

OTDK-dolgozat

2025.

BUDAPESTI GAZDASÁGI EGYETEM

PÉNZÜGYI ÉS SZÁMVITELI KAR



Mesterséges intelligencia alkalmazása a technikai
elemzésekben

Application of artificial intelligence in technical analysis

Makó Tamás

Konzulens: Dr. Csongrádi Gyöngyi

Kézirat lezárása: 2025. január 10.

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	1
1.1. A dolgozat célja	2
2. Szakirodalom feldolgozás	3
2.1. Pénzügyi piacok kialakulása	3
2.2. Technikai elemzés	5
2.2.1. Dow elmélet.....	5
2.2.2. Technikai mutatók és indikátorok	9
2.3. Fundamentális elemzés.....	11
2.4. A mesterséges intelligencia helyzete napjainkban	13
2.5. Történelmi áttekintés az AI-ról.....	17
2.6. Mesterséges intelligencia a pénzügyi szektorban.....	20
2.6.1. Portfólió allokáció és vagyonkezelés	20
2.6.2. Kereskedési algoritmusok.....	23
2.6.3. Az AI-ban rejlő kockázatok és kihívások	26
3. Projektmunka	28
3.1. Alkalmazott technikák bemutatása.....	28
3.1.1. Lineáris Regresszió	30
3.1.2. Ridge Regresszió	32
3.1.3. Long Short Term Memory (LSTM)	35
3.2. Anyag és módszertan	37
3.3. Eredmények	38
3.3.1. Mozgóátlag alapú stratégia (SMA) eredményei	38
3.3.2. MACD eredményei	42
3.3.3. Momentum eredményei.....	45
3.3.4. Lineáris Regresszió eredményei	47
3.3.5. Ridge Regresszió eredményei.....	49
3.3.6. Long Short Term Memory (LSTM) eredményei	51
3.4. Konklúzió	53
4. Összefoglalás.....	55
5. Irodalomjegyzék.....	56

Képek, ábrák és táblázatok jegyzéke

1.1. ábra. A londoni tőzsde bevétele és osztaléka, 1860-1914.....	4
1.2. ábra. Ideális piac a Dow elmélet szerint.....	6
1.3. ábra. Három fő trend típus	7
1.4. ábra. Megerősítő jelzés a Russel 2000 és az S&P500 indexek között	8
1.5. ábra. Elsődleges trendek és a volumen mozgása	8
1.6. ábra. Egyszerű mozgóátlag (SMA).....	9
1.7. ábra MACD	10
1.8. ábra Momentum.....	11
1.9. ábra A mesterséges intelligencia elterjedése	14
1.10. ábra Globális befektetés a mesterséges intelligenciába, 2013-2022	15
1.11. ábra Külső befektetések AI alapú vállalatokba technológia szerint, mrd dollárban (2016)	16
1.12. ábra AI-al kapcsolatos publikációk száma	17
1.13. ábra Az AI technikák fejlődése	19
1.14. ábra Az AI alkalmazása pénzügyi területeken.....	20
1.15. ábra AI felhasználásának megoszlása hedge fundoknál	21
1.16. ábra A „Trump hatás” különböző szektorokra	22
1.17. ábra A kereskedések fejlődése.....	24
1.18. ábra Algoritmikus kereskedés aránya a piacon	24
1.19. ábra Spoofing a gyakorlatban.....	26
1.20. ábra Gépi tanulás alkategóriái	28
1.21. ábra A felügyelt gépi tanulás lépései	29
1.22. ábra Mély tanulási hálózat váza.....	30
1.23. ábra Lineáris Regresszió	31
1.24. ábra Túlillesztés	33
1.25. ábra Multikollinearitás	34
1.26. ábra Ridge regresszió	35
1.27. ábra LSTM váza	35
1.28. ábra Az APPL gyors és lassú mozgóátlagai, 2017 - 2024.....	39
1.29. ábra SMA és buy&hold évesített hozamai	40
1.30. ábra Az SMA győzelmi aránya	41
1.31. ábra SMA és buy&hold maximális visszaesései	42
1.32. ábra MACD és a buy&hold évesített hozamai	43
1.33. ábra Az MACD győzelmi aránya	44
1.34. ábra MACD és a buy&hold maximális visszaesései	44
1.35. ábra Momentum és a buy&hold évesített hozamai.....	46
1.36. ábra A Momentum győzelmi aránya.....	46
1.37. ábra Momentum és buy&hold maximális visszaesései.....	47
1.38. ábra Lineáris Regresszió és a buy&hold évesített hozamai	49
1.39. ábra Ridge regresszió és a buy&hold évesített hozamai	51
1.1. táblázat Fundamentális elemzés fázisai	12
1.2. táblázat A Blackrock AI alapú megoldásai a felhasználói élmény javítására	21
1.3. táblázat A vizsgált módszerek összehasonlítása	23
1.4. táblázat AT és HFTA tulajdonságai.....	25
1.5. táblázat A vizsgált részvények adatai	37
1.6. táblázat Az SMA által kapott záróegyenlegek	39
1.7. táblázat Az MACD által kapott záróegyenlegek	43
1.8. táblázat A Momentum által kapott záróegyenlegek.....	45
1.9. táblázat Lineáris Regressziós modell teljesítménye	48
1.10. táblázat Ridge regressziós modell teljesítménye	50
1.11. táblázat LSTM modell teljesítménye	52
1.12. táblázat A legjobban teljesítő stratégiák.....	53

1. Bevezetés

A pénzpiaci kereskedések történelme hosszú időre nyúlik vissza, azonban az bizonyos, hogy az embert már az első pillanattól fogva foglalkoztatta az árfolyamok előrejelzésének gondolata. Ez idő alatt a kezdetleges megközelítések egyre kiforrottabbá váltak, arról nem beszélve, hogy az elmúlt évtizedekben végbemenő információs forradalom új távlatokat nyitott. A számítógépek megjelenésével, a számítási kapacitás fejlődésével olyan technikák állnak a rendelkezésünkre, amelyek korábban elképzelhetetlen lett volna. A technikai fejlődés egyik hozadéka a mesterséges intelligencia (AI), amely dolgozatom középpontjában áll. A mesterséges intelligencia alapú rendszerek képesek nagy mennyiségű adatot gyorsan és hatékonyan feldolgozni, valamint komplex mintázatokat azonosítani, amelyek felismerésében mind az emberi szem, mind a hagyományos megközelítési módszerek elégtelennek bizonyulnak. Ezáltal az AI alapú elemzések különösen hasznosak lehetnek a volatilis és gyakran kiszámíthatatlan pénzügyi piacokon. Jelen fejezet a dolgozatomban bemutatására és a kutatási kérdés megfogalmazására szolgál.

A második fejezetben a szakirodalom feldolgozást hajtom végre. Ez egy rövid ismertetővel kezdődik a pénzügyi piacok kialakulásával és fejlődésével kapcsolatban. A következő alfejezetben a technikai elemzést veszem górcső alá, ami az egyik kulcsparamétere a munkámnak. Fontosnak tartottam az elméleti alapjait tisztázni, valamint a technikai elemzés egyik nagy mérföldkövére, a Dow elméletre néhány oldalt szánni. Ez a rész az indikátorok és technikai mutatók bemutatásával zárul, melyeket a projektfeladat során fogok alkalmazni. A fundamentális elemzés rövid összefoglalója szintén szerepel a dolgozatomban, mivel véleményem szerint ezáltal válik teljessé a pénzügyi piacokról, illetve a kereskedésekről alkotott kép. A hátralévő alfejezetekben kizárólag a mesterséges intelligenciával fogok foglalkozni. Kitérek az AI jelenlegi helyzetére, történelmi hátterére és a pénzügyi szektorban történő alkalmazására.

A harmadik fejezetben a projektfeladatomat szeretném bemutatni. Először az alkalmazott módszertant ismertetem, majd rátérek magára a kísérletre. Dolgozatomban fókuszában a mesterséges intelligencia áll, ezért a felhasznált AI technikákat szeretném ebben a részben részletezni, az alkalmazott indikátorok elméleti és matematikai hátterét egyszerűbbnek és rövidebbnek találtam, azok bemutatását a felhasznált irodalom fejezetben teszem meg.

1.1. A dolgozat célja

A dolgozatomban öt részvény (Apple, IBM, Microsoft, Ford, Boeing) historikus adatait használtam fel, amelyeket a Yahoo Finance API-on keresztül értem el. A kutatáshoz tartozó összes számítás és diagramm Python programozási nyelven készült el, Google Colab munkafájlban. A vizsgálat időtartama 2017 január 1.-től 2024 január 1.-ig tart (a gépi tanulási algoritmusok ezenfelül a 1996. január 1.-től 2017. december 31.-ig tartó időszak adataival lettek betanítva), ahol három indikátor és három mesterséges intelligencia algoritmus backtest-jét hajtom végre.

Alkalmazott indikátorok:

- Egyszerű mozgóátlag (SMA)
- MACD
- Momentum

Alkalmazott mesterséges intelligencia algoritmusok:

- Lineáris Regresszió
- Ridge Regresszió
- Long Short-Term Memory (LSTM)

A vizsgálat során mindegyik stratégiánál egy virtuális, \$10 000 kezdőegyenleget fogok elhelyezni, amivel nyomon lehet követni a stratégiák teljesítményét. Ezen a ponton elérkeztünk a kutatási kérdéshez, ami a következő: **Melyik stratégiával lehet elérni a legnagyobb profitot?** Vagyis a cél a záróegyenleg maximalizálása. Az összesített hozamon túlmenően meghatározom a stratégiák évesített hozamát, maximális visszaesését, valamint a stratégia győzelmi arányát. Végül az eredményeimet összegzem és bemutatom. Jó olvasást kívánok a dolgozatomhoz!

2. Szakirodalom feldolgozás

2.1. Pénzügyi piacok kialakulása

A kereskedelem történelem kezdete óta szerves része az emberi tevékenységeknek, mindazonáltal sok időnek kellett eltelnie, mire a cserekereskeletől eljutottunk az első értékpapírpiacon megalakulásáig. Egészen pontosan 1602-ig kellett várnunk erre a pillanatra, amikor is Amszterdamban létrejött a világ első értékpapírpiacon. Ez a Holland Kelet-indiai Társaság (röviden: VOC) nevéhez köthető, amely értékpapírkibocsátással igyekezett finanszírozni a tevékenységét, és kezdetben csak ezzel az egy részvéennyel lehetett kereskedni. Fontosnak tartom ismertetni az értékpapírpiacon néhány nem elhanyagolható tulajdonságát, mint a likviditás biztosítása, valamint az eszközök árazása, aminek minden esetben a piaci szereplők tevékenységén kell alapulnia. A korabeli amszterdami értékpapírpiacon esetében mindkettő teljesült (PETRAM, L.O. 2011).

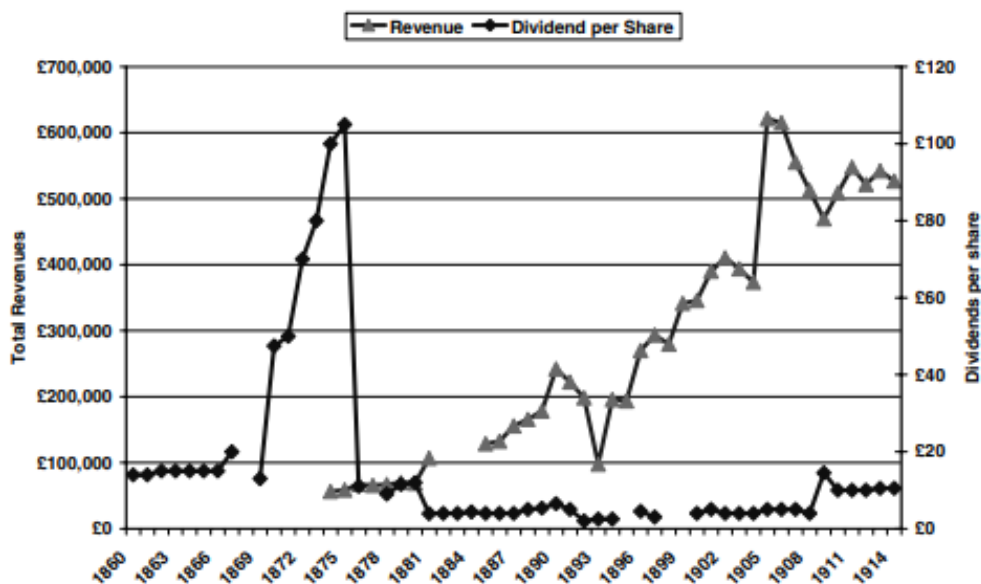
1613-ban az amszterdami városvezetés kijelölt egy külön épületet, melyben a kereskedelem zajlott. A korabeli szabályzat meglehetősen laza volt, jóformán csak a nyitvatartási időt és általános viselkedési etikettet foglalt magába. A megnyitás előtt azonban már egy jó évtizede kereskedtek a fent említett VOC részvéennyel (JONG, A. D. et al. 2022). A kereskedők jó hitelfedezetet láttak a részvényekben, ezáltal az itteni értékpapírkereskedelem egyre inkább összefonódott az egynapos pénzpiaccal, ami nem más, mint nagyon rövid, néhány napos futamidejű kölcsönök nyújtása (MATHUR, S. 2023). Ez az amszterdami tőzsde egyik fő ismertetőjegye volt a 20. századig (JONG, A. D. et al. 2022).

Kétségtelen, hogy a 18. századig Amszterdam volt az értékpapírkereskedelem központja. Érdemes megjegyezni a párizsi tőzsde 1724-es megalakulását, ami szintén kiemelkedőnek számított akkoriban. Mindazonáltal mindkét értékpapírpiaconak voltak hiányosságai. Az amszterdami esetében megemlíthető a meglehetősen laza szabályozás, ami melegágya volt a különböző visszaéléseknek, míg a párizsi esetében a túlságosan erős kormányzati kontroll, mint például a tagság limitálása. Időközben a történelmi események is hatást gyakoroltak a pénzpiacok fejlődésére. A Francia Forradalom és a Napóleoni háborúk átmenetileg ugyan, de megbénították mind a párizsi mind az amszterdami piacot, elősegítve

London felemelkedését. Nagy-Britannia szárazföldje sértetlen maradt ezekben a nehéz időkben, ahová sok kereskedő menekült a háborúk elől. Végül 1801 márciusában létrejött a londoni tőzsde, ahol az alapítók egy egységesített szabályrendszert fektettek le, melyben a korábbi hiányosságokat igyekeztek orvosolni (MICHl, R. C. 1999).

A londoni tőzsde kifejezetten nyereséges volt a tulajdonosok számára. Az értékpapírok száma 400 maradt egészen 1876-ig, és az alaptőkét 20 000 fontra emelték. Kezdetben egyéni limitet állapítottak meg 5 részvényben, hogy a tehetősebb befektetők ne szerezhessenek monopóliumot. Végül a 400 részvényből 390-et 248 személy birtokolt. 1860-tól osztalékot is fizetett a tőzsde, amely kezdetben 14 font volt (NEAL, L. – DAVIS, L. 2006). Az 1.1. ábrán a londoni tőzsde hozamát szeretném szemléltetni.

1.1. ábra.
A londoni tőzsde bevétele és osztaléka, 1860-1914



Forrás: NEAL, L. – DAVIS, L. 2006

Talán érdekesen hangzik, de a 20. század végi globális pénzügyi piac mérete és jelentősége elmarad a 19. század végi nemzetközi tőkepiac mögött, amelyet Nagy-Britannia vezetett. Abban az időszakban hatalmas tőkeáramlás ment végbe a tőzsdén keresztül, ami széleskörű befektetési lehetőségeket biztosított világszerte. A londoni tőzsde volt az első globális tőkepiac, ahol a világ összes nyilvános és magánértékpapírjainak jelentős részét jegyezték (NEAL, L. 2005).

2.2. Technikai elemzés

A technikai elemzés nem más, mint a jövőbeli árfolyammozgások előrejelzése a múltbéli adatokra támaszkodva, elsősorban a záróárat és a volument felhasználva. Az elemzések során fontos szerepe van a matematikai képletek alapján kiszámítható indikátoroknak és a grafikonról leolvasható különféle alakzatoknak (PARK, C. – IRWIN S. H. 2004). Hatékonyságát illetően megoszlanak a vélemények a kutatók között, azonban egyes tanulmányok szerint lehetséges ezeket a technikákat sikerrel alkalmazni (CHOPRA, N. et al. 1991). Kialakulásának pontos idejéről sajnos nincs információnk, viszont ókori feljegyzések szerint már időszámításunk előtt is próbálkoztak a piac mozgását megjósolni (WHEN-CHUAN, A. – HASANHODZIC, J. 2010).

2.2.1. Dow elmélet

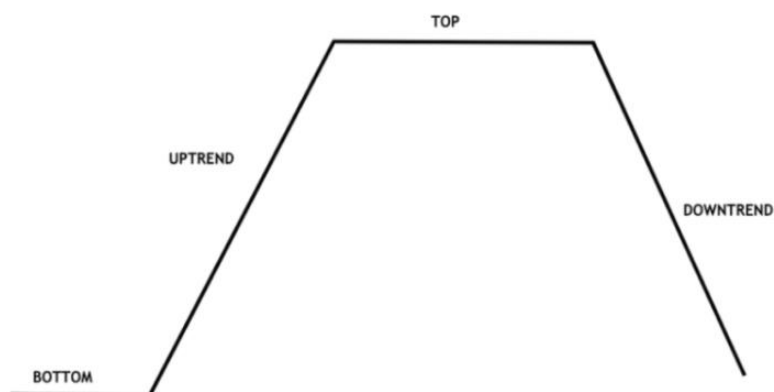
Mindenesetre az kijelenthető, hogy a mai modern technikai elemzésnek az alapjait Charles Dow fektette le a 19. század végén (BROCK, W. et al. 1992). Charles Dow és Edward Jones 1882-ben megalapította a Dow Jones & Company nevű vállalkozást, ami különböző üzleti szolgáltatások és újságok kiadásával foglalkozott. Az egyik legismertebb ezek közül a Wall Street Journal, ahol Dow az elméleteit publikálta. 1884 július 3.-án Dow megalkotta az első tőzsdeindexet, ami 9 vasúttársaság és 2 ipari vállalkozás záróárfolyamából tevődött össze. Majd 1897-ben módosította korábbi megállapításait, ezáltal létrejött a kezdetben 12, majd 1928-ban már 30 részvényt tartalmazó ipari átlag (Dow Jones Industrial Average) és a 20 részvényből álló vasúti index (Dow Jones Transportation Average). Ezek az indexek a mai napig a legjelentősebb tőzsdeindexek közé tartoznak (MURPHY, J. J. 1999).

Dow vezércikkeket írt a piaccal kapcsolatos megállapításairól és tapasztalatairól, de ő maga nem szándékozta ezeket egységes formába önteni. Dow halála után közeli barátja, S. A. Nelson volt az, aki feldolgozta Dow eredményeit és a *The ABC of Stock Speculation* című könyvében először használta a „Dow elmélet” kifejezést, ami 1902-ben jelent meg. Dow helyét egykori munkatársa, William Peter Hamilton vette át a Wall Street Journalnál, aki szintén saját könyvében, a *The Stock Market Barometer*-ben foglalkozott a Dow elmélettel. (KIRKPATRICK, C. D. et al. 2007).

Amint azt pontosan tudjuk, a piac mozgása sokszor szabálytalan, nehéz egy általános képet alkotni róla, azonban egy ilyen modell segíthet megérteni a piac működését. Dow szerint

egy ideálisan működő piacon lenne egy trendet megelőző oldalazó időszak (bottom) majd egy növekvő trend (uptrend) ami kitartana egy ideig (top), végül pedig bekövetkezne a visszaesés (downtrend) (KIRKPATRICK, C. D. et al. 2007). Az 1.2. ábrán szeretném bemutatni ezt az ideálisan működő piacot.

1.2. ábra.
Ideális piac a Dow elmélet szerint



Forrás:tradingsutra

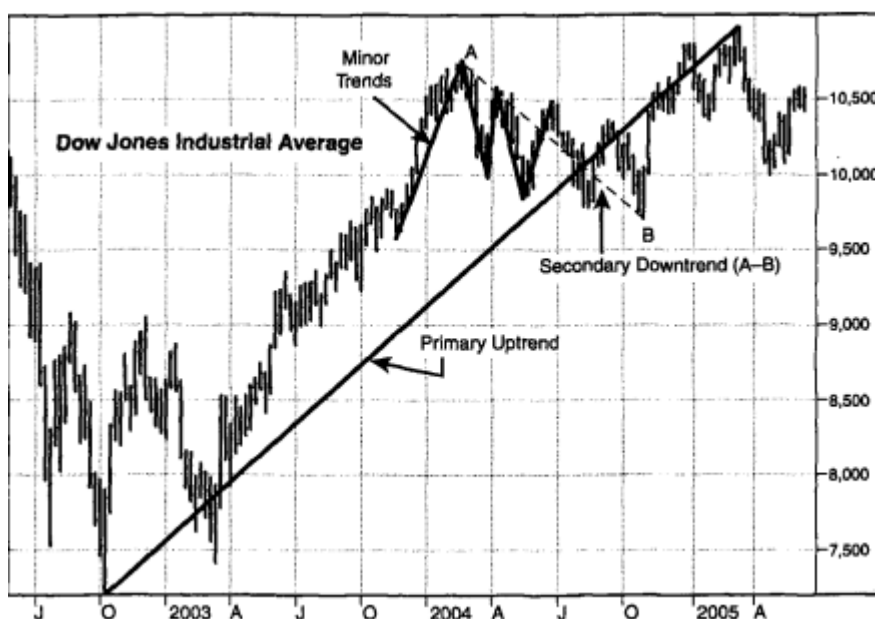
A Dow elmélet első tétele, hogy a piac mindent beáraz. Ez azt jelenti, hogy a záróárfolyamok tartalmaznak minden olyan információt és eseményt amely befolyásolhatja az adott részvény árát, beleértve a jövőbeli kilátásokat (MURPHY, J. J. 1999). Hamilton a könyvében a következőket mondja a piac árazásával kapcsolatban:

„A tőzsdei tranzakciók összessége és tendenciája Wall Street összes tudását képviseli a múltból, akár közelmúltból, akár távoli időszakról van szó, amelyet a jövő előrejelzésére alkalmaznak. Nincs szükség arra, hogy az átlagokhoz – ahogyan azt néhány statisztikus teszi – bonyolult összeállításokat adjunk hozzá az árucikkek árindexeiből, banki tisztításokból, árfolyam-ingadozásokból, vagy a hazai és külföldi kereskedelem volumenéből, vagy bármi másból. Wall Street mindezt figyelembe veszi.” (HAMILTON, W. P. 1922, p. 40-41)

A második tétel kimondja, hogy három fajta trend létezik: elsődleges, másodlagos és harmadlagos vagy másnéven minor. Az elsődleges trend alatt minimum egy évig tartó, folyamatosan növekvő vagy csökkenő árfolyammozgásokat értünk, a kisebb kilengésekkel nem foglalkozva (MURPHY, J. J. 1999). Robert Rhea hangsúlyozza, hogy az elsődleges trend a legfontosabb mindhárom közül, azonban a hosszát nem lehet előre megjósolni. A másodlagos trend tulajdonképpen az elsődleges trenddel ellentétes irányú elmozdulás, amely néhány héttől

pár hónapig szokott tartani. Végül a harmadlagos trend nem más mint napi korrekciók elmozdulás, sokszor véletlenszerű és maximum egy hétig tart (RHEA, R. 1932). Az 1.3. ábrán a trendek három típusa látható.

