

OTDK-dolgozat

2023

BUDAPESTI MŰSZAKI ÉS GAZDASÁGTUDOMÁNYI EGYETEM

VILLAMOSMÉRNÖKI ÉS INFORMATIKAI KAR



**MESTERSÉGES INTELLIGENCIÁT HASZNÁLÓ ALGORITMIKUS
KERESKEDÉS ALKALMAZHATÓSÁGI VIZSGÁLATA**

**APPLICATION STUDY OF ALGORITHMIC TRADING USING
ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

Németh Marcell

Konzulens: Dr. Szűcs Gábor, Ónozó Livia (MNB)

Kézirat lezárásának dátuma: 2021. 11. 01.

Tartalomjegyzék

Összefoglaló	3
Abstract.....	4
1 Bevezetés	5
2 MI módszerek az algoritmikus kereskedésben	6
2.1 Tőzsdei kereskedés egy részvénnyel	6
2.2 Tőzsdei kereskedés több részvénnyel	7
2.3 Alapfogalmak.....	8
3 Piacmodell és a környezet leírói	10
3.1 Adatok.....	10
3.2 Technikai indikátorok	11
3.3 Kereskedési folyamat paraméterei.....	11
4 Alkalmazott modell.....	13
4.1 Főbb elemek.....	13
4.2 Működési elv.....	14
4.3 Faktor csoportok	15
4.4 Volatilitás kezelése	18
4.5 Mérések és egyéb eredmények	19
5 A módszer vizsgálata átláthatóság szempontjából	23
5.1 Transzparencia a pénzügyi folyamatokban.....	24
5.2 Átláthatóság a saját modellt illetően	26
6 Algoritmikus kereskedés hatásai a piacra és szükséges szabályozásai	27
6.1 Gépi kereskedés hatásai a tranzakció lefolyására	27
6.2 Hatásai a piaci likviditásra	28
6.3 Hatásai az eszközárak volatilitására	29
6.4 Az algoritmikus kereskedés főbb jogszabálya: MiFID II.....	30
6.5 Főbb szabályozási feladatok	30
7 Összefoglalás.....	33
Köszönetnyilvánítás	35
Irodalomjegyzék.....	36

Összefoglaló

A pénzügyi szektorban algoritmikus kereskedésnek számít minden olyan kereskedési mód, ahol a megbízás paramétereinek (időzítés, ár, mennyiség) meghatározását, valamint a megbízás kezelését egy számítógépes algoritmus végzi, korlátozott emberi beavatkozással vagy emberi beavatkozás nélkül.

A szakirodalomban mély megerősítéses tanulást alkalmazó fejlesztésekkel már bizonyították a gépi kereskedő algoritmusok létjogosultságát a portfóliók kezelésében. Jelen kutatás egyik célja, hogy hogyan lehet minél robusztusabb megerősítéses tanuló modellt készíteni, amely képes változó kockázatvállalási hajlandóságú kereskedést szimulálni a piac dinamikájához igazodva a portfólió értékének maximalizálása és a kockázat, illetve egyéb negatív következmények minimalizálása mellett.

A dolgozat a megerősítéses tanulás pénzügyi alkalmazásának rövid elméleti áttekintésével kezdődik, kiemelt figyelmet fordítva az egyes algoritmusok, modellek gyakorlati előnyeire és hátrányaira. Ezt követően bemutatásra kerül egy újonnan fejlesztett kereskedő modell a szimulációs részvénytőzsi környezeten, a piac dinamikájának modellezéséhez használt faktorok és adatok ismertetése mellett.

A TDK munka többi része a mesterséges intelligenciát alkalmazó algoritmikus kereskedés olyan fontos kérdéseivel foglalkozik mint, hogy hogyan lehet minél átláthatóbbá tenni a sok esetben black-box módon működő modelleket, illetve milyen szabályozási feladatok merülhetnek fel az automatizált kereskedés használatával.

A pénzügyi döntések mögött álló modellek transzparens működése különösen fontos lehet olyan esetekben, amikor a portfólió kezelőjének el kell tudnia számolni a lehetséges kockázati faktorokkal az ügyfelek vagy akár a szabályozók felé. Ezekben az esetekben olyan kérdések merülhetnek fel, mint például, hogy mi indokolta a portfólió újra súlyozását vagy biztosítók esetében miért éppen bizonyos ügyfelek nem kaptak hitelt?

Egyes felmérések szerint manapság a világ tőzsdéin kötött ügyletek több, mint 80% automatizált kereskedési stratégiák alkalmazásával valósul meg. A dolgozat külön fejezetben foglalkozik azzal a kérdéssel, hogy milyen szabályozási lépések lehetnek indokoltak a kereskedő robotok elterjedésével, pl. piaci likviditás biztosítása vagy akár a kisbefektetők védelme érdekében.

Abstract

In the financial sector, any type of trading is considered, algorithmic trading where the determination of the order parameters (timing, price, quantity) as well as the order management is performed by a computer algorithm, with or without limited human intervention. The research resulting in this dissertation aims to find ways to develop and refine deep-reinforced learning models to execute trading that maximize revenue and minimize investment risk.

Developments using deep reinforcement learning in the literature have already demonstrated the viability of machine trading algorithms in portfolio management. One of the aims of the present research is to create a robust reinforcement learner model that can simulate trading with varying risk appetite in line with market dynamics while maximizing portfolio value and minimizing risk and other negative consequences.

The dissertation begins with a brief theoretical overview of the financial application of reinforcing learning, paying special attention to the practical advantages and disadvantages of each algorithm and model. This is followed by the presentation of a newly developed trading model along with a description of the simulation stock market environment, factors and data used to model market dynamics.

The rest of the work addresses important issues in algorithmic trading using artificial intelligence, such as how to make models that operate in many cases in a black-box way as transparent as possible, and what regulatory tasks may arise using automated trading.

The transparent operation of the models behind financial decisions can be particularly important in cases where the portfolio manager needs to be able to account for potential risk factors to clients or even regulators. In these cases, questions may arise, such as what justified the re-weighting of the portfolio or, in the case of insurance companies, why certain customers did or did not receive credit?

According to some surveys, today more than 80% of transactions on the world's stock exchanges are carried out using automated trading strategies. The dissertation deals with the issue of what regulatory steps may be justified by the proliferation of trading robots, e.g. to provide market liquidity or even to protect retail investors.

1 Bevezetés

Az algoritmikus kereskedés legfőbb előnyei közé tartozik, hogy kvázi tökéletesen képes a tranzakciók végrehajtására az emberi tényező minél nagyobb mértékű kiiktatásával. Ez a velejáró lehetővé teszi a nagyságrendekkel gyorsabb és hatékonyabb kereskedést egyszerre több piacon is, amelyre az emberi kereskedők aligha lennének képesek ilyen feltételek mellett.

Az automatizált folyamatok optimalizálásának egyik legfőbb eszköze a mesterséges intelligencia és azon belül a gépi tanulás módszerei. A gépi tanulás egy informális definíció szerint olyan módszerek gyűjtőneve, amelyek (kisebb) nagyobb méretű adathalmazok felhasználásával képesek feltárni az adatforrásban rejlő összefüggéseket és a historikus adatok felhasználásával előrejelzéseket előállítani anélkül, hogy az összefüggések konkrétan meg lettek volna adva.

A mélytanulás (deep learning) a gépi tanulás azon részterülete, amely ún. neurális hálókat használ az adatokban rejlő rejtett mintázatok feltárására. A neurális hálók megfelelően definiálva univerzális függvény approximátorként képesek működni, azaz elméletben bármilyen kvantitatív összefüggést képesek felismerni az adathalmaz változói között. Sokszor vitatott hátrányuk, amelyről a dolgozatban is szó lesz az ember számára legtöbb esetben átláthatatlan működés. A dolgozat egyik fő fejezetében bemutatott gépi tanuló modell a gépi tanulás egy manapság rendkívül gyorsan fejlődő területét, a megerősítéses tanulás technikáit kombinálja a mélytanulással.

A mesterséges intelligencia alkalmazása amellet, hogy számtalan előnnyel jár a pénzügyek világában felvet számos etikai és szabályozási kérdést is. A dolgozat másik két fő fejezete olyan kérdésekkel foglalkozik, mint például, hogy hogyan lehetséges interpretálni emberek számára a modellek döntései mögött rejlő összefüggéseket, illetve milyen szabályozások szükségesek a modellek rendszeresített működéséhez annak érdekében, hogy használatuk biztonságos és kontrollált legyen.

2 MI módszerek az algoritmikus kereskedésben

A megerősítéses tanulás egyik legnépszerűbb alkalmazási területe az algoritmikus tőzsdei kereskedés. A nyereséges tőzsdei kereskedési stratégia létfontosságú a bankok, befektetési alapok számára, melynek sikeréhez a gépi tanulás által felismert összefüggések nagyban hozzájárulhatnak.

Ahhoz, hogy a megerősítéses tanulási algoritmusokat használni tudjuk algoritmikus tőzsdei kereskedésre, a problémát meg kell fogalmaznunk, mint egy Markov döntési folyamatot, kereskedési célunkat pedig, mint egy maximalizálási problémát. Ahhoz, hogy egy problémát Markov döntési folyamatként megfogalmazzunk szükséges definiálnunk a környezet állapotterét, a lehetséges tevékenységeket, valamint a jutalom függvényt.

2.1 Tőzsdei kereskedés egy részvénnel

Elsőként vegyük azt az esetet, amikor csak egyetlen cég részvényeivel szeretnénk kereskedni a tőzsdén és ehhez hozzuk létre a modellünket. Itt a környezet állapotterét az adott cég részvényének az ára határozza meg, emellett pedig felhasználhatjuk a korábbi részvényárfolyamokat, valamint technikai indikátorokat is mint bemenő adatok.

A modell alapvetően három tevékenységet tud végrehajtani ebben a környezetben: elad, tart, illetve vesz részvényt, melyet az alábbi formában szokás megadni, rendre: $\{-1, 0, 1\}$. A tevékenységeket azonban úgy is definiálhatjuk, hogy a modell határozza meg vásárlandó részvények számát, például a $\{-10, \dots, -1, 0, 1, \dots, 10\}$ vektorral tudjuk definiálni azt az állapotteret, melyben a modellünk képes 1-10 részvény eladására, illetve megvételére [12].

Végül szükségünk van a jutalomfüggvény definíciójára, amely a modellünk ösztönzőmechanizmusa a jobb cselekvés megtanulására. Tőzsdei kereskedésben egyszerűen meghatározhatjuk a jutalomfüggvényt azzal, hogy a portfólió új értékéből kivonjuk az előző állapotban vett értékét [12][25]. A cél egy olyan kereskedési stratégia megtervezése, amely maximalizálja a portfóliónk értékének pozitív változását valós környezetben.

Egy lépésben a modell megkapja a környezet állapotát, amely tartalmazza az aktuális és korábbi részvényárat, valamint a használt technikai indikátorokat. Ez alapján

a modell kiválaszt egy tevékenységet, és a következő részvényár alapján meghatározható a tevékenység jósága, amivel taníthatjuk a modellt.

2.2 Tőzsdei kereskedés több részvénnyel

Abban esetben, hogyha már nem csak egy részvénnyel szeretnénk kereskedni, hanem több cégnek a részvényeit is figyelembe vesszük, akkor változtatnunk kell a modellünkön, valamint figyelembe kell vennünk, hogy az állapottér, valamint a tevékenységtér mérete a részvények számával arányosan exponenciálisan nő.

