására):

$$R_{s,1} + \frac{1}{1+r}(\beta_0 V_{s,1} + (1 - \beta_0)Q_{m,0}) = \frac{1}{1+r}(\beta_0 Q_{d,1} + (1 - \beta_0)Q_{d,0}),$$

$$R_{s,1} = \frac{1}{(1+r)} \left[\beta_0 Q_{d,1} + (1 - \beta_0)Q_{d,0} - (\beta_0 V_{s,1} + (1 - \beta_0)Q_{m,0}) \right].$$

4.1.6. Eladási és vételi valószínűségek

A háztartások az állapotértékekhez hasonló módon tanulják meg az eladási és vételi valószínűségeket. Emlékeztetőül, a vételi valószínűségek (m_0 és m_1) azt a valószínűséget mutatják, hogy a kereső elégedetlenek mekkora valószínűséggel találnak/vesznek lakást. A vételi valószínűségeket az elégedetlenek és a tranzakciók számából nyerhetjük:

$$m_{0,t} = (1 - \alpha_m)m_{0,t-1} + \alpha_m \frac{\text{0-ás tranzakciók száma t-ben}}{\pi_0 \times \text{0-ás elégedetlenek száma t-ben}},$$

$$m_{1,t} = (1 - \alpha_m)m_{1,t-1} + \alpha_m \frac{\text{1-es tranzakciók száma t-ben}}{\pi_1 \times \text{1-es elégedetlenek száma t-ben}},$$

ahol α_m a vételi valószínűségek tanulási gyorsaságát szabályozó paraméter. A vételi valószínűségekhez hasonlóan definiáljuk az eladási valószínűségeket:

$$q_{0,t} = (1 - \alpha_q)q_{0,t-1} + \alpha_q \frac{\text{0-ás tranzakciók száma t-ben}}{\text{1-es átmenetiek száma t-ben}},$$

$$q_{1,t} = (1 - \alpha_q)q_{1,t-1} + \alpha_q \frac{\text{1-es tranzakciók száma t-ben}}{\text{0-ás átmenetiek száma t-ben}}.$$

4.2. Egyéni tanulás

Az egyéni tanulás legfőbb jellemzője, hogy a háztartás kizárólag annak az állapotnak az értékét tudja frissíteni (tanulni), amiben éppen van. Vagyis egy elégedett állapotban lévő háztartás nem tudja egészen addig frissíteni Q_s és Q_d értékeit, amíg nem vált típust.

A háztartások állapottere változatlan, illetve a kereskedés rendje is ugyanúgy történik, mint a társadalmi szintű tanulás esetén. Azonban a tanulási folyamatot némileg módosítottuk, hogy összhangba kerüljön az egyéni szintű tanulással. A lényegi különbségeket egy 0-ás típusú, kereső elégedetlen Q értékén mutatjuk be:

$$Q_{s,keres,t} = \alpha((1-\delta)Q_{s,keres,t-1} + \delta\tilde{Q}_{s,keres,t-1}) + (1-\alpha) \left\{ US - c - R_{0,t} + \frac{1}{1+r} \left[m_0(\beta_0((1-\delta)Q_{d,1,t-1} + \delta\tilde{Q}_{d,1,t-1}) + (1-\beta_0)((1-\delta)Q_{d,0,t-1} + \delta\tilde{Q}_{d,0,t-1})) + (1-m_0)((1-\beta_0)V_{s,t-1} + \beta_0((1-\delta)Q_{m,1,t-1} + \delta\tilde{Q}_{m,1,t-1})) \right] \right\},$$

ahol

1. a Q értékek jelölik az egyéni szintű tanulási segédváltozókat, míg a \tilde{Q} jelöli az egyéni szintű Q értékek társadalmi átlagát,

2. $R_{0,t}$ az átlagára az adott periódusban gazdát cserélt 0-ás lakásoknak,
3. $V_{s,t-1} = (1-\delta)\max\{Q_{s,nemkeres,t-1}, Q_{s,keres,t-1}\} + \delta\max\{\tilde{Q}_{s,nemkeres,t-1}, \tilde{Q}_{s,keres,t-1}\}$,
és a háztartás akkor fog keresni lakást, ha $(Q_{s,keres,t} > Q_{s,nemkeres,t})$, és akkor nem fog keresni, ha $(Q_{s,keres,t} < Q_{s,nemkeres,t})$,
4. $0 \leq \delta \leq 1$ súllyal veszi figyelembe a háztartás a társadalmi, \tilde{Q} értékeket.