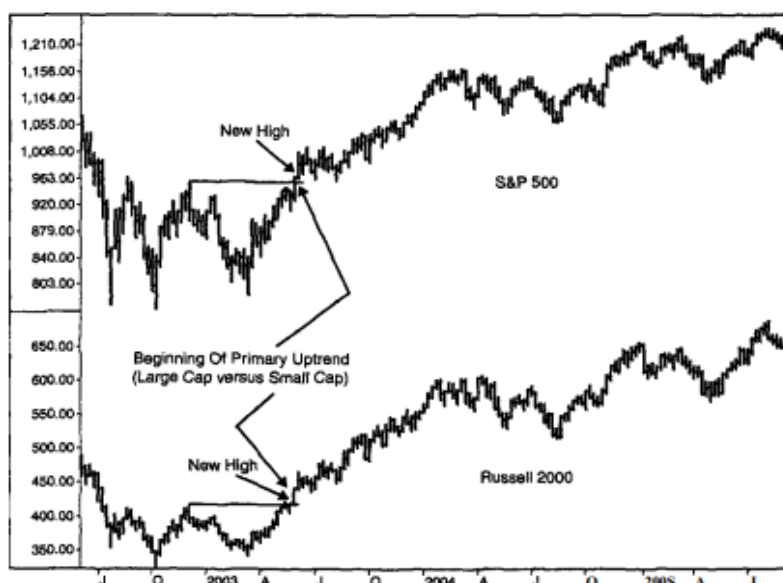
1.3. ábra.
Három fő trend típus



Forrás: KIRKPATRICK, C. D. et. al. 2007

A Dow elmélet egy másik fontos, a mai napig meghatározó tétele, miszerint addig nem tekinthető egy trend valódinak amíg az indexek meg nem erősítik egymást. Abban az időben a Dow Jones Industrial Average és a Dow Jones Transportation Average indexeket használták erre a célra. Megerősítés alatt azt értjük, ha az egyik átlag új csúcsot ér el (vagy medvepiac esetében új mélypontot), akkor a másik átlagnak is új csúcsot (vagy mélypontot) kell áttörnie. Természetesen ez ritkán fordul elő egyszerre, sokkal életszerűbb amikor például egy új csúcs után, néhány nappal vagy héttel később a másik átlagnál is új csúcs történik. Amint ez a feltétel teljesül, onnantól kezdve tekinthetjük ezt egy elsődleges trendforduló jelzésének (KIRKPATRICK, C. D. et al. 2007). Az 1.4. ábrán egyértelműen látható egy új bikapiac kezdete.

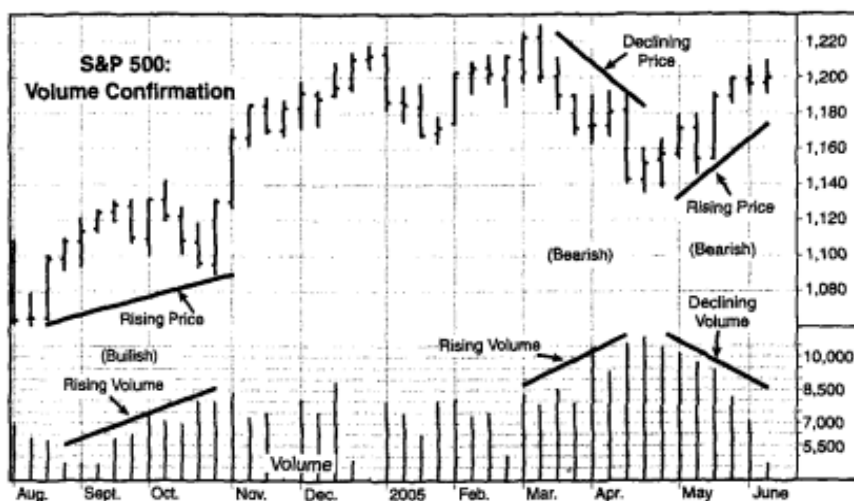
1.4. ábra.
Megerősítő jelzés a Russel 2000 és az S&P500 indexek között



Forrás: KIRKPATRICK, C. D. et al. 2007

Bár nem elhanyagolható a kereskedések volumene, nem egyenértékű az átlagok által adott jelzésekkel és nagy hibát követünk el, ha túlértékeljük a szerepét (HAMILTON, W. P. 1922). Dow egy másodlagos indikátornak tartotta a volumet, amolyan extra jelzés, ha már az átlagok megerősítették egymást. Bikapiac esetén ha az árak emelkednek a volumen általában nő, és ha esnek az árak, a volumen is alábbhagy. Ha éppen medvepiac van, fordított helyzet áll elő: az árak csökkenésével a volumen nő, az árak emelkedésével pedig a volumen csökken (MURPHY, J. J. 1999). Az 1.5. ábra remekül bemutatja az elsődleges trend és a volumen közötti kapcsolatot.

1.5. ábra.
Elsődleges trendek és a volumen mozgása



Forrás: KIRKPATRICK, C. D. et al. 2007

2.2.2. Technikai mutatók és indikátorok

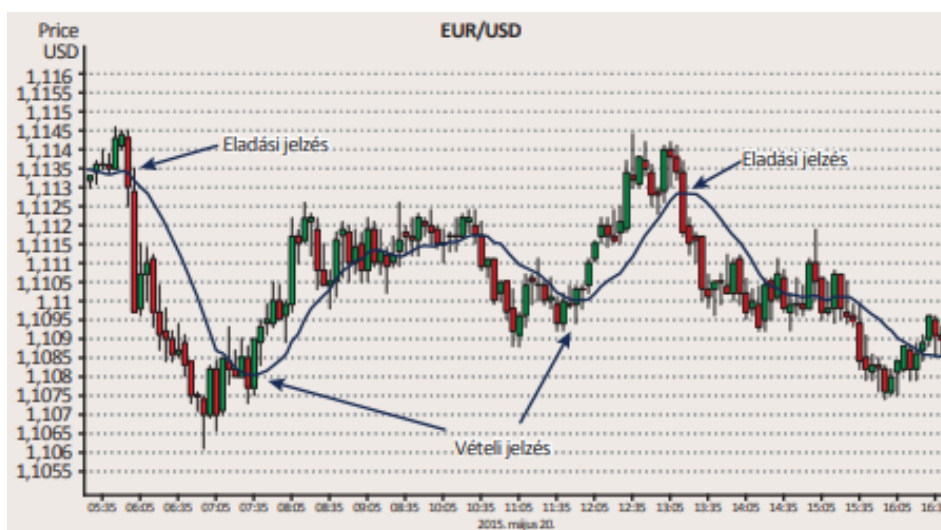
Ahogy azt már korábban említettem az indikátorok alapvető eszközei a technikai elemzésnek. Ezt a függvénytypust előrejelzések készítésére használjuk, mint például jövőbeli vételi és eladási pontok, vagy trendfordulók meghatározására. Ehhez a múltbéli adatokra és az adott indikátorhoz tartozó matematikai képletre van szükségünk. (VÉGH, Z. 2016).

Az első csoport az úgynevezett trendkövető indikátorok, melyeknek elsődleges feladata a trendek előrejelzése. Egyik nagy hátrányuk, hogy jellegükből adódóan késői jelzést adnak a vételi és eladási pozíciókhoz. A három leggyakoribb mozgóátlag: az egyszerű mozgóátlag (SMA), az exponenciális mozgóátlag (EMA) és a súlyozott mozgóátlag (WMA). Annak ellenére, hogy az SMA az egyik legegyszerűbb indikátor, elég nagy népszerűségnek örvend a kereskedők körében (TÓTH, B. L. et al. 2023). Számítása nagyon egyszerű, ahogy az (1) képlet alapján látható a vizsgált időszak napi árfolyamait összeadjuk majd elosztjuk az eltelt napok (n) számával.

$$SMA = \frac{\sum_1^n \text{Záró ár}}{n} \quad (1)$$

A gyakorlatban úgy működik, hogyha az árfolyam a mozgóátlagot alulról metszi akkor vételi jelzést kapunk, ha felülről, akkor pedig eladásit. Minél hosszabb időszakra alkalmazzuk, annál pontosabb jelzéseket kapunk (TÓTH, B. L. et al. 2023). Szemléltetésképpen az 1.6. ábrán mutatom be az egyszerű mozgóátlag működését.

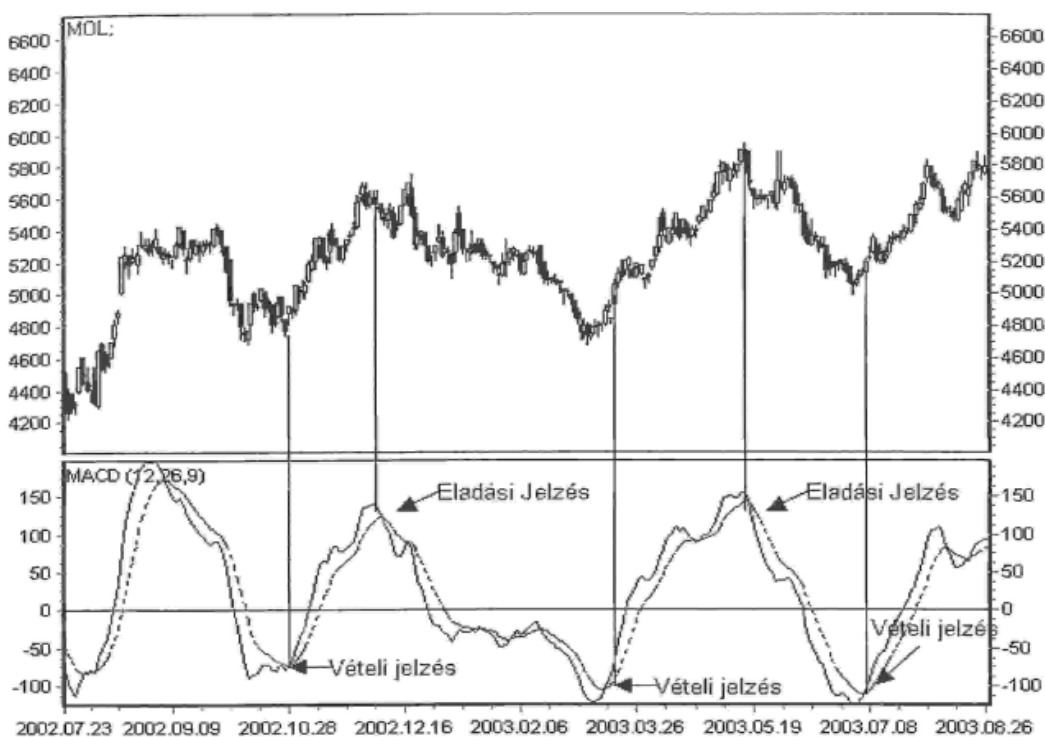
1.6. ábra.
Egyszerű mozgóátlag (SMA)



Forrás: VÉGH, Z. 2016

A projekt során alkalmazott másik indikátor az úgynevezett MACD. Ez egy oscillátor típusú mutató, vagyis egy központi vonal által fluktuál. Három mozgóátlag divergáló és konvergáló mozgását adja vissza, azonban a grafikonon csak két vonalat ábrázolunk ezek közül. Az egyik vonal az MACD vonal, melynek meghatározása általában egy 26 napos, valamint egy 12 napos exponenciálisan súlyozott mozgóátlag különbsége. A másik az úgynevezett szignál vonal, ami nem más, mint az MACD vonal 9 napos exponenciálisan súlyozott mozgóátlaga (KECSKEMÉTI, I. 2006). Az 1.7. ábrán az MACD indikátort szeretném bemutatni.

1.7. ábra
MACD



Forrás: KECSKEMÉTI, I. 2006

Működésének a lényege a következő: ha az MACD a szignálvonal alá esik akkor azt egy eladási jelzésként kell értelmezni, ha pedig az MACD alulról áttöri a szignál vonalat, akkor az belépési pontot jelent (KECSKEMÉTI, I. 2006).

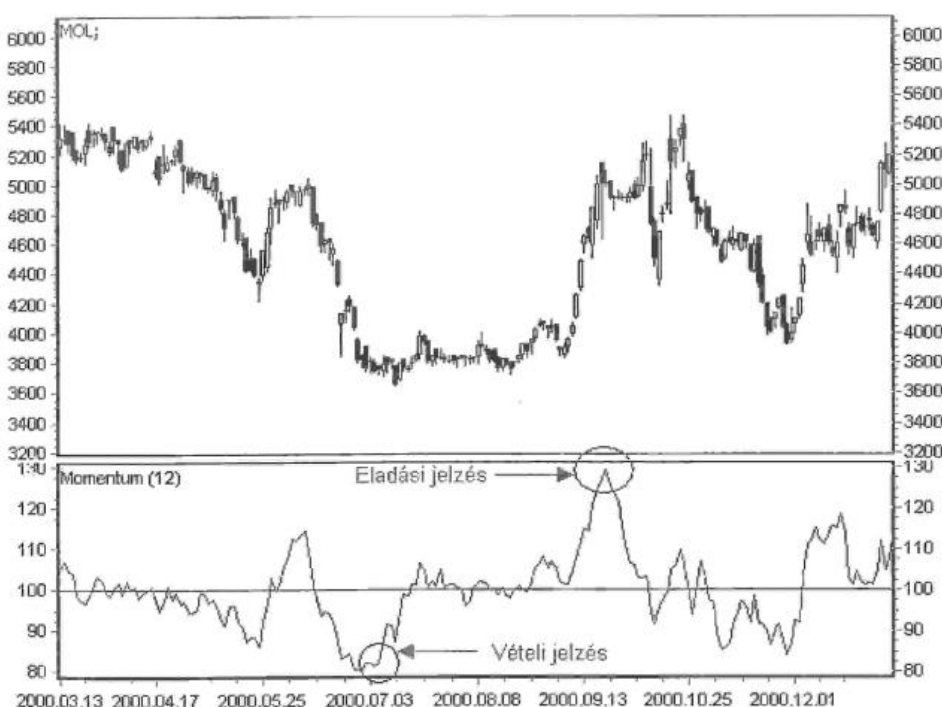
Végül a harmadik indikátor, melyet alkalmazni fogok az úgynevezett Momentum indikátor. Elsősorban az árfolyam változásának a mértékét mutatja egy meghatározott időintervallum alatt. Lényege, hogy a mai árat hasonlítjuk egy korábbi árhoz (KECSKEMÉTI, I. 2006). Az indikátor kalkulációját az alábbi (2) képlet alapján lehet elvégezni.

$$\text{Momentum} = (\text{Záróár} - N \text{ napla ezelőtti Záróár})$$

$$\text{Momentum mértéke \%} = \frac{\text{Záróár} - N \text{ nappal ezelőtti Záróár}}{N \text{ nappal ezelőtti Záróár}} \quad (2)$$

Számítása nagyon egyszerű, a mai átlagárból kivonjuk a mozgóátlagot (a projektben ez 14 nap), és ezt különbséget osztani kell a választott mozgóátlaggal, végül meg kell szorozni 100-al. A grafikonon fel kell venni egy központi viszonyítási pontot melynek az értéke 100. A 10-15%-os elmozdulás egy esetleges trendváltozás bekövetkeztét jelezheti. A görbe mélypontját vételi jelként kell értelmezni, ebből kifolyólag a csúcst pedig eladási pontként (KECSKEMÉTI, I. 2006). Az 1.8. ábrán a Momentum indikátort szeretném bemutatni.

1.8. ábra
Momentum



Forrás: KECSKEMÉTI, I. 2006

2.3. Fundamentális elemzés

Habár a dolgozatomban egyértelműen a technikai elemzéshez áll közelebb, fontosnak tartottam egy fejezet erejéig az érme másik oldalával, vagyis a fundamentális elemzéssel is foglalkozni. Mindkét elemzési módszer ugyanazt a célt szolgálja, vagyis profitot termelni, azonban a fundamentális elemzés egy teljesen más megközelítési módszer. Először is a fundamentális elemzés a részvény belső értékét próbálja felmérni egy komplex elemzés

keretében, amely során feldolgozza a cég nyilvánosan elérhető pénzügyi adatait, és figyelembe veszi az iparág és az ország gazdasági mutatóit (PETRUSHEVA, N. – JORDANOSKI, I. 2016). Az 1.1. táblázatban szeretném a fundamentális elemzés három fázisát bemutatni.

1.1. táblázat
Fundamentális elemzés fázisai

Fázis	Elemzés jellege	Cél	Eszközök
első	Közgazdasági elemzés	Az ország általános gazdasági helyzetének felmérése	Közgazdasági mutatók pl. GDP
második	Iparági elemzés	Az iparág kilátásának és helyzetének felmérése	Iparági életciklus elemzés, Iparági versenyelemzés stb.
harmadik	Vállalati elemzés	A vállalat pénzügyi helyzetének felmérése	Eredménykimutatás, Mérleg, Cash-Flow kimutatás stb.

Forrás: SURESH, A.S. 2013

Az elmélet szerint ez a belső érték, rövid ideig ugyan, de eltér a piaci árfolyamtól és a fentebb említett átfogó elemzés során jó becslést adhatunk a meghatározására. Ez az eltérés a piac nem teljesen hatékony működéséből származik, ugyanis nem csak racionális befektetők vannak jelen, hanem heurisztikus befektetők is, akik kevésbé tájékozottak és az ő tevékenységük során piaci félrearázások történhetnek. Miután sikerült meghatározni ezt a belső értéket, mindössze annyi dolgunk van, hogy amikor a piaci árfolyam a belső érték fölé emelkedik akkor eladunk, ha a belső érték alá esik akkor pedig vásárlunk (VINCZE, L. 2013).

Elsősorban hosszútávú befektetések során lehet előnyös a fundamentális elemzés, mivel egy ilyen alapos elemzés során számos olyan kulcsparamétert vizsgálunk (demográfia, iparági trendek) amik évek vagy akár évtizedekre előre meghatározhatják egy vállalat sikerességét. További előnye, hogy egy erős üzletközpontú szemléletet is sikerül elsajátítanunk, ugyanis egy cég pénzügyi átvilágítása során jobban megérthetjük a működését, lehetőségeit és korlátait (SURESH, A.S. 2013). Végül de nem utolsó sorban számos legendás befektető mint például Benjamin Graham, Warren Buffet, William Ruane, Irving Kahn nagy sikerrel alkalmazta a fundamentális elemzés diktálta elveket. Több tanulmány is igazolja Graham azon elméleteit, miszerint magas nettó forgóeszközértékű vállalatok alkotta portfólió képes legyőzni a piacot (OPPENHEIMER, H. 1986; AN, C. et al. 2015).

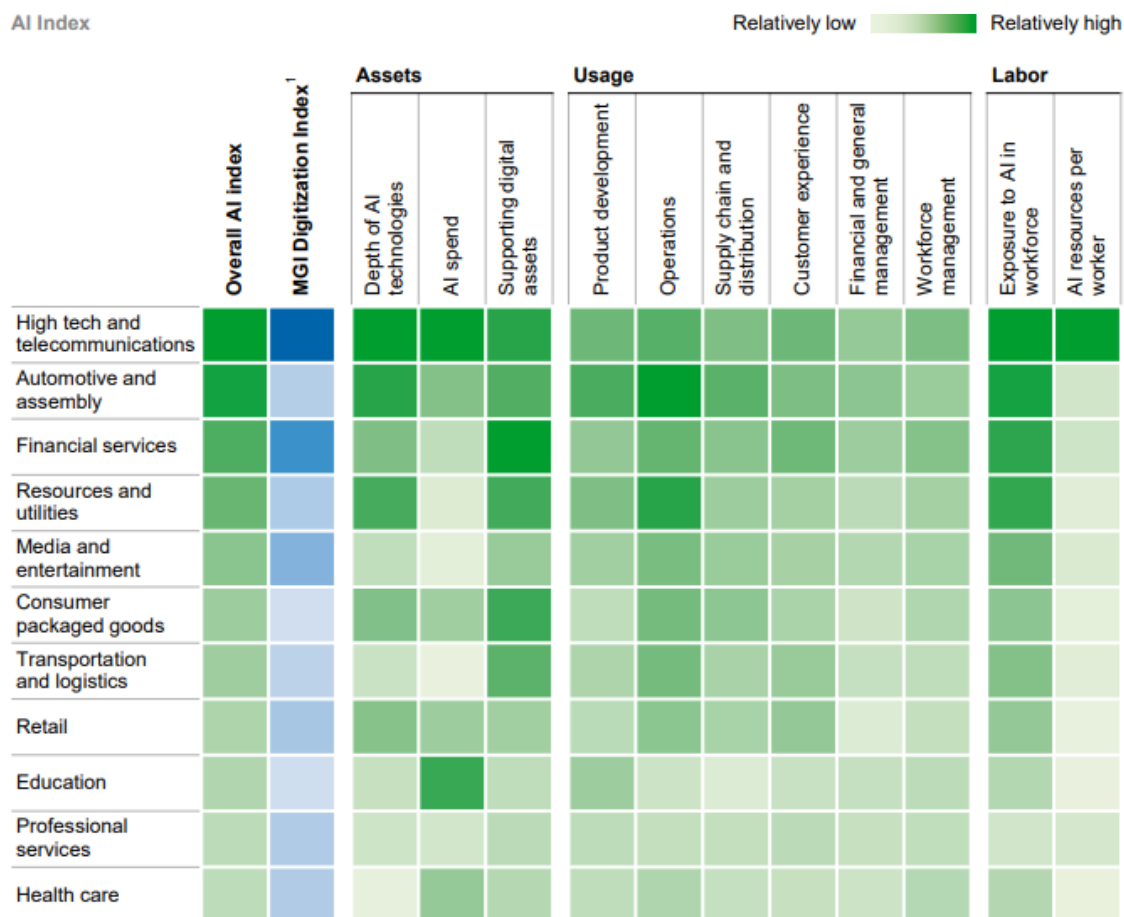
Természetesen meg kell említeni a fundamentális elemzést érintő hátrányokat is. Az első a hatalmas időigény. Láthattuk, hogy milyen átfogó kutatást kell elvégezni, ami rengeteg időt vesz igénybe, pláne ha nem csapatban, hanem magunk próbáljuk elkészíteni. A második, hogy azok a pénzügyi információk, amelyek elengedhetetlenek a fundamentális elemzéshez, sokszor csak évente kerülnek nyilvánosságra. Ez nagy lemaradást okozhat, mivel egy év alatt jelentős változások mehetnek végbe mind a piacon mind a vállalat életében. Végül fontos kérdés az adatok megbízhatósága. Minden elemzés megkezdésekor azzal a feltételezéssel kell élnünk, hogy a rendelkezésünkre bocsátott információ pontos és manipulációtól mentes, amit sajnos nem lehet minden esetben garantálni (BONGA, W. G. 2015).

