Egy ágens alapú tőzsdemodell közösségi médiával

(Ágens alapú modellezés beadandó)

Kártyás Sebestyén Budapesti Corvinus Egyetem Gazdaság- és pénzügy-matematikai elemzés IV. évfolyam

1 Bevezetés

Louis Bachelier 1900-as, "A spekuláció elmélete" című disszertációja óta a tőzsdei árfolyamok modellezése rengeteg kiváló elmét foglalkoztatott. Egyrészt amiatt az intellektuális kihívás miatt, amit a véletlen folyamatok szabályozható és többé kevésbé előrejelezhető keretbe terelése nyújt, másrészt pedig amiatt a hasznonszerzési lehetőség miatt amit a tőzsdei "szent grál" nyújthatna, ha egyáltalán létezik ilyen. Így születhettek meg a pénzügyi piacok olyan nagyszerű elméletei, mint például a CAPM modellek (Sharpe, 1964), a Modern Portfólió Elmélet (Markowitz, 1952), a Black-Scholes-Merton modell (Black és Scholes, 1973; Merton 1974), vagy kevésbé mainstreamek, mint például Mandelbrot fraktálelméletének alkalmazása az árfolyamokra (Mandelbrot, 2008), vagy épp opciók árazása Feynman-Kac-féle útintegrálokkal (Linetsky, 1998). A világ változása viszont folyamatosan újabb és újabb paradigmákat hozott a pénzügyi világba is, így folyamatosan teret és témát biztosítva az elméleti újításoknak. Manapság talán egy újabb ilyen paradigma váltásnak lehetünk tanúi az árfolyammodellezés terén.

Ennek a lehetséges paradigmaváltásnak több endogén, a pénzügyi piacok átalakulásából eredő, de több exogén a világ és a mindennapok változásából jövő oka is lehet és ezek az okok a legtöbbször csak együtt értelmezhetőek. Ilyen például a soha nem látott mennyiségű adat, ami a számítási kapacitások és a mesterséges intelligencia fűtötte technológiai fejlődés következtében egyre hatékonyabban dolgozható fel. Ilyen még az internetnek és a közösségi média oldalaknak köszöhető óriási mennyiségű elérhető(hamis és valódi) információ és a társadalmi szereplők közti bonyolult és sokszorosan összefüggő kapcsolati háló¹. A legfontosabb okok közé tartozik a pénzügyi piacok inkluzivitásának növekedése, amit először az ETF-ekhez és CFD-khez hasoló termékek hajtottak, manapság ezek talán a kriptovaluták és egyéb blockchain alapú eszközök, valamint a kisbefektetőket célzó kereskedési alkalmazások hajtják. Ezek a folyamatok egyrészről azt is jelenthetik, hogy aki hozzáfér, és megfelelő módon fel tudja dolgozni a hatalmas mennyiségű rendelkezésre álló adatot, az még hatékonyabb és eredményesebb befektetési döntéseket hozhat, míg azt is jelenti, hogy megjelenhet a piacon a szofisztikálatlan kisbefektetők nagy tömege. Ennek nagyon jó példája a 2021. januári GameStop rally története, ahol kisbefektetők egy Reditten szerveződő tömege a közel értéktelen GameStop részvények árát 4 dollárról felhajtották közel 120 dollárig.

A dolgozatomban azt vizsgálom, hogy egy zárt piacon, ahol jelen van a szofisztikálatlan², korlátozott információval rendelkező kisbefektetők tömege, kisebb számú, de nagyobb tőkével rendelkező intézményi befektetők és pénzügyi média entitások, ott hogyan befolyásolja az árfolyam alakulását a "smart money" és a "dumb money" egymáshoz viszonyított aránya. Az online interconnectedness és az információbőség jelenségét olyan közösségi médiahálózattal reprezentálom, ahova a kisbefektetők posztolnak, de mindenki számára elérhető.