Összegezve, a tanulás folyamán a háztartás figyelembe veszi az egyéni korábbi tapasztalatait, de mivel tudja/sejti, hogy azok elavultak, ezért a társadalom átlagos értékeit (amik szintén elavultak, de remélhetőleg kevésbé) is figyelembe veszi a tanulása során.³ Az egyik szélsőséges esetben csak saját korábbi tapasztalataira támaszkodik ($\delta = 0$), a másokban a társadalmi szintűekre ($\delta = 1$). Ez utóbbi eset azonban nem tekinthető ekvivalensnek a fentebb vázolt társadalmi szintű tanulással, mivel a háztartások továbbra is csak azon állapot értéküket tudják frissíteni, amiben éppen vannak.

További lényeges feltevése az egyéni szintű modellnek, hogy a vételi és eladási valószínűségek társadalmi szinten kerülnek meghatározásra, és mindenki számára ismertek. Hasonlóan a társadalmi szintű tanulás esetéhez:

$$m_{0,t} = (1 - \alpha_m)m_{0,t-1} + \alpha_m \frac{\text{0-ás tranzakciók száma t-ben}}{\text{0-ás, kereső elégedetlenek száma t-ben}},$$

$$m_{1,t} = (1 - \alpha_m)m_{1,t-1} + \alpha_m \frac{\text{1-es tranzakciók száma t-ben}}{\text{1-es, kereső elégedetlenek száma t-ben}},$$

$$q_{0,t} = (1 - \alpha_q)q_{0,t-1} + \alpha_q \frac{\text{0-ás tranzakciók száma t-ben}}{\text{1-es átmenetiek száma t-ben}},$$

$$q_{1,t} = (1 - \alpha_q)q_{1,t-1} + \alpha_q \frac{\text{1-es tranzakciók száma t-ben}}{\text{0-ás átmenetiek száma t-ben}}.$$

4.3. Az algoritmus

1. Kezdeti feltételek megadása: háztartások száma, az átmeneti állapotban lévő háztartások aránya, rezervációs árak, vételi, eladási és keresési valószínűségek, állapotértékek. A háztartások típusait és állapotait tekintve minden szimuláció szimmetrikus állapotból indul (típusonként megegyezik az elégedettek, elégedetlenek és átmenetiek száma).
2. Típusváltás.
3. Kereskedés és az alapján eladási és vételi valószínűségek frissítése.
4. Állapotértékek, keresési valószínűségek és rezervációs árak frissítése.
5. Ismétlés 2-től 5-ig.

³A társadalmi szintű tanulóhoz képest annyiban módosultak az egyenletek, hogy a jobb oldalon valamennyi $Q_{\text{társadalmi}}$ helyett $(1 - \delta)Q_{\text{egyéni}} + \delta\tilde{Q}_{\text{társadalmi}}$ átlag szerepel.

A szimulációkat a Northwestern University-n erre a célra fejlesztett szimulációs környezetben, a NetLogoban végeztük.

4.4. Kalibrálás

A kalibrálás során a következő paramétereket tudjuk szabadon megválasztani: béták, kamatláb, flow hasznok, háztartások száma, lakások száma, keresési költség. A modell egyszerűsége miatt nem törekedhettünk arra, hogy egy konkrét országhoz vagy részpiac-hoz kalibráljuk a modellt, ezért inkább azt a célt választottuk, hogy néhány kitüntetett endogén változó visszaadja a valóságban megfigyelt értékeket.

A következő endogén változókhoz kalibráltuk a modellt:

- éves forgalom az állomány %-ban,
- átlagos eladási idő,
- bérbeadás hozama.

A következő táblázat foglalja össze a választott paramétereket:

paraméter	választott érték	megjegyzés
béta/hó	0,5%	a háztartások átlagosan 17 évente váltanak típust
kamatláb/hó	0,16%	évesítve 2% a kamatláb
háztartások száma	25 000	Ebből átmeneti: 500. Tehát 2%-kal van több lakás, mint háztartás.
elégedettek flow haszna / hó	0,3	Bérleti díjként felfogva megfelelő.
elégedetlenek flow haszna / hó	0,1	A lakásárakat erősen alakító változó, mert az elégedettek és elégedetlenek flow haszonkülönbsége határozza meg a lakások értékét.
keresési költség / hó	0,4	A 2,5 hónapos átlagos keresési idő következtében az összes keresési költség 1 körüli érték lesz, ami hozzávetőlegesen az ingatlan árának 0,8%-a.