2.4. A mesterséges intelligencia helyzete napjainkban

A mesterséges intelligencia (röviden AI) nem más, mint az emberi intelligencia, gondolkodás és viselkedés számítógépes szimulációja. Az elsődleges cél olyan gépek vagy számítógépes programok létrehozása amelyek nem csak megközelítik hanem felülmúlják az ember szellemi teljesítőképességét (KARTHIKEYAN, J. et al. 2021). Az elmúlt évtizedben óriási adatmennyiség keletkezett a világon, amit ha hatékonyan akarunk feldolgozni, elengedhetetlen a mesterséges intelligencia alkalmazása. Az AI magas szintű használatához viszont jelentős erőforrásokra van szükség. Ez az igény felgyorsította a technológiai fejlődést, elsősorban a számítógépek számítási kapacitásának növekedését és új AI technikák megjelenését eredményezte (BORGES, A.F.S. et al. 2021). A számítógépes hardverek megfizethetővé válása valamint a felhőszolgáltatások megjelenésével a kisebb vállalkozások előtt is megnyílt az út, hogy kiaknázzák a mesterséges intelligencia adta lehetőségeket. Továbbá az egyébként is magas érdeklődést a 2019-ben bekövetkezett pandémiás helyzet tovább erősítette, amikor is a cél a minél nagyobb automatizáció elérésére volt, hogy a cégek leküzdjék a lezárások okozta kihívásokat (COLLINS, C. et al. 2021).

Kétségtelen, hogy a technológiai óriások mint például a Google, Apple, Amazon az első számú felhasználói a mesterséges intelligenciának, de a gazdaság többi szereplője is fokozatosan kezdi bevezetni az ilyenfajta megoldásokat (BUGHIN, J. et al. 2017). A teljeség igénye nélkül az AI ma már jelen van az oktatásban (ALENEZI, H. S. - FAISAL, M. H. 2020), orvostudományban (FOULQUIER, N. et al. 2018), üzleti döntéshozatalban (BHARADIYA, J. P. 2023), pénzügyben (CAO, L. 2020) és telekommunikációban (HASSANIEN, A. E. et al. 2019). Az 1.9. ábrán szeretném bemutatni a mesterséges intelligencia megoszlását szektoronként.

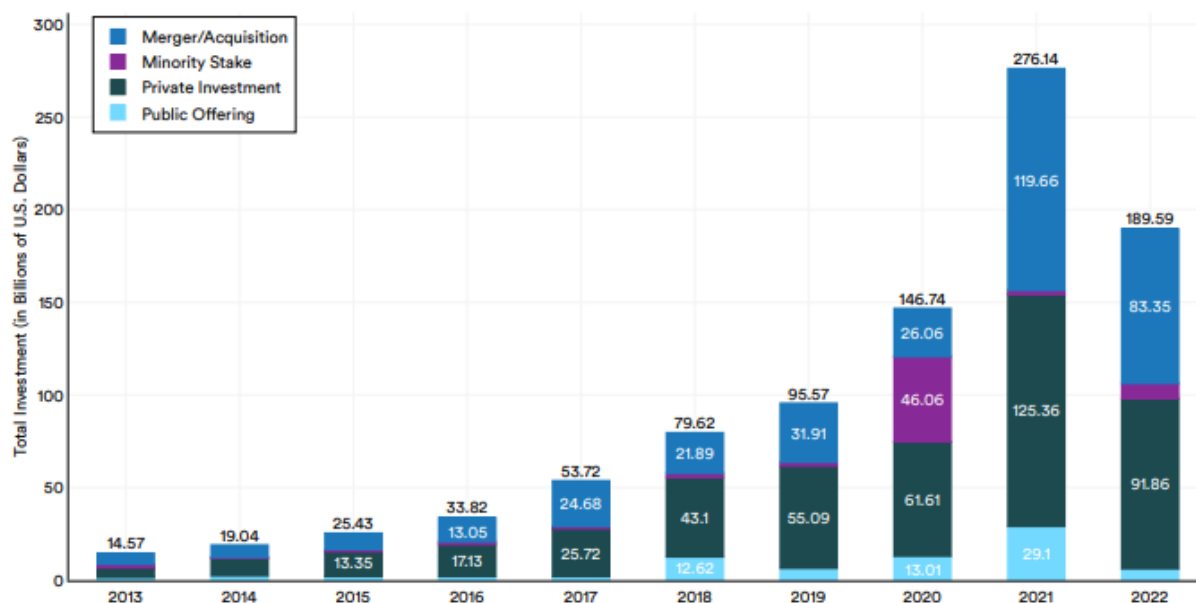
1.9. ábra
A mesterséges intelligencia elterjedése



Forrás: Bughin, J. et al. 2017

Láthatjuk tehát, hogy csaknem a gazdaság egészét átszeli a mesterséges intelligencia, azonban az AI-hoz való hozzáállás meglehetősen vegyes a menedzsment részéről. Egy több mint 3000 üzleti vállalkozáson végrehajtott felmérés szerint továbbra is sok olyan vezető van, aki nem tudta pontosan meghatározni, hogy az AI hogyan is járulhatna hozzá a cég növekedéséhez és tartózkodik a bevezetésétől (BUGHIN, J. et al. 2017). A jövő azonban a mesterséges intelligenciáé. Ha megnézzük a technológiába befektetett összeget, akkor láthatjuk, hogy 2013-tól 2022-ig több mint 13-szorosára nőtt ez a szám, habár 2022-ben egy kisebb visszaesés volt tapasztalható, feltehetően közrejátszott a COVID19 okozta nehéz gazdasági helyzet (MASLEJ, N. et al. 2023). Az 1.10. ábrán az AI-ba történő globális befektetések összegét szeretném bemutatni.

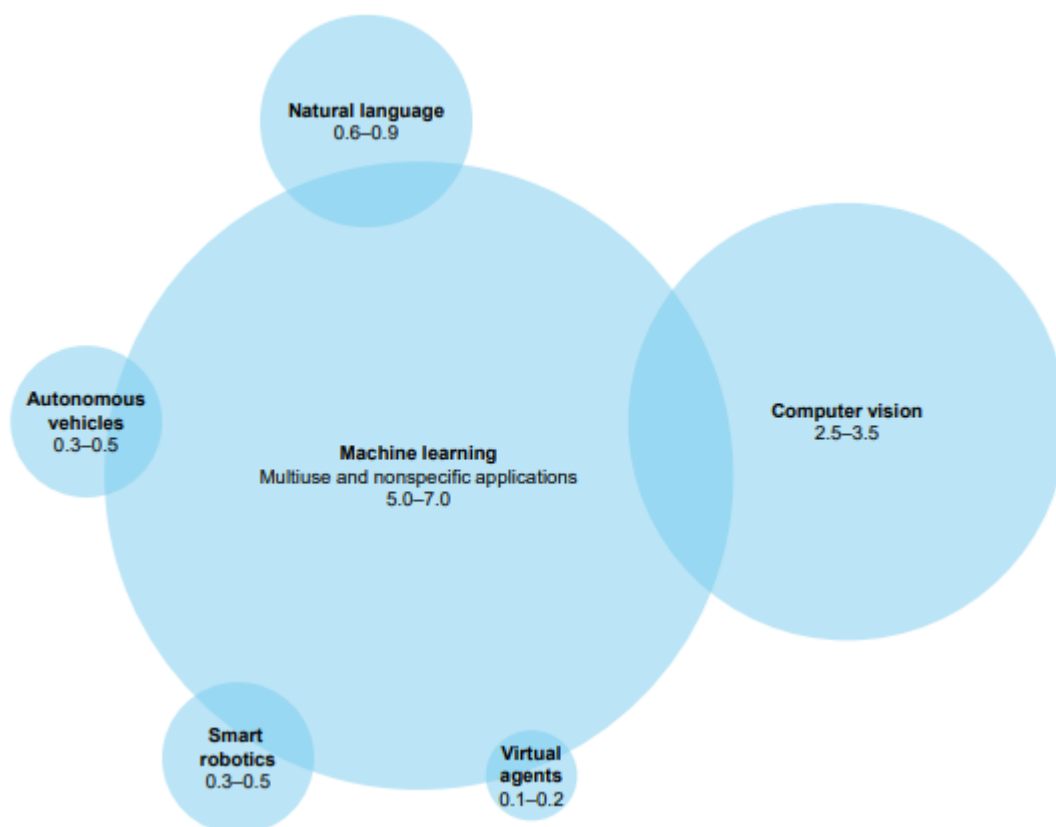
1.10. ábra
Globális befektetés a mesterséges intelligenciába, 2013-2022



Forrás: Maslej, N. et al 2023

A grafikonon jól látható, hogy a befektetések nagyrészt belső fejlesztésként valósulnak meg. De pontosan mik ezek a mesterséges intelligenciához köthető fejlesztések? Ehhez először csoportosítanunk kell a vállalatokat iparágak szerint, ugyanis az alkalmazási és kutatási terület jelentősen eltérhet szektoronként. A korábban említett technológiai óriások, mint például az Apple vagy az Amazon jelentős összeget fordítanak a gépi tanulás és beszédfelismerési technológiák fejlesztésébe. A BMW, Tesla és más autópári szereplők inkább az önvezető autók fejlesztésére helyezik a hangsúlyt, míg például a Bosch a robotikába investál. Az IBM pedig óriási, körülbelül 3 milliárd dollárnyi összeget fordított az IoT technológiára. Mindazonáltal a külső befektetések középpontjában egyértelműen a gépi tanulás (machine learning, ML) található, aminek az lehet az oka, hogy a fentebb említett részterületek a gépi tanulásra épülnek (BUGHIN, J. et al. 2017). Az 1.11 ábrán a külső befektetések AI-on belüli megoszlását mutatom be.

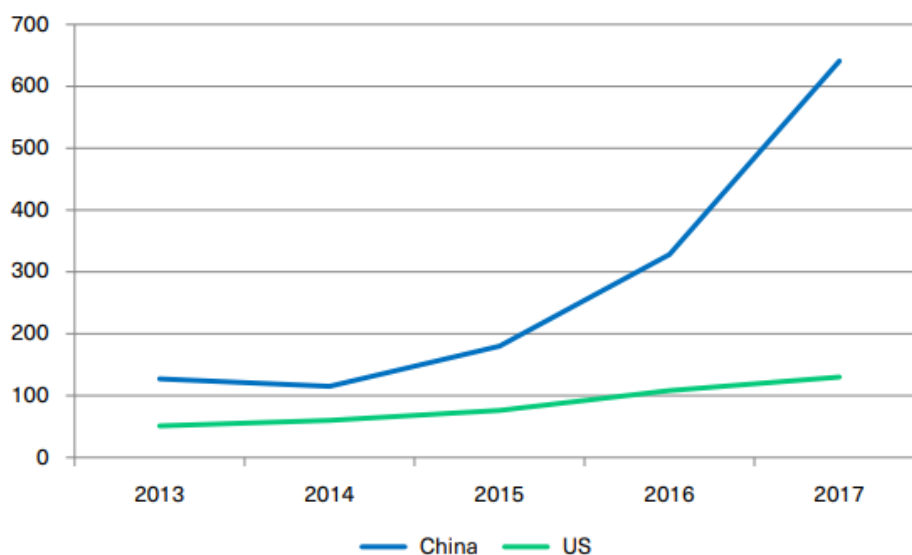
1.11. ábra
Külső befektetések AI alapú vállalatokba technológia szerint, mrd dollárban (2016)



Forrás: BUGHIN, J. et al. 2017

Az USA sokáig egyeduralkodó volt AI szektorban. Világviszonylatban itt alakult meg a legtöbb AI startup 2000 és 2016 között a maga 37,41%-os részarányával. Mindazonáltal az USA óriási dominanciája fokozatosan csökkent, végül 2017-re Kínának sikerült beérnie. Kínában folyamatosan növekszik az AI startupokba beáramló tőke, nem mellesleg csak 2016 és 2019 között 1100 új startup jött ott létre, addig az USA-ban a finanszírozást tekintve a 77%-os globális részesedés 50%-ra esett vissza, ami azonban továbbra is jelentősnek mondható. További érdekesség, hogy a 2010-es években jóval több kínai eredetű publikáció készült az AI-ról, mint amennyi az USA-ban. Összesen pedig nagyjából azonos mennyiségű publikációt adott a két ország. Mindezek jól mutatják, hogy Kína meghatározó szerepet kíván betölteni az AI forradalomban (BUCHANAN, B. G. 2019). Az 1.12. ábrán a mesterséges intelligenciával kapcsolatos publikációk számát szeretném bemutatni, USA és Kína közötti összehasonlításban.

1.12. ábra
AI-al kapcsolatos publikációk száma



Forrás: BUCHANAN, B. G. 2019

2.5. Történelmi áttekintés az AI-ról

A közhiedelemmel ellentétben a mesterséges intelligencia nem az elmúlt pár évtized találmánya. A gyökerei egészen a 20. század első feléig nyúlnak vissza (MIJWEL, M. M. 2015). Az egyik jelentős mérföldkő Alan Mathison Turing, brit matematikus nevéhez köthető. 1950-ben kidolgozott egy olyan eljárást, amely alapján meghatározhatjuk, hogy a gép valóban intelligens-e. Erre napjainkban Turing tesztként hivatkozunk. A módszer lényege a következő: egy három fős játékot kell elképzelni, melyben két ember és a gép vesz részt. Az egyik ember a „vallató” szerepet kapja és egy külön szobában van a többi szereplőtől. A vallató dolga, hogy billentyűzetten és kijelzőn keresztül kommunikáljon a többi résztvevővel. Tetszőleges kérdések feltevésével a vallatónak el kell döntenie, hogy ki a számítógép és ki az ember. Amennyiben a válaszok alapján, több különböző vallató sem tud különbséget tenni a gép és az ember között, onnantól kezdve tekinthetjük a gépet intelligensnek (COPELAND, B.J. 2024).

Christopher Strachey 1951-ben megírta az első AI alapú számítógépes programot, ami a dáma nevű táblajáték implementációja volt. A program egy speciális Ferranti Mark 1-es számítógépen futott a Manchesteri Egyetemen (GRZYBOWSKI, A. et al. 2024). De a mesterséges intelligencia, mint fogalom akkor még nem létezett. Ehhez egészen 1955-ig kellett várni, amikor is John McCarthy használta először ezt a szakkifejezést a Dartmouthi Főiskola nyári kutatási projektjén. Az eseményen még részt vett Marvin Minsky, Nathaniel Rochester és Claude Shannon (DIXON, M. F. et al. 2020). A projektjükkel kapcsolatban így fogalmaztak:

„A tanulmány azon feltevés alapján fog folytatódni, hogy a tanulás minden aspektusa vagy az intelligencia bármely más jellemzője elvileg olyan pontosan leírható, hogy egy gépet lehet készíteni annak szimulálására. Kísérletet teszünk arra, hogy kiderítsük, miként lehet gépeket arra használni, hogy absztrakciókat és fogalmakat alkossanak, megoldják azokat a problémákat, amelyeket jelenleg az emberek oldanak meg, és fejlesszék önmagukat. Úgy gondoljuk, hogy jelentős előrelépés érhető el ezek közül, ha egy gondosan kiválasztott tudóscsoport együtt dolgozik rajta egy nyár alatt.” (McCARTHY et al. 1955, p. 2)

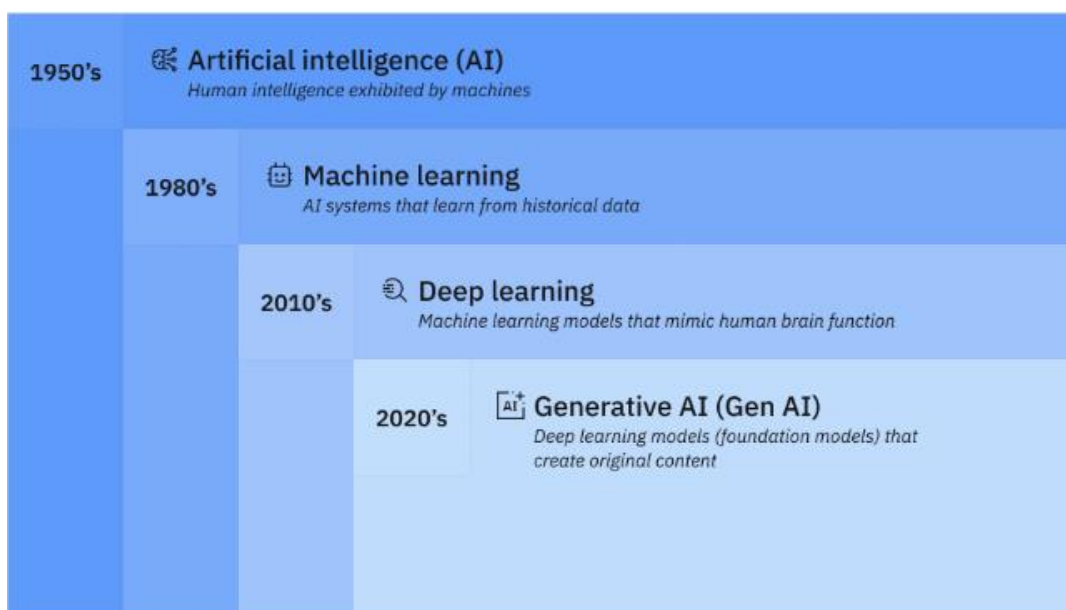
Továbbá McCarthy 1958-ban megalkotta a Lisp nevű programnyelvet ami sokáig az AI fejlesztések alapjául szolgált, majd korábbi társával Marvin Minsky-vel 1959-ben megnyitották a Massachusettsi Műszaki Egyetem (MIT) AI laboratóriumát (GRZYBOWSKI, A. et al. 2024). 1965-ben Alexey Grigoryevich Ivakhnenko és Valentin Grigorevich Lapa hozták létre az első mély tanuló algoritmusokat (Deep Learning Algorithm) amelyek polinomiális aktivációs függvényeket tartalmaztak. Minden egyes rétegből csak azok az input adatok tudtak továbbmenni a következő rétegbe, amelyek az adott statisztikai kritériumnak megfeleltek. Érdeemes megjegyezni, hogy ez a koncepció már 1943-ban megszületett Walter Pitts és Warren McCulloch munkássága nyomán (FOOTE, K. D. 2022).

Az 1980-as években sikerrel lett alkalmazva R1-es nevű, AI alapú konfigurációs program. Ez a program optimalizálta a VAX-11/780 típusú számítógépes rendszert a Digital Equipment Corporation nevű amerikai vállalkozásnál. A bemenet a vásárlók által leadott rendelés volt, a kimenet pedig egy diagram, amely az adott rendeléshez tartozó komponensek közti kapcsolatot reprezentálta. Ezt a diagrammot a cég alkalmazottai használták a megrendelt rendszerek fizikai összeszereléséhez (MCDERMOTT, J. 1982). Összességében kijelenthető, hogy az AI ebben az időszakban virágzott, mivel a kezdeti néhány millió dolláros befektetések milliárd nagyságrendűre növekedtek. Nagyszabású projektek zajlottak az USA-ban, Japánban és Nagy-Britanniában, azonban az évtized végére valamelyest csillapodtak a kedélyek, ugyanis sok vállalkozás nem tudta azokat grandiózus az eredményeket elérni az AI-al, amire korábban ígéretet tettek (RUSSELL, S. J. – NORVIG, P. 2010).

A 90-es évek internetboomja új löketet adott, mivel számos internetes alkalmazás, mint például a keresőmotor vagy az ajánlórendszerek remekül párosíthatóak az AI-al. Ezen túlmenően sok kutató inkább bizonyos szektorokban történő alkalmazására helyezte a

hangsúlyt, valamint egy-egy speciálisabb feladat megoldására, folyamatok optimalizálására fókuszáltak. Annak ellenére, hogy ez a szemlélet sikeres volt, ugyanis több területen, mint például a robotikában, önvezető autók fejlesztésében stb. szép eredményeket értek el, a tudósok egy csoportja (McCarthy, Minsky, Nilsson) inkább az egész koncepció gyökeréhez szerettek volna visszatérni, ami nem volt más, mint egy olyan gép létrehozása ami emberi módon gondolkodik, tanul és alkot (RUSSELL, S. J. – NORVIG, P. 2010). Ezt ma már emberi szintű mesterséges intelligenciának (HLAI) nevezzük (MINSKY, M. et al.2004). Az 1.13. ábra remekül összefoglalja a különböző AI technikák fejlődését, amelyek tulajdonképpen egymás alkategóriái.

1.13. ábra
Az AI technikák fejlődése



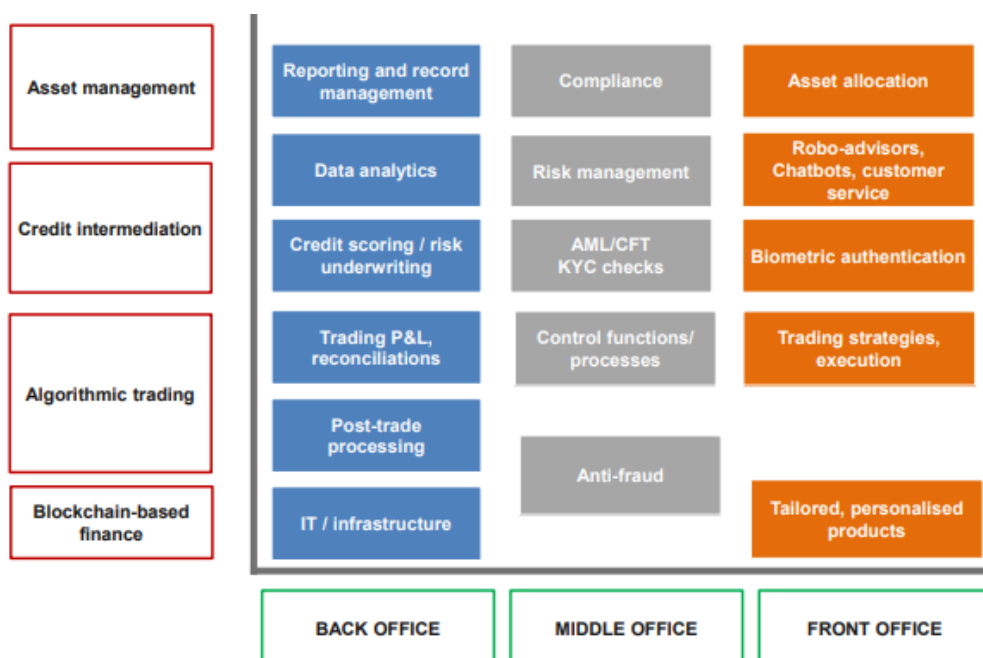
Forrás: STRYKER, C. – KAVLAKOGLU, E. 2024

Végezetül ezt a fejezetet napjaink egyik felkapott jelenségével, a ChatGPT-vel szeretném zárni. Az OpenAI 2022 novemberében bemutatta a ma már széleskörben ismert ChatGPT nevű mesterséges intelligencia chatbot-ját. Az alkalmazás gyorsan berobbant a köztudatba és sok elismerést kapott a sokoldalú felhasználhatósága miatt. A siker ellenére a kritikák sem kerültek el a ChatGPT, ugyanis hamar kiderült, hogy hajlamos, teljesen irreleváns válaszokat adni meglehetősen magabiztosan tálalva a felhasználójának (RACHINI, M. 2022). Mindenesetre 2023 januárjára több mint 100 millió felhasználóval rendelkezett, amivel az egyik leggyorsabban növekvő alkalmazássá lépett elő (MILMO, D. 2023).