¹interconnectedness

²befektetési, kereskedési értelemben

2 Modell

A modell alapstruktúrája a Vanfossan et al. (2020) által bevezetett felépítést követi: vagyis az ágensek aggregált viselkedése reprezentálja a kereslet-kínálati dinamika motorját. Az árakra közvetlen hatással a kisbefektetők és a mutual fundok csoportja van, ugyanis ők jelennek meg a tőzsdén vásárlóerejükkel. A média szereplői a piaci hangulatukkal és a tanulási paramétereikkel járulnak hozzá a kereskedő ágensek hangulatához. A közösségi médiában pedig minden időszakban a kisbefektetők posztolják a hangulatukat 0,1,2 vagy 3 alkalommal és az ágensek hangulatába ezeknek a "hangulatposztoknak" a posztolás számával súlyozott átlaga csatornázódik be. Az így felépített rendszer képes komplex és adaptív viselkedésminták szimulációjára és az árfolyamra gyakorolt hatásuk vizsgálatára. A következő ábra a modell kapcsolati hálóját mutatja, a szaggatott vonal a teljes, míg a szaggatott az ágens-függő kapcsolatokat mutatja, a nyilak iránya pedig az információáramlás irányát jelenti.

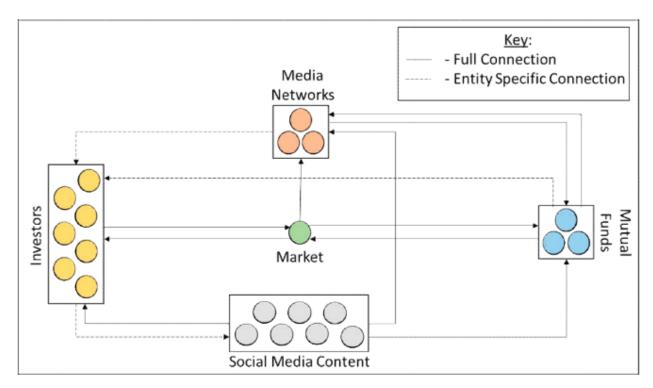


Figure 1: A modell kapcsolati hálója, forrás: Vanfossan et al. (2020)

2.1 Ágensek

A következőkben ezeket viselkedési mintázatokat vezérlő egyenleteket és egyéb specifikációkat fogom bemutatni minden ágens esetén. Az piac a központi, szülő ágens-osztály, az összes többi ágens és pszeudo-ágens (kisbefektetők, befektetési alapok, média hálózat és közösségi média) a piactól származik. A szimuláció hierarchiája a (2) ábrán látható:

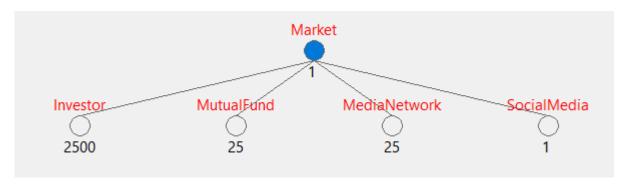


Figure 2: A szimuláció hierarchiája, a piac mint szülő objektum, forrás: saját szerkesztés

2.1.1 Piac

A piachoz tartozó legfontosabb változó az index árfolyama, ami az egész tanulmány egyik központi eleme. Az alapfeltevésem, hogy az árfolyam Brown-mozgást követ 18%-os volatilitással és 0,1-es drift taggal, ami megfelel az S&P 500 empirikus adatokból kibecsült értékeinek, ezt a véletlen tagot pedig befolyásolja a piacon megjelenő túlkereslet (vagy túlkínálat)³. Ezt a fajta árfolyamkonstrukciót értelmezhetjük úgy, hogy az index fundametális vagy valós értéke Brown-mozgást követ, a nettó túlkereslet hatása pedig a hatékonyság hiányából (pl. a kisbefektetők információhiányából) eredő a piaci torzításokat jeleníti meg. Az árfolyam egyenlete a következő:

$$P_{t} = P_{0}e^{(\mu - \frac{\sigma^{2}}{2})t + \sigma dW_{t}} + \frac{D_{agg,t} - S_{agg,t}}{D_{agg,t} + S_{agg,t}} P_{t-1}, \tag{1}$$

ahol P_0 az index kezdőértéke a szimuláció elején, μ a trend tag, σ a hosszútávú volatilitás, dW_t egy Wiener-folyamat, $D_{agg,t}$ a t periódusban az ágensek aggregált kereslete a részvények számában kifejezve, $S_{agg,t}$ pedig az aggregált kíálatuk.