A fenti paraméterek mellett az állomány 6%-a cserél gazdát évente, ami megfelel a magyar adatoknak. Az átlagos eladási idő 4 hónap, míg a keresők 2-3 hónap alatt találnak lakást. Hasonlításként, az Egyesült Államokban a válság alatt a legrosszabb hónapokban a 6 hónapot is elérte az átlagos értékesítési idő, míg a fellendülés alatt 1-2 hónap alatt lehetett az ingatlanok többségét eladni. Végül, a bérbeadás hozamát úgy kapjuk meg, hogy az ingatlanok árát (kb. 120) elosztjuk az elégedettek flow hasznával, amit kézenfekvő bérleti díjként értelmezni. Így adódik 3%-os hozam, ami 1%-ponttal magasabb a kamatlábnál. Ez az eredmény a jelenlegi magyar piacot minden bizonnyal nem közelíti jól,

mivel a lakóingatlanok hozama inkább az állampapírhozamok alatt van, ellenben a fejlett piacok hozamstruktúráját jól közelíti. A szelekciós nyomástól függően az elégedetlen háztartások 70-80%-a dönt úgy, hogy keres lakást (nagyobb szelekciós nyomás esetén többen döntenek a keresés mellett). Mivel a döntés minden hónapban felmerül, ezért nem csak a keresők, hanem minden elégedetlen háztartás fog 2-4 hónapon belül lakást venni. Így lakásváltásra (típusváltáshoz hasonlóan) is 17 évente kerül átlagosan sor.

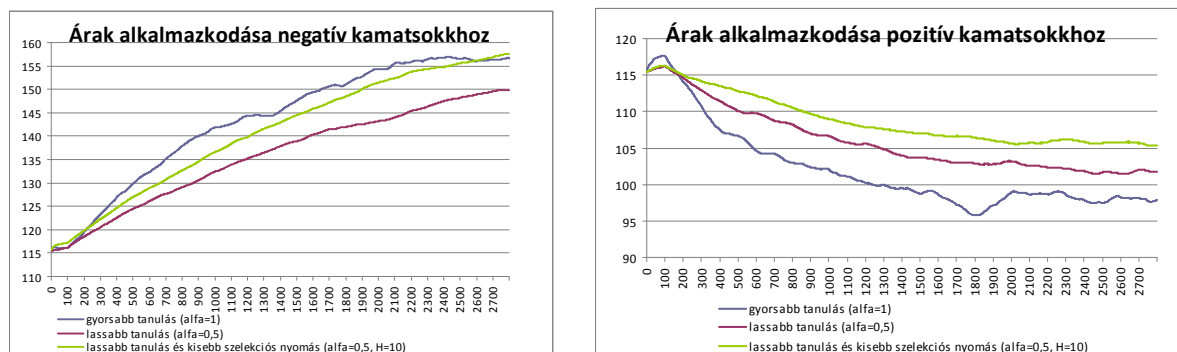
Hangsúlyozzuk, hogy egyelőre csak a tisztán társadalmi tanulás modelljét tudtuk kalibrálni. Ennek oka, hogy a béták csökkenésével a társadalom átlagos Q értékei is egyre elavultabbak lesznek, ami instabillá teszi a modellt. Erre azt a megoldást tervezzük a jövőben, hogy az elégedetleneknek adunk piaci információt a közelmúlt tranzakcióiról.

5. Eredmények

A továbbiakban ábrák segítségével ismertetjük a szimulációk eredményeit. Gondolatkísérletként a keresési költségeket változtattuk: növeltük, illetve csökkentettük.