2.6. Mesterséges intelligencia a pénzügyi szektorban

A mesterséges intelligenciának kiemelten jelentős szerepe van a pénzügyi területen, mivel a technológiai szektor után itt alkalmazzák a legnagyobb mértékben (Citi, 2018). A napjainkban elérhető gigantikus mennyiségű adatban (erre ma már egyre gyakrabban hivatkoznak „Big Data”-ként) olyan rejtett mintázatokra vagy mögöttes információkra lehet bukkanni, amelyet az ember valószínűleg képtelen lenne felismerni. Ezért is lehet hatékonyan alkalmazni az előrejelzések elkészítésében, döntéshozatalban és javaslattevésben. Emellett a pénzügyi szereplők két legfontosabb célja az AI bevezetésével: a költségcsökkentés valamint a termékfejlesztés (OECD 2021). Az 1.14. ábra összefoglalóan bemutatja a mesterséges intelligencia alkalmazását pénzügyi területeken.

1.14. ábra
Az AI alkalmazása pénzügyi területeken

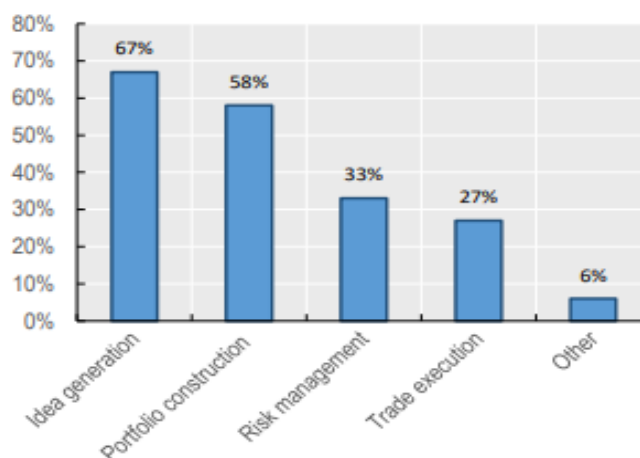


Forrás: OECD 2021

2.6.1. Portfólió allokáció és vagyonkezelés

Az adatok robbanásszerű növekedése magával hozta az AI és ML technikák felvirágzását a vagyonkezelésben. Alkalmazása egészen sokrétű, csak hogy néhányat említsek a teljesség igénye nélkül: felhasználói élmény javítása, portfólió allokáció, kockázatmenedzsment valamint döntéshozatal támogatása (OECD 2021). Az 1.15. ábrán az AI felhasználásának a megoszlását szeretném bemutatni a hedge fundok esetében.

1.15. ábra
AI felhasználásának megoszlása hedge fundoknál



Forrás: OECD 2021

A felhasználói élmény növelésére kitűnő példa az úgynevezett „robot tanácsadók” (robo-advisors) alkalmazása. Ezek a mesterséges intelligencia alapú eszközök segítséget nyújthatnak a befektetők széles spektrumának, legyen szó nyugdíjtervezésről vagy általános befektetési tanácsadásról. A rendszer a tanácsadás során figyelembe vesz számos faktort, mint például az ügyfél célját, életkorát, kockázattűrő képességét. Ezek a szolgáltatások nem csak a lakosság, hanem a vállalatok számára is biztosított. Fontos hangsúlyozni, hogy a cél nem az emberi tanácsadók lecserélése, hanem az ő munkájuk hatékonyságának növelése. Továbbá a legtöbb esetben a klienseknek lehetőségük van a humán tanácsadóval is kapcsolatba lépni a robo advisor-ok felhasználása mellett (Blackrock 2019). Szemléltetésképpen az 1.2. táblázatban szeretném bemutatni, hogy a Blackrock vagyonkezelő társaság milyen AI alapú megoldásokat alkalmaz a felhasználói élmény növelése céljából.

1.2. táblázat
A Blackrock AI alapú megoldásai a felhasználói élmény javítására

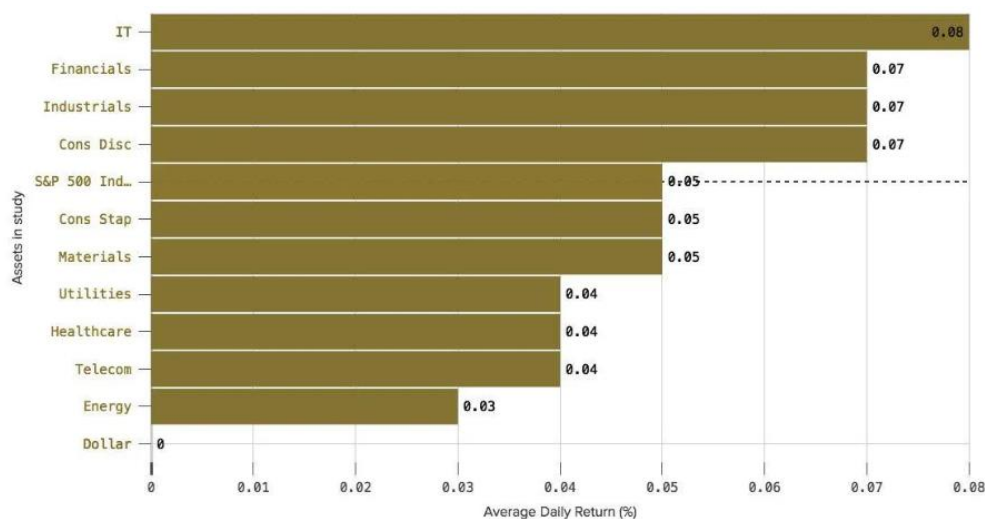
Megoldás	Áttekintés
Aladdin Wealth	Átfogó üzleti és kockázati elemzés biztosítása külső vagyonkezelő társaságok és bankok számára.
Future Advisor	Vagyonkezelés digitalizációja különböző pénzügyi szereplőknek.
iRetire	Elsősorban pénzügyi szakembereknek segít a nyugdíjcélú és egyéb megtakarítási tervek kidolgozásában.
Advisor Center	Forgatókönyv elemzés és adózással kapcsolatos tanácsadás.

Forrás: Blackrock 2019

A vagyonkezelés egyes folyamatainak optimalizálása szintén kiemelt téma a befektetési bankoknál, mivel a menedzserek szeretnék minél nagyobb automatizációt elérni a döntéshozatalban és a kvantitatív elemzések során (ARSLANIAN, H. – FISCHER, F. 2019). Erre a problémára talált megoldást Daniel Nadler, a Kensho nevű AI startup alapítója. A cég nagy dobása a találó megnevezésű „Warren” (Warren Buffett után elnevezve) algoritmus, amely gépi tanulási technikákat alkalmazva átfogó pénzügyi elemzést hajt végre. Maga az algoritmus meglehetősen bonyolult, azonban a felhasználói felülete igen egyszerű: egy keresőmezőbe tehetünk fel neki kérdéseket, mintha szimplán a ChatGPT-vel akarnánk beszélgetni. A Warren több mint 65 millió kérdés megválaszolására alkalmas, amit hozzávetőlegesen 90 000 szempont alapján értékel ki, mint például pénzügyi jelentések, gazdasággal kapcsolatos elemzések, politikai események stb. Nem mellesleg 2018-ban a Standard & Poor’s nemzetközi hitelminősítő intézet mintegy 550 millió dollárért vásárolta meg a Kensho-t, amelynek akkor már 120 alkalmazottja volt. Ez volt a legnagyobb értékű felvásárlás egy AI startup kapcsán, amelyet nem a híres kaliforniai szilikon völgyben alapítottak. A felvásárlás után Nadler továbbra is a cég vezetésében maradt (GARA, A. 2018).

A Warren számos sikeres előrejelzése közül egy 2017-ben készültet szeretnék bemutatni. A 2016-os amerikai választások Donald Trump győzelmét hozták, amelynek hatására az elkövetkező hónapban a dollár három százalékos emelkedésbe kezdett. A Warren azt jósolta, hogy a dollár hamarosan visszaesik és helyette a tech részvények fognak emelkedni. Az 1.16. ábrán a historikus adatokat elemezve kijelenthető, hogy Warren előrejelzése igaznak bizonyult mivel 2017 a tech cégek éve volt (GARA, A. 2018).

1.16. ábra
A „Trump hatás” különböző szektorokra



Forrás: GARA, A. 2018

KORATAMADDI, P. et al. (2020) tanulmányukban arra voltak kíváncsiak, hogy a mesterséges intelligencia hogyan tudna megoldani egy portfólió allokációs problémát a Dow Jones indexben szereplő részvények között. A kutatásukban mély megerősítéses tanulási algoritmusokat alkalmaztak és a korábban végzett kísérletekkel ellentétben ezúttal nem csak a historikus adatok feldolgozására programozták be, hanem alkalmassá tették a piaci hangulat érzékelésére is. Ehhez létrehoztak egy adatbázist, amelybe összegyűjtötték a vizsgálandó részvényeket érintő Google News és Twitter bejegyzéseket. A kutatás végére megalkottak egy adatpív szentiment-érzékeny DDPG modellt, ami jobban teljesített a többi megközelítési módszernél. A kísérletük eredményét az 1.3. táblázatban szeretném bemutatni.

1.3. táblázat
A vizsgált módszerek összehasonlítása

Megközelítési módszer	Sentiment-Aware DDPG ¹	Adaptive DDPG	DDPG	Mean Variance ²	Min Variance ³
Sharpe-mutató	2.07	1.49	0.93	1.25	0.99
Évesített hozam (%)	22.05	18.84	14.7	15.86	11.48
Évesített standard hiba	0.096	0.116	0.147	0.127	0.116
Portfólió végső értéke (USD)	25 051	21 881	18 156	19 632	16 333

Forrás: KORATAMADDI, P. et al. 2020

2.6.2. Kereskedési algoritmusok

A technológiai fejlődés által a részvénypiacok új arculatot kaptak. Napjainkban a befektetők elengedhetetlen eszköze a különböző számítógépes rendszerek, amelyekkel a kereskedéseket lebonyolítják. Ennek köszönhetően a tranzakciók jelentős hányada ma már elektronikusan zajlik, végrehajtásuk mindössze néhány nanoszekundumot vesz igénybe (MISHRA, S.). A számítógépes átállás az 1970-es évek elején, az USA-ban kezdődött, amikor is a Nemzeti Értékpapírkereskedők Szövetsége (NASD) elindította az első számítógéppel támogatott árjegyzői rendszert (AQ), létrehozva a NASDAQ-ot, a világ első elektronikus tőzsdéjét. Ezeken az automatizált piacokon található egy elektronikus központi könyv (Central

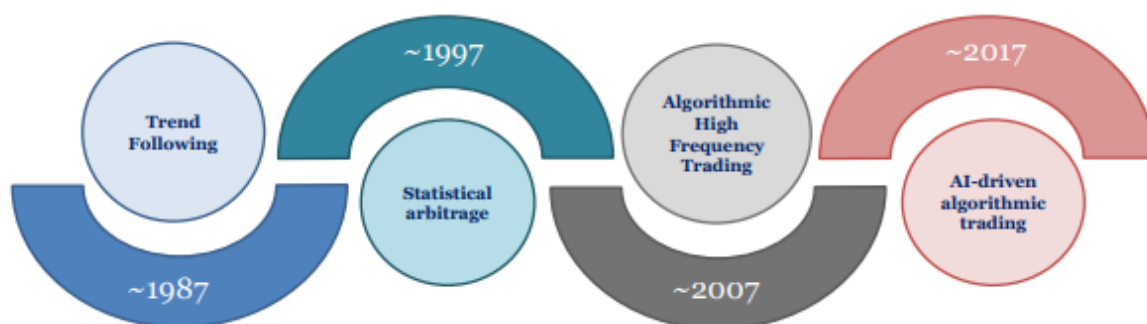
¹ Egy mély megerősítéses tanulási algoritmus (Deep Deterministic Policy Gradient), a szentiment-érzékenység a piaci hangulat figyelembevételét jelzi, az adaptív szó pedig arra utal, hogy a piaci hangulat alapján az algoritmus képes a stratégiájának megváltoztatására (Koratamaddi, P. et al. 2020).

² Harry Markowitz által kifejlesztett átlag-szórásanalízis amelyben a kockázatot (ez a szórással van kifejezve) lehet összevetni a várható hozammal (Koratamaddi, P. et al. 2020).

³ A minimális varianciaanalízis esetében a cél a kockázat minimalizálása (Koratamaddi, P. et al. 2020).

Limit Book Order), amely tartalmazza a kereskedők tranzakcióit, elérhetővé téve a piacon jelenlévő többi szereplőnek. A CLBO bevezetése nagyban hozzájárul az átláthatósághoz, a hatékony árazáshoz és a likviditás növeléséhez (GOMBER, P. et al. 2011). Az 1.17. ábrán a tőzsdei elemzés és kereskedések fejlődését szeretném bemutatni.

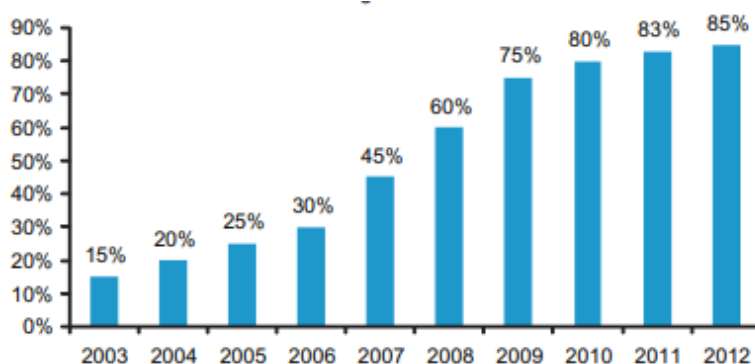
1.17. ábra
A kereskedések fejlődése



Forrás: OECD 2021

A modern gépek számítási kapacitásának és sebességének köszönhetően az algoritmikus kereskedés (AT) elkezdett utat törni magának. Működésének a lényege, hogy mindenféle emberi beavatkozás nélkül képes legyen a tranzakciók lebonyolítására. Előre meghatározott kritériumok alapján ad el vagy vásárol értékpapírokat. Csak abban az esetben szükséges az embernek bekapcsolódnia, ha alapjaiban szeretné újra definiálni az algoritmust (KAYA, O. 2016). Az 1.18. ábrán az algoritmikus kereskedés arányát szeretném bemutatni a piaci forgalomhoz képest.

1.18. ábra
Algoritmikus kereskedés aránya a piacon



Forrás: KISSELL, R. 2014

Az algoritmikus kereskedésnek azonban van egy nagyon fontos alcsoportja amit nagy frekvenciás kereskedési algoritmusoknak (HFTA) nevezünk. Ez a megközelítés a magas

likviditású eszközöknél hatékony, mivel elsősorban sok kereskedéssel generál kis profitot. Ebből kifolyólag a pozíciókat csak rövid ideig tartják, a megbízások gyors frissítése vagy törlése kulcsfontosságú (GOMBER, P. et al. 2011). A jobb áttekinthetőség érdekében az 1.4. táblázatban foglaltam össze az AT és HFTA közös tulajdonságait valamint egyedi jellemzőit.

1.4. táblázat
AT és HFTA tulajdonságai

AT és HFTA közös jellemzői	
1. Előre meghatározott kereskedési kritériumok	
2. A kereskedési döntések automatikus végrehajtása	
3. Emberi felügyeletet nem igényel	
4. Közvetlen hozzáférés a piachoz	
5. Valós idejű piaci adatok elemzése	
Az AT egyedi jellemzője	A HFTA egyedi jellemzője
1. Ügynök kereskedelem ⁴	1. Nagy számú tranzakció
2. Piaci kockázat csökkentése	2. Megbízások gyors visszamondása
3. Akár hosszabb tartási periódus	3. Rövid tartási periódus
4. Előre meghatározott célérték teljesítése	4. Alacsony árrés

Forrás: GOMBER, P. et al. 2011

Az elmúlt években óriási, korábban soha nem látott mennyiségű adat keletkezett. Ezt az információáradatot az ember valószínűleg képtelen lenne hatékonyan értelmezni és feldolgozni, ezért a mesterséges intelligencia alapú algoritmusok iránt egyre nagyobb igény mutatkozott. Az AI-nak köszönhetően a kereskedők megalapozottabb döntéseket képesek hozni, ami magasabb profitot termel, valamint segít csökkenteni a kockázatot. Gépi tanulási technikákkal kiegészítve, ezek az algoritmusok képesek pénzügyi jelentések, záróárak, újságcikkek, közgazdasági mutatók stb. valós idejű elemzésére. Az AI-nak nem jelent problémát a bonyolult összefüggések felismerése, ezáltal sokkal pontosabb előrejelzéseket készítenek, valamint az emberi hibát minimalizálja. Mindazonáltal ügyelni kell a tanulási fázisban betáplált adatok minőségére ugyanis hibás, rossz minőségű adatokkal téves következtetésre jut az algoritmus (CHOWDHURY, E. K. 2019).

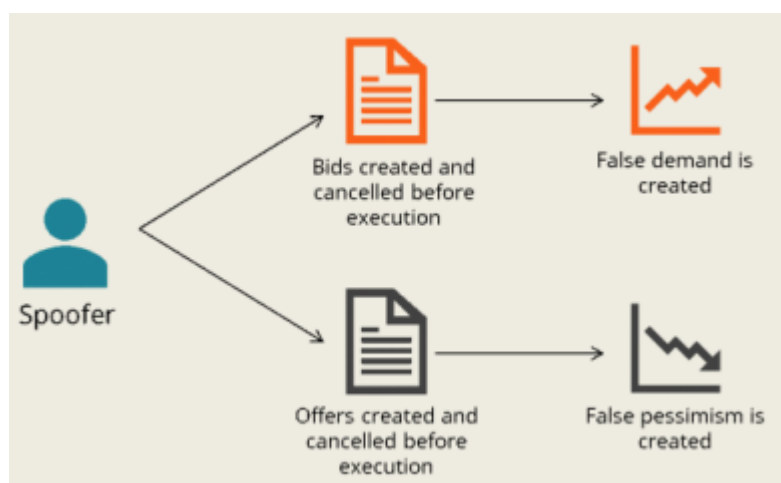
⁴Idősoros adatok elemzése által, befektetési döntések meghozatala (LeBaron, B. 2001).

2.6.3. Az AI-ban rejlő kockázatok és kihívások

Az egyik fő kihívás az AI-alapú modellek értelmezhetősége. Sokszor a szakértők sem igazán értik, hogyan jutott a modell az adott következtetésre. Ez jelentős kockázatokat rejt magában mivel ilyenkor nem tudjuk eldönteni, hogy történt-e emberi hiba a tervezés vagy az implementáció valamely szakaszában. A felügyelet nélküli tanulás modellek amelyek automatizált módon tanulnak, illetve a még komplexebb generatív AI modelleknél ez a veszély fokozottan fennáll. Ez a probléma rávilágít az adatminőség fontosságára, vagyis azokra az adatokra amelyekkel az algoritmusunkat kívánjuk betanítani. Nem nehéz belátnunk, hogyha hibás adatokat használtunk a tanítási szakaszban, nem várhatjuk a modelltől, hogy helyes outputtal szolgáljon (OECD 2023)

Sajnálatos módon a mesterséges intelligenciát visszaélések céljára is fel lehet használni. Egyik jó példa erre az úgynevezett „spoofing”. Ez egy illegális piaci gyakorlat, melynek során vételi és eladási ajánlatokat nyújtunk be különböző értékpapírokra, viszont az üzlet megkötése előtt ezeket szándékosan visszavonjuk. Ezzel téves hangulatot keltünk a piacon, amit a saját elképzeléseink szerint ki tudunk használni. A spoofing-ot már az algoritmikus kereskedések előtt is alkalmazták, azonban a nagy frekvenciás algoritmusok megjelenésével kezdett igazán elterjedni (OECD 2021). A 2010-ben bekövetkezett váratlan, villámszerű piaci visszaesés egyik fő kiváltójának a spoofing-ot tartják (US Department of Justice 2015). Az 1.19. ábrán a spoofing kivitelezését szeretném bemutatni.

1.19. ábra
Spoofing a gyakorlatban



Forrás: OECD 2021

Mesterséges intelligenciával ötvözve a spoofing komoly kihívást jelenthet. A gépi tanulási technikák jellegükből adódóan képesek a környezetükből tanulni és ahhoz alkalmazkodni. Ebben az esetben a különböző mesterséges intelligencia algoritmusok képesek összehangoltan működni más hasonló algoritmusokkal. Ezáltal jóval nehezebb azonosítani a spoofer-t (OECD 2021).

Biztonsági aggályokat is felvet a mesterséges intelligencia. A hackerek kezében egy nagyon veszélyes eszköz, mivel ennek segítségével könnyedén megkerülhetik a hagyományos védelmi rendszereket. Az ilyen jellegű támadási kísérletek elhárítása érdekében a kibervédelmi protokoll újragondolására van szükség. Mindazonáltal nem csak a kibertérben jelent kockázatot az AI. Egyre többet hallani AI alapú fegyverrendszerek fejlesztéséről. Néhányuk előrehaladott vagy akár tesztfázisban van. A döntő pillanatokban az emberi kontroll elvesztése ilyen fegyverek felett beláthatatlan következménnyel járhat. Ennek érdekében a kormányzatoknak és nemzetközi szervezeteknek újfajta szabályozásokat kell kidolgozniuk amely kiterjed a mesterséges intelligenciára is (MARR, B. 2023).

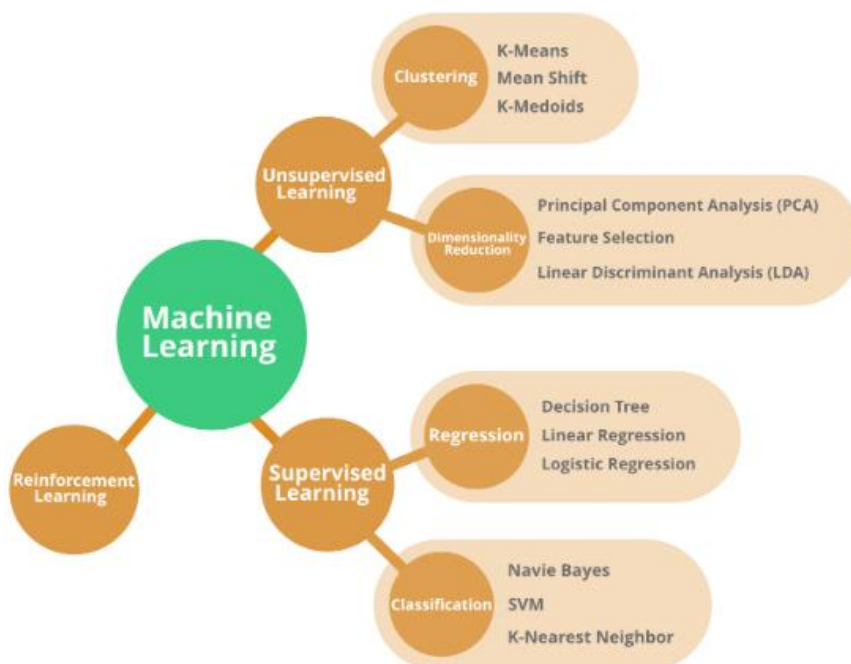
3. Projektmunka

Ebben a fejezetben a kutatáshoz tartozó projektet fogom elvégezni. A kutatásom célja a hagyományos technikai indikátorok és mesterséges intelligencia alapú modellek részvénytársi hozamainak vizsgálata. A backtesting során a modellek historikus adatok alapján történő alkalmazását szimulálom, hogy megbecsüljem, hogyan teljesítettek volna valós kereskedési környezetben. Az alkalmazandó technikai indikátorokat a Szakirodalom feldolgozás szekcióban már bemutatam. Mivel a kutatás középpontjában a mesterséges intelligencia áll, ezért a felhasznált AI modellek hátterét fogom részletesebben kielemezni.