A piac egy másik nagyon fontos egyenlete az állapotát leíró összefüggés. Vanfossan et al. (2020) erre egy 11 változóból alkotott mérőszámot ajánlanak, amiből aztá egy -5 és +5 közé normált változót készítenek. A felhasznált mérőszámok a következők:

Mérőszámok		
Árváltozás az előző időszakhoz képest	Ár/50 periódusú mozgóátlag	Gyorsulás 5 periódusú mozgóátlaga
Ár/Historikus átlag	Meredekség 5 periódusú mozgóátlaga	Gyorsulás 20 periódusú mozgóátlaga
Ár/5 periódusú mozgóátlag	Meredekség 20 periódusú mozgóátlaga	Gyorsulás 50 periódusú mozgóátlaga
Ár/20 periódusú mozgóátlag	Meredekség 50 periódusú mozgóátlaga	

Table 1: A piac állapotának meghatározásához használt mérőszámok, forrás: saját szerkesztés, Vanfossan et al. (2020)

Ezekből pedig a piac állapotát minden periódusban meghatározó összefüggés:

$$S_{c,t} = -5 + 10 \frac{\sum_{i=1}^{11} M_{t,i} - S_c^{min}}{S_c^{max} - S_c^{min}}.$$
 (2)

 $^{^3}$ Ez különbözik Vanfossan et al. (2020) modelljétől, mert ott nincs benne a Brown-mozgást követő tag.

 $M_{i,t}$ jelöli az i-edik mérőszám értékét az (2) táblázatból, S_c^{max} és S_c^{min} pedig a piac állapotának historikus szélsőértékei. Ez a mérőszám van a legnagyobb hatással a periféria ágenseinek piaci hangulatára, ezért ennek az indikátornak a fluktuációi kulcsszerepet játszanak a befektetési döntösék kialakításában.

2.1.2 Kisbefektetők

Az ágensek legnépesebb osztálya a kisbefektetőké, 2500 taggal. Az osztály minden tagja egy egyedi stratégia szerint kereskedik a piacon, ezzel közvetlenül befolyásolva az index árának alakulását. Piaci hangulatuk függ a saját korábbi hangulatuktól, a piac állapotától, valamint az alapkezelők, a média szereplőinek és a közösségi média részhalmazainak hangulatától is. A médiából és a mutual fundoktól származó információkhoz úgy jutnak hozzá, hogy a szimuláció nulladik lépésében minden befektetőhöz kiosztunk kettő 0 és 25 közötti egyenletes eloszlásból származó számot, amik a követett médiumok és fundok számát jelöli, akiket végig követnek a szimuláció során. A szomszédos kisbefektetők halmazát egy minden ötödik lépésben legenerált Erdős-Rényi hálózat határozza meg 8 átlagos kapcsolattal, ami a Vanfossan et al. (2020) cikkben használt Moore-szomszédságból származik. A véletlen periódusokban újragenerált ERdős-Rényi gráf használata lehetővé teszi a véletlenszerű emberi interakciókat és ezek ki nem számítható változásait. A j-edik kisbefektető hangulatát a t+1-edik időpillanatban a következő egyenlet írja le:

$$S_{j,t} = \frac{l_j S_{j,t-1} + l_i S_{i,t-1} + l_f S_{f,t-1} + l_m S_{m,t-1} + l_s S_{s,t-1} + l_c S_{c,t-1}}{l_i + l_i + l_f + l_m + l_s + l_c},$$
(3)

ahol l_x az x ágenshez vagy osztályhoz tartozó tanulási paraméter, $S_{x,t}$ pedig a hozzá tartozó piaci hangulat (a piac esetén az állapot) t-ben és $x \in \{j: j\text{-edik kisbefektető}, i: szomszédos kisbefektetők, <math>f$: követett mutual fundok, m: követett média szereplők, s: közösségi média, c: piac $\}$. A szomszédos kisbefektetők, a követett mutual fundok, a követett médiaszereplők és a közösségi média posztok hangulatai és tanulási paramétere is egyszerű átlagként kerül kiszámításra.

A kisbefektető ágensek minden körben egy, a szimuláció elején kiosztott stratégia szerint kereskednek. Megjelenítve itt is, hogy korlátozott információval rendelkeznek, a stratégiát implementáló algoritmustól kapott jelzés nem a valós adatokat mutatja, hanem valamilyen alternatív módon számított értéket - amit itt egy minden lépésben legenerált egyenletes eloszlású valószínűségi változó ad meg⁵. A stratégiákról bővebben a 2.2.1 részben írok bővebben. A kereskedési döntéseinek meghozatalához még nagyon fontos a bizalmi mutatója⁶, ami azt mutatja, hogy mennyire bizonyos a stratégiájából kapott piaci jelzésben. Az alábbi módon kerül kiszámításra ez a bizalmi mutató:

⁴Ez egy eltérés Vanfossan et al. (2020) cikkben bemutatott modellhez képest, mert ott sejtautomatával modellezik a befektetők hálózatát.