Ebben az esetben az állapottér már nemcsak egy cég részvényárfolyama határozza meg, hanem a számításba vett összes cég részvényárfolyama, valamint az ezekből számított technikai indikátorok. Általánosan felírva, hogyha c darab cég részvényével kereskedünk és minden részvényt l darab jellemzővel írunk le, akkor az állapottér egy $(1 + l)^c + 1$ hosszú vektor határozza meg (minden cégre az általunk birtokolt részvények száma, az l darab jellemző, valamint a még rendelkezésre álló tőkénk) [12].

A tevékenységek tere is változik azzal, hogy több részvényt veszünk figyelembe. Egy részvénnyel kereskedve a $\{-k, \dots, -1, 0, 1, \dots, k\}$ vektorral tudtuk leírni a végrehajtandó akciók terét, ahol k határozta meg, hogy egyszerre hány részvénnyel kereskedhet a modellünk. Általánosan c darab cég részvénnyel kereskedve minden céghez meghatározhatunk egy ugyanilyen halmazt, így $(2k + 1)^c$ hosszú vektor határozza meg a tevékenységek terét.

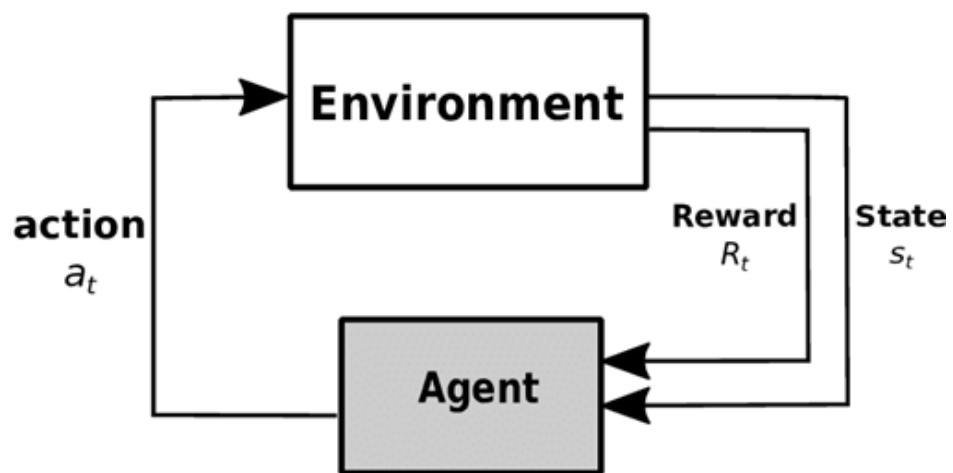
A jutalomfüggvény azonban nem változik abban az esetben, hogyha növeljük a részvények számát. Egyedül a portfólió értékének meghatározását kell módosítanunk, ahol már az összes általunk birtokolt részvény számát kell összeszoroznunk a részvények árával és ehhez hozzáadnunk a rendelkezésre álló készpénzünket.

Egy lépésben a modell a cégek részvényárfolyamai alapján mindegyik részvényhez meghatározza, hogy mennyit vesz, ad el, vagy éppen tartja a részvényeket. Az új árfolyam alapján meghatározható a döntés jósága, amivel taníthatjuk a modellünket.

Az így meghatározott környezetet már felhasználhatjuk megerősítéses tanuláshoz. Több megerősítéses tanulási algoritmust is taníthatunk a környezetet felhasználva, melyeket tesztelve kiválaszthatjuk a legjobbat, amivel elkezdhetünk kereskedni a tőzsdén.

2.3 Alapfogalmak

A gépi tanulásnak három alapvető paradigmája van: felügyelt tanulás, felügyelet nélküli tanulás és megerősítéses tanulás [19]. Felügyelt tanulás esetén a gépi tanulás célja, hogy megtanuljon egy függvényt, amely a bemeneti adatokból meghatározza a kimeneti adatokat, mindezt példákra alapozva. Ezzel ellentétben a felügyelet nélküli tanulás esetében előre nem meghatározott mintákat keresünk az adatokban. Megerősítéses tanulás [24] esetén a gépi tanulási modellünket betesszük egy környezetbe, amelyben próbákon és hibákon keresztül a modell (az ábrában: agent, így magyar megfelelőjeként az ágens szót is szokták még használni) megtanulja hogyan maximalizálja a jutalmát (reward) az adott környezetben. A t -edik időpontban kapott jutalmat R_t -vel, az állapotot (state) S_t -vel és a cselekvést (action) pedig a_t -vel jelöljük.



2.2.1 ábra. A megerősítéses tanulás folyamata [2]

Vannak olyan gépi tanuló algoritmusok, amelyek megpróbálnak egy modellt építeni a környezetről a róla begyűjtött információk alapján, és ezen modell alapján tervezik meg a viselkedésüket. A másik csoport a modell nélküli algoritmusok, amelyek egy modell építése nélkül próbálják meghatározni az optimális stratégiát a környezetben. A gépi tanulási modell alapján több kategóriába tudjuk sorolni a megerősítéses tanulási algoritmusokat [3]. A hasznosságalapú modellek (utility-based vagy más néven value-based) az állapotokra alapozott hasznosságfüggvényt tanulják meg, és ennek alapján választják ki azokat a cselekvéseiket, amelyekkel maximálják az elérhető hasznosság várható értékét. A stratégiaalapú (policy-based) modellek ehelyett megpróbálják meghatározni a cselekvésérték függvényt (action-value function) – vagy más néven Q-függvényt – amely segítségével már egyértelműen meghatározható, hogyan kell az adott állapotban cselekedni, hiszen a Q-függvény valamilyen várható hasznot tulajdonít egy adott állapotban egy adott cselekvésnek. A hasznosságalapú algoritmusoknak a környezet

valamilyen modelljével is rendelkezniük kell, egy Q-tanuló algoritmus viszont össze tudja hasonlítani a lehetséges választásait anélkül, hogy tudná, mire vezetnek, így nincs szüksége a környezet modelljére. A cselekvő-kritikus (actor-critic) algoritmusok [1] egyszerre stratégia- és hasznosság alapúak, eltárolják mind a hasznosságfüggvényt, mind a cselekvésérték függvényt és mindkettőt felhasználják a legjobb döntés kiszámításához.

3 Piacmodell és a környezet leírói

Az előző fejezetekben tárgyalt szakirodalom után ebben a fejezetben egy olyan piacmodellt és környezetét mutatom be, amelyet saját magam implementáltam ahhoz, hogy vizsgálni tudjam a részleteket. A környezet, pontosabban a környezet egyes állapotainak leírására egy többdimenziós feature halmazt kellett meghatározni, amelyeken keresztül az ágens a lehető legnagyobb hatásfokkal tudja megtanulni a piac viselkedéséhez való alkalmazkodást.

3.1 Adatok

A különböző modell ágensek azonos pénzpiaci adathalmazt kaptak bemenetül a Yahoo Finance szolgáltatón keresztül. Az adathalmaz a következő 7 feature-t tartalmazza eredetileg, amelyek napi felbontásban kerültek letöltésre: részvény TIC azonosítója, időbélyeg, napi nyitóár, napi záróár, napi legmagasabb ár, napi legalacsonyabb ár és végül a napi összesen kereskedett mennyiség.

A modellezéshez lehet csak néhány részvényt alapul venni [25], de a saját kutatás fő eredményeihez én a DOW30 index elemeit használtam fel, amelyek a következők voltak: AAPL, MSFT, JPM, V, RTX, PG, GS, NKE, DIS, AXP, HD, INTC, WMT, IBM, MRK, UNH, KO, CAT, TRV, JNJ, CVX, MCD, VZ, CSCO, XOM, BA, MMM, PFE, WBA, DD.

A Yahoo Finance API-n keresztül elfogadható minőségben 2009. január 1-ig visszamenőleg voltak elérhetőek az adatok ilyen felbontásban, így a végső adathalmaz 2021. július 20-ig 12 és fél évet fed le hozzávetőlegesen. Fontos megjegyezni, hogy további fejlesztésekhez fontos lépés lesz minél nagyobb részletességű pénzügyi adathoz hozzájutni.

	date	open	high	low	close	volume	tic	day
0	2008-12-31	3.070357	3.133571	3.047857	2.617247	607541200	AAPL	2
1	2008-12-31	17.969999	18.750000	17.910000	15.025569	9625600	AXP	2
2	2008-12-31	41.590000	43.049999	41.500000	32.005901	5443100	BA	2
3	2008-12-31	43.700001	45.099998	43.700001	31.095800	6277400	CAT	2
4	2008-12-31	16.180000	16.549999	16.120001	12.019092	37513700	CSCO	2

3.1.1 ábra: Részvények adatai

A következő fejezetekben bemutatott fejlesztések nem foglalkoznak a tanító és tesztthalmazok időablakának optimalizációjával, jelen kutatásban a tanítóadatok a más benchmark kutatásokkal való könnyű összehasonlíthatóság végett 2009. január 1-től egészen 2020. április 1-ig tartó ablakból kerültek ki, míg a validációs időszak 2020. április 2-től 2021. július 20-ig tartott.

3.2 Technikai indikátorok

A következő, modellt bemutató fejezetekben részletesebben bemutatásra kerülő állapottér a gyakorlatban már bevált, népszerű technikai indikátorok [21] és segédmennyiségek segítségével [26] került leírásra. Az alkalmazott faktorok legbővebb halmaza a következő volt:

Alapvető faktorok a részvények és magának a portfóliónak a jellemzésére:

- fennmaradó egyenleg: a kereskedési folyamatban még felhasználható készpénz mennyiség
- elérhető részvény mennyiség: az egyes részvényekből már megvásárolt darabszám
- nyitó / záró részvényár
- napi legmagasabb / legalacsonyabb részvényár
- korrigált záró részvényár: nap végi záróárhoz igazítva

Technikai indikátorok az árfolyamok dinamikájának jellemzésére:

- momentum indikátorok:
 - MACD, RSI 6 / 12 / 30, ADX, CCI 30
- volatilitás indikátorok:
 - VR, ATR, Bollinger-band
- Kereskedett mennyiség indikátorok:
 - MFI, OBV, NVI, VPT, ADI

3.3 Kereskedési folyamat paraméterei

A kereskedési folyamat, stratégia kialakítását ugyan teljes mértékben az ágensek végzik a jutalomfüggvény maximalizálását célként szem előtt tartva, azonban a valósághű

pénzpiaci kereskedés érdekében pár megkötést/könnyítést is be kellett vezetni a modellbe [25]:

- piaci likviditás, shortfall kezelés: a tranzakciók azonnali hatállyal történnek és az ügyletek nem befolyásolják szignifikánsan az eszköz árát
- nemnegatív egyenleg: az ágensek ügyletei nem eredményezhetnek negatív részvényegyenleget:

$$b_{t+1} = b_t + (p_t^{eladott})^\top h_t^{eladott} - (p_t^{vett})^\top h_t^{vett} \geq 0, \quad (3.3.1)$$

ahol b_t az egyenleg a t pillanatban, $p_t^{eladott/vett}$ az eladott/vett részvények napi záróára a t pillanatban és $h_t^{eladott/vett}$ az eladott/vett részvények mennyisége a t pillanatban.