3.1. Alkalmazott technikák bemutatása

Először a mesterséges intelligencia algoritmusok fajtáit szeretném csoportosítani. Az egyik fő csoport amivel a projektben foglalkozok gépi tanulásnak (Machine Learning) hívják. Mindazonáltal a gépi tanulási technikák is további, kisebb egységekre bonthatóak. Az 1.20. ábrán szeretném bemutatni a gépi tanulás alkategóriáit.

1.20. ábra
Gépi tanulás alkategóriái



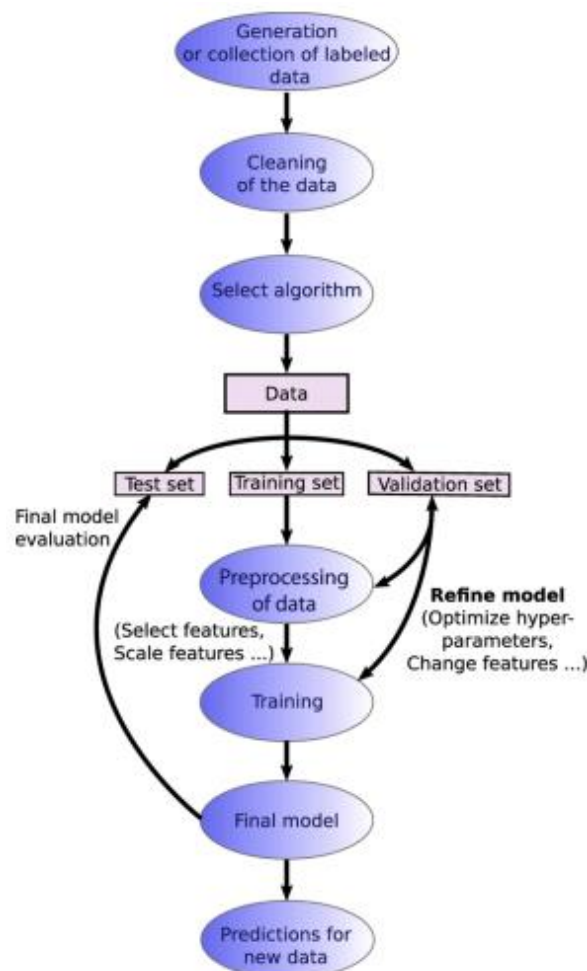
Forrás: GeeksforGeeks 2024

Felügyelt gépi tanulás (Supervised Learning) során a bemeneti adatokat párosítani kell a hozzájuk tartozó kimeneti adatokkal, mielőtt még betáplálnánk őket a modellbe. Erre azért

van szükség, mert az algoritmus így fogja megtanulni a bemeneti és kimeneti változók közötti kapcsolatot. Miután kellő mennyiségű, párosított vagy más szóval felcímkézett adatot tápláltunk be a modellbe, elkezdhetjük hozzáadni a címke nélküli adatokat, amelyek alapján az algoritmus létrehozza a predikciókat.

Felügyelt gépi tanuláson belül megkülönböztetünk regressziót és klasszifikációt. Az előbbi során kimeneti értéként numerikus változót szeretnénk kapni. Tipikus regressziós probléma, amikor egy részvény jövőbeli árfolyamát szeretnénk előre jelezni. Klasszifikációt akkor használunk amikor kategorizálni szeretnénk az adatainkat bizonyos jellemzők alapján, mint például: szín, forma, méret stb (SAHU, S. K. et al. 2023). Kutatásom során nem alkalmaztam tisztán felügyelet nélküli és megerősítéses tanulási modelleket, ezért ezekre nem szeretnék külön kitérni. Az 1.21. ábrán a felügyelt tanulási modellek során alkalmazott munkafolyamatot szeretném bemutatni.

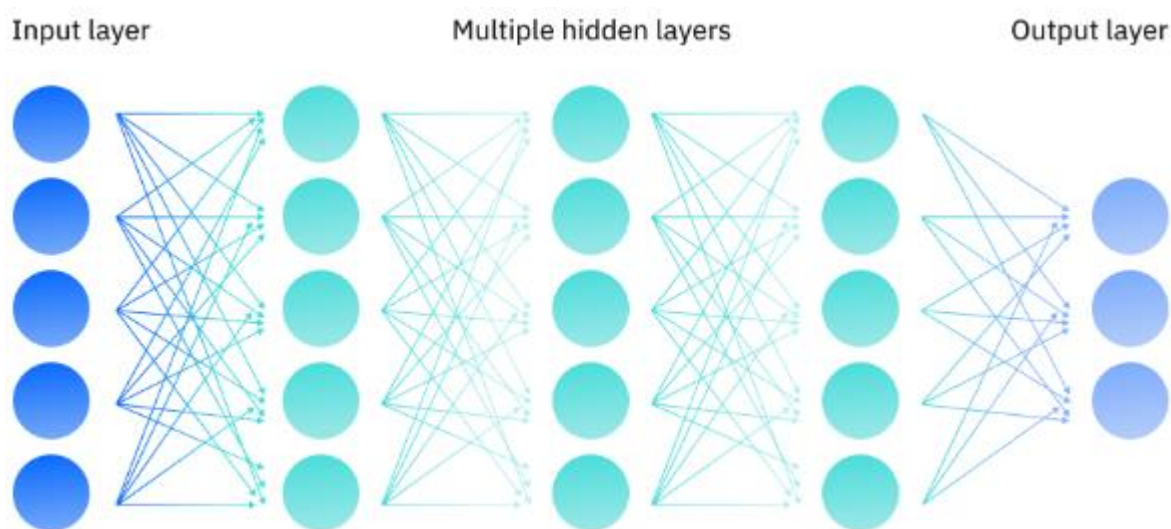
1.21. ábra
A felügyelt gépi tanulás lépései



Forrás: HUANG, E. et al. 2022

A mély tanulási algoritmusok a gépi tanulás egy speciális alkategóriája. Alapját a mesterséges neurális hálózatok adják, amelyek hasonlóképpen működnek, mint az emberi agy. Bemeneti, kimeneti és rejtett rétegek alkotják. Egy neurális hálózat akkor számít mély tanulási modellnek amikor a bemeneti és kimeneti réteggel együtt több mint három darab réteget tartalmaz. A mély tanulási hálózatok egyaránt alkalmasak felügyelt valamint felügyelet nélküli tanulásra. Ez abból következik, hogy nem csak felcímkézett adatokból tanul, hanem úgynevezett rendezetlen, vagyis címkét nem tartalmazó adathalmazok közötti kapcsolatokat önállóan is képes azonosítani. A projekt során címkézett adatokkal fogom ellátni a modellt. Sokoldalúságának köszönhetően olyan speciális feladatokra is alkalmas, mint a nyelvi feldolgozás (Natural Language Processing) illetve a számítógépes „látás” (Computer Vision). Napjainkban a mély tanulási algoritmusok a leghatékonyabb AI alapú modellek közé tartoznak (STRYKER, C. – KAVLAKOGLU, E. 2024). Az 1.22. ábrán egy mély tanulási modell váza látható.

1.22. ábra
Mély tanulási hálózat váza



Forrás: STRYKER, C. – KAVLAKOGLU, E. 2024

3.1.1. Lineáris Regresszió

A lineáris regresszió egy alapvető és gyakran használt felügyelt gépi tanulási algoritmus, amelyet a projekt során alkalmazni fogok. Lényege, hogy x bemeneti változó alapján predikciót készítsen a kimeneti, más szóval y célváltozóra. A bemeneti változó kapcsolatban áll a kimeneti változóval, tehát ha az x értéke módosul, annak hatása lesz az y változóra (BRUCE, P. et al. 2020). Alább a lineáris regresszió képlete alább látható.

$$Y = b_0 + b_1 X \quad (3)$$

b_0 = konstans, az a pont ahol $X = 0$

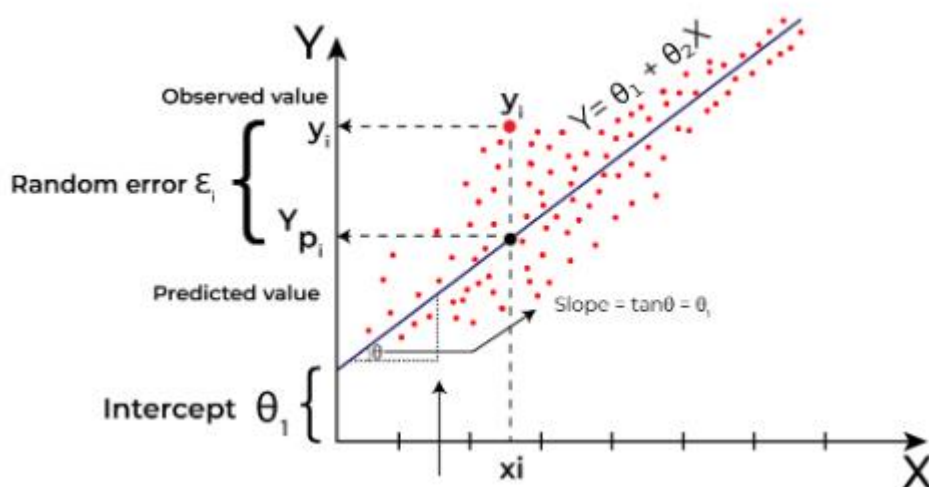
b_1 = a regressziós vonal meredeksége

X = bemeneti változó (független változó)

Y = kimeneti változó (függő változó)

Regressziós modell használata során a célunk, hogy megtaláljuk azt az egyenest, amelyre legjobban illeszkednek a kimeneti változók (BRUCE, P. et al. 2020). Az 1.23. ábrán egy regressziós modellt szeretnék szemléltetni.

1.23. ábra
Lineáris Regresszió



Forrás: GeeksforGeeks 2024

Amint az ábrán is látható a megfigyelt adatok kevés esetben illeszkednek pontosan a regressziós vonalra. Ezért elkerülhetetlen, hogy a regressziós modelleknél ne keletkezzenek hibák. Ezek a hibák tulajdonképpen nem mások, mint az egyenes és a megfigyelt adatok közötti távolság. Ennélfogva az eredeti képletünket kiegészíthetjük egy ún. explicit hiba változóval e_i (BRUCE, P. et al. 2020).

$$Y = b_0 + b_1X + e_i \quad (4)$$

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (5)$$

e_i = explicit hiba

Y_i = az eredeti kimeneti változó

$\hat{Y}_i$ = az illesztett változó vagy maradványérték

A regressziós modellünkkel egy olyan egyenest kívánunk behúzni, ami a lehető legjobban lefedti a megfigyelt adatokat. Tehát a cél a maradványértékek négyzetösszegének (RSS, residual sum of squares) a minimalizálása amit OLS (ordinary least squares) módszernek hívunk (BRUCE, P. et al. 2020).

$$RSS = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (6)$$

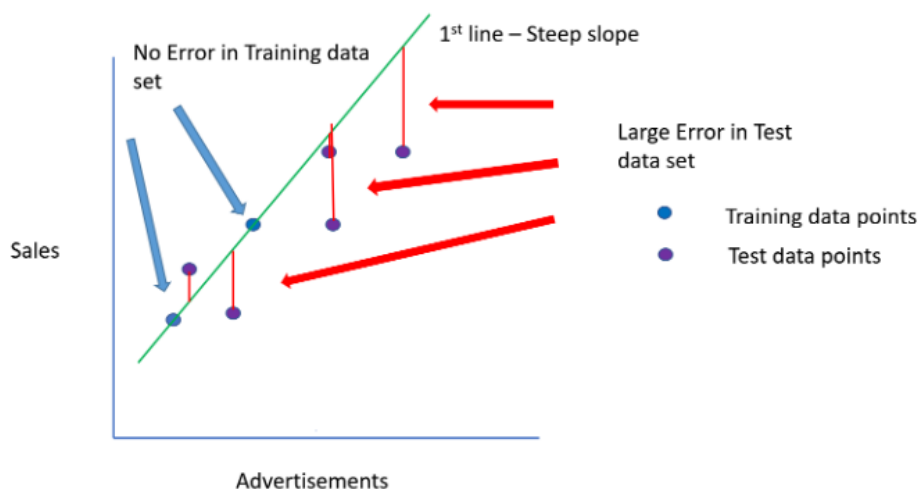
$$= \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 X_i)^2 \quad (7)$$

$\hat{b}_0$ és $\hat{b}_1$ értékekkel csökkentjük az RSS-t

3.1.2. Ridge Regresszió

A ridge regresszió szorosan kapcsolódik a lineáris regresszióhoz, akár úgy is lehetne fogalmazni, hogy az egyik bővítménye. Mielőtt azonban mélyebben belemennék a ridge regresszió bemutatásába, fontos beszélni a lineáris regressziók egyik tipikus problémájáról, ami nem más, mint az úgynevezett túlillesztés (overfitting). Túlillesztés akkor áll fenn, amikor a regressziós modellünk a tanulási szakaszban kiválóan teljesít, viszont a teszt szekcióban már jelentősen rosszabbul (BASAK, B. S. 2020). Az 1.24. ábrán egy túlillesztési problémát szeretnék bemutatni egy regressziós modellen.

1.24. ábra
Túlillesztés



Forrás: BASAK, B. S. 2020

A túlillesztés főképpen a multikollinearitásból (multicollinearity) fakad. A multikollinearitás nem más, mint a független változók között fennálló lineáris kapcsolat, amelyek közvetlen hatást gyakorolnak a függő változókra. A modell alkalmazása előtt érdemes ezt a kapcsolatot megvizsgálni és különböző koefficiensekkel (együtthatókkal) kifejezni ennek a lineáris kapcsolatnak az erősségét. Létezik erre egy bevett gyakorlat, melynek segítségével ezt a számítást elvégezhetjük. Ezt a módszert standard legkisebb négyzetek mátrix együtthatós becslésének (standard ordinary least squares matrix coefficient estimator) nevezzük (MUREL, J. – KAVLAKOGLU, E. 2023). Az alkalmazott formula alább látható.

$$B = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (8)$$

B = együtthatók (koefficiensek) becslése

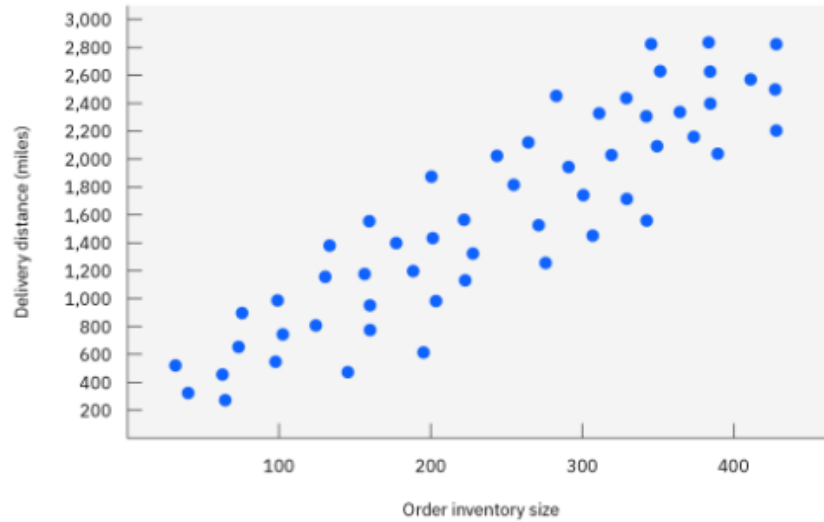
X^T = független változók mátrixának transzportáltja

X = független változók mátrixa

y = függő változó értékeinek mátrixa

Képzeljük el, hogy egy szállítmányozási cég adatait vizsgáljuk. Az elemzés során megállapítjuk, hogy a távolabbi címekre átlagosan több terméket kell kiszállítanunk, tehát a távolság lineárisan korrelál az árucikkek mennyiségére (MUREL, J. – KAVLAKOGLU, E. 2023). Az 1.25. ábrán a multikollinearitás szeretném bemutatni, a fentebb említett szállítványozási cég példáján keresztül.

1.25. ábra
Multikollinearitás



Forrás: MUREL, J. – KAVLAKOGLU, E. 2023

A multikollinearitás kiküszöbölésére számos megoldás létezik: a mintánk növelése, a független változók diverzifikálása (tehát jelen példánál maradva olyan x változó bevonása a vizsgálatba ahol kis távolságra történt nagy mennyiségű áruszállítás) vagy a modell továbbfejlesztése. Utóbbira kínál megoldást a ridge regresszió. Az OLS metódus, mint ahogy azt már korábban bemutattam, egy jó módszer a maradványértékek négyzetösszegének minimalizálására a betanítási szekcióban. A ridge regresszió módosítja az OLS-t azáltal, hogy bevezet egy úgynevezett regularizációs tagot (L2 penalty term), amely a változókra kiszámított koefficiensek négyzetösszege (MUREL, J. – KAVLAKOGLU, E. 2023).

$$RSS_{L2} = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p B_j^2 \quad (9)$$

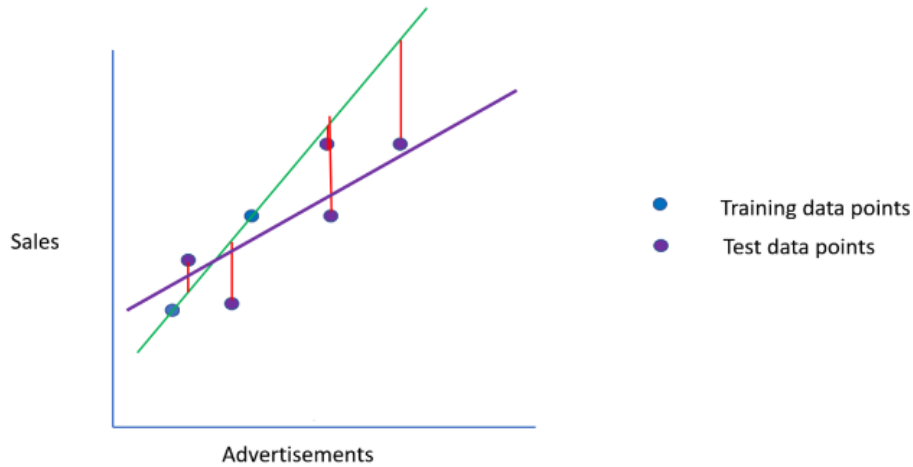
$$L2 = ||B||^2 = B_1^2 + B_2^2 + \dots B_n^2 \quad (10)$$

B = változók koefficiense

λ = regularizációs paraméter

Az L2 büntetési tag korrigálja a magas együttthatós értékeket, ezáltal a túlillesztés orvosolható és a modell RSS értéke is alacsonyabb lesz. A λ paraméter minden együttthatót arányosan csökkent, tehát a magasabb koefficiensek nagyobb büntetést kapnak. Ezt a statisztikában együtttható zsugorításnak nevezzük (MUREL, J. – KAVLAKOGLU, E. 2023). Az 1.26. ábrán szemléltetem a büntetési taggal korrigált regressziós egyenest.

1.26. ábra
Ridge regresszió

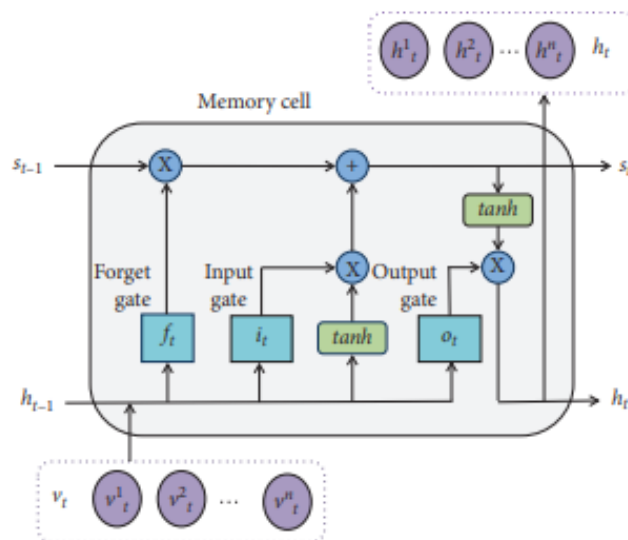


Forrás: BASAK, B. S. 2020

3.1.3. Long Short Term Memory (LSTM)

Az LSTM vagy másnéven Hosszú-Rövid Távú Memória a mély, visszatérő neurális hálózatok (RNN) egyik csoportja. Ezek az algoritmusok alkalmasak szekvenciális adatok feldolgozására, mint például idősoros adatok vagy szövegek. Az LSTM-re jellemző, hogy kapukat és információs cellákat használ az adatok elvetésére vagy továbbítására. Széleskörben használatos természetes nyelvfeldolgozásban, beszédfelismerésben és idősoros előrejelző modellekben (BANOULA, M. 2023). Az 1.27. ábrán az LSTM vázát szeretném bemutatni.

1.27. ábra
LSTM váza



Forrás: YANG, C. et al. 2020

A memóriaegység három fontos részből áll: bemeneti kapu, felejtés kapu, kimeneti kapu. Mindhárom kapunál az input adatok 0 vagy 1-es értéket vehetnek fel. A bemeneti kapu arról dönt, hogy az adat el legyen-e tárolva a memóriacellába, vagy sem (BANOULA, M. 2023). A bemeneti kapu aktivizációs képlete a következő:

$$i_t = \sigma(\omega_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (11)$$

i_t = bemeneti kapu aktivizációja

σ = nemlineáris szigmoid függvény, amely az értékeket 0 és 1 közé teszi

ω_i = a súlyok mátrixa, ami az inputhoz és az előző időpillanat rejtett állapotaihoz köthető, a hálózat tanítása során optimalizálódik

h_{t-1} = rejtett állapot az előző időpillanattól

x_t = input adat, az aktuális időpillanat bemenete

b_i = eltolási érték, a tanulás során szintén változik

A felejtés kapu meghatározza azokat az adatokat amelyekre nincs szükség és el kell vetni a modellből. A felejtés vektorral az előző réteg rejtett állapotát kell megszorozni. Ha az így kapott érték 1-hez közeli, akkor ezt az adatot meg kell tartania a modellnek az aktuális cellában (ZHA, W. et al. 2022).

$$f_t = \sigma(\omega_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (12)$$

Az aktuális bemenet és az előző rejtett rétegből egy átmeneti cellaállapot jön létre, amin további kalkulációkat kell elvégezni, hogy a végállapotot megkaphassuk. A kimeneti kapu és a végleges cellaállapot szorzata lesz a cella kimenete. Ez a kimenet pedig a következő időlépésben rejtett állapotként fog megjelenni (ZHA, W. et al. 2022). A (13) képletben a köztes cellaállapotot szeretném bemutatni ami az aktuális bemenetet és az előző rejtett réteg állapotát veszi figyelembe. Ez a képlet még nem frissíti ténylegesen a cellát, hanem előkészíti egy lehetséges frissítésre.

$$\check{c}_t = \tanh(w_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (13)$$

$\check{c}_t$ = lehetséges új érték a cella számára

$\tanh$ = hiperbolikus tangens aktivizációs függvény, amely a bemenetet -1 és 1 közé teszi

w_c = súlyok mátrixa, amely a bemenetekhez és az előző rejtett állapothoz tartozik, specifikusan a cellaállapot számításához.