⁵Ez megegyezik a Vanfossan et al. (2020) cikk modelljével.

⁶movement confidence

$$r_{i,t}^{inv} = \begin{cases} \frac{\xi_{i,t} - \bar{s}_i}{1 + \xi_i - \bar{s}_i} &, \text{ ha } \xi_{i,t} > \bar{s}_i \\ \frac{\underline{s}_i - \xi_{i,t}}{1 + \underline{s}_i - \xi_{i,t}} &, \text{ ha } \xi_{i,t} < \underline{s}_i \\ 0 & \text{egyébként}, \end{cases}$$
(4)

ahol $\xi_{i,t} \sim \mathcal{U}(\underline{s}_i, \bar{s}_i)$ az *i*-edik kisbefektető *t* periódusban kapott jelzése, az \underline{s}_i és \bar{s}_i pedig azon sávnak az alsó és felső határa (sorrendben), amin belül ha jelzést kap, akkor nem változtat a pozícióján. Fontos észrevenni, hogy a befektetői movement confidence értéke 0 és 1 között van, ami azt jelenti, hogy az, hogy kereslettel vagy kínálattal lép-e be (ha belép) a piacra, csak az aktuális piaci hangulatától fog függeni, nem követ semmi egyéb stratégiát.

A befektetők talán legfontosabb változója a modellben az adott időszakban részvényben tartott tőke, mert erről döntenek minden periódusban, ez határozza meg, hogy hogyan alakítják a pozícióikat. Vanfossan et al. (2020) egy logisztikus függvényt javasolnak a piaci viselkedés leírására, mert ezzel elkerülhető, hogy a rendelkezésre álló tőkéjüknél többet fektessenek be, vagy negatívba forduljon ez az érték. A (4) egyenletben azért is kellett 1 és nulla közé szorítani a bizalmi mutatót, mert ez fog a logisztikus függvény növekedési paramétereként szolgálni.

$$I_{i,t} = \frac{I_{i,t-1}K_{i,t-1}}{I_{i,t-1} + (K_{i,t-1} - I_{i,t-1})e^{-r_{i,t}S_{i,t}}}.$$
(5)

 $I_{i,t}$ jelöli a t-edik időszakban befektetni kívánt tőke mennyiségét, $K_{i,t}$ pedig a teljes vagyont (befektett tőke + szabad tőke), $S_{i,t}$ és $r_{i,t}$ pedig (3) és (4) egyenletekből a piaci hangulat és a movement confidence. Minden körben ebből számítom a birtokolt részvények számában bekövetkezett változást a következő módon:

$$\Delta n_{i,t} = \frac{I_{i,t} - n_{i,t-1} P_t}{Pt},\tag{6}$$

 P_t az index árfolyama t-ben. A birtokolt részvények számának változását így definiálva megengedjük, hogy az ágensek átvigyék a befektetésüket egyik időszakról a másikra és minden periódusban a (6)-ből megkapott értékkel járulnak hozzá a nettó kereslethez, ami az index árdinamikájának kulcsszereplője. Az (1) egyenletben a nettó túlkeresletre teljesül, hogy $D_{agg,t} - S_{agg,t} = \sum_i \Delta n_{i,t}$, ahol i végigfut mindegyik kisbefektetőn és befektetési alapon.

2.1.3 Befektetési alapok

A befektetési alapok vagy mutual fundok osztálya a másik csoport, ami közvetlen hatással bír az árfolyam alakulására. Ebből kifolyólag, a viselkedési egyenleteik nagyon hasonlóak a kisbefektetők 2.1.2 fejezetben bemutatott egyenleteivel.