- tranzakciós költségek: az egyes tranzakciók után ügyleti költségek merülnek fel, amelyeket a modell is implementál. Ilyen költségek lehetnek az átváltási, végrehajtási vagy akár a SEC (Securities and Exchange Commission) díjai. A modellben az egyszerűség kedvéért csak egyetlen, állandó, a kereskedett eszköz értékének 1/1000-t érő díj került bevezetésre (eladás és vétel esetén is).

$$c_t = p^\top b_t \times 0,1\% \quad (3.3.2)$$

A kutatás második felében az eddigi megkötések mellett bevezetésre került egy indikátor, amely a piaci turbulenciát [11] méri. Ez a faktor olyan piaci helyzetekben képes figyelmeztetni a kereskedés visszafogására vagy akár felfüggesztésére, amikor a piac a megszokottól eltérő, túlzottan volatilis, instabil jeleket mutat. Konkrét példaként lehet hozni ilyen időszakokra a 2008-as válságot, piaci buborékokat vagy akár a háborúkat is.

4 Alkalmazott modell

A részvénykereskedelmi feladatok sztochasztikus jellegének köszönhetően a jelen kereskedési feladatot egy Markov Döntési folyamat (MDP) problémaként modellezzük [15]. A döntési folyamat magában foglalja a részvényárfolyam változásának követését, az adásvételi tevékenységek meghatározását és a jutalom számítását. Az előbb felsorolt alfeladatokat figyelembe véve alakítják ki az egyes ágensek a végső kereskedési stratégiájukat, azaz a policy-t.

Összességében elmondható, hogy az ágensek a környezettel kapcsolatba lépve, azzal interakciókon keresztül jutnak el egy olyan kereskedési stratégiához, amely maximalizálja a jutalomfüggvényt az idő előrehaladtával.

A következő alfejezetekben a megerősítéses tanuló modell legfontosabb elemei kerülnek bemutatásra, amelyek úgy lettek kialakítva, hogy maximalizálják a portfólió értékét és minimalizálják a kereskedés közben fellépő kockázati faktorokat [27].

4.1 Főbb elemek

Ebben a fejezetben az elméleti bevezetőben bemutatott mélytanuló módszereket implementáló ágensek legfontosabb összetevői kerülnek bemutatásra. Az állapottér leírására egy több dimenziós vektort használtam, amely a kiinduló fejlesztésben az összes előző fejezetben említett faktort tartalmazta egy s állapot meghatározására: $s_t = [b_t, p_t, h_t, \text{technikai indikátorok}_t]$, ahol

- $b_t \in R^+$: rendelkezésre álló készpénz mennyisége a t időpillanatban
- $p_t \in R^{30+}$: a részvények korrigált napi záróára a t időpillanatban
- $h_t \in N^{30}$: az egyes részvényekből birtokolt mennyiség a t időpillanatban
- $\text{technikai indikátorok}_t$: a 14 különböző felhasznált faktor, amelyek a piac dinamikáját modellezzik a t időpillanatban

Az ágensek által végezhető tevékenységeket egy folytonos térben kezeltem [25]. A tevékenységek leírására a $\{-k \dots 0 \dots k\}$ vektor használatos, ahol k az egy állapotban eladható részvénydarabszám.

Az ágensek jutalomfüggvénye az $s_t - b$ ől s_{t+1} állapotba vezető átmenet alatt elért változás a portfólió értékében, azaz:

$$r(s_t, a_t, s_{t+1}) = \gamma [(b_{t+1} + p_{t+1}^T h_{t+1}) - (b_t + p_t^T h_t) - c_t] \quad (4.1.1)$$

A birtokolt részvények számának változása:

$$h_{t+1} = h_t - h_t^{eladott} + h_t^{vett} \quad (4.1.2)$$

A modellek végső döntése egy olyan állapotokra vonatkozó tevékenységsorozatot eredményez, amely megmondja, hogy az egyes állapotokban mi a valószínűségi eloszlása az egyes tevékenységeknek. Minden egyes állapotban 3 lehetséges esemény hajtható végre: eladás, tartás (nincs se eladás, se vétel) és vétel. Legyen d egy adott részvény a portfólióból $d = (1, \dots, D)$:

- $k[d] \in [1, h[d]]$ részvény eladása $h_{t+1}[d] = h_t[d] - k[d]$ mennyiséget eredményez, ahol $k[d] \in \mathbb{Z}^+$ és $d = (1, \dots, D)$
- tartás esetén $h_{t+1}[d] = h_t[d]$
- $k[d]$ részvény vásárlása $h_{t+1}[d] = h_t[d] + k[d]$ mennyiséget eredményez

A teljes folyamat során a portfólió értéke $p^T h + b$ értékű.

4.2 Működési elv

Az implementált modellem egy elosztott technikát alkalmaz, amely felváltva használja az aktuálisan legjobban teljesítő modellt és a modell számára aktuálisan leginformatívabb faktorcsoporthoz a következők szerint:

1. A teljes kereskedési időszakot tanító és validációs intervallumokra osztjuk, egymást nem átfedve.
2. Inicializálásra kerül 3-3-3 különböző tanuló algoritmus (PPO, DDPG és A2C) / ágens, amelyek párhuzamosan, ugyanazon állapotleírók felhasználásával tanulnak. A fejlesztések során kezdetben 9 helyett csak 3 modell végezte a kereskedést, azaz 1-1-1 ágens került inicializálásra.
3. A modelleket elkezdjük tanítani egy kezdeti időszakon, majd a tanítási időszakot követő 3 hónapnyi validációs időablakon kiértékeljük őket és az aktuálisan legjobban teljesítőt kiválasztjuk a következő negyedévre való tevékenység predikcióhoz. A kiválasztás az elért Sharpe hányados alapján történik, amelyben $\bar{r}_p$ a profit értéke, r_f a kockázatmentes kamatláb és σ_p a portfólió részvényeinek volatilitása (szórása).

$$\text{Sharpe -hányados} = \frac{\bar{r}_p - r_f}{\sigma_p} \quad (4.2.1)$$

4. A tanítóidőszakot bővítjük 3 hónappal, majd újraindul a ciklus.

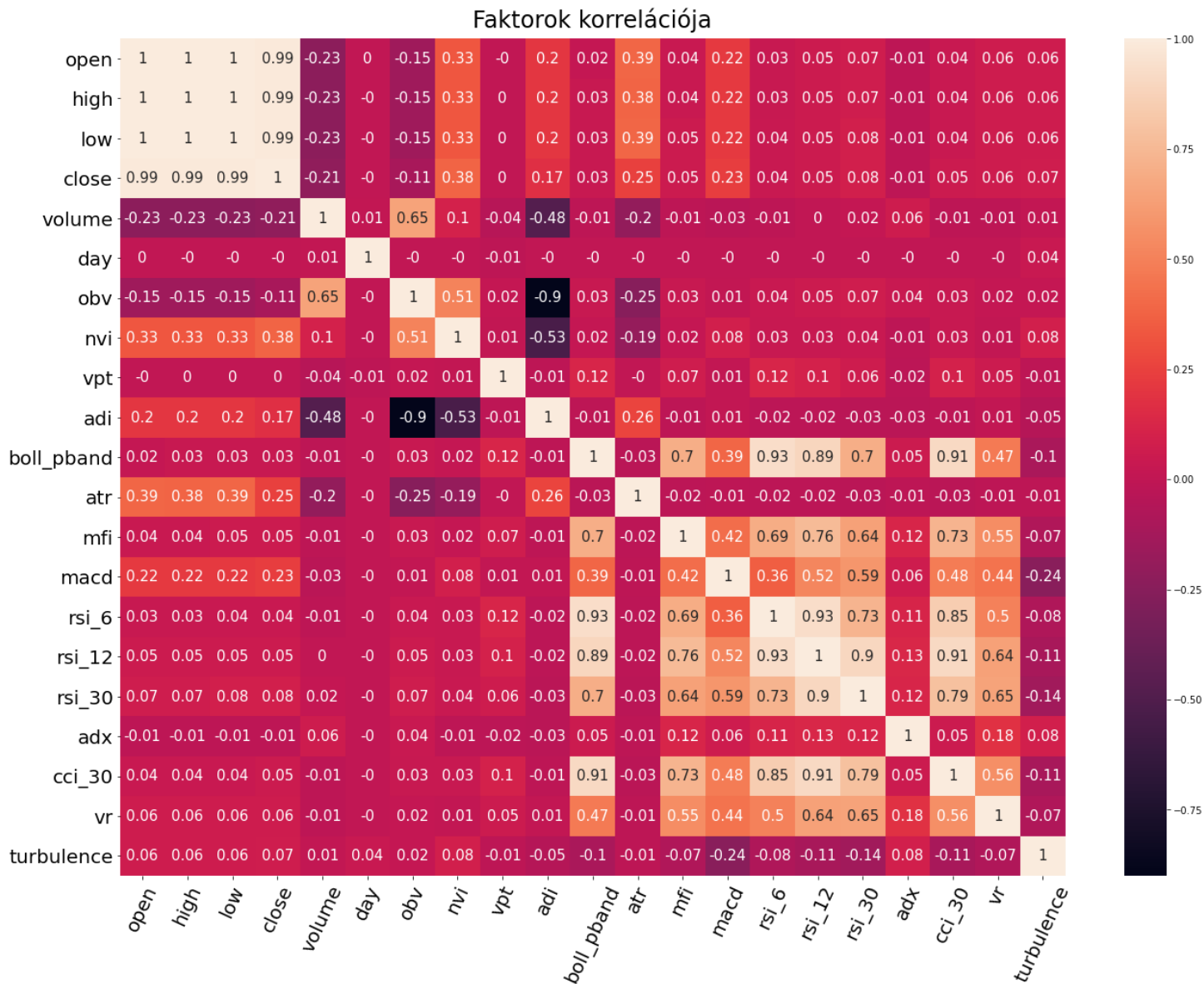
4.3 Faktor csoportok

Az elosztott működés kihasználásához a megoldáshoz legelső lépésben meg kellett határozni azokat a funkciócsoportokat, amik szerint a technikai indikátorokat csoportosítani lehet. A segéd, azaz másodrendbeli, a modellben érdemben nem használt faktorokon (mint pl. a hét napja) kívül három fő csoport került meghatározásra: momentum típusú indikátorok, volatilitást mérő indikátorok és a piacon kereskedett mennyiségről információt szolgáltató indikátorok. A csoportok egymást nem fedik át, diszjunkt halmazokat alkotnak. Ezzel a módszerrel olyan új információkat kaphatunk az egyes ágens példányoktól, amelyek segíthetnek megérteni, hogy az egyes modellek bizonyos faktorcsoportokkal milyen hatékonyan tudnak együttműködni, azaz közvetett ismereteket kaphatunk arról, hogy különböző piaci időszakokban milyen módszereket érdemes használni és melyek azok a dinamikai indikátorok, amelyek a legtöbb hasznos információt hordozzák.

A csoportok elkülönítése és különböző jósági metrikák alapján történő felhasználása nem csak egy még robusztusabb modellt eredményezhet, hanem a pénzügyi világban sokszor kritikus pontként kezelt transzparencia, algoritmus átlátszóság problémáját is enyhíti. Annak ellenére, hogy a deep learning módszerek alkalmazása továbbra is erősíti a fejlesztések black-box jellegét, az itt bemutatott ensemble döntés tisztán visszakövethető az összes kereskedési periódusra. Ezeket a döntéseket vizsgálva egyértelműen láthatjuk, hogy a piac egyes időszakaiban melyek voltak azok a hangsúlyos dinamikai leírók (momentum, volatilitás, kereskedett mennyiség), amelyek alapján a pozíció felvételét vagy feladását határozta a modell.

A technikai indikátorok beválogatása az egyes csoportokba elsősorban statisztikai módszerek alapján történt. A szakirodalomban legtöbbet használt faktorokat alapul véve kerültek összeállításra a funkciócsoportok, majd az adatok normalizálása után Pearson-korreláció alapján elhagyásra kerültek szükségtelen indikátorok. Korábban említésre került, hogy nem csak a csoportokon belül törekedtem a minél nagyobb függetlenségre, de a csoportok között sincs átfedés a robusztusság növelése érdekében.