A (14) képletben a tényleges cellaállapot frissítése valósul meg. Két komponensből tevődik össze: a régi cellaállapot megőrzése vagy elfelejtése, valamint az előző lépésben előkészített adatok, amelyek a bemeneti kapuval vannak szabályozva.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \check{C}_t \quad (14)$$

f_t = felejtés kapu

C_{t-1} = előző cellaállapot

i_t = bemeneti kapu

$\check{C}_t$ = lehetséges új érték

A (15) képletben a kimeneti kapu aktivizációja látható. Ez a kapu határozza meg, hogy mely adatokat kell a kimenetbe, vagyis a rejtett állapotba továbbítani.

$$o_t = \sigma(\omega_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (15)$$

Végül a (16) képletben az új cella kimenete található, ami a tanh függvénnyel szabályozott aktuális cellaállapot és a kimeneti kapu szorzata.

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (16)$$

3.2. Anyag és módszertan

A vizsgálat során öt részvény historikus adatait használtam fel. Ezeket az adatokat a Yahoo Finance API-n keresztül értem el. Emiatt nem szükséges a fájlokat letölteni majd később beimportálni, hanem közvetlenül a kódszerkesztőbe érkeznek az adatok. A felhasznált részvények rövid összefoglalóját az 1.5. táblázat tartalmazza.

1.5. táblázat
A vizsgált részvények adatai

Részvény rövidítése	Cégnév	Szektor
AAPL	Apple Inc.	IT
IBM	International Business Machines Inc.	IT
MSFT	Microsoft Corporation	IT
F	Ford Motor Company	Járműipar
BA	The Boeing Company	Repülőgépipar

Forrás: Saját szerkesztés

Munkám során a Python programozási nyelvvel hajtottam végre az elemzést. Választásomat az indokolta, hogy a Python olyan magas színvonalú könyvtárakkal rendelkezik, mint a Pandas, NumPy, Matplotlib, Scikit-learn, Pytorch, amelyekkel könnyen kezelhetők, elemezhetők és vizualizálhatók nagyobb mennyiségű részvényadatok. Kódszerkesztőként a Google Colab-ot használtam, amely biztosítja a számítási erőforrásokat (például GPU és TPU hozzáférést), így nagyobb méretű adathalmazok is kezelhetők anélkül, hogy a saját gép erőforrásait megterhelné. A vizsgálat időtartama 2017 január 1.-től 2024 január 1.-ig tart (a gépi tanulási algoritmusok ezenfelül a 1996. január 1.-től 2017. december 31.-ig tartó időszak adataival lettek betanítva). A kutatásban három indikátor (SMA, MACD, Momentum), valamint három mesterséges intelligencia algoritmus (Lineáris Regresszió, Ridge Regresszió, LSTM) backtestjét hajtom végre. A backtest során arra vagyunk kíváncsiak, hogy ezek a megközelítések hogyan teljesítettek volna a vizsgált időtartamban.

A dolgozatom fő kérdése, hogy a fent megnevezett stratégiák közül melyikkel értük volna el a legnagyobb profitot, tehát a záróegyenleg maximalizálása a cél. Mindegyik módszer backtestjénél egy virtuális, \$10000 kezdőegyenleget helyeztem el. Az összesített hozamon túlmenően meghatároztam a stratégiák évesített hozamát, maximális visszaesését, a stratégia győzelmi arányát, valamint bátorkodtam összehasonlítani ezeket az értékeket az adott részvényre vonatkozó buy&hold (tehát a papír folyamatos tartása az időszak elejétől a végéig) stratégia eredményével, ezáltal teljesebb képet kaphatunk minden egyes kereskedési stratégiáról.

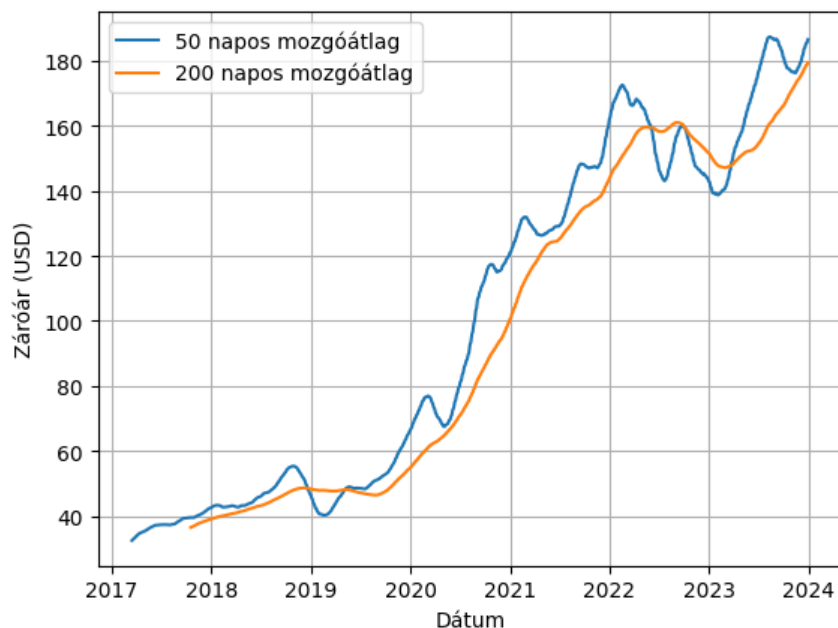
3.3. Eredmények

3.3.1. Mozgóátlag alapú stratégia (SMA) eredményei

A munkakörnyezet felállítása és az adatok betöltése után először a napi logaritmikus hozamokat kellett meghatároznom, így biztosítva az arányos értékeket az egyenleg növekedéséhez vagy csökkenéséhez. Ezzel párhuzamosan létrehoztam a viszonyítási pontként szolgáló buy&hold stratégiát, amelyben a kiinduló egyenleg az idő előrehaladtával a napi hozamokkal együtt változik. Ez a későbbi összehasonlítás során lesz hasznos. A kód a mozgóátlag alapú stratégia elemzéséhez két különböző hosszúságú mozgóátlagot használ: egy gyorsat (50 napos) és egy lassút (200 napos). Az SMA stratégia lényege hogy vételi jelzést ad, amikor a gyors mozgóátlag a lassú fölé emelkedik, és eladási jelzést, amikor a gyors

mozgóátlag a lassú alá csökken (TÓTH, B. L. et al. 2023). Szemléltetésképpen az 1.28. ábrán az Apple részvényre kiszámított mozgóátlagok grafikonját szeretném bemutatni.

1.28. ábra
Az APPL gyors és lassú mozgóátlagai, 2017 - 2024



Forrás: Saját szerkesztés

Az SMA jelzéseit True és False értéként a Long nevű oszlopban tárolom. Amikor a stratégia vételi jelzést ad, a pozíciók nyitottak maradnak, és a napi hozamok az egyenleget növelik vagy csökkentik. A stratégia teljesítményének méréséhez a program folyamatosan frissíti az ahhoz tartozó egyenleget, így nyomon követhető a kereskedési folyamat hatékonysága. Az egyenleg a Sys_Bal nevű oszlopban szerepel, és mutatja, hogyan változott volna a kezdeti befektetett pénzösszeg az idő folyamán. Továbbá kiszámítottam a stratégiához tartozó csúcspontok (Sys_Peak) és visszaesések (Sys_DD) értékét is, hogy pontosan mérhető legyen, milyen kockázattal járt a stratégia. Az SMA stratégia által kapott záróegyenlegeket az 1.6. táblázatban szeretném bemutatni.

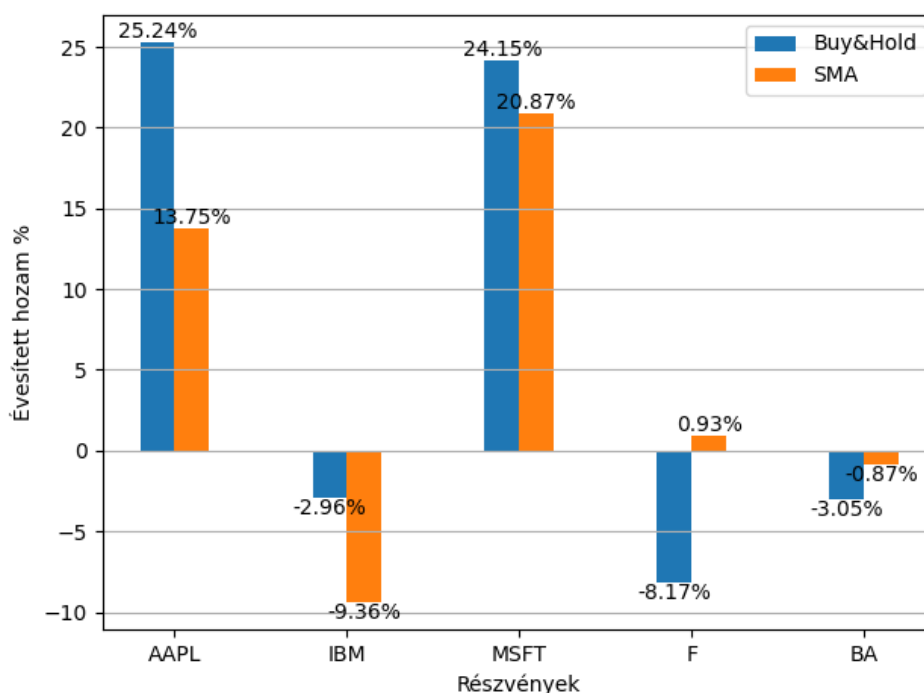
1.6. táblázat
Az SMA által kapott záróegyenlegek

	AAPL	IBM	MSFT	F	BA
Záróegyenleg	\$24629.71	\$5026.24	\$37684.28	\$10665.65	\$9407.98
Összesített hozam (%)	146.30 %	-49.74%	276.84%	6.66%	-5.92%

Forrás: Saját szerkesztés

Az eredményből kiderül, hogy három esetben sikerült profittal zárni. A Microsoft esetében sikerült a záróegyenleget \$37684.28-ig feltornászni, míg a második helyezett az Apple lett \$24629.71-el. A harmadik helyen már csak minimális profitot sikerült elérni, itt \$10665.65-t mutat a záróegyenleg. A Boeing és IBM esetében pedig veszteségesnek bizonyult a stratégia. Öt részvény közül háromnál sikerült profitot realizálni, az Apple és Microsoft esetében egészen mutatósat, azonban ha megvizsgáljuk az évesített hozamokat a buy&hold stratégiával összevetve, beszédesebb eredményeket kapunk. Az 1.29. ábrán a részvények évesített hozamát szeretném bemutatni a buy&hold stratégiával összehasonlítva.

1.29. ábra
SMA és buy&hold évesített hozamai

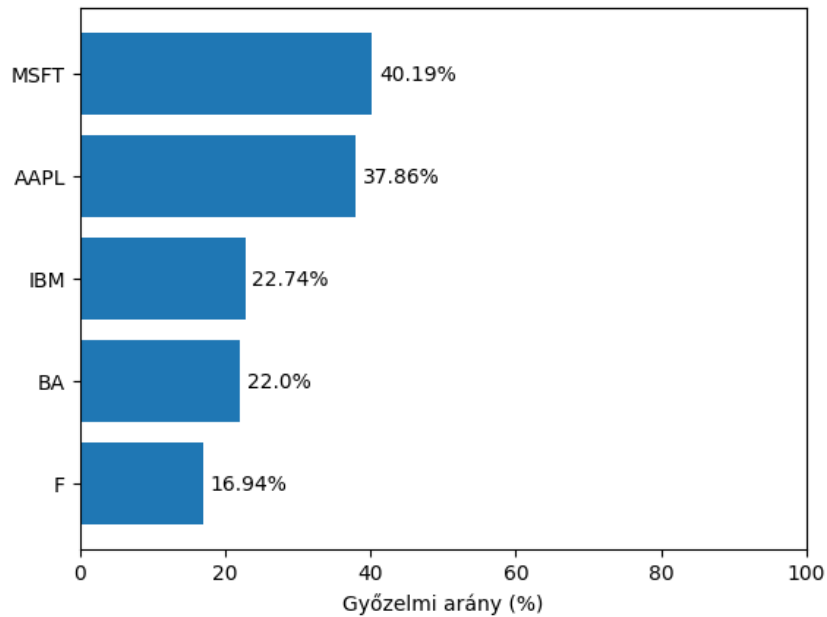


Forrás: Saját szerkesztés

Ebből a megközelítésből látható, hogy csak a Ford esetében lett volna némileg előnyös a stratégia alkalmazása, máskülönben évi -8.17% veszteséget generáltunk volna. Annak ellenére, hogy az Apple és Microsoft esetében is jól szerepelt az SMA stratégia, a papírok szimpla tartásából nagyobb profitot lehetett volna elérni. A Boeingsnél ugyan eredményesebb volt az SMA a buy&hold-nál, azonban összességében így is mínuszban zártunk volna. Az IBM esetében meg egyenesen kijelenthető, hogy csúnyán ráfizettünk volna erre a kísérletre.

Úgy gondolom, hogy érdemes egy pillantást vetni a stratégia által adott jelzések pontosságára. Ennek ismeretében pontosabb képet kaphatunk a stratégia megbízhatóságáról. Az 1.30. ábrán az SMA győzelmi arányát szeretném bemutatni.

1.30. ábra
Az SMA győzelmi aránya

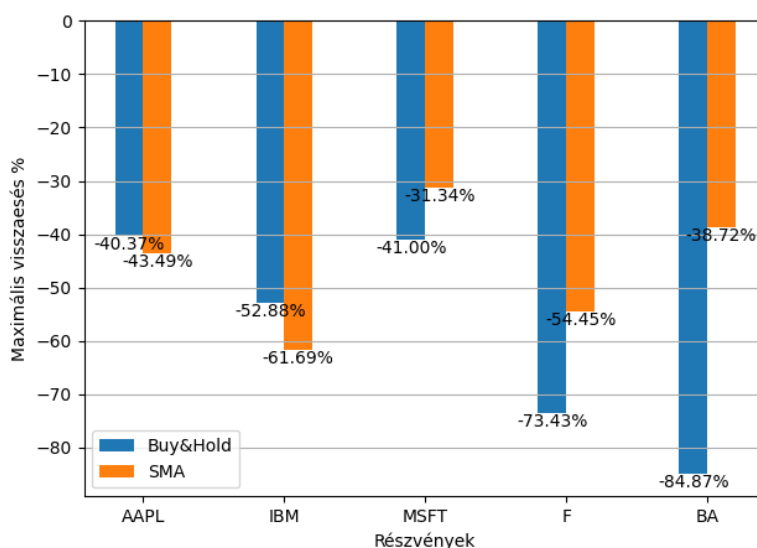


Forrás: Saját szerkesztés

Láthatjuk, hogy a Microsoft-nál és az Apple-nél leadott jelzések jelentősen pontosabbak voltak a többi papírhoz képest. Viszont számomra két érdekes dolog feltűnik. Az egyik, hogy egy esetben sem sikerült elérni a legalább 50%-os pontosságot, második pedig, hogy az IBM esetében 22.74%-os találati arányt kapunk, ezzel a harmadik helyet foglalja el, holott ekkor teljesített messze a legrosszabbul a stratégia.

Itt jön képbe a maximális visszaesés (maximum drawdown) vizsgálata. Ez a mérőszám megmutatja, hogy egy befektetési portfólió vagy stratégia a legnagyobb csökkenés során milyen mértékben veszített az értékéből a csúcspontjától a mélypontjáig. Ez segít a befektetőknek és az elemzőknek felmérni, mekkora veszteséget kellene elviselniük a legrosszabb időszakban. Az 1.31. ábrán a maximális visszaesést szeretném bemutatni a vizsgált részvényeken

1.31. ábra
SMA és buy&hold maximális visszaesései



Forrás: Saját szerkesztés

A maximális visszaesés értékei megmagyarázzák, hogy a harmadik legjobb találati aránnyal, hogyan is érhetette el a legalacsonyabb hozamot az IBM. Ennél a papírnál történt ugyanis a legnagyobb visszaesés, ami azt jelenti, hogy ez a részvény volt a legkockázatosabb mind közül.

3.3.2. MACD eredményei

A projekt felépítése ennél a stratégiánál is (ahogy az összes többinél is) hasonlóképpen zajlott, mint az SMA-nál, tehát a Long, Sys_Bal, Sys_Peak, Sys_DD nevű oszlopok ugyanazt a funkciót látják el. Éppen ezért igyekszek minden fejezetnél az adott projekt sajátosságait kiemelni. Ennél a résznél a Long oszlopban van a legnagyobb eltérés, ugyanis itt lettek definiálva a belépési és kilépési pontok. Ahhoz először viszont a két exponenciális mozgóátlagot (EMA) kellett kiszámítani. A gyors EMA-t 12 napos periódusra határoztam meg (amelynek értékét az exp1 nevű változó tartalmazza), lassút pedig 26 naposra (exp2 változó). Ezután a MACD vonalat úgy kapjuk meg, hogy a gyors EMA értékéből kivonjuk a lassú EMA értékét. Végül az MACD jelvonalat (signal változó) számítjuk ki, amely az MACD vonal 9 napos exponenciális mozgóátlaga. Az MACD stratégia által kapott záróegyenlegeket az 1.7. táblázatban szeretném bemutatni.

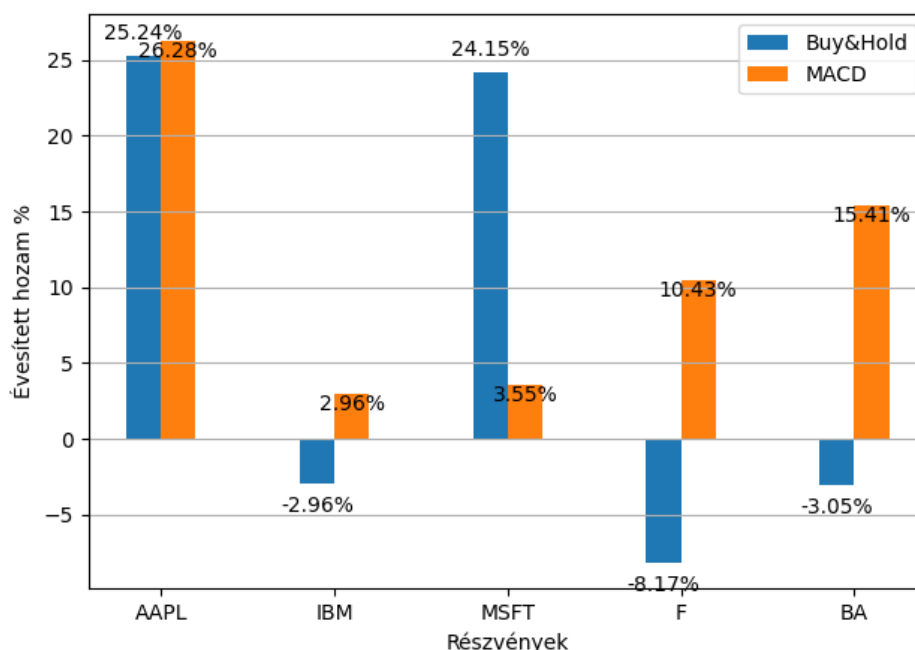
1.7. táblázat
Az MACD által kapott záróegyenlegek

	AAPL	IBM	MSFT	F	BA
Záróegyenleg	\$51184.07	\$12263.57	\$12767.37	\$20022.59	\$27268.99
Összesített hozam (%)	411.84%	22.64%	27.67%	100.23%	172.69%

Forrás: Saját szerkesztés

Az MACD stratégiánál már sokkal ígéretesebb záróegyenlegeket kaptunk. Minden részvélynél sikerült profitot realizálni. Az SMA stratégiánál a Microsoft részvény teljesített a legjobban, addig most az egyik legrosszabbul. Az \$51184.07 záróegyenleg kifejezetten szép eredmény az Apple esetében. Az 1.31. ábrán a részvények évesített hozamát szeretném bemutatni a buy&hold stratégiával összehasonlítva.

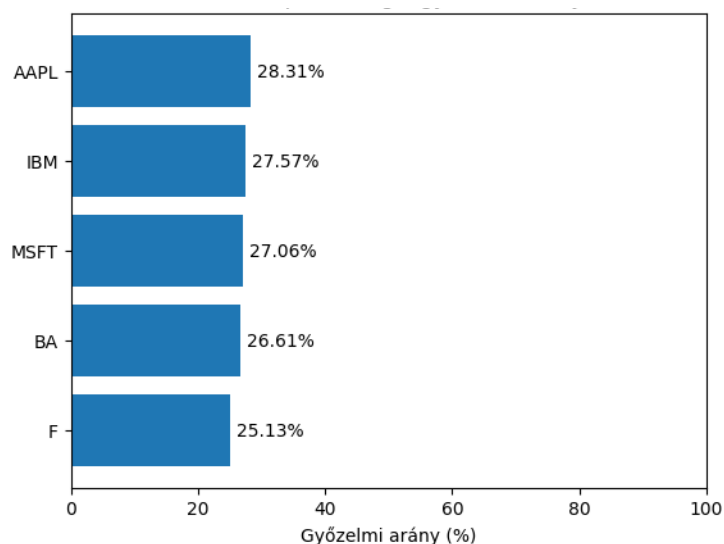
1.32. ábra
MACD és a buy&hold évesített hozamai



Forrás: Saját szerkesztés

Figyelemreméltó, hogy azzal a három részvénnel (IBM, Ford, Boeing) is profitot generáltunk volna a stratégia alkalmazásával, amelyek alapvetően mínusszal zárták a vizsgált időszakot. Az Apple-nél kijelenthető, hogy az indikátor felülmúlta a buy&hold stratégiát is, míg a Microsoft-nál nem igazán érte volna meg az MACD-t alkalmazni, mivel kb. 20%-al maradt alul a papír tartásából származó hozamnak. Az 1.33. ábrán az MACD győzelmi arányát szeretném bemutatni.