Az egyik legfőbb különbség a befektetési alapok teljes informáltsága, ezért a piaci hangulatuk egyenletében a kisbefektetők, a többi alap és a média hálózat részhalmazainak átlaga helyett az

összes, ezekhez a csoportokhoz tartozó ágens átlaga jelenik meg. Ez reprezentálhatja azt a valós jelenséget, hogy az intézmények közötti információáramlás hatékonyabb és teljesebb körű, mint az intézmény-kisbefektető közti információáramlás, valamint a kisbefektetők aggregált viselkedését is jobban tudják monitorozni az erőforrás előnyüknek köszönhetően. A mutual fundok ugyanúgy követik a közösségi média felületeket is, csak nem posztolnak, ami megfeleltethető annak a valós jelentésnek, hogy a pénzügyi intézmények social media tevékenységét elég szigorú belsős compliance előírások szabályozzák. A hangulat-egyenletük tehát formailag teljesen megyezik a (3) egyenletben megadottakkal és a tanulási paraméterük is egy nulla és 1 közötti egyenletes eloszlású valószínűségi változó, amit az inicializáláskor osztunk ki nekik.

Másik lényeges különbség a kisbefektetőkhöz képest, hogy a fundok szofisztikált befektetők, az ún. smart money-t reprezentálják. Ezt a modell nyelvére lefordítva úgy jelenítem meg, hogy a befektetési alapok jelzései minden időszakban megegyeznek a stratégiáiknak megfelelő valós értékekkel, nem pedig véletlenszerűek mint a kevésbé szofisztikált kisbefektetők esetében⁷. A fundok a modellemben egyfajta market maker szerepet is betöltenek (Chakraborty and Kearns, 2011), ezért a pozicionáltságuk a piaci hangulatukkal mindig ellentétes lesz, így a bizalmi mérőszámuk is -1 és 0 között fog mozogni. Az *i*-edik mutual fund bizalmi mérőszáma a *t*-edik periódusban:

$$r_{i,t}^{fund} = \begin{cases} \frac{\bar{s}_i - \xi_{i,t}}{1 + \xi_{i,t} - \bar{s}_i} &, \text{ ha } \xi_{i,t} > \bar{s}_i \\ \frac{\xi_{i,t} - \underline{s}_i}{1 + \underline{s}_i - \xi_{i,t}} &, \text{ ha } \xi_{i,t} < \underline{s}_i \\ 0 & \text{egyébként.} \end{cases}$$
(7)

Ezekhez a függvényformákhoz az volt az alapfeltevésem, hogy ha $\xi_{i,t} > \bar{s}_i$ akkor $S_{i,t} > 0$, valamint ha $\xi_{i,t} < \underline{s}_i$ akkor $S_{i,t} < 0$. Ezekkel a feltevésekkel a befektetni kívánt tőke (5) egyenletéből levezethető, hogy a kisbefektetők trendkövetők, míg a market maker befektetési alapok mean reversion-szerű stratégiát tradelnek. Sajnos ezeknek a feltevések nem következnek a piaci hangulat (3) egyenletéből, így előfordulhatnak olyan esetek amikor nem ezt a stratégiát követik.

A befektetni kívánt tőke és a birtokolt részvényeik számában bekövetkezett változás egyenletei megegyeznek a (5) és a (6) egyenletekkel, vagyis a befektetési alapok is a kitettségük nagyságáról döntenek és ezt a döntést a birtokolt részvényeik számának változtatásával imp-lementálják.

2.1.4 Média hálózat

A média szereplői az első olyan ágens osztály, amely csak közvetetten befolyásolja az árfolyamot a piaci hangulatán keresztül. A média hálózat tagjai is teljes információval rendelkeznek, akárcsak a mutual fundok, így a hangulat-egyenletük is teljesen megegyezik a fundokéival. Ezek az ágensek a valóságban az elemzők és kereskedők által olvasott újságokat, weboldalakat mutatják, például Bloomberg, Financial Times, Reuters, The Wall Street Journal, The Economist stb. Az a jellemzője

 $^{^7\}mathrm{Ez}$ is egy változtatás a Vanfossan et al. (2020) cikkhez képest, mert ott a mutual fundok is random jelzéseket kapnak.

a modellnek, hogy a kisbefektetők csak ezeknek egy részhalmazát követik, azt a valós helyzetet jeleníti meg, hogy jellemzően ezek az előfizetések viszonylag drágábbak, így a kisbefektetők nem engedhetik meg maguknak, hogy mindegyikre előfizessenek, ellentétben a befektetési alapokkal.