5.1. Társadalmi tanulás

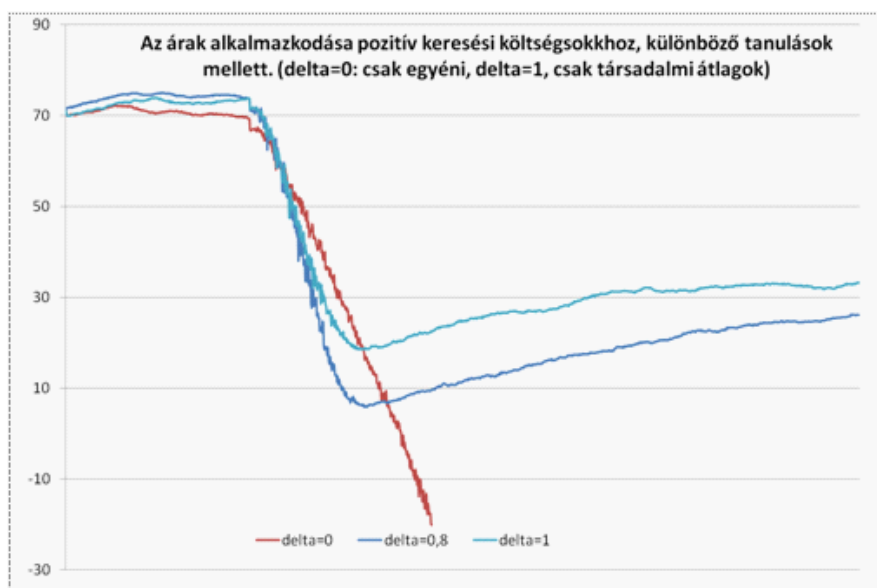
A csak társadalmi tanulás modelljében vizontlátjuk az alkalmazkodás gyorsaságát a változók viseledésében. A társadalmi információkat gyorsabban internalizáló tanulással (magasabb α esetén) az áralkalmazkodás gyorsabb. A szimulációk ábráin megfigyelhető, hogy a rendszer viselkedése sztochasztikus, az alkalmazkodás trendje mellett kisebb hullámzások játszódnak le.



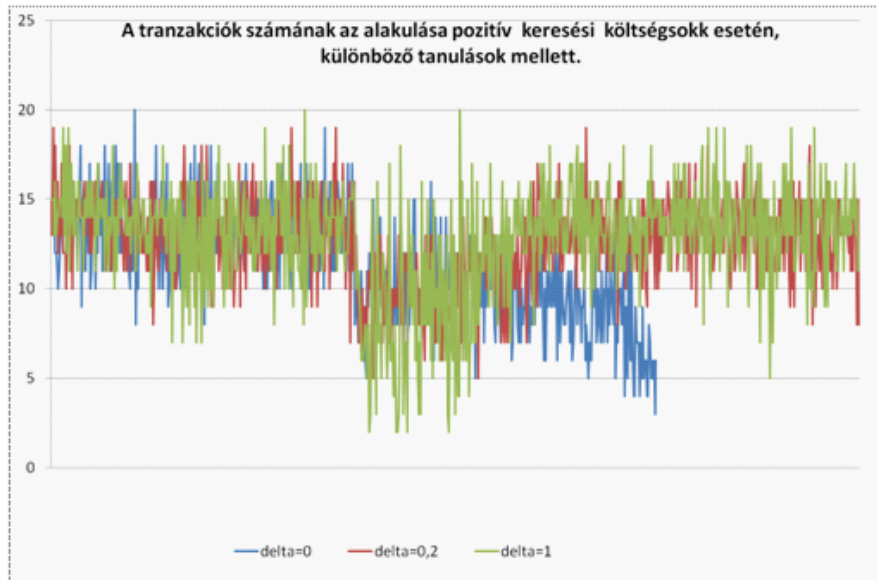
A fenti ábrákon egy negatív és egy pozitív kamatsokk hatása látható. A rendszert mindkét esetben ugyanonnan indítottuk, és megfigyelhető, hogy már az induló állapot sem stabil, az árak ingadoznak, bár nem távolodnak el a hosszú távú átlagos egyensúlyuktól. A további alkalmazkodás sebessége a fentiek szerint függ a tanulás mechanizmusától. Az új átlagos egyensúlynál újra megfigyelhető, hogy a piac mozgásban marad. Kisebb fel-le hullámzások továbbra is jelen lesznek az árakban. Az ábrákon továbbá megfigyelhető, hogy gyorsabb tanulás esetén az árak volatilitása nagyobb.