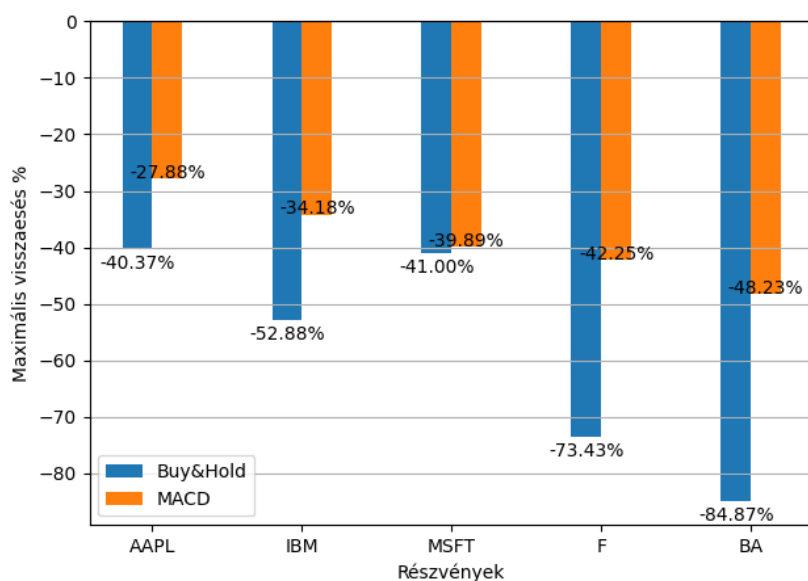
1.33. ábra
Az MACD győzelmi aránya



Forrás: Saját szerkesztés

Szembevetendő, hogy a győzelmi arány összességében alacsonyabb az MACD-nél mint amennyi az SMA-nál volt. Példának okáért az Apple-nek ott 37.86%-os győzelmi aránya volt, itt meg csupán 28.31%. Ennek ellenére az MACD több profitot hozott, mint az SMA ennél a papírnál. Ezek mellett az SMA győzelmi aránya 16.94%-40.19% között mozgott, addig az MACD-nek 25.13%-28.31% között alakult. Ezt a jelenséget talán megmagyarázza a maximális visszaesés grafikonon. Az 1.34. ábrán a maximális visszaesést szeretném bemutatni a vizsgált részvényeken.

1.34. ábra
MACD és a buy&hold maximális visszaesései



Forrás: Saját szerkesztés

Amint azt a grafikonról leolvashatjuk, a visszaesések mértéke az MACD-nél sok esetben kisebb volt mint az SMA stratégiánál. Ez megmagyarázza, hogy a gyengébb győzelmi arány ellenére mégis hogyan volt lehetséges nagyobb profitot elérni. Továbbá az összes esetben kisebb volt az MACD visszaesése, mint a buy&hold stratégiáé.

3.3.3. Momentum eredményei

Először a Momentum nevű oszlopban kiszámítottam az indikátor értékét. A lényeg, hogy az aktuális záróárból ki kell vonni a 14 nappal korábbi záróárat, majd elosztani a 14 nappal korábbi záróárral. Az eredményt végül megszoroztam 100-zal és hozzáadtam 100-at, hogy a bázisérték 100 legyen. Ez segít az ármozgás százalékos növekedésének vagy csökkenésének mérésében. Szintén a Long oszlop tartalmazza az indikátor vételi jelzéseit: ha a Momentum oszlop értéke 100 felett van True értéket ad vissza, tehát akkor tartjuk a papírt. A Momentum stratégia által kapott záróegyenlegeket az 1.8. táblázatban szeretném bemutatni.

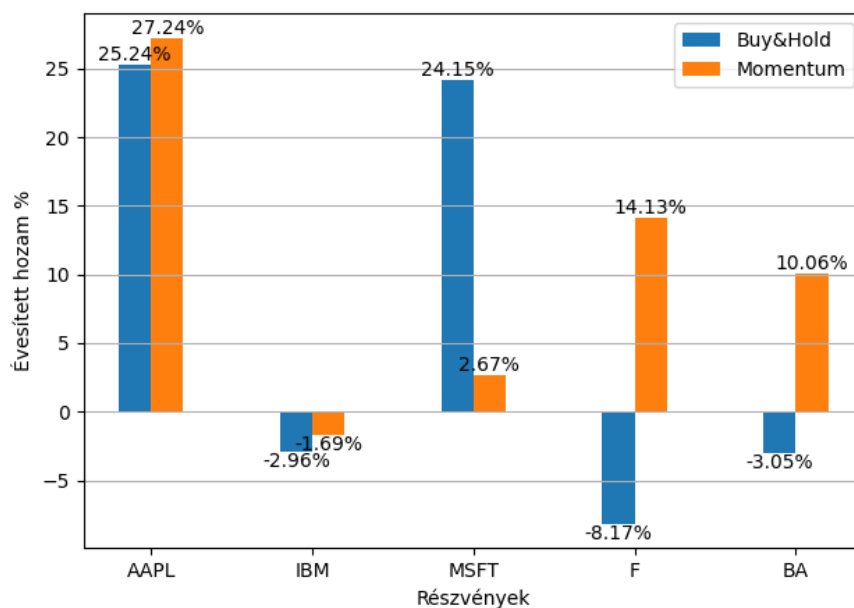
1.8. táblázat
A Momentum által kapott záróegyenlegek

	AAPL	IBM	MSFT	F	BA
Záróegyenleg	\$53,974.05	\$8,873.55	\$12,027.63	\$25,219.68	\$19,558.94
Összesített hozam (%)	439.74%	-11.26%	20.28%	152.20%	95.59%

Forrás: Saját szerkesztés

A táblázat azt mutatja, hogy az adott stratégia ismét az Apple-nél volt a legjövödelmezőbb az adott időszakban, míg az IBM-el ráfáztunk volna. A többi részvélynél mérsékelt hozamokat értünk volna el, de az Apple jelentősen kiemelkedett a vizsgált részvények közül. Az 1.35. ábrán a részvények évesített hozamát szeretném bemutatni a buy&hold stratégiával összehasonlítva.

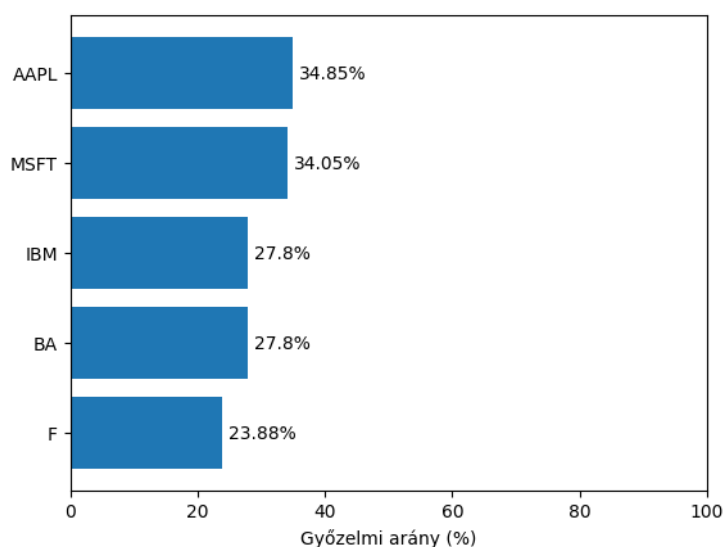
1.35. ábra
Momentum és a buy&hold évesített hozamai



Forrás: Saját szerkesztés

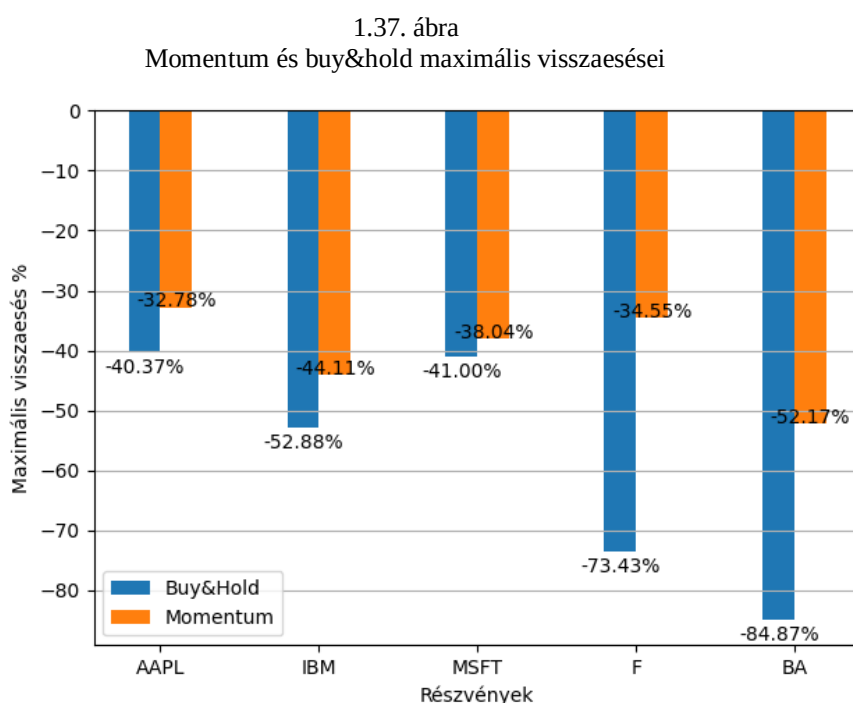
Három részvélynél bizonyult eredményesebbnek a Momentum indikátor (Apple, Ford, Boeing), mint a buy&hold. A Ford és Boeing esetében ráadásul kifejezetten jól jártunk volna vele, ugyanis 10% fölötti évesített hozamot zsebelhettünk volna be, míg ha csak tartottuk volna őket, akkor mínusszal zártunk volna. Az IBM esetében sajnos nem sikerült az ami az előző kettő részvélynél. A Microsoft-nál a hold&buy ismét toronymagasan nyert. Az 1.36. ábrán az Momentum győzelmi arányát szeretném bemutatni.

1.36. ábra
A Momentum győzelmi aránya



Forrás: Saját szerkesztés

Nem nagy meglepetésre az Apple-nél láthatjuk a legnagyobb győzelmi arányt. A második helyen nem sokkal van lemaradva a Microsoft, ami érdekes abból a szempontból, hogy a hozamok terén viszont nagy a különbség a két részvény között. Az IBM és Boeing-nél is 27.8%-os győzelmi arányt sikerült elérni, azonban ha megint összevetjük a hozamokkal, akkor a Boeing-el majdnem megdupláztuk volna az egyenlegünket, míg az IBM-el garantáltan veszteséggel szálltunk volna ki. A legpontatlanabb jelzéseket megint a Ford kapta, ez eddig az összes stratégia győzelmi arányánál így volt. Az 1.37. ábrán a maximális visszaesést szeretném bemutatni a vizsgált részvényeken.



Forrás: Saját szerkesztés

Mindegyik részvény esetében elmondható, hogy a Momentum indikátor alkalmazásával a volatilitást sikerült enyhíteni, mivel a visszaesés mindenhol kisebb, mint a buy&hold stratégiánál. A legnagyobb visszaesés a Boeing-nél látható, utána következik az IBM. Ezeknek a részvényeknek egyezett a győzelmi arányuk. Nagyon érdekes, hogy mindezek ellenére a Boeing-nél mégis ígéretes eredményeket kaptunk az indikátor által.

3.3.4. Lineáris Regresszió eredményei

A három vizsgált AI algoritmus közül a lineáris regresszióval szeretném kezdeni az eredmények bemutatását. Első lépésként a teljes adatkészletet beimportáltam, ami az AI modellek esetében a 1996.01.01. és 2024.01.01. közötti időszak. Majd ezután a napi hozamokat

logaritmikus formában számítottam ki, hogy a sorozatos százalékos változások jobban modellezhetők legyenek. Az adatokból öt késleltetett változót hoztam létre (Lag_1, Lag_2, stb. néven), amelyek az előző napok hozamait tükrözik. Ezek a késleltetett adatok segítenek a modellnek a hozamok előrejelzésében azáltal, hogy figyelembe veszik az elmúlt napok teljesítményét.

Ezután következett a betanítási és teszt fázis meghatározása. Az adathalmazt 75%-25% arányban osztottam szét tanulási- és tesztadatokra, úgy, hogy az adatok időrendi sorrendje megmaradjon. Következő lépésként egy lineáris regressziós modellt tanítottam be az erre kijelölt adathalmazon, ahol a késleltetett változók a független változók, és a napi hozam a függő változó, ezáltal a modell megtanulja az input adatok és a hozamok közötti kapcsolatot. A predikciókat a tesztadatokra alkalmazza a modellt, és kiszámítja a napi előrejelzett hozamokat. Ezek alapján egy egyszerű kereskedési jelzést generál: ha a modell előrejelzése pozitív, az algoritmus long pozíciót vesz fel (értéke +1), ha negatív, akkor short pozíciót (értéke -1). Az előrejelzett irányok alapján a kód kiszámítja a stratégia által elért hozamot (Sys_Ret) és a buy&hold stratégiát követő benchmark hozamot. Az elemzés hátralevő részében ugyanazok a folyamatok valósultak meg mint az indikátorok esetében. A modell teljesítményét az 1.9. táblázatban szeretném bemutatni.

1.9. táblázat
Lineáris Regressziós modell teljesítménye

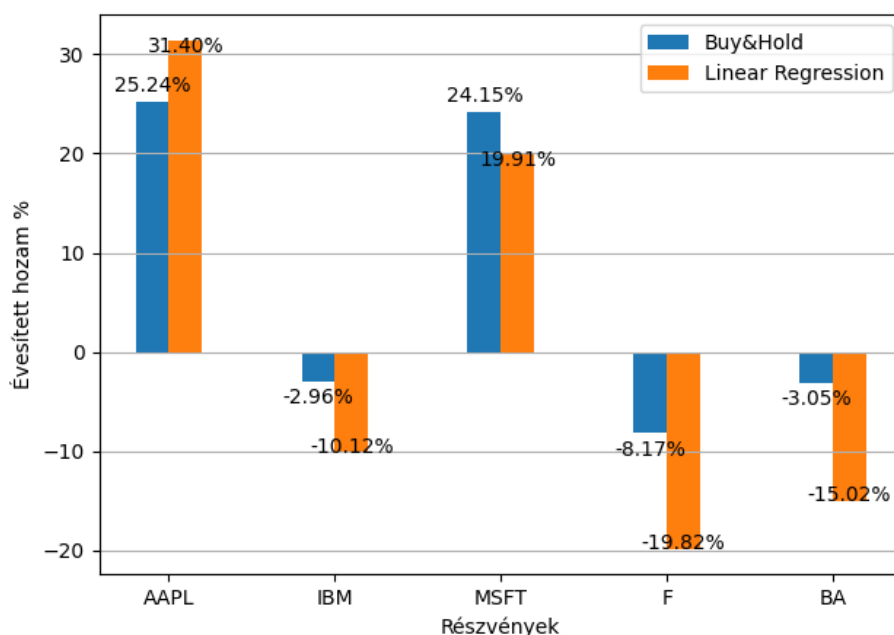
	AAPL	IBM	MSFT	F	BA
Záróegyenleg (USD)	\$67,538.61	\$4,796.21	\$35,477.41	\$2,035.51	\$3,234.67
Algoritmus évesített hozama (%)	31.40%	-10.12%	19.91%	-19.82%	-15.02%
Algoritmus max. visszaesése (%)	-34.22%	-63.80%	-58.69%	-83.91%	-80.02%
Győzelmi arány (%)	53.89%	50.03%	52.30%	47.70%	49.63%

Forrás: Saját szerkesztés

A legjobb eredményt az Apple érte el, ahol a záróegyenleg jelentősen nőtt, elérve a \$67,538.61-et, és az algoritmus évesített hozama 31.40% volt. Az Apple győzelmi aránya is a legmagasabb, 53.89%, tehát az algoritmus az esetek több mint felében sikeresen előrejelezte a pozitív hozamokat. Ezzel szemben a Ford és a Boeing gyengén teljesítettek, záróegyenlegeik

\$2,035.51 és \$3,234.67, valamint évesített hozamaik -19.82% és -15.02% voltak, amik jelentős veszteségeknek számítanak. A maximális visszaesések is kiemelkedőek voltak ezeknél a részvényeknél, a Fordnál -83.91% és a Boeingnél -80.02%. Összességében az algoritmus teljesítménye változó volt: míg az Apple és a Microsoft esetében profitot eredményezett, több más részvény, mint az IBM, a Ford, és a Boeing, veszteségesnek bizonyult, és jelentős maximális visszaeséseket lehetett tapasztalni. Ezek az eredmények némileg meglepőek voltak, ugyanis kezdetben azt reméltem, hogy az AI jobban fog ettől teljesíteni. Az 1.38. ábrán a részvények évesített hozamát szeretném bemutatni a buy&hold stratégiával összehasonlítva.

1.38. ábra
Lineáris Regresszió és a buy&hold évesített hozamai



Forrás: Saját szerkesztés

Ha összevetjük a buy&hold stratégiával akkor csak egy esetet találunk (Apple), amikor az algoritmus alkalmazásával jobban jártunk volna. Az IBM, Ford és Boeing esetében elég komoly veszteséggel zártunk volna. Megjegyzem, a vizsgálatban egyik indikátor sem okozott volna évi -10%-nál nagyobb veszteséget egyik részvény esetében sem, itt pedig rögtön hármat is láthatunk.

3.3.5. Ridge Regresszió eredményei

A ridge regresszió implementálása gyakorlatilag teljesen megegyezik a lineáris regresszióéval. Az egyetlen különbség, hogy a sklearn könyvtárból a Ridge modult kellett

beimportálnom, valamint alpha értéknek 1-et állítottam be. A modell teljesítményét az 1.10. táblázatban szeretném bemutatni.

1.10. táblázat
Ridge regressziós modell teljesítménye

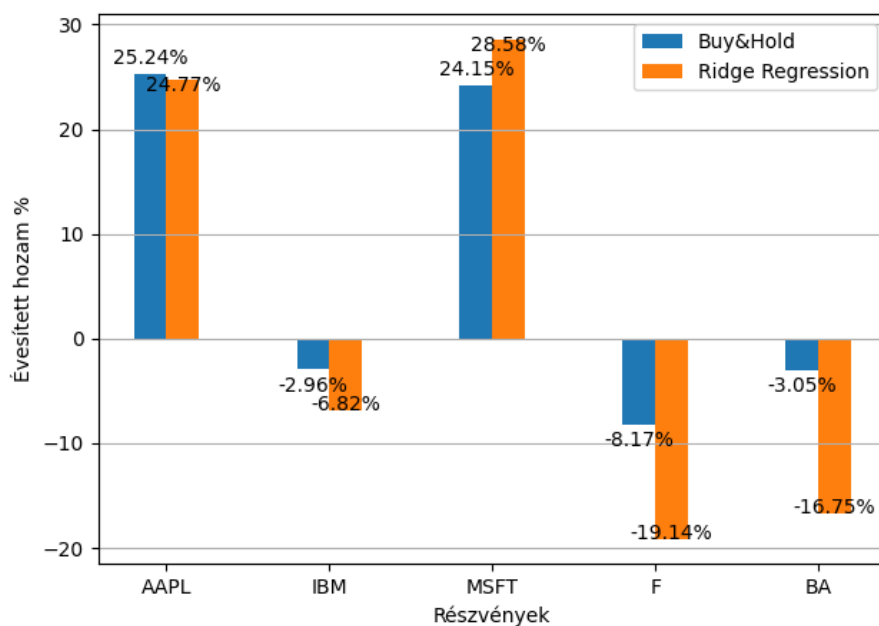
	AAPL	IBM	MSFT	F	BA
Záróegyenleg (USD)	\$46993.55	\$6174.01	\$57828.53	\$2159.09	\$2800.69
Algoritmus évesített hozama (%)	24.77%	-6.82%	28.58%	-19.14%	-16.75%
Algoritmus max. visszaesése (%)	-50.01%	-65.27%	-37.36%	-82.20%	-82.67%
Győzelmi arány (%)	54.18%	51.62%	52.76%	47.67%	49.86%

Forrás: Saját szerkesztés

A modell a Microsoft részvény esetében nyújtotta a legjobb teljesítményt, 28.58%-os évesített hozamot eredményezett, amely jelentősen meghaladta a lineáris modell által produkált 19.91%-ot. Ezzel egyidejűleg a maximális visszaesés is mérséklődött a Microsoft részvény esetében, -37.36%-ra csökkent a lineáris modell -58.69%-os értékéhez képest. Ez azt jelzi, hogy a Ridge modell itt hatékonyabbá tette a hozam stabilitását és csökkentette a kockázatot. Az Apple részvélynél az évesített hozam 24.77% volt, amely alacsonyabb a lineáris modell által elért 31.40%-nál, viszont a győzelmi arány némileg magasabb lett (54.18% a Ridge esetében szemben a 53.89%-kal). A maximális visszaesés viszont jelentősen nagyobb lett, -50.01%, szemben a lineáris regresszió -34.22%-ával.

A Ridge regresszió vegyes eredményeket produkált. Az alkalmazott modell javította a hozamokat és csökkentette a maximális visszaesést a Microsoft részvélynél, de nem minden részvény esetében hozott pozitív változást. Fő előnye a lineáris modellel szemben az, hogy csökkent a modell túlillesztésének esélyét azáltal, hogy szabályozási tényezőt vezet be (alpha), amely mérsékli a prediktorok súlyát. Ezzel szemben a lineáris regresszió, amely nem tartalmaz ilyen szabályozást, bizonyos esetekben túlzott érzékenységet mutathat a független változók felé. Összességében ez egy újabb meglepetés számomra, mivel a ridge regresszió az előző modell úgymond továbbfejlesztett változata, ennek megfelelően jelentősen jobb teljesítményt vártam volna. Az 1.39. ábrán látható, hogy csak a Microsoft esetében sikerült a modellnek túlteljesítenie a buy&hold stratégiát.

1.39. ábra
Ridge regresszió és a buy&hold évesített hozamai



Forrás: Saját szerkesztés

3.3.6. Long Short Term Memory (LSTM) eredményei

Egyértelműen ez volt a legösszetettebb elemzés az összes többi közül. A betanítási és teszt időszak adatai teljes mértékben megegyeznek a korábbi gépi tanulási algoritmusokéval. Továbbra is öt késleltetett változót határoztam meg a modellhez. A MinMaxScaler modul használatával -1 és 1 közötti tartományba kellett átalakítani az adatokat, mivel a modell így tudja azokat feldolgozni. Az így kapott adatok olyan formátumúak lesznek, hogy az LSTM képes ezeket több dimenziós tenzorokká formálni.

Az alkalmazott LSTM modell struktúráját tekintve egy neuronhálózat, ahol egy bemeneti réteg, négy rejtett állapot és egy LSTM réteg található. A kód az Adam optimalizálót és a Mean Squared Error (MSE) veszteségfüggvényt használja a modell tanítására. A modell az iterációk során frissíti a súlyait, hogy minimalizálja az előrejelzési hibát. A kód a tanítási folyamat minden epoch-ja után kiírja a futó veszteséget.

Amikor egy modellt tanítunk, a tréningadatokat kisebb részekre, úgynevezett batch-ekre bontjuk. Egy epoch akkor ér véget, amikor a modell minden egyes batch-en keresztülment, és így a teljes tréningadat-halmazt egyszer végigfuttattuk. Ahhoz, hogy a modell hatékonyan tanuljon és jól alkalmazkodjon az adatokhoz, gyakran nem elegendő csak egyetlen epoch. A modell általában több epoch alatt tanul, és minden egyes epoch során frissíti a súlyait, hogy

egyre jobban közelítsen a kívánt kimeneti eredményhez. Több epoch lehetővé teszi, hogy a modell jobban megértse az adatok mintázatait és csökkentse a tanulási hibát. Viszont figyelni kell arra, hogy ne alkalmazzunk túl sok epoch-ot, mivel akkor fennállhat a túlillesztés veszélye. A projektben összesen tíz darab epoch-ot használtam.