2.1.5 Közösségi média

A közösségi média osztály pedig egy pszeudo-ágens, ugyanis a tagjai em állandóak, körönként változnak. Csak a kisbefektetők posztolják a piaci hangulatukat minden körben k-szor, de minden ágens minden csoportból olvassa ezeket a posztokat. A t-edik időszakban a közösségi média piaci hangulata:

$$S_{s,t} = \frac{\sum_{i \in X_{inv}} k_i l_i S_{i,t-1}}{\sum_{i \in X_{inv}} k_i l_i},$$
(8)

azaz a kisbefektetők közösségi média pontjainak számával súlyozott átlaga. Ilyen közösségi médiumra jó példa az X (egykori Twitter), amit a pénzügyi szektorban dolgozók jellemzően követnek és a kisbefektetők sokkal szabadabban posztolhatnak, mint az intézményi szereplők. A GameStop 2021-es rally-ja idején (vagy azóta?) a Reddit is tekinthető egy ilyen felületnek (Umar et al., 2021).

2.2 Kereskedési mechanizmus

Miután kialakult az adott időszaki árfolyam a fundamentális árból és az előző időszaki nettó túlkereslet torzító tagjával, a piaci szereplők a hangulatuk és a bizalmi mérőszámuk szerint pozicionálják magukat és meghatározzák a kívánt kitettség eléréséhez szükséges tranzakció méretét. A nettó túlkereslet ($D_{aggregált} - S_{aggregált}$) pedig ezek összegeként alakul ki, ami ha pozitív, túlkereslet jelenik meg a piacon, ha negatív, akkor túlkínálat. A nemteljesülő ajánlatok véletlenszerűen kerülnek kiválasztásra a nettó túlkeresletnek megfelelő irányú ajánlatokkal rendelkező ágensek között.

2.2.1 Stratégiák

A piacon megjelenő ágensek mindegyikéhez egy véletlenszerűen választott stratégiát osztunk ki a szimuláció inicializálásakor, amit a fundok valóban követnek is, a befektetőknek csak a jelzés szintje miatt van jelentősége a stratégiának.

Az inicializáláskor az ágensek a véletlen stratégia mellett egy véletlen sávot, és ha az adott időpillanatban ezen a sávon kívül van a jelzés, az ágens belép a piacra. Ennek a véletlen sávnak a határai az indikátorok mögött lévő értékek közti egyenletes eloszlású valószínűségi változók.

Stratégiák indikátorai (sáv minimuma; sáv maximuma)		
Index árfolyam (50;200)	MACD (-7;7)	
Index árfolyam meredekség (-10;10)	Sztochasztikus oszcillátor (0;100)	
Index árfolyam átlag (-50;50)	Index árfolyam EMA52 (75;175)	
Egymást követő növekvő/csökkenő periódusok (5;15)	Index árfolyam EMA26 (75;175)	
Index árfolyam gyorsulás (-12;12)	RSI (0;100)	

Table 2: A stratégiák indikátorai, zárójelben pedig a random sáv generálásának határai, forrás: saját szerkesztés, Vanfossan et al. (2020)

3 Szimuláció és eredmények

Az árfolyam és az indikátorok kezdeti értékeit egy excelben generált 100 lépésből álló szimulációból veszem 8 . Az adatgeneráló folyamat megegyezik az (1) egyenlet Brown-mozgást követő tagjával, vagyis az index fundamentális értékével. A kisbefektetők és a befektetési alapok bizalmi mutatójának, piaci hangulatának, tőkéjének és befektetett tőkéjének kezdeti értéke is egyenletes eloszlású valószínűségi változó. A kezdeti aggregált kereslet és kínálat szintén véletlen szám, egy 1000 és 10000 közti egyenletes eloszlásból. A kisbefektetők társadalmi kapcsolatait és annak változását szimuláló Erdős-Rényi gráf két újragenerálása közt eltelt idő is egy $\mathcal{U}(0,10)$ eloszlású valószínűségi változó. Minden szimulációt 60-szor futtattam, a seed értéke 100.