5.2. Pozitív költségsokk hatása egyéni tanulás esetén

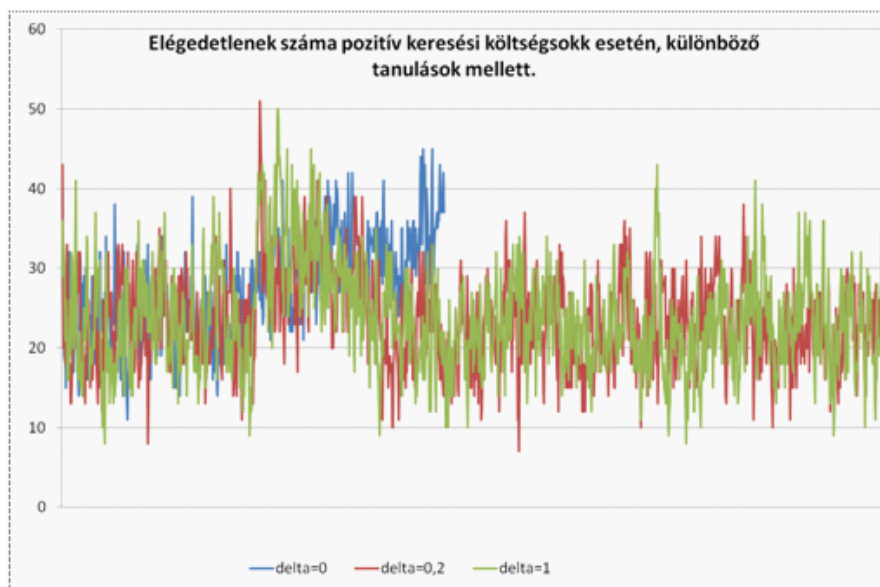
Az egyéni tanulás esetén további érdekességek lépnek fel. A lakáspiac sajátossága, hogy a szereplők sokáig élnek egy-egy lakásban, és ritkán lépnek ki a lakáspiacra vásárolni. Ez a ritka tapasztalatszerzés azzal a következménnyel jár, hogy a szereplők saját élményeikből keveset és ritkán tudnak tanulni. Szimulációs környezetünkben azt vizsgáltuk, hogy ennek milyen következménye lehet a piac működése szempontjából. Bár eredményeink csak kezdetlegesek, a tanulságok érdekesek: a kizárólag egyéni tanulással működő piac szélsőségesen reagálhat külső sokkokra, míg ha úgy építjük fel a piacot, hogy az egyének stratégiájuk kialakításakor saját tapasztalatuk mellett a társadalmi átlagra is figyeljenek, nem alakulnak ki szélsőséges események. Az alábbi ábrákon olyan eseteket mutatunk be, amikor egyéni és társadalmi tanulás vegyesen van jelen a modellben.



Látható, hogy az árak alakulása egyéni tanulás esetén már az induló állapot után is változhat, hiszen a különböző forgatókönyvek esetén különböző árlefutások alakulnak ki. A sokk bekövetkeztére hasonlóan reagál a három megjelenített változat, de a későbbi lefutások nagy mértékben eltérnek. A kizárólag egyéni információkat figyelembe vevő ágensekkel futó szimuláció olyannyira szélsőséges magatartást mutat, hogy a rezervációs árak negatív irányba csapnak át, mint a következő ábrán látható, a piac kiszáradása (a forgalom elfogyása) mellett.