A kezdeti feature tér a technikai indikátorokról szóló fejezetben bemutatott faktorokat tartalmazta, amelyek korrelációs heatmap-je a következő ábrán látható:

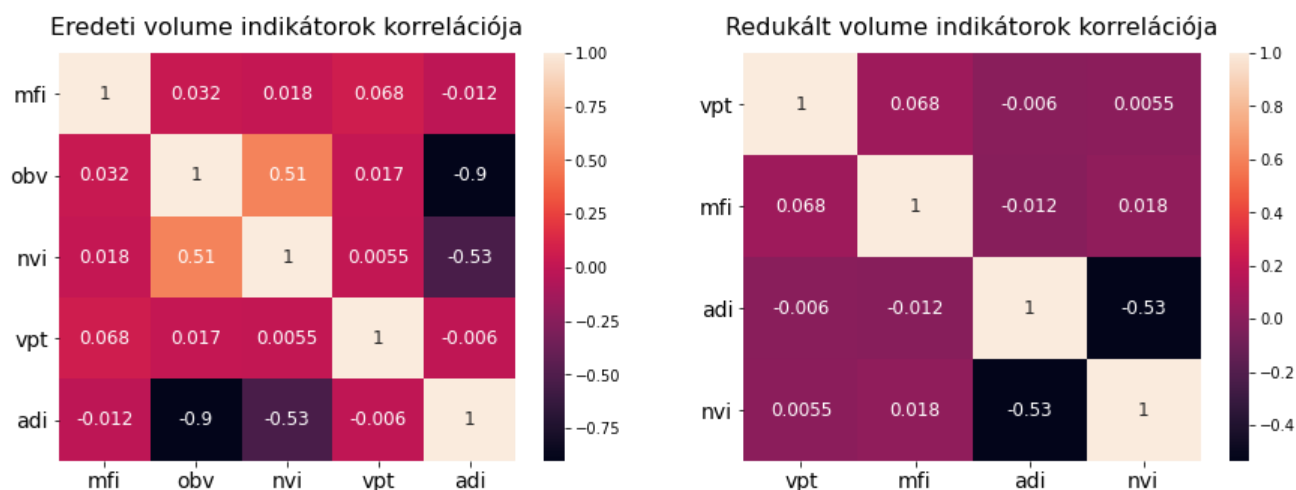


4.3.1 ábra: A teljes faktortér korrelációja hő térképen ábrázolva

Látható, hogy jelentős számú faktor egymást magyarázza, a pozitív korrelációjuk magas. A túltanulás elkerülése és a robusztus predikciók elérésének érdekében az egyes funkciócsoportok backward feature elimination alkalmazásával szűkítésre kerültek. Első lépésként meghatározásra került egy konstans érték az erős pozitív korreláció definiálására, amely alsó határa 0,3 lett. Következő lépésként kiválasztásra kerültek azon technikai indikátorok, amelyek a legtöbb másik indikátorral korreláltak erősen pozitívan egy funkciócsoporton belül. Amennyiben két indikátor hasonló számosságú másik indikátorral korrelált erősen pozitívan, abban az esetben a szakirodalomban többet hivatkozott és a gyakorlatban többet alkalmazott indikátor került megtartásra. Általánosságban elmondható, hogy a feature elimination során minél több faktor megtartása volt a cél.

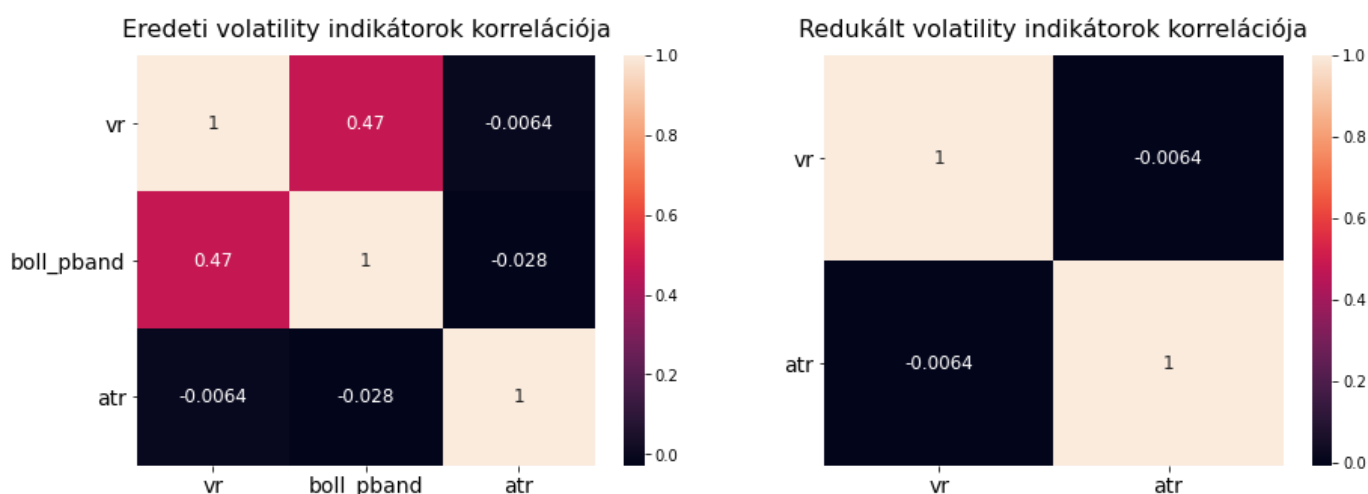
A következő ábrákon láthatóak az eredeti és a redukált faktorcsoportok technikai indikátorai és azok közötti korrelációik. Észrevehető az utolsó két, momentum indikátorokat tartalmazó heatmap-en, hogy redukció után is szerepelnek egymással erősen korreláló RSI indikátorok. Ezek a faktorok szándékosan lettek meghagyva, ugyanis ugyanazt a piacdinamikai jelenséget modellezzik más-más időablakokban, amelyek autokorrelációja elkerülhetetlen.

1. Kereskedési mennyiségre (volume) vonatkozó indikátorok:



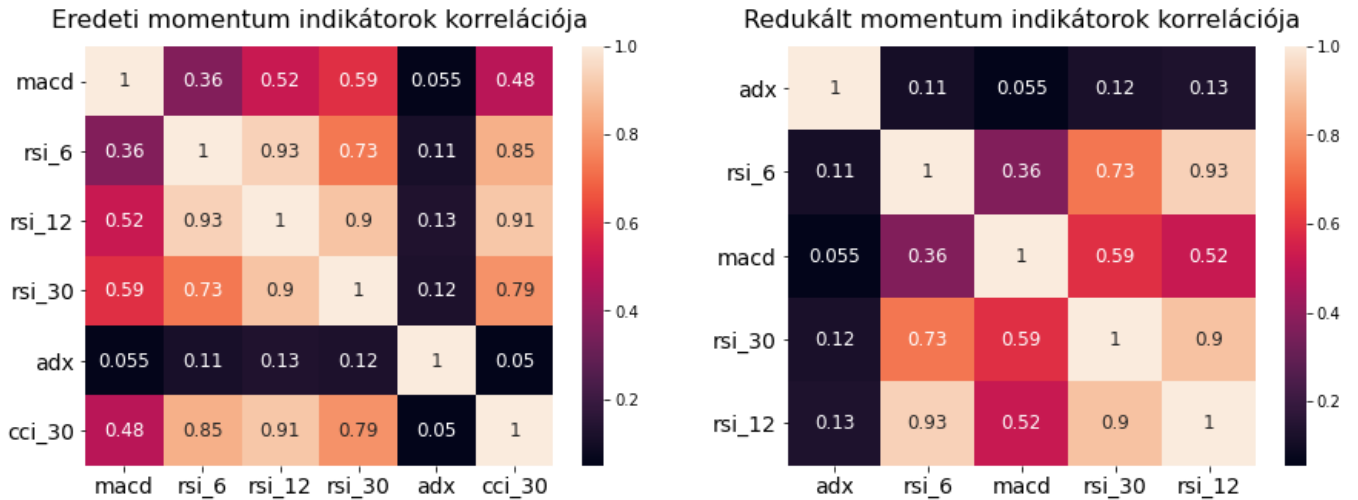
4.3.2 ábra: Kereskedési mennyiségre vonatkozó indikátorok korrelációja

2. Piaci volatilitásra (volatility) vonatkozó indikátorok:



4.3.3 ábra: Piaci volatilitásra vonatkozó indikátorok korrelációja

3. Momentum indikátorok:



4.3.4 ábra: Momentum indikátorok korrelációja

A faktorokat csoportokra osztva tehát mind a PPO, DDPG és A2C algoritmusokhoz bemenetként adható mind a három (volatilitás, kereskedett mennyiség és momentum) funkciócsoport.

4.4 Volatilitás kezelése

A korábban már említett piaci turbulencia index [11] nem csak egy konstans korlátként, hanem egyfajta megszakítóként került bele a fejlettebb modellbe:

$$\text{turbulencia}_t = (y_t - \mu)\varepsilon^{-1} \cdot (y_t - \mu)^T \in R, \quad (4.4.1)$$

ahol y_t a részvények hozama az adott periódusban, μ a historikus átlaghozam és ε a kovariancia mátrix.

Kiemelkedően volatilis körülmények esetén, egy előre definiált korlát átlépésekor a jutalomfüggvény egy olyan célfüggvénné változik, amely a portfólió értékvesztését szándékozik minimalizálni a pozíciók felszámolásával:

$$r_{eladás} = (p_{t+1} - p_t)^T k_t \quad (4.4.2)$$

A szélsőséges helyzeteket jelző mutatóhoz igazítva az egyszerű, portfólió értékét maximalizáló jutalomfüggvény átalakult egy súlyozott összetett függvénné, amely adaptívan változik az éppen aktuálisan legfontosabb kereskedési részfeladatokhoz. A modellek közti döntés minden egyes 3 hónapos periódus végén a következők alapján történt:

1. Meghatározásra került mind a 9 modell által elért Sharpe-mutató és maximális drawdown mértéke.

2. A Sharpe és drawdown értékek külön-külön skálázásra kerültek a [0,1] intervallumba.
3. A skálázott 1-1 érték modellenként aggregálásra került így eredményezve egy standard pontszámot.
4. A turbulencia index skálázásra került a [0,1] intervallumba. Ez az érték periódusonként kiszámolva és a historikus átlag 90 percentilisével összehasonlítva egy súlytényezőt eredményez a végső pontszámában. A döntés függvényének két tényezője, a Sharpe és drawdown mutató külön-külön főként a portfólió értékének volatilitással korrigált növeléséért és a portfólió értékében történő veszteséget szabályozza. A súlytényező bevezetésével turbulens időszakokban a drawdown minimalizálása kap nagyobb szerepet, míg nyugodtabb, stabilabb periódusokban a portfólió értékének növekedése a fontosabb cél.

A végső döntés függvénye a piaci turbulenciához adaptív súlytényezőkkel a következőképpen írható fel:

$$P_{végső} = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} * [Sharpe_{skálázott} \quad drawdown_{skálázott}], \quad (4.4.3)$$

ahol az i-edik periódusban $\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} turbulencia_i / turbulencia_{átlag} \\ 1 - (turbulencia_i / turbulencia_{átlag}) \end{bmatrix}$.