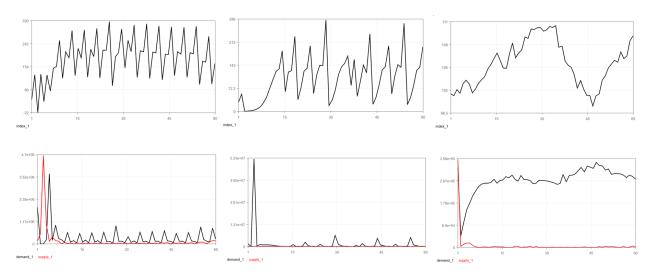


Figure 3: Az első szimuláció eredménye. Első oszlop: az index árfolyama és a kereslet-kínálat alakulása az (1) egyenletben leírt árfolyammal számolva. Második oszlop: árfolyam és kereslet-kínálat, az árfolyamot csak a kereslet és kínálat irányítja, a Brown-mozgás helyett az egyenletben P_{t-1} szerepel. Harmadik oszlop: árfolyam és kereslet-kínálat, az árfolyam csak a Brown-mozgás szerint alakul. Az alsó sorban a fekete vonal jelöli a kínálatot, a piros a keresletet. Forrás: saját szerkesztés

 $^{^8\}mathrm{Az}$ excel megtalálható a feltöltött dokumentumok között segéd.
xlsx és a használt értékek az initial_used munkalapon találhatók

A 3. ábrán 3 szimuláció eredményét hasonlítom össze, mindháromnál az ágensek száma a 2. ábrán közölt. Az első oszlopban látható annak az esetnek az outputja, amikor az árfolyam (1) szerint alakul. A kereslet és kínálat változása elég erőteljesen rángatja az árakat, aminek az lehet az oka, hogy a modellben az ágenseknél a beadott vételi vagy eladási ajánlatoknál a részvények száma nincs korlátozva, így ha valaki nagyon nagy mennyiségű ajánlatot tesz, az meg fogja növelni az index volatilitását. Az is leolvasható az ábráról, hogy az első esetben, amikor a Brown-mozgást követő fundamentális ár és a kereslet-kínálati sokk is megjelenik, az árfolyam leköveti a harmadik eset (a csak Brown-mozgásos árfolyam) kereslet-kínálati dinamikáját. Ez annak valószínűleg anak tudható be, hogy az árfolyamok a drift tag miatt felfelé mozognak, ezzel a keresletet erősítve, ami így további árfolyamnövekedéshez vezethet és így tovább. A kínálat jóval kisebb aránya azzal is magyarázható, hogy a stratégiák alsó hazárai talán túl alacsony szintre kerültek ezekhez az árfolyamszintekhez képest. A lenti, 4 ábra azt mutatja, hogy mi történik ha a kisbefektetők vagy a befektetési alapok számát minimálisra csökkentjük. Nagyon jól megfigyelhető a stratégiájuk: az alapok mean reverting stratégiája rángatja az árfolyamot egy átlagos érték körül, míg a trendkövető kisbefektetők esetében a folyamatos pozitív nettó túlkereslet miatt kilő az árfolyam, ekkor ugyanis a piaci hangulatuk a felfelé trendelő árfolyam miatt folyamatosan pozitív lesz, így ha a kereskedési sávuk minimumánál kisebb jelzést kapnak, akkor is vásárolni fognak.

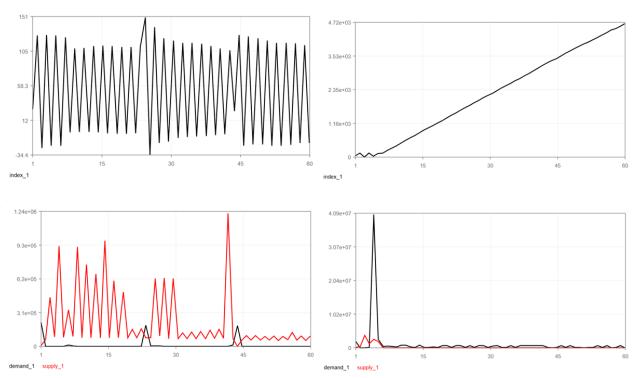


Figure 4: A kisbefektetők és a mutual fundok számán végzett érzékenységvizsgálat. Első oszlop: 25 mutual fund és 8 kisbefektető, második oszlop: 1 mutual fund és 2500 kisbefektető. Felső sor: index árfolyama, alsó sor: kereslet-kínálat alakulása, fekete a kínálat, a piros a kereslet. Forrás: saját szerkesztés

Érdekes lehet még megvizsgálni, hogy a kezdeti befektetési alapzámnál maradva, a kisbefektetők

számának további növelése milyen eredményekhez vezethet. A 5. ábra eredményei azt sugallják, hogy 200-szor akkor viszonylag jól vissza tudják szorítani az irracionális viselkedést. A 3. ábra első oszlopához képest azonban fontos változás, hogy az ingadozás mértéke nő az 5000 kisbefektetős esetben, valamint a trend iránya is növekvő, ami a kisbefektetők erősebb befolyását mutatja már 200-as aránynál is, de 400-as aránynál már elszáll az árfolyam.