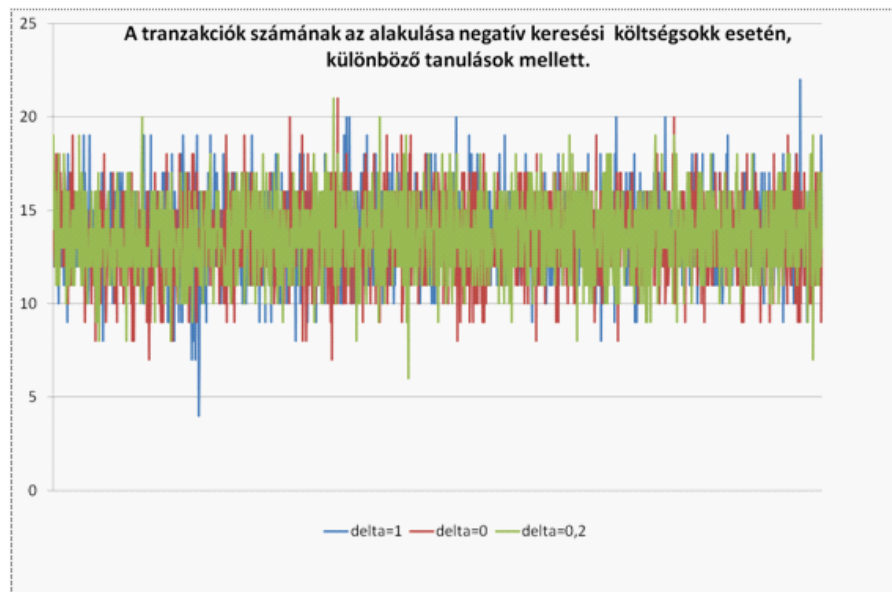
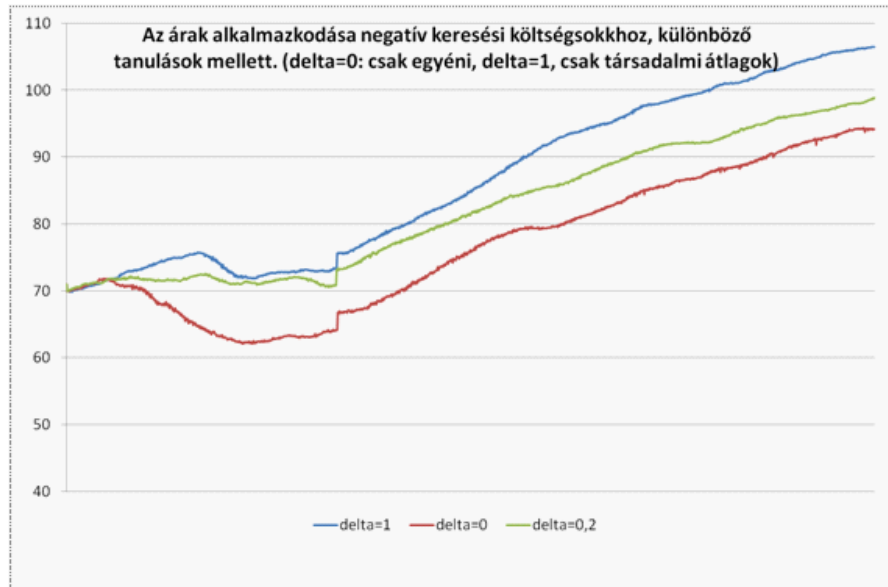
A harmadik ábrán azt láthatjuk, hogy a sokk bekövetkezte után többen maradnak elégedetlen állapotban, majd az alkalmazkodás során folyamatosan lakást találnak. A szélsőséges eset itt is jól azonosítható, a forgalom eltűnése alatt sokan nem tudnak lakáshoz jutni, és így nagyon megnő az elégedetlenek száma.

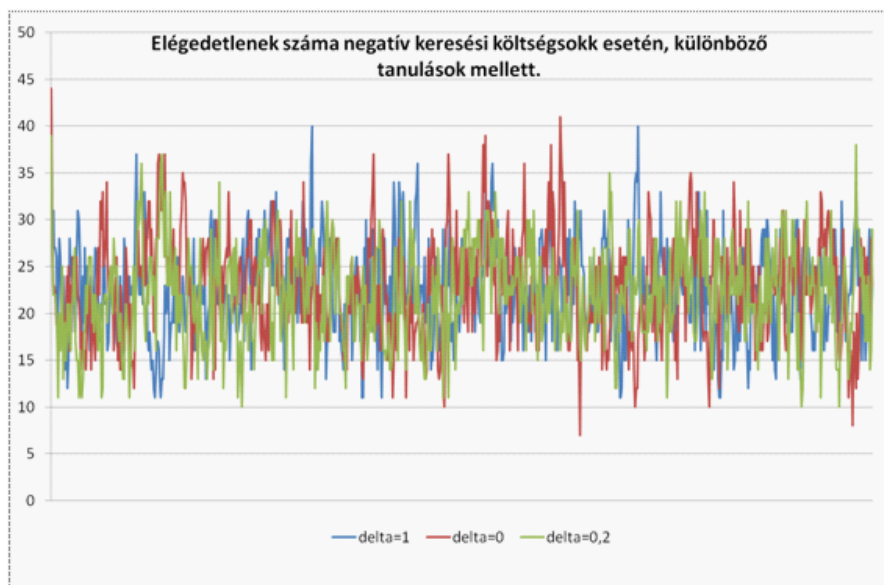


5.3. Negatív költségek hatása egyéni tanulás esetén

A kísérletet az ellentétes irányba is elvégeztük, negatív költségek hatását is szimuláltuk. Az alábbi ábrákon több érdekességet is tapasztalhatunk. Először is az árak alakulása egyáltalán nem szimmetrikus pozitív és negatív sokk esetén. Pozitív költségek esetén a csak egyéni tanulás a piac teljes felborulásához vezet, míg, amikor van társadalmi aspektusa is a tanulásnak az árak csupán túllendülnek. Itt is látszik azonban a társadalmi tanulás stabilizáló hatása. Minden tanulási feltevésnél érvényesül a pozitív korreláció a tranzakció

szám és az árak között. Ugyancsak megfigyelhető az is, hogy pozitív tranzakciós költség sokk növeli az elégedetlenek számát, ha nem is nagy mértékben.