Egy további hasznos mellékterméke a fenti metrikák együttes használatának az, hogy amennyiben a drawdown tag súlytényezője valamilyen extrém módon 0 is lenne, akkor sem tűnik el a modellből a kockázatkezelés, ugyanis a Sharpe-hányadosban szerepel a volatilitás.

4.5 Mérések és egyéb eredmények

Az eredmények 5 különböző metrika alapján kerültek kiértékelésre:

- kumulált haszon: $\frac{végső \text{ portfólió érték} - kezdeti \text{ portfólió érték}}{kezdeti \text{ portfólió érték}}$
- éves haszon: $\sqrt[n]{\prod_1^n 1 + R_n} - 1$, ahol R_n az n-edik év kumulált profitja
- éves volatilitás: $\sqrt{252} \times \sqrt{\text{éves haszon varianciája}}$
- maximális százalékos veszteség a kereskedési időszak során

A következő táblázatban bemutatott eredmények a legjobban teljesítő 9 modelles megközelítés 2020.07.06-2021.06.30-ig tartó kereskedési periódusra vonatkoznak. Az

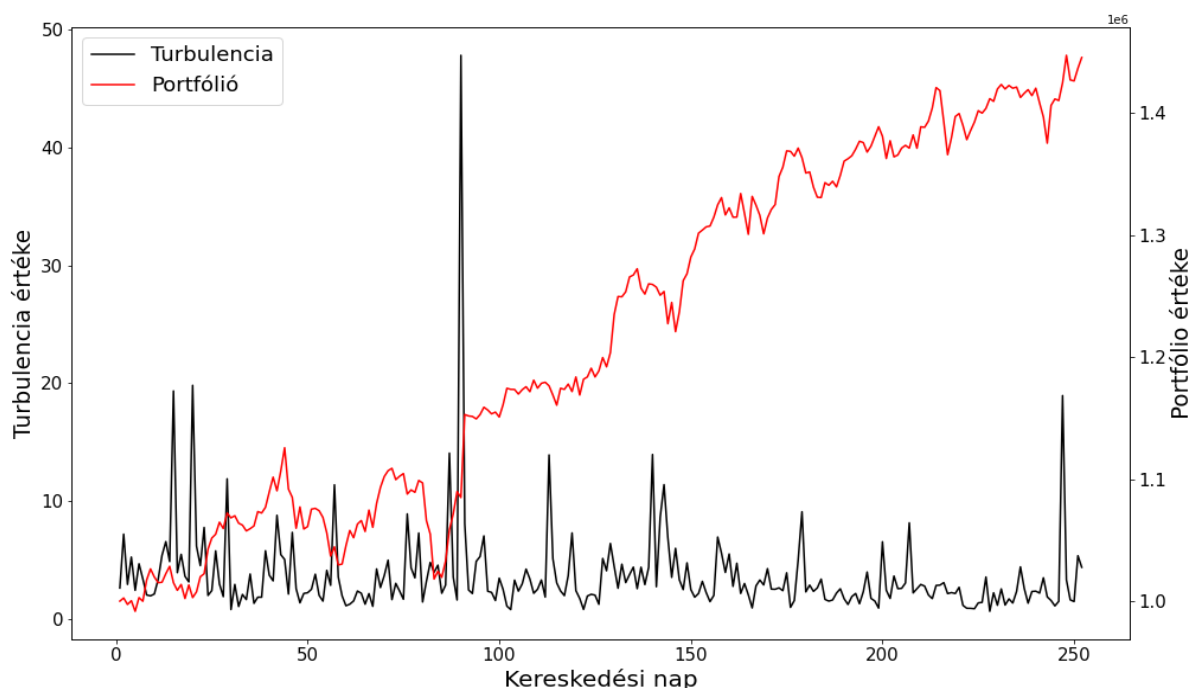
átlagot és a szórást 5 független mérés eredményeként kaptam meg a PyFolio backtest csomag használatával.

Modell / Metrika	Sharpe-hányados	Éves haszon	Éves volatilitás	Maximális drawdown
standard ensemble	$1,726 \pm 0,1137$	$0,30504 \pm 0,0274$	$0,16206 \pm 0,0040$	$-0,09704 \pm 0,0074$
3 modell ensemble	$2,194 \pm 0,3288$	$0,38524 \pm 0,0453$	$0,15624 \pm 0,0208$	$-0,08416 \pm 0,0174$
9 modell ensemble	$2,194 \pm 0,1971$	$0,40582 \pm 0,0309$	$0,16198 \pm 0,0087$	$-0,0875 \pm 0,0088$

4.5.1 táblázat: standard, 3 és 9 modelles megközelítések mérési eredményei

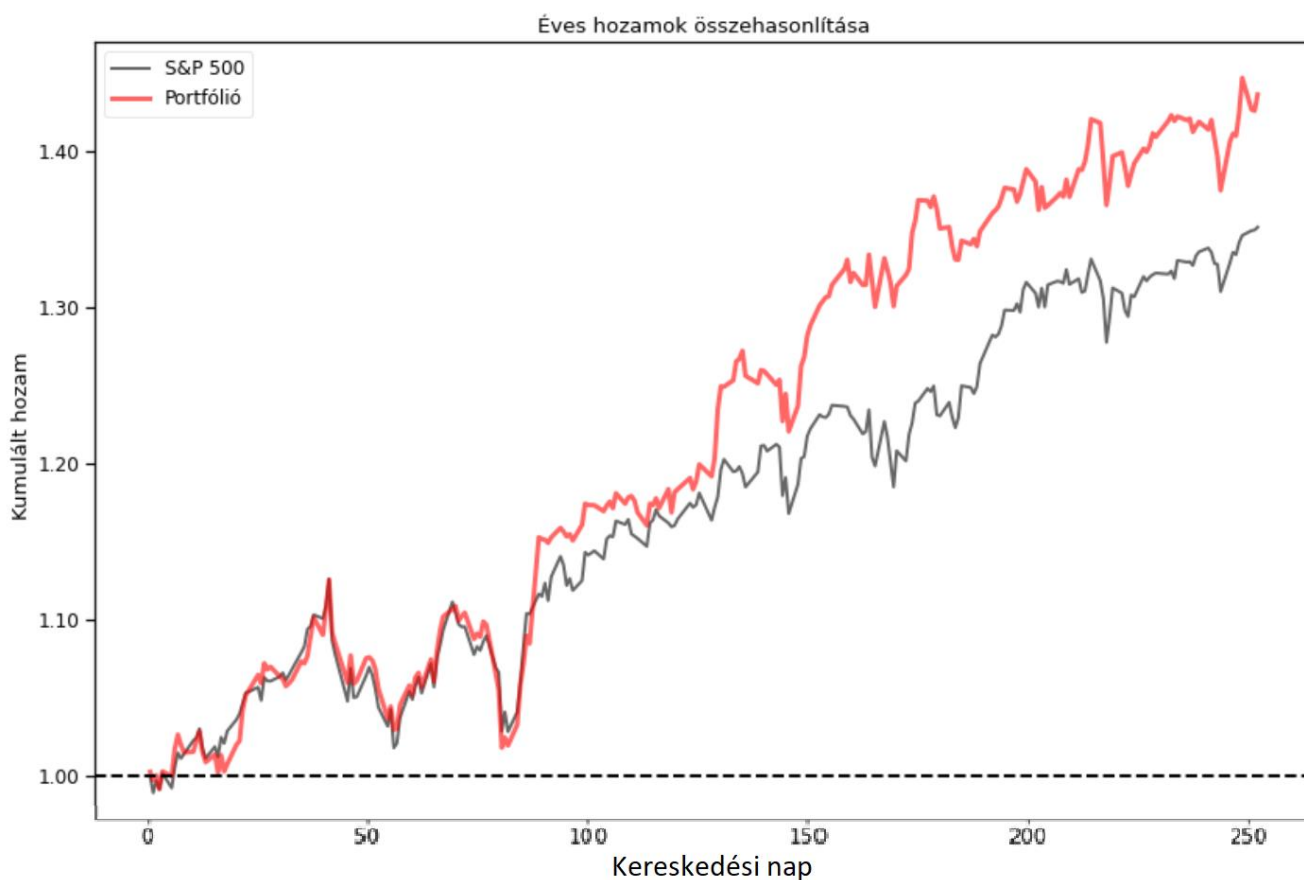
A 4.5.1 táblázatból látszik, hogy a standard megközelítéshez képest, amely egyetlen feature csoportot használt, mind a 3 modelles, mind pedig a 9 modelles fejlesztés jelentősen jobb, több, mint 0,4-gyel magasabb Sharpe-hányadost tudott produkálni a kereskedés során. Az éves haszont nézve szintén jelentős növekedést ért el, a standard modellhez képest 10%-kal nagyobb volt az éves haszon. A kockázati faktorokat vizsgálva a 3 modelles verzió érte el volatilitásból és maximális drawdown-ból is a legjobb eredményeket.

A 4.5.1 ábrán látható a validációs időszakon elért portfólióérték növekedés és a turbulencia index az egyes kereskedési napokra vetítve. Ez a közös ábra egyértelműen szemlélteti a portfólió viselkedését a piaci stabilitás függvényében.



4.5.1 ábra: Portfólió teljesítménye és a turbulencia index

A portfólió teljesítményét az S&P 500 index teljesítményéhez hasonlítva a következő, 4.5.2 ábra illusztrálja:

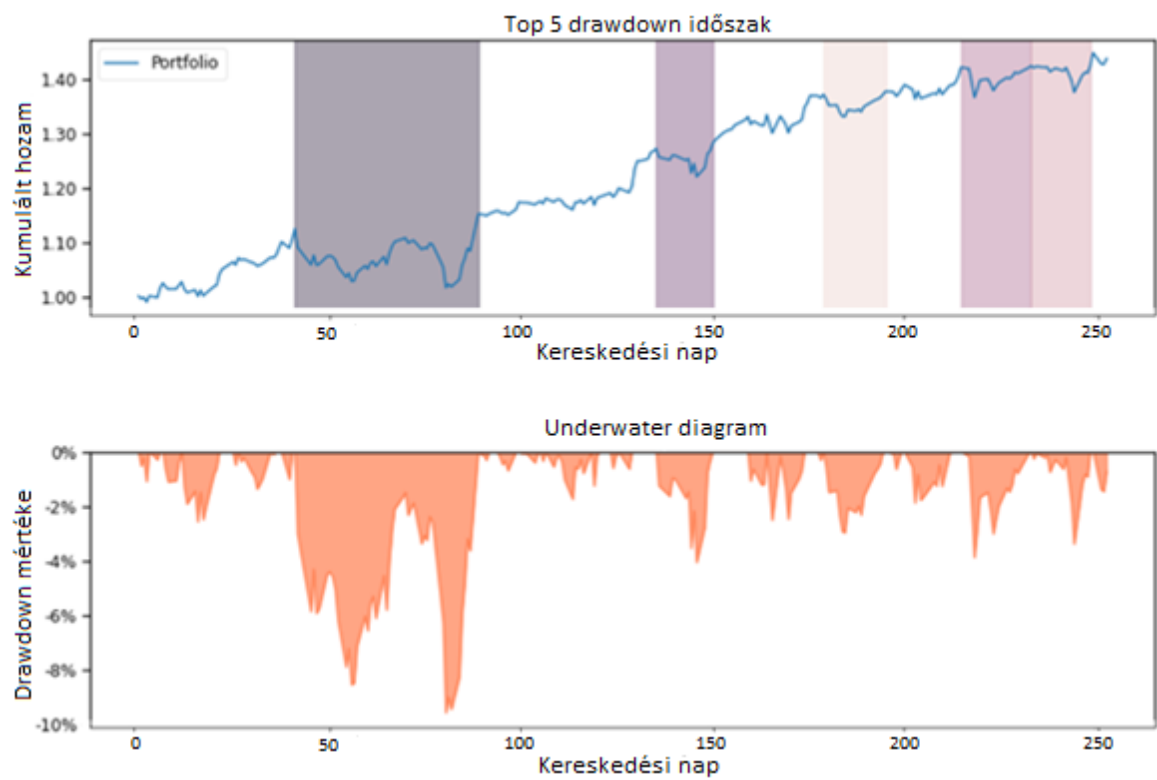


4.5.1 ábra: Portfólió teljesítménye az S&P 500 indexhez hasonlítva

A legnagyobb drawdown időszakok a következők voltak a kereskedési időszakban:

Drawdown periódus	Drawdown mértéke %-ban	Maximum időpontja	Minimum időpontja	Korrektció időpontja	Drawdown periódus hossza
1	9.56	2020-09-02	2020-10-28	2020-11-09	49
2	4.05	2021-01-14	2021-01-29	2021-02-04	16
3	3.87	2021-05-07	2021-05-12	2021-06-02	19
4	3.38	2021-06-02	2021-06-18	2021-06-24	17
5	2.96	2021-03-17	2021-03-25	2021-04-09	18

4.5.3 táblázat: Drawdown periódusok a kereskedés során



4.5.4 ábra: Drowdown periódusok és értékeik

5 A módszer vizsgálata átláthatóság szempontjából

Sokszor hallani a lassan közhellyé váló mondást, hogy a mesterséges intelligencia átveszi az uralmat az ember felett, ha hagyjuk önállóan cselekedni, akkor egy lépéssel közelebb jutunk a világvégéhez. A pénzügyek terén ez az eshetőség szerencsére szó szerint nem fenyeget, viszont tényleg kiemelten fontos feladat az algoritmusok működését állandóan kritikus szemmel figyelni és követni, hogy mit, miért és hogyan döntöttek egy bizonyos befektetés esetében. Ezt a feladatot nagyban megnehezíti, hogy a piacon működő automatizált kereskedő módszerek túlnyomó része black-box módon működik.

Az algoritmikus kereskedők kiforrott megoldásokat alkalmaznak hatalmas adathalmazok feldolgozására és kulcsszerepet játszanak a nagyfrekvenciás kereskedés (HFT trading) megvalósításában [22]. Ezek a modellek black-box, azaz „feketedoboz” jellegüket annak köszönhetik, hogy az algoritmus tulajdonosán kívüli kereskedők nem férnek hozzá a stratégia részleteihez, az ilyen módszerek érthető okokból a befektetők legszigorúbban őrzött titkaiként vannak kezelve. A módszerek őrzése nem csak a piaci versenyelőny miatt kiemelten fontos, hanem többek között azért is, mert a sokszor hozzá kellően nem értő, amatőr befektetők (retail investors) kezébe kerülve, egy kiszivárgott módszer nagyobb kárt tudna okozni, mint hasznot hozni.

Minden black-box rendszer implementál egy vagy több, ember által megtervezett kereskedési stratégiát, amely átültetésre került programkód formájába. Ez a kód egy direkt erre a célra fejlesztett kereskedési platformon fut, amely közvetlen összeköttetéssel rendelkezik a piacokhoz. A stratégia és a szoftverimplementáció komplexitásától függetlenül a black-box rendszerek is három fő részfeladatát valósítják meg a kereskedési folyamatnak: kereskedési mintázatok, jelek generálása (trading signal) tranzakció végrehajtás és a kockázatkezelés.

Az első fő feladat, azaz a potenciális portfólióallokálási lehetőségek (trading signals) felismerése során számtalan prediktív analitikai, gépi tanuló, összefoglaló néven „quant” módszer kerülhet alkalmazásra. Amennyiben a modell kimenete azt jelzi, hogy egy adott időpont alkalmas lenne pozíciók adására vagy vételére egy jelzés generálódik és a szoftver piacra bekötött egysége elvégzi a szükséges tranzakciót.

A tranzakciók hatékony elvégzése, azaz a modell által meghatározott pozíció minél gyorsabb felvétele kritikus feladat a manapság már túlnyomó részt automatizált kereskedő robotok által uralt piacokon. Az algoritmikus kereskedés egyik elterjedt

változata, a nagyfrekvenciás kereskedés (HFT) lényegi eleme a tranzakciók minél gyorsabb, a másodperc tört része alatt végbemenő lebonyolítása. A HFT módszerek alkalmazása lehetővé tette olyan arbitrázs alapú stratégiák létrejöttét, mint például a scalping [20], amely kisméretű árfolyammozgások kihasználásával és a pozíció szinte azonnali eladásával termel profitot.

Az automatizált stratégiavégrehajtás számtalan előnnyel járhat, viszont a felgyorsult kereskedés egyre fejlettebb és körütekintőbb kockázatkezelési feladatokat is teremt. A HFT technikákat példaként hozva, optimális végrehajtásukhoz és nyereséges kimenetelükhöz a lehető legpontosabban kell meghatározni a maximális veszteség és a kockázatvállalási hajlandósághoz igazított biztonságosan realizálható nyereség mértékét.

Az előző bekezdések bemutatták az automatizált kereskedés főbb részfeladatait, segítségükkel könnyen észrevehető a közös jellemző mindegyik részfeladatban: az algoritmikus kereskedés nagyrészt emberi közreműködés nélkül, jelentős mértékben önállóan megy végbe. A végrehajtás során továbbá olyan komplex módszerek dönthetnek nagyméretű pozíciók adásvételéről, amelyek működését még maguk a készítőik is sokszor csak „nagyrészt” láthatják át.

A gépi tanuló, különösképpen a deep learning alapú módszerek elterjedésével az előbb említett komplexitás egy emberi szemlélő által nehezen vagy akár sehogyan sem interpretálható jelleggel egészül ki.

Az elmúlt évtizedben a black box kereskedelmi gyakorlatok térnyerése hevesen vitatott téma volt. Az Európai Unióban olyan jogszabályok, mint a Pénzügyi Eszközök Piacáról szóló Irányelv (MiFID) [13], hivatalosan foglalkoztak az automatizálás szerepével a mai piacon. A MiFID II hivatalos iránymutatásokat fogalmaz meg a nagyobb átláthatóság és hatékonyság biztosítása érdekében a nemzetközi piacokon belüli automatizált kereskedési rendszerek körül.

5.1 Transzparencia a pénzügyi folyamatokban

Az átláthatóság egyrészt azt jelenti, hogy a pénzügyi vállalkozásoknak meg kell tudniuk magyarázni, hogyan használják a mesterséges intelligenciát üzleti folyamataikban, és ahol észszerűen indokolt, hogyan működnek ezek az alkalmazások. Ennek az elvnek a betartása lehetővé teszi a megfelelő kockázatkezelést és a belső ellenőrzések egyszerűbb lebonyolítását. Másrészt a transzparens folyamatkezelés azt is jelenti, hogy hatékonyan felügyelni kell a vállalat mesterséges intelligencia alkalmazásainak használatát a stabil működés biztosítása érdekében [5].

A mesterséges intelligencia (MI) alkalmazásainak térhódításával a szervezeteknek is ezzel a növekedéssel párhuzamosan kell fejlődniük az MI működésének megértésében és ellenőrzésében. Két fő feladatot érdemes elsőnek kifejteni:

1. A vállalat legyen átlátható az MI belső alkalmazásával és használatával kapcsolatos politikájával és döntéseivel kapcsolatban.

A szervezet mesterséges intelligenciával kapcsolatos irányelveit egyértelműen szükséges kommunikálni az egész szervezetben. A mesterséges intelligencia alkalmazásokkal, valamint azok mögött álló modellekkel és adatokkal kapcsolatos lényeges döntéseket szisztematikusan dokumentálni és megfelelően indokolni kell. A használatba állított modellek és adathalmazok alkalmazhatóságának határai jól dokumentáltak kell, hogy legyenek, továbbá egyértelműen számontartani és indokolni kell azokat a scénáriókat is, amelyek esetén a használatuk nem engedélyezett.

Az MI alkalmazások specifikus modellválasztásának okait szintén szisztematikusan dokumentálni kell későbbi felülvizsgálatok esetére. Azoknak a döntéseknek, amelyek a pontosságot és egyéb hasonló teljesítménymetrikákat részesítik előnyben a nyomon követhetőséggel és a magyarázhatósággal szemben, jól motiválnak, dokumentálnak és a megfelelő szinten jóváhagyottnak kell lenniük.

2. A vállalat legyen képes az MI által hozott döntések és modellezési eredmények nyomon követésére és érthető megmagyarázására.

Számtalan pénzügyi folyamatban indokolt az MI rendszerek olyan módon történő megtervezése és használata, amely a működésük és eredményeik reprodukálhatóságát biztosítja nem csak a karbantartás, de a felülvizsgálati folyamatok megkönnyítése érdekében is.

Kézenfekvő a kérdés, hogy mit is jelent egy folyamat nyomon követhetősége vagy megismételhetősége? Egy MI modell esetén ez főként azt jelenti, hogy ahol lehetséges és észszerű, az egyes bemeneti paraméterek halmazairól kimutatható, hogy hogyan járulnak hozzá a modell eredményeihez összesített szinten (modell szinten globálisan), illetve hogyan reagálnak az egyes eredmények a bemeneti változók változásaira (modell szinten lokálisan).

Azokban az esetekben, amikor a bemeneti paraméterek és a modell kimenetele közötti kapcsolat nem egyértelmű a modellválasztás miatt (pl. deep learning: konvolúciós neurális hálózatok, egyéb feldolgozhatatlan paraméterszámú modellek), a szakterület humán szakértőinek rendszeresen értékelniük, validálniuk kell a modell eredményeit, többek között azért, hogy javítsák a szervezet megértését a modell működéséről.

5.2 Átláthatóság a saját modellt illetően

Az első fejezetekben bemutatott, megerősítéses tanulást alkalmazó kereskedő modell célzottan a minél magasabb fokú megismételhetőség és transzparencia jegyében készült [23].

Az alkalmazott gépi tanuló módszerek jelentős része használ valamilyen véletlenszám generátort, főként a kezdeti paraméterek inicializálásához. A mérések és kísérleti futtatások, kereskedések során a reprodukálhatóság érdekében a generátorok alapját képező „random seed” (kezdeti érték, amelyhez igazítva kerülnek generálásra a pszeudo-véletlenszámok) rögzítése lehetséges, így az egyes kimenetek a piac tulajdonság faktorainak ismeretében megismételhetőek.

A modell egyik legfontosabb fejlesztése az elosztott működésű algoritmus, amely egyfajta kiválasztásos rendszer alapján, minden kereskedési ciklus végén a legjobban teljesítő algoritmust bízta meg a kereskedéssel a következő ciklusra. A futtatások végén a modellek teljesítményének összesítése, azaz, hogy melyik fajta algoritmus melyik konkrét időszakokban teljesített jól/rosszul egyszerűen visszakövethető. Ezen információkat elemezve és összevetve a jutalomfüggvénnyel, egyértelműen ki lehet deríteni, hogy az egyes időszakokban milyen modellt mikor érdemes használni és milyen döntések várhatóak tőlük a jövőben.