A betanítás után a tesztalmazon is lefut a validáció, ahol a veszteségszámítás szintén az MSE alapján történik. Végül a MinMaxScaler segítségével visszaalakítottam a predikciókat az eredeti skálára, hogy az előrejelzések értelmezhetőek legyenek a pénzügyi adatok kontextusában.

Fontosnak tartom megemlíteni, hogy az LSTM jellegéből adódóan rengeteg véletlenszerűség történik, miközben predikciókat készít. Ez azt eredményezi, hogy minden egyes futtatásnál más előrejelzést állít elő. Annak érdekében, hogy az elemzésem reprodukálható és konzisztens legyen, a kód elején beállítottam egy `seed = 2024` értéket. Ezzel azt sikerült elérnem, hogy a modellt rögzítettem egy adott állapotában, vagyis minden egyes futtatással ugyanazt az eredményt fogja előállítani. Értelemszerűen a `seed` változó értékének módosításával másik állapot rögzítése történik, ezáltal más végeredmény is várható.

A predikciós értékek kiszámítása után az elemzés hátralévő szakasza megegyezik a regressziós modellek elemzésével. A modell teljesítményét az 1.11. táblázatban szeretném bemutatni.

1.11. táblázat
LSTM modell teljesítménye

	AAPL	IBM	MSFT	F	BA
Záróegyenleg (USD)	\$18291.54	\$16401.72	\$9840.29	\$4682.73	\$1842.85
Algoritmus évesített hozama (%)	9.03%	7.14%	-0.29%	-9.68%	-21.35%
Algoritmus max. visszaesése (%)	-44.39%	-41.31%	-44.80%	-89.97%	-81.73%
Győzelmi arány (%)	51.05%	53.10%	47.41%	48.89%	48.78%

Forrás: Saját szerkesztés

Az LSTM modell az Apple részvény esetében 9.03%-os évesített hozamot ért el, amely alacsonyabb, mint a lineáris regressziós modell 31.40%-os és a Ridge regressziós modell

24.77%-os hozama. Láthatjuk, hogy az LSTM nem tudta hozni azokat a relatív magas hozamokat ennél a részvélynél, mint amiket a regressziós modellek elértek, bár még mindig pozitív eredményt mutatott. Az IBM-nél 7.14%-os évesített hozamot láthatunk, ami az eddigi legjobb hozam az eddig vizsgált stratégiák közül. A papír maximális visszaesését is sikerült csillapítani, ugyanis nagyjából 20%-al kaptunk alacsonyabb értéket. A Microsoftnál minimális veszteséggel zártunk, míg a maradék két részvélynél kifejezetten rosszul teljesített a modell.

3.4. Konklúzió

A backtest elvégzésével felállítható az a lista, amely rangsorolja ezeket stratégiákat a záróegyenlegek maximalizálása szempontjából. Az 1.12 táblázat tartalmazza a tíz legnagyobb hozamot elérő stratégiát a vizsgált részvényeknél.

1.12. táblázat
A legjobban teljesítő stratégiák

Helyezés	Stratégia	Záróegyenleg (USD)	Részvény
1.	Lineáris Regresszió	\$67 538.61	AAPL
2.	Ridge Regresszió	\$57 828.53	MSFT
3.	Momentum	\$53 974.05	AAPL
4.	MACD	\$51 184.07	AAPL
5.	Ridge Regresszió	\$46 993.55	AAPL
6.	SMA	\$37 684.28	MSFT
7.	Lineáris Regresszió	\$35 477.41	MSFT
8.	MACD	\$27 268.99	BA
9.	Momentum	\$25 219.68	F
10.	SMA	\$24 629.71	AAPL

Forrás: Saját szerkesztés

A táblázatból látható, hogy a top tízbe négy darab AI algoritmus is bekerült, ezen túlmenően a két legsikeresebb mind gépi tanulási modell. A kutatási kérdésekre a válasz tehát: **A Lineáris Regressziós modellel, az Apple részvélynél értük el a legnagyobb profitot.** Az LSTM algoritmus gyenge teljesítménye ebben a vizsgálatban számomra a legnagyobb meglepetés, mivel korábban a dobogóra vártam volna. Fontos azonban hangsúlyozni, hogy rengeteg olyan tényező van az LSTM modell esetében, amely jelentősen befolyásolhatja annak teljesítményét. Többek között megemlíthető a modell tanulási sebessége, epoch-ok száma, vagy

akár a `seed` változó értéke (már amennyiben kívánjuk rögzíteni a modellt, ennek hiányában minden futtatásnál új eredményt kapunk). Mindezek figyelembevételével továbbra is azt gondolom, hogy nagy potenciál rejlik az LSTM-ben, azonban ennek az algoritmusnak a mélyebb tanulmányozása meghaladja a dolgozatom kereteit.

A későbbi elemzésekben érdemes lehet a különböző költségeket belekalkulálni a profitba, ezáltal a záróegyenleg realisztikusabb lenne. Ehhez jó ötlet az egyes stratégiáknál a kereskedések számának meghatározása, mivel több tranzakció nagyobb költséggel jár. Továbbá az indikátorok különböző kombinációinak alkalmazása, valamint ahogy azt már korábban említettem, az LSTM algoritmus hatékonyabb optimalizálásával és mélyebb megértésével szintén új eredményeket lehetne elérni.

4. Összefoglalás

Dolgozatomban bemutatam a szakirodalmi háttérét azoknak az elméleteknek és technikáknak amelyeket a projektfeladat során felhasználtam, vagy szorosan kapcsolódott hozzá. Egy rövid ismertetővel bevezettem az olvasót a pénzügyi piacok történetébe, majd részleteztem az egyik kulcsfogalmat: a technikai elemzést. Fontosnak találtam megemlíteni a Dow elméletet, mivel innen származtatjuk a modern technikai elemzés alapjait. A három felhasznált indikátor szintén szerepel a szakirodalom feldolgozásban.

A fundamentális elemzésre való rövid kitérő után elérkeztem a dolgozat gerincéhez: a mesterséges intelligenciához. Bemutattam az AI aktuális helyzetét napjainkban, illetve beszámoltam a fontosabb történelmi mérföldköveiről. Külön fejezetet szenteltem a pénzügyi szektorban való alkalmazására. Ezt az ottani felhasználásának a sokszínűsége és a projektem indokolta. Végül példákon keresztül bemutatam, milyen veszélyeket rejteget a mesterséges intelligencia.

A projektfeladat részben az alkalmazott AI technikákat fejtettem ki. Ennek oka ezeknek a technikáknak a komplexitása, a szakirodalmi részben inkább magának az mesterséges intelligenciának az aktuális állapotát szerettem volna megvizsgálni. Úgy gondolom, így az Olvasó teljesebb képet kapott az AI-ról. Ezután bemutatam a vizsgált részvényeket, meghatároztam a vizsgálat időpontját, a dolgozatom szempontjából fontos mérőszámokat és megindokoltam a választott programozási nyelvet és munkakörnyezet.

Végül a kapott eredményeket részletesen és sokrétűen értékeltem ki. Igyekeztem a lehető legtöbb szempontból megvizsgálni a stratégiák teljesítményét, hogy minél teljesebb és objektívebb képet lehessen alkotni róluk. Továbbá a munkám végén javaslatot tettem egy későbbi, komplexebb elemzés megalkotására, amellyel mélyebb bepillantást nyerhetünk a különböző stratégiák és technológiák lehetőségeibe a részvénytőzsiadon. Köszönöm a Kedves Olvasónak, hogy elolvasta a művemet! Remélem, hogy sikerült felkeltenem az érdeklődését a mesterséges intelligencia iránt.

5. Irodalomjegyzék

- ALENEZI, H. S. - FAISAL, M. H. (2020). *Utilizing crowdsourcing and machine learning in education: Literature review*. Education and Information Technologies. 25:2971–2986
<https://doi.org/10.1007/s10639-020-10102-w>
- AN, C. – CHEH, J. J. – KIM, I. (2015). *Testing Benjamin Graham's net current asset value model*. Journal of Economic & Financial Studies, 03(01), 63-73
- ARSLANIAN, H. – FISCHER, F. (2019). *The Future of Finance The Impact of FinTech, AI, and Crypto on Financial Services*. Springer Nature Switzerland AG.
<https://doi.org/10.1007/978-3-030-14533-0>
- BANOULA, M. (2023) *Introduction to Long Short-Term Memory (LSTM)*.
<https://www.simplilearn.com/tutorials/artificial-intelligence-tutorial/lstm> letöltve: 2024.10.15.
- BASAK, B. S. (2020). *Ridge Regression in layman's terms*.
<https://www.linkedin.com/pulse/ridge-regression-laymans-terms-bhabani-shankar-basak/> letöltve: 2024.10.11.
- BHARADIYA, J. P. (2023). *Machine Learning and AI in Business Intelligence: Trends and Opportunities*. International Journal of Computer (IJC) - Volume 48, No 1, pp 123-134.
- BHARDWAJ M. *Dow Theory Explained*. <https://tradingsutra.com/dow-theory-explained>.
letöltve: 2024.08.08
- Blackrock (2019). *Artificial intelligence and machine learning in asset management*.
<https://www.blackrock.com/corporate/literature/whitepaper/viewpoint-artificial-intelligence-machine-learning-asset-management-october-2019.pdf> letöltve: 2024.09.14.
- BONGA, W. G. (2015). *The Need for Efficient Investment: Fundamental Analysis and Technical Analysis*. Social Science Research Network (SSRN), April 2015. DOI: 10.2139/ssrn.2593315
- BORGES, A. F. S. – LAURINDO, F. J. B. – SPÍNOLA, M. M. - GONCALVES, R. F. – MATTOS, C. A. (2021). *The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions*. International Journal of Information Management 57 (2021) 102225. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>
- BROCK, W. – LAKONISHOK, J. – LEBARON, B. (1992). *Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns* Journal of Finance, Vol. 47, No. 5. (Dec., 1992), pp. 1731-1764.

- BRUCE, P. – BRUCE, A. – GEDECK, A. (2020). *Practical Statistics for Data Scientists 50+ Essential Concepts Using R and Python*. Second Edition. O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472. LSI: 978-1-492-07294-2
- BUCHANAN, B. G. (2019). *Artificial intelligence in finance*. The Alan Turing Institute. <https://doi.org/10.5281/zenodo.2626454>
- BUGHIN, J. - HAZAN, E. - RAMASWAMY, S. - CHUI, M. - ALLAS, T. - DAHLSTROM, " P. et al. (2017). *Artificial intelligence: The next digital frontier*. McKinsey Global Institute.
- CAO, L. (2020) AI in Finance: A Review. Macquarie University - Faculty of Science and Engineering. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3647625>
- CHOPRA, N. – LAKONISHOK, J. – RITTER, J. R. (1991). *Measuring abnormal performance: Do stocks overreact ?* Journal of Financial Economics 31 (1992) 235-268. North Holland
- CHOWDHURY, E. K. (2019). Use of Artificial Intelligence in Stock Trading. Published in: Portfolio , Vol. 1, No. 22 (30 April 2019): pp. 17-28.
- Citi (2018). *Bank of the Future: the ABCs of Digital Disruption in Finance*. CitiReport March 2018. letöltve: 2024.09.09.
- COLLINS, C. – DENNEHY, D – CONBOY, K. – MIKALEF, P. (2021) *Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda*. International Journal of Information Management 60 (2021) 102383. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102383>
- COPELAND, B.J. (2024) *History of artificial intelligence (AI)*. Encyclopedia Britannica, 20 Jun. 2024, <https://www.britannica.com/science/history-of-artificial-intelligence>. Accessed _____ 2 September 2024.
- DIXON, M. F. – HALPERIN, I. – BILOKON, P. (2020). *Machine Learning in Finance From Theory to Practice*. Springer Nature Switzerland AG 2020. ISBN 978-3-030-41068-1
- FOOTE, K. D. (2022). *A Brief History of Deep Learning*. <https://www.dataversity.net/brief-history-deep-learning/> letöltés: 2024.09.05.
- FOULQUIER, N. – REDOU, P. - LE GAL, C. – ROUVIÈRE, B. – PERS, JO. – SARAUX, A. (2018) *Pathogenesis-based treatments in primary Sjogren's syndrome using artificial intelligence and advanced machine learning techniques: a systematic literature review*. Hum Vaccin Immunother. 2018; 14(11):2553-2558. doi: 10.1080/21645515.2018.1475872.
- GARA, A. (2018). *Wall Street Tech Spree: With Kensho Acquisition S&P Global Makes Largest A.I. Deal in History*. Forbes. <https://www.forbes.com/sites/antoinegara/2018/03/06/wall-street-tech-spree-with->

- [kensho-acquisition-sp-global-makes-largest-a-i-deal-in-history/](#) letöltve: 2024.09.16.
- GeeksforGeeks (2024). *Linear Regression in Machine learning*.
<https://www.geeksforgeeks.org/ml-linear-regression/> letöltve: 2024.10.10.
- GeeksforGeeks (2024). *Top 10 Machine Learning Algorithms | Data Science for Beginners*.
<https://www.geeksforgeeks.org/top-10-algorithms-every-machine-learning-engineer-should-know/> letöltve: 2024.10.04.
- GOMBER, P. - ARNDT, B. – LUTAT, M. – UHLE, T. (2011). *High-Frequency Trading*.
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1858626>
- GRZYBOWSKI, A. – PAWLIKOWSKA-ŁAGÓD, K - LAMBERT, W. C. (2024). *A History of Artificial Intelligence*. *Clinics in Dermatology* (2024) 42, 221–229
<https://doi.org/10.1016/j.clindermatol.2023.12.016>
- HAMILTON, W. P. (1922). *The Stock Market Barometer*. Harper & Brothers, New York
- HASSANIEN, A. E. - DARWISH, A. - ABDELGHAFAR, S. (2019). *Machine learning in telemetry data mining of space mission: Basics, challenging and future directions*. *Artificial Intelligence Review* 53:3201-3230 DOI 10.1007/s10462-019-09760-1
- HUANG, E. – LEE, W. SINGH, S. S. – KUMAR, P. - LEE, C. – LAM, T. – CHIN, H. – LIN, B. – LIAW, P. (2022). *Machine-learning and high-throughput studies for high-entropy materials*. *Materials Science & Engineering R* 147 (2022) 100645.
<https://doi.org/10.1016/j.mser.2021.100645>
- KARTHIKEYAN, J. – HIE, T. S. – JIN, N. Y. (2021). *Learning outcomes of classroom research*. L Ordine Nuovo Publication. ISBN: 978-93-92995-15-6
- KAYA, O. (2016). *Research Briefing: High-frequency trading*. Deutsche Bank Research. ISSN 2193-5963.
https://www.dbresearch.de/PROD/RPS_DE-PROD/PROD0000000000454703/Research_Briefing%3A_High-frequency_trading.PDF?undefined&reload=EnB~SNMF6TKUmrSU5~Adgp634S/iRnsySgkq~lcSSOmTQDJdiemqSrdfnUV~UBy/ letöltve: 2024.09.21.
- KECSKEMÉTI, I. (2006): *Tőzsdei befektetések a technikai elemzés segítségével.*, Kecskeméti István és Tsa Bt., Budapest. ISBN: 2050000004247
- KIRKPATRICK, C. D. – DAHLQUIST, J. R. (2007). *Technical Analysis: The complete resource for financial market technicians*. Pearson Education, Inc., New Jersey 07458. ISBN 0-13-153113-1
- KISSELL, R. (2014). *The Science of Algorithmic Trading and Portfolio Management*. Elsevier Inc. 225 Wyman Street, Waltham, MA 02451, USA. ISBN: 978-0-12-401689-7
- KORATAMADDI, P. – WADHWANI, K. – GUPTA, M. – SANJEEVI, S. G. (2020). *Market sentiment-*

- aware deep reinforcement learning approach for stock portfolio allocation. Engineering Science and Technology, an International Journal 24 (2021) 848–859. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.01.007>
- LEBARON, B. (2001). *A Builder's Guide to Agent Based Financial Markets*. Quantitative Finance, vol. 1, no. 2, pp 254-261. DOI: 10.1088/1469-7688/1/2/307
- MARR, B. (2023). The 15 Biggest Risks Of Artificial Intelligence. <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2023/06/02/the-15-biggest-risks-of-artificial-intelligence/> letöltve: 2024.09.29.
- MASLEJ, N. - FATTORINI, L. - BRYNJOLFSSON, E. - ETCHEMENDY, J. - LIGETT, K. - LYONS, T. et al. (2023). *The AI Index 2023 Annual Report*. AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, Stanford, CA, April 2023.
- MATHUR, S. (2023). *What is Call Money (Term Money) & How Does it Work?* <https://www.smallcase.com/learn/call-money>, letöltve: 2024.08.01.
- MCCARTHY, J. – MINSKY, M. L. – ROCHESTER, N. – SHANNON, C.E. (1955) *A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*. <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>. letöltés: 2024.09.05.
- MCDERMOTT, J. (1982). *RI: A Rule-Based Configurer of Computer Systems*. Artificial Intelligence 19 (1982) 39-88.
- MICHI, R. C. (1999). *The London Stock Exchange A History*. Oxford University Press Inc, New York. ISBN 0-19-829508-1
- MIJWEL, M. M. (2015). *History of Artificial Intelligence*. University of Baghdad. DOI: 10.13140/RG.2.2.16418.15046
- MILMO, D. (2023) *ChatGPT reaches 100 million users two months after launch*. <https://www.theguardian.com/technology/2023/feb/02/chatgpt-100-million-users-open-ai-fastest-growing-app> letöltve:2024.09.08.
- MINSKY, M. – SINGH, P. – SLOMAN, A. (2004) *The St. Thomas Common Sense Symposium: Designing Architectures for Human-Level Intelligence*. AIMag, 25(2), 113–124
- MISHRA, S. *Artificial intelligence in the stock market: how did it happen?*. <https://business.fiu.edu/academics/graduate/insights/posts/artificial-intelligence-in-the-stock-market-how-did-it-happen.html> letöltve: 2024.09.20.
- MUREL, J. – KAVLAKOGLU, E. (2023). *What is ridge regression?* <https://www.ibm.com/topics/ridge-regression>. letöltve: 2024.10.12.
- MURPHY, J. J. (1999). *Technical Analysis Financial Markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. New York Institute of Finance, Paramus. ISBN 0-7352-

- NEAL, L. – DAVIS, L. (2006). *The evolution of the structure and performance of the London Stock Exchange in the first global financial market, 1812-1914*. European Review of Economic History, 10, 279–300. DOI: 10.1017/S1361491606001766
- NEAL, L. (2005). *The London Stock Exchange in the 19th Century: Ownership Structures, Growth and Performance*. Oesterreichische Nationalbank, Wien. OeNB Working Paper No. 107- 109 and No. 111-114.
- OECD (2021). *Artificial Intelligence, Machine Learning and Big Data in Finance: Opportunities, Challenges, and Implications for Policy Makers*, https://www.oecd-ilibrary.org/finance-and-investment/artificial-intelligence-machine-learning-and-big-data-in-finance_98e761e7-en. letöltve: 2024.09.09
- OECD (2023). *Generative artificial intelligence in finance*. OECD Artificial Intelligence Papers, No. 9. OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/ac7149cc-en>.
- OPPENHEIMER, H. (1986). *Ben Graham's Net Current Asset Values: A Performance Update*. Financial Analysts Journal, 42(6): 40-47.
- PARK, C. – IRWIN S. H. – (2004) - *The Profitability of Technical Analysis: A Review*. AgMAS Project Research Report
- PETRAM, L. O. (2011). *The world's first stock exchange: how the Amsterdam market for Dutch East India Company shares became a modern securities market, 1602-1700*. [Thesis, fully internal, Universiteit van Amsterdam]. Eigen Beheer.
- JONG, A. D. – JONKER, J. – POUKENS, J. (2022). *From free-for-all to self-governing monopoly: market organization and price information at the Amsterdam Stock Exchange, 1796–1940*. Financial History Review. DOI:10.1017/S0968565022000154
- PETRUSHEVA, N. – JORDANOSKI, I. (2016). *Comparative analysis between the fundamental and technical analysis of stocks*. Journal of Process Management – New Technologies, International Vol. 4, No.2, 2016.
- RACHINI, M. (2022). *ChatGPT a 'landmark event' for AI, but what does it mean for the future of human labor and disinformation?* <https://www.cbc.ca/radio/thecurrent/chatgpt-human-labour-and-fake-news-1.6686210> letöltve: 2024.09.08.
- RHEA, R. (1932). *The Dow Theory: An Explanation of Its Development and an Attempt to Define Its Usefulness as an Aid to Speculation*. The National Financial Weekly, New York
- RUSSELL, S. J. – NORVIG, P. (2010). *Artificial Intelligence A Modern Approach Third Edition*. Pearson Education, Inc., Upper Saddle River, New Jersey 07458. ISBN-13: 978-0-13-

- SAHU, S. K. – MOKHADE, A. – BOKDE, N. D. (2023) *An Overview of Machine Learning, Deep Learning, and Reinforcement Learning-Based Techniques in Quantitative Finance: Recent Progress and Challenges*. Appl. Sci. 2023, 13, 1956. <https://doi.org/10.3390/app13031956>
- STRYKER, C. – KAVLAKOGLU, E. (2024) *What is artificial intelligence (AI)?* <https://www.ibm.com/topics/artificial-intelligence> letöltés: 2024.09.07.
- SURESH, A.S. (2013). *A study on Fundamental and Tecnical Analysis*. International Journal of Marketing, Financial Services & Management Research. ISSN 2277- 3622
- TÓTH, B. L. – FAZEKAS, B. (2023). *A mozgóátlagokra épülő kereskedési stratégiák sikerességének vizsgálata a nagy kapitalizációjú vállalatok példáján keresztül*. Economica XIV. évf., 3-4. sz. ISSN 2560-2322
- US Department of Justice (2015). *Futures Trader Charged with Illegally Manipulating Stock Market, Contributing to the May 2010 Market Flash Crash*. OPA. Department of Justice. [Office of Public Affairs | Futures Trader Charged with Illegally Manipulating Stock Market, Contributing to the May 2010 Market ‘Flash Crash’ | United States Department of Justice](https://www.justice.gov/opa/pr/2015/05/15-cv-00000) letöltve: 2024.09.29.
- VÉGH, Z. (2016). *A technikai elemzés alapjai: chartok, pozíció felvétele és menedzselése*. Magyar Nemzeti Bank. Oktatási füzetek 8. szám december. ISSN 2498-8405
- VINCZE, L. (2013). *Tőkepiaci ismeretek*. Pannon Egyetemi Kiadó, Veszprém. ISBN: 978-963-396-006-6
- WHEN-CHUAN, A. – HASANHODZIC, J. (2010). *The Evolution of Technical Analysis: Financial Prediction from Babylonian Tablets to Bloomberg Terminals*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey. ISBN 978-1-57660-349-9
- YANG, C. – ZHAI, J. – TAO, G. (2020). *Deep Learning for Price Movement Prediction Using Convolutional Neural Network and Long Short-Term Memory*. Mathematical Problems in Engineering Volume 2020, Article ID 2746845, 13 pages. <https://doi.org/10.1155/2020/2746845>
- ZHA, W. – LIU, Y. – WAN, Y. – LOU, R. – LI, D. – YANG, S. – XU, Y. (2022). *Forecasting monthly gas field production based on the CNN-LSTM model*. Energy 260 (2022) 124889. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124889>