Nemcsak kvantitatíve, hanem kvalitatíve is más kimeneteleket látunk negatív költségsokknál. Az egyéni tanulás itt is árdestabilizáló, de ami érdekes, hogy állandó áremelkedés következik be mindhárom tanulási feltevés mellett. A negatív költségsokk, ami „pozitív” keresleti sokk, buborékszerű állandósult áremelkedést eredményez. Eközben a tranzakciók és az elégedetlenek száma lényegében nem változik, csak ingadozik. Úgy tűnik, hogy egy „jólét semleges” fundamentumoktól független árnövekedési trend érvényesül.

6. Összefoglalás

Tanulmányunkban Wheaton klasszikus lakáspiaci modelljét ültettük át ágens alapú környezetbe, és azt vizsgáltuk, hogy az egyének különböző tanulási változatai hogyan befolyásolják a piac alkalmazkodását. Megmutattuk, hogy ilyen keretben a tanulás folyamata fontos szerepet játszik a piac alakulásában. A lakáspiac sajátossága, hogy a szereplők ritkán valósítanak meg tranzakciókat, ezért az egyéni információkon alapuló tanulás alkalmazása extrém eredményekhez, instabil alkalmazkodáshoz vezethet. A társadalom számára rendelkezésre álló összes információ felhasználása viszont, még korlátozott racionalitás mellett is, gyorsan igazodó és nagy kilengésektől mentes pályákat eredményez. Ez arra utalhat, hogy a lakáspiacon megfigyelhető buborékok és összeomlások olyan tanulási mechanizmussal írhatóak le, amikor a szereplők megfigyelik a piacot, de erősen támaszkodnak saját korábbi tapasztalataikra is.

7. Hivatkozások

Benedek, Gábor [2005]: Evolúciós Gazdaságok Szimulációja, *Philosophiae Doctores sorozat*, Akadémiai Kiadó.

Brenner, Thomas.[2006] Agent Learning Representation: Advice on Modelling Economic Learning, In: Leigh Tesfatsion – Kenneth L. Judd (szerk.), *Handbook of Computa-*

tional Economics, 2. kötet Elsevier, pp.949-1011.

Case, Karl E. - Robert Shiller [1988]: The Behavior of Home Buyers in Boom and Post-Boom Markets. *New England Economic Review* (November/December 1988), pp. 29-46.

DiPasquale, Denise - William C. Wheaton [1996]: *Urban Economics and Real Estate Markets*. Prentice Hall, 1996.

Duffy, John. [2006] Agent-Based Models and Human Subject Experiments. In: Leigh Tesfatsion – Kenneth L. Judd (szerk.), *Handbook of Computational Economics*, 2. kötet 19. fejezet Elsevier, pp.949-1011.

Evans, George W. – Seppo. Honkapohja [1999] Learning Dynamics, in: *Handbook of Macroeconomics* I. A kötet, 7. fejezet, szerk.: J.B. Taylor-M. Woodford, Elsevier.

Macal, Charles M. - Michael J. North [2006]: Tutorial on Agent-Based Modeling and Simulation. In: M. E. Kuhl, N. M. Steiger, F. B. Armstrong, and J. A. Joines (eds.): *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*.

Tesfatsion, Leigh. [2001] Introduction to the Special Issue on Agent-Based Computational Economics. *Journal of Economic Dynamics and Control*. 25(3-4), pp. 281–293.

Wheaton, Willam C. [1990]: Vacancy, Search, and Prices in a Housing Market Matching Model. *The Journal of Political Economy*. Vol. 98., No. 6 (Dec., 1990), pp. 1270-1292.

Watkins, Chris - Peter. Dayan [1992]: Q-Learning. *Machine Learning*, 8(3), pp. 279-292.