6 Algoritmikus kereskedés hatásai a piacra és szükséges szabályozásai

Az MI alkalmazásának megjelenése a pénzügyi szolgáltatásokban megosztó véleményeket teremtett a támogatói és kritikusai között. A legtöbb nagy banknak ma már vannak éles szolgáltatásokban használt mesterséges intelligencia felhasználási esetei, különösen a befektetések, kockázatkezelés, hitelelemzések és az ügyfelekkel való kommunikáció feldolgozásában jeleskednek ezek a módszerek. Sok biztosító és bank alkalmazta a mesterséges intelligenciát a csalások és kárrendezések, valamint a jegyzési és árazási folyamatok egyes részeiben.

Az MI módszereket kritizáló vélemények jelentős része a technológia tényleges meg nem értésének köszönhető, de ezek mellett nagyon is valós kockázatokat tud jelenteni a gépi tanulás alkalmazása. Annak ellenére, hogy a pénzügyi szektorban már több évtizede megszokott az automatizált folyamatok használata, a gépi tanulás viszonylag újdonságnak számít és számos kockázati tényezőt jelenthet:

- A gépi tanuló algoritmusokat nehezebb megérteni, mint hagyományos szabályalapú vagy statisztikai megfelelőiket. Ez megnehezíti az ellenőrzésüket és a visszakövethetőségüket akár az ügyfelek, akár a szabályozók felé.
- Annak köszönhetően, hogy a gépi tanuló módszerek historikus adathalmazokból tanulnak, jelentős befolyásoló tényezőt jelent a bemeneti adatok minősége és torzítása. Az ilyen fajta adatminőségbeli problémák csökkenthetik a megbízhatóságukat, és lehetőséget teremthetnek olyan döntések meghozatalára, mint például a hitel vagy biztosítás valójában „igazságtalan” megtagadása.
- További kockázati tényező, hogy az alacsonyabb mértékű emberi felügyelet felerősítheti a piac működésének hagyományos kockázatait, például a stabilitás és a rugalmasság, likviditás egyensúlyának felbillenését. A következő pár alfejezetben ezekről a hatásokról lesz szó.

6.1 Gépi kereskedés hatásai a tranzakció lefolyására

Prix et al. [18] az elsők között voltak, akik elemezték az algoritmikus kereskedés mintáit a megrendelési könyvekben (order book), kiemelten foglalkozva a törölt megbízásokkal, konkrétan azok élettartamának változásaival az XETRA rendelési könyvben. Kutatásukban képesek voltak rekonstruálni a kereskedési események folyamat

a no-fill (rögzített, de nem végrehajtott tranzakció) megbízásokra fókuszálva. Ezeket a visszafejtett eseményeket elemezve olyan mintázatokkal találta, amelyek tipikusan algoritmikus kereskedés specifikusak, azaz nagy biztonsággal megállapítható róluk, hogy nem humán kereskedő adta le a megbízást.

Pár évvel később Gsell [8] szintén a humán-gép kereskedés közti mintázatokkal vizsgálva arra a következtetésre jutott, hogy az automatikus kereskedő rendszerek tipikusan több, kisebb méretű pozíció adására, vételére adnak megbízást.

Összegzésként elmondható, hogy a gépi és az emberi kereskedőkre jellemző kereskedési jegyek jelentősen eltérnek mind az alkalmazott tranzakciótípusokba (megbízás leadás, módosítás, törlés), mind pedig a pozíciók méretezésében: a jellemző humán kereskedéssel szemben az automatizált rendszerek főként a nagy sebességű adat- és információfeldolgozó képességükre támaszkodnak, igyekeznek minél kisebb késleltetéssel reagálni a piac változására a megbízások leadásával vagy módosításával.

6.2 Hatásai a piaci likviditásra

Általánosságban elmondható, hogy egy piac minőségét elsősorban a likviditása határozza meg [6]. A likviditás befolyásolja a befektetők tranzakciós költségeit, és döntő tényező a tőzsdék közötti, valamint a tőzsdék és a saját kereskedelmi helyszínek közötti megbízásáramlásért folyó versenyben. Sok tudományos cikk ezekre a tulajdonságokra összpontosít, hogy beazonosítsa az algoritmikus kereskedés lehetséges hatásait a piaci likviditására, és ezáltal közvetetten a piaci minőségére [16].

Hendershott et al. [9] kutatásukban egy olyan automatizált árajánlat frissítő rendszer bevezetése utáni időszakot vizsgálták, amely gyorsabban szolgáltatott információkat, és exogén növekedést okozott az algoritmikus kereskedésben. Az esemény előtti és utáni kereskedést elemezve a szerzők megállapították, hogy az algoritmikus kereskedés csökkentette a kereskedés költségeit és növelte az árajánlatok informativitását. A kutatás eredményét torzítja valamelyest az a tény, hogy az elemzett időszak általánosságban forgalomnövekedést ölel fel, ami szintén hozzájárul a piaci minőséghez.

A fenti szerzők egy későbbi publikációjukban [10] azt írták, hogy az algoritmikus kereskedő szereplők a piacon csökkentik a likviditást kedvező („olcsó”) árak esetén és likviditást biztosítanak, ha az árak magasak. A kutatók további következtetésekre jutottak más piacdinamikai jellemzőkkel kapcsolatban is: azt találták, hogy az algoritmikus kereskedés hozzájárul a volatilitás csillapításához a magasabb turbulenciaszinteket

produkáló piaci fázisokban. Ennek magyarázata, hogy az algoritmikusan kereskedő piaci szereplők nem vonulnak vissza a kereskedéstől ilyen, egy humán kereskedő számára komoly pszichológia terhet jelentő esetekben sem, ezáltal jobban hozzájárulnak az ár beállításához.

Összességében ezek az eredmények azt illusztrálják, hogy az algoritmikus kereskedés szorosan figyelemmel kíséri a piacot a likviditás és az információ tekintetében, és gyorsan reagál a piaci feltételek változására, ezáltal likviditást biztosítva a feszült piaci helyzetekben.

6.3 Hatásai az eszközárak volatilitására

Az eszközárakban történő nagy kilengések egyértelmű jelei az eszköz értékével kapcsolatos bizonytalanságnak, amely potenciálisan hibás befektetési döntéseket eredményezhet nagy árváltozások esetén. Az automatizálás és a megnövekedett árfluktuáció közötti kapcsolat egyértelműnek tűnhet elsősorban a HFT módszerekre való asszociálással. Gsell [8] kutatása azonban cáfolja ezt az ok-okozati kapcsolatot: az algoritmikus kereskedés részvételével és anélkül történő piaci helyzeteket szimulálva egyre csökkenő tendenciájú árváltozást mutattak ki az első esetben, amikor engedélyezve voltak a gépi kereskedő rendszerek. Ez magyarázható azzal, hogy az algoritmikus kereskedésben alacsonyabb a késleltetési idő (latency), több megbízás nyújtható be a piacra, és ezért a feldarabolt megbízások mérete csökken. Ennek egyenes következményeként kevesebb részleges tranzakció következik be, hiszen gyakrabban lesz elegendő mennyiség az ajánlati könyvben a kisebb megrendelés teljes végrehajtásához. Amennyiben kevesebb részleges végrehajtás következik be, akkor az ármozgások szórása lecsökken, mivel a megbízás kevesebb limiten teljesül az ajánlati könyvben.

Groth [7] megerősíti ezt az összefüggést a volatilitás és az algoritmikus kereskedés között és bebizonyította, hogy az algoritmikus kereskedők részvétele nem a magasabb volatilitáshoz, hanem a stabilabb árakhoz kapcsolódik. Fontos megjegyezni, hogy az algoritmikus kereskedők tipikusan nem vonják vissza a likvid pozíciókat a nagy volatilitású időszakokban, továbbá a kereskedők nem a volatilitási szintekhez igazítják rendeléstörlési magatartásukat. Máshogy megfogalmazva: az algoritmikus kereskedők akkor is likviditást biztosítanak, ha a piacok turbulenssé válnak, ezért az algoritmusok csillapítják az áringadozásokat, és hozzájárulnak a piacok stabilitásához.

Az algoritmikus kereskedés kritikusabb nézetét a Foresight Project kutatói adják [4]. Annak ellenére, hogy kiemelik a jótékony hatását a piaci stabilitásra, a szerzők

figyelmeztetnek arra, hogy a jó szándékú irányítási és ellenőrzési folyamatokon belüli esetleges önerősítő visszacsatolási hurkok fokozhatják a belső kockázatokat, és nem kívánt kölcsönhatásokhoz és eredményekhez vezethetnek.

6.4 Az algoritmikus kereskedés főbb jogszabálya: MiFID II

Az algoritmikus kereskedés legfontosabb jogszabálya a MiFID II (Markets in Financial Instruments Directive). A pénzügyi eszközök piacairól szóló irányelv egy olyan uniós jogszabály, amely a gyorsan változó pénzügyi környezetben működő befektetők védelmét szolgálja. A jogszabály kiemelten foglalkozik azon kereskedőkkel, akik jellemzően a részvények black-pool-okon keresztül történő adásvételére és a HFT-re fókuszálnak [14].

A MiFID II 2018 januárjában lépett hatályba, főbb pontjai a piaci szimulációk tesztelése és a kereskedés előtti/utáni ellenőrzések, valamint egy „megszakító” funkció, amely a piaci zavarokat és a piaci visszaélésekhez hozzájáruló algoritmusok szabályozását hivatott kezelni. A cégeknek továbbá folyamatosan rögzíteniük kell az algoritmikus kereskedési stratégiáik jellegét, a kereskedési paraméterek vagy korlátok részleteit, a legfontosabb megfelelési és kockázati ellenőrzések eredményeit, valamint a tesztelés részleteit.

A MiFID II gyengesége, hogy nem fogalmaz elég egyértelműen a modellek megértésével kapcsolatban. Mindösszesen annyit tesz kötelezővé a jogszabály, hogy a minőségellenőrzéssel foglalkozó szakembereknek csak „általános ismeretekkel” kell rendelkezniük az egyes vállalatok által alkalmazott algoritmusokról és modellekről, továbbá folyamatosan kapcsolatban kell állniuk olyan illetékesekkel a cégek oldaláról, akik viszont részletekbe menően ismerik azokat. További hiányosság a téma aktualitása ellenére, hogy kevés szó esik a gépi tanuló módszerekről.

6.5 Főbb szabályozási feladatok

Az előző fejezetekben bemutatott kereskedéssel járó kockázatok kezelése kritikus pont a pénzügyi tevékenységet végző cégek számára [17]. Az algoritmikus kereskedésben megjelenő folyamatos technológiai fejlődés folyamatos felkészülést is igényel a vállalkozások részéről, amely főbb feladatait három nagyobb csoportban lehet kezelni:

1. Vezetés szintjén jelentkező feladatok (governance):
 - Elszámoltathatóság: a felső vezetésnek elszámoltathatónak kell lennie a mesterséges intelligencia alkalmazások eredményeinek tekintetében.

Gondoskodniuk kell arról, hogy megfelelő irányítási keretet és kockázatkezelési intézkedéseket hozzanak létre az MI alkalmazások intézményeiken belüli felhasználásának felügyeletére.