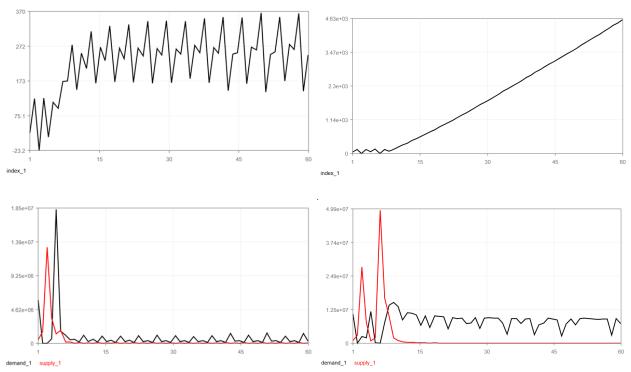


Figure 5: A kisbefektetők és a mutual fundok arányán végzett érzékenységvizsgálat. Első oszlop: 25 mutual fund és 5000 kisbefektető, második oszlop: 25 mutual fund és 10000 kisbefektető. Felső sor: index árfolyama, alsó sor: kereslet-kínálat alakulása, fekete a kínálat, a piros a kereslet. Forrás: saját szerkesztés

4 Implikációk, további kutatási lehetőségek

A fent bemutatott modell jelenleg nagyvonalú, kvalitatív eredmények bemutatására szolgál, azonban arra nagyon hasznos, hogy egy közelítő arányt megkaphatunk belőle, hogy milyen smart moneydumb money arány mellett alakulhat ki a GameStop-sztorihoz hasonló kisbefektetői flow hajtotta rally a tőzsdéken. Az eredmények további pontosításához a következő továbbfejlesztések járulhatak hozzá⁹: a kezdeti értékek finomhangolása, stratégiák átgondolása, kibővítése, kombinálása, a bizalmi mutató előjelének meghatározásakor az adott ágens piaci hangulatának figyelembe vétele, a logisztikus helyett más függvény forma használata a befektetett tőke kiszámítására, másféle ajánlatpárosítási algoritmus alkalmazása, az árfolyamegyenlet továbbfejlesztése, valamint érdekes lehet még az alapok

⁹A teljesség igénye nélkül

és a kisbefektetők hozamainak vizsgálata is.

Jelen modell tehát képes nagyságrendileg megmutatni azt a szükséges intézményi-retal befektetői arányt, amely mellett nem lehet torzítani irracionális mértékben a piacot, ám további, mélyebb következtetések levonására az előző bekezdésben leírt fejlesztésekre van szükség.

References

Bachelier, L. (1900). Théorie de la spéculation. Annales scientifiques de l'École normale supérieure, 17, pp.21–86. doi:https://doi.org/10.24033/asens.476.

Black, F. and Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities. Journal of Political Economy, 81(3), pp.637–654. doi:https://doi.org/10.1086/260062.

Chakraborty, T. and Kearns, M. (2011). Market making and mean reversion. Proceedings of the 12th ACM conference on Electronic commerce - EC '11. doi:https://doi.org/10.1145/1993574.1993622.

Linetsky, V. (1998). The Path Integral Approach to Financial Modeling and Options Pricing? Computational Economics, [online] 11, p.129. Available at: https://users.iems.northwestern.edu/linetsky/pathint.pdf [Accessed 17 Dec. 2023].

Mandelbrot, B. and Hudson, R.L. (2008). The (mis)behavior of markets: a fractal view of financial turbulence. New York: Basic Books.

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. The Journal of Finance, 7(1), pp.77–91. doi:https://doi.org/10.1111/j.156261.1952.tb01525.x.

Merton, R.C. (1974). ON THE PRICING OF CORPORATE DEBT: THE RISK STRUCTURE OF INTEREST RATES*. The Journal of Finance, 29(2), pp.449–470. doi:https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x.

Sharpe, W.F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk. The Journal of Finance, 19(3), pp.425–442. doi:https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x.

Vanfossan, S., Dagli, C.H. and Kwasa, B. (2020). An Agent-Based Approach to Artificial Stock Market Modeling. Procedia Computer Science, 168, pp.161–169. doi:https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.280.