2. Alkalmazástervezés és fejlesztés:

- Megfelelő szakértelem felhalmozása: tekintettel arra, hogy az MI - alkalmazások tervezése és fejlesztése speciális szakértelmet igényel, a bankoknak biztosítaniuk kell, hogy fejlesztőik rendelkeznek a szükséges kompetenciával és tapasztalattal. A felső vezetésnek meg kell győződnie arról, hogy létezik hatékony mechanizmus az érintett személyzet felügyeletére. Emellett megfelelő programokat kell szervezniük a szükséges készségekkel rendelkező alkalmazottak toborzására, képzésére és megtartására.
- Az MI alkalmazások megfelelő szintű megmagyarázhatóságának biztosítása: a megbízható és robusztus MI alkalmazásoknak emberek számára is értelmezhetőnek kell lenniük minden érintett fél szemében. A bankoknak megfelelő intézkedéseket kell tenniük a tervezési fázisban annak biztosítása érdekében, hogy a magyarázat absztrakciós szintje arányos legyen az MI alkalmazásaik komplexitásával.
- Jó minőségű adatok felhasználása: az MI alkalmazások pontossága és teljesítménye nagymértékben függ a betanításhoz használt adatoktól. A bankoknak hatékony adatfeldolgozási keretrendszert kell alkalmazniuk annak biztosítására, hogy a felhasznált adatok jó minőségűek és relevánsak legyenek. Például az adatminőség értékelése elvégezhető az MI alkalmazásokra vonatkozó meghatározott adatminőségi mutatók alapján (ez olyan tényezőkre terjed ki, mint az adatok pontossága, teljessége, időszerűsége és következetessége). Az azonosított adatminőségi problémákat időben jelezni kell a felelős szervezeteknek azok kijavítása érdekében.

3. Folyamatos ellenőrzés és karbantartás:

- Szigorú modell validálás: a betanított MI modellek szigorú validálását és tesztelését folyamatosan végezni kell annak érdekében, hogy biztosítsák az MI modellek pontosságát és megfelelőségét, mielőtt gyártási célú felhasználásra kerülnek. Más iparágak gyakorlatahoz hasonlóan célszerű, ha egy független fél kerül bevonásra a modell validálási folyamatába.

- Etikusnak, tisztességesnek és átláthatónak kell lenniük: a bankoknak gondoskodniuk kell arról, hogy az MI által hozott döntések ne legyenek hátrányosan megkülönböztetők vagy szándékosan elfogultak az ügyfelek bármely csoportjával szemben. Az átláthatóság biztosítása és ezáltal a fogyasztók bizalmának növelése érdekében a mesterséges intelligenciával működő szolgáltatásokról a bankoknak a szolgáltatásnyújtás előtt be kell számolniuk a fogyasztónak arról, hogy az adott szolgáltatást MI módszerek támogatják és ezzel magukkal vonják ezek összes kockázati faktorát is.
- Hatékony kiberbiztonsági intézkedések végrehajtása: az MI alkalmazások használata új kiberbiztonsági fenyegetéseknek teszi ki a bankokat, mint például olyan módszerek, mint az adatképzés, ahol szándékosan valósnak tűnő, de hamis adatokkal próbálják félrevezetni a modelleket.

7 Összefoglalás

A dolgozatban részletezésre került az algoritmikus kereskedés elméleti háttere, kiemelve a state-of-the-art megerősítéses gépi tanulás technikáinak lehetőségeit. A mély megerősítéses tanulás és az automatizált portfóliókezelés matematikai hátterének bemutatását követően egy valós piaci helyzeteket szimuláló, több részvényes kereskedési feladaton keresztül vizsgáltam egy új mesterséges intelligencián alapuló stratégiavégrehajtást, amely ensemble módszereket alkalmaz a pozíciók kialakítására.

A kutatás első felében egy standard, a bemeneti faktorokat, technikai indikátorokat egyetlen csoportban feldolgozó modell teljesítményének felmérését és továbbfejlesztési lehetőségeit vizsgáltam. A standard modell teljesítményprofiljának felállítása után kidolgoztam egy olyan, az eredetihez képest robusztusabb kereskedési stratégiát kialakító algoritmust, amely egyszerre több modellel kereskedik a tanítási periódusokban és a soron következő kereskedési időszakban egy súlyozott döntés alapján a legjobb eredményeket elérő modellt bízta meg a pozíciók vételével és eladásával. Ehhez az elosztott működéshez szükség volt a bemeneti technikai indikátorok megfelelő, statisztikai és funkció szerinti csoportosítására, majd pedig a piaci kockázati tényezők kezelésére egy, a kereskedő modell kiválasztásában jelentős szerepet kapó súlyfüggvény kialakítására. Ez a súlyfüggvény a piaci turbulenciát mérő indexhez alkalmazkodva részesíti előnyben vagy a portfólió értéknövekedésének maximalizálását a Sharpe-mutatón keresztül, vagy pedig az értékvesztésnek a minimalizálását a drawdown értékek elemzésével. Az elosztott modell kiemelkedő teljesítményt nyújtott mind az éves haszon, mind pedig az elért Sharpe-hányados tekintetében az egyetlen csoportot használó modellhez képest.

A dolgozat második felében bemutatásra került az algoritmikus kereskedés black-box tulajdonsága és az ezzel szoros összefüggésben álló átlátható működés jelentősége. Részletezésre került a modell működésének nyomonkövethetősége, ennek szerepe az befektetőkkel és a szabályozó szervekkel való kapcsolattartásban is. A transzparenciát bemutató fejezet végén a saját modellben alkalmazott, az átlátható működést erősítő technikák kerültek bemutatásra.

Az utolsó kutatási cél az algoritmikus kereskedő modellek, kiemelten a gépi tanulás technikáit alkalmazó kereskedők szabályozásának bemutatása és a legfőbb feladataira megoldási ötletek keresése volt. A gépi kereskedők tranzakcióinak hatása a piac likviditására és dinamikájára számos technikai szabályozási feladatot is felvet. Az

utolsó fejezetben felsorolásra kerültek a szükséges lépések a stabilabb, nyomonkövethetőbb és minőségbiztosítási oldalról validált gépi kereskedés megvalósításához. A dolgozat legvégén pedig az egyik legfontosabb gépi kereskedésre vonatkozó jogszabály, a MiFID II főbb pontjai mentén tesztek javaslatokat és vonok le következtetéseket a szükséges kereskedő oldali szabályozásokról.

Köszönetnyilvánítás

A TDK dolgozatban ismertetett eredmények a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem és a Magyar Nemzeti Bank együttműködésének kereteiben jöttek létre.

Szeretnék köszönetet mondani témavezetőmnek, Dr. Szűcs Gábornak a modell fejlesztésében és a beszámoló elkészítésében nyújtott útmutatásáért és szakmai támogatásáért.

Szeretnék köszönetet mondani továbbá az MNB munkatársainak, Ónozó Líviának, Fáykiss Péternek és Tapaszi Attilának a szakmai konzultációkért pénzügyi és modellezési kérdésekben, továbbá a dolgozat lektorálásában nyújtott segítségükért.

Irodalomjegyzék

- [1] Actor-Critic módszerek: <https://lilianweng.github.io/lil-log/2018/04/08/policy-gradient-algorithms.html>
- [2] Bellman, R. (1957). A Markovian Decision Process. *Journal of Mathematics and Mechanics*. 6 (5): 679–684. JSTOR 24900506.
- [3] Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming*. Dover. ISBN 0-486-42809-5.
- [4] Foresight (2011). The future of computer trading in financial markets. Report, Government Office for Science.
- [5] General principles for the use of Artificial Intelligence in the financial sector <https://www.dnb.nl/media/jkbip2jc/general-principles-for-the-use-of-artificial-intelligence-in-the-financial-sector.pdf> (verzió: 2021.10.25)
- [6] Gomber, P., Zimmermann, K. (2018). *Algorithmic Trading in Practice*. The Oxford Handbook of Computational Economics and Finance. DOI: 10.1093/oxfordhb/9780199844371.013.12
- [7] Groth, S. (2011). Does algorithmic trading increase volatility? Empirical evidence from the fully-electronic trading platform XETRA. In *Proceedings of the 10th International Conference on Wirtschaftsinformatik*.
- [8] Gsell, M. (2008). Assessing the Impact of Algorithmic Trading on Markets: A Simulation Approach. *ECIS*.
- [9] Hendershott, T., C. Jones, and A. Menkveld (2011). Does algorithmic trading improve liquidity? *Journal of Finance* 66(1), 1–33.
- [10] Hendershott, T., and R. Riordan (2011). Algorithmic trading and information. NET Institute Working Paper No. 09-08.
- [11] Kritzman, Mark & Li, Yuanzhen. (2010). Skulls, Financial Turbulence, and Risk Management. *Financial Analysts Journal*. 66. 10.2469/faj.v66.n5.3.
- [12] Liu, X.Y., Yang, H., Chen, Q., Zhang, R., Yang, L., Xiao, B., Wang, C.D. (2020). FinRL: A Deep Reinforcement Learning Library for Automated Stock Trading in Quantitative Finance, *ArXiv abs/2011.09607*
- [13] MiFID jogszabály: <https://www.mnb.hu/felugyelet/szabalyozas/mifid-mifir> (2021.10.31 verzió)
- [14] MiFID II hátrányai: <https://www.computerworld.com/article/3427630/how-do-we-legislate-for-ai-in-algorithmic-trading.html> (2021.10.26 verzió)
- [15] Mosavi, A.; Faghan, Y.; Ghamisi, P.; Duan, P.; Ardabili, S.F.; Salwana, E.; Band, S.S. Comprehensive Review of Deep Reinforcement Learning Methods and Applications in Economics. *Mathematics* 2020, 8, 1640. <https://doi.org/10.3390/math8101640>

- [16] Mukerji, Purba & Chung, Christine & Walsh, Timothy & Xiong, Bo. (2019). The Impact of Algorithmic Trading in a Simulated Asset Market. *Journal of Risk and Financial Management*. 12. 68. 10.3390/jrfm12020068.
- [17] Principles to Promote Fairness, Ethics, Accountability and Transparency (FEAT) in the Use of Artificial Intelligence and Data Analytics in Singapore's Financial Sector <https://www.mas.gov.sg/~media/MAS/News%20and%20Publications/Monographs%20and%20Information%20Papers/FEAT%20Principles%20Final.pdf> (verzió: 2021.10.25)
- [18] Prie, J., O. Loistl, and M. Huetl (2007). Algorithmic trading patterns in XETRA orders. *European Journal of Finance* 13(8), 717–739.
- [19] Russel, S. & Norvig, P. (2005). *Mesterséges intelligencia modern megközelítésben*. 2. kiadás. Panem.
- [20] Scalping stratégia: <https://www.investopedia.com/articles/trading/05/scalping.asp> (2021.10.26 verzió)
- [21] Širůček, Martin & Šíma, Karel. (2016). Optimized Indicators of Technical Analysis on the New York Stock Exchange. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*. 64. 2123-2131. 10.11118/actaun201664062123.
- [22] Smith, Gary N., "Be Wary of Black-Box Trading Algorithms" (2019). *Pomona Economics*. 3. https://scholarship.claremont.edu/pomona_fac_econ/3
- [23] Sokolovsky, A., Arnaboldi, L., Bacardit, J., & Gross, T. (2021). Explainable Machine Learning-driven Strategy for Automated Trading Pattern Extraction.
- [24] Sutton, R., Barto, A. (1998). *Reinforcement Learning*. MIT Press. ISBN 978-0-585-02445-5. Archived from the original on 2017-03-30.
- [25] Yang, H., Liu, X., Zhong, S., & Walid, A. (2020). Deep Reinforcement Learning for Automated Stock Trading: An Ensemble Strategy.
- [26] Zhang, Z., Zohren, S., & Roberts, S.J. (2019). Deep Reinforcement Learning for Trading. *ArXiv*.
- [27] Németh Marcell: Deep reinforcement learning based algorithmic trading with ensemble models, TDK dolgozat 2021. Önhivatkozás egy, az OTDK-n informatika témában leadott pályamunkára. A két dolgozat közötti átfedés kb. 25-30%.