

OTDK-dolgozat

2025.

**BUDAPESTI GAZDASÁGI EGYETEM
PÉNZÜGYI ÉS SZÁMVITELI KAR**

**NEURO-FUZZY ALAPÚ MUTATÓSZÁMHALMAZ KIALAKÍTÁSA AZ
AUTÓIPAR TŐZSDEI ELŐREJELZÉSEIHEZ**

**DEVELOPMENT OF A SET OF NEURO-FUZZY-BASED INDICATORS
FOR FORECASTING THE STOCK MARKETS OF THE AUTO
INDUSTRY**

Szabó Tamás

Dr. Hegedűs Szilárd

Dr. Gáspár Sándor

Kézirat lezárásának dátuma: 2024.11.03.

Köszönetnyilvánítás:

Ezúton szeretném kifejezni hálámat az **Egyetemi Kutatói Ösztöndíj Programnak (EKÖP)**, amely a **Kulturális és Innovációs Minisztérium**, valamint a **Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alap** jóvoltából valósulhatott meg. Az **Egyetemi Kutatói Ösztöndíj Program** nélkül ez a kutatás nem valósulhatott volna meg és nélküle nem szerezhettem volna meg azokat az értékes tapasztalatokat és ismereteket, amelyek a dolgozatom készítése során váltak igazán fontosá és meghatározóvá számomra.

Külön köszönetemet fejezem ki témavezetőimnek **Dr. Hegedűs Szilárdnak**, **Dr. Gáspár Sándornak** akik folyamatos szakmai támogatásukkal, iránymutatásukkal és tanácsaikkal nagyban hozzájárultak dolgozatom elkészültéhez és a szakmai fejlődésemhez.

Végül köszönöm **családomnak** és **barátaimnak** a sok türelmet és folyamatos támogatást, amely erőt adott ahhoz, hogy elkészítsem a dolgozatomat és elérjem a céljaimat.

Tartalomjegyzék:

1. Bevezetés:	1
2. Szakirodalmi Feldolgozás:	3
2.1. Bevezetés a tőzsde világába:	3
2.1.1. A technikai elemzés alapjai:	5
2.1.2. A fundamentális elemzés szerepe a tőzsdén:	7
2.2. Mesterséges intelligencia: történelmi és technológiai háttér:	8
2.2.1. Mesterséges Intelligencia fejlődésének legfőbb mérföldkövei:	9
2.2.2. Mesterséges intelligencia típusai és megközelítései:	10
2.3. Tőzsdei árfolyam-előrejelzés ANFIS modell segítségével:	16
2.3.1. A tőzsdei adatok összetettségének hatása az előrejelzés pontosságára:	17
3. Kutatásmódszertan:	18
4. Eredmények és azok megbeszélése:	20
4.1. A kulcsfontosságú bemeneti mutatószámok kiválasztásának folyamata:	20
4.2. Az ANFIS modell alkalmazásának indoklása:	22
4.3. A modellkialakítás főbb lépései:	24
4.3.1. Adatgyűjtés és előkészítés:	25
4.3.2. Adatok normalizálása:	25
4.3.3. ANFIS modell kialakítása:	26
4.3.4. Az előrejelzési pontosság értékelésére szolgáló indikátorok	30
4.3.5. A tanítási folyamat során a következő lépéseket hajtottam végre az RMSE minimalizálása érdekében:	31
4.3.6. Az iteratív tanítási folyamat és a túltanulás kontrollja:	31
4.4. Mutatószámok eltávolításával létrehozott modellek összehasonlítása:	32
4.5. A modell teljesítményének és eredményeinek részletes bemutatása:	34
4.5.1. Az eredeti modell eredményei (minden mutatószám bevonásával):	34
4.5.2. A mutatószámok eltávolításának hatása a modell teljesítményére:	35
4.6. Eredmények következtetése:	40
5. Javaslatok a gyakorlat számára:	41
6. Irodalomjegyzék:	44

TÁBLÁZATOK JEGYZÉKE:

1. Táblázat: A modellkialakítás főbb lépései.....	25
2. Táblázat: A modellek előrejelzési pontosságának értékelése	39

Ábrajegyzék:

1. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a teljes modell esetében.....	34
2. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a ROA nélküli modell esetében.....	35
3. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a ROE nélküli modell esetében	36
4. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a EPS nélküli modell esetében	37
5. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a PM nélküli modell esetében	38

1. BEVEZETÉS:

A 21. század globális pénzügyi piacain az automatizált kereskedési rendszerek és tőzsdei előrejelzési modellek fejlesztése központi szerepet kap mind a kutatók, mind a befektetők körében. Az egyre összetettebb gazdasági környezetben a befektetők gyors és megalapozott döntéseket kívánnak hozni, amelyek támogatásához nagy megbízhatóságú prediktív modellekre van szükség. Számos kutatás irányul ezen rendszerek és modellek kialakítására, ám ezek sokszor korlátozott hatékonyságúak vagy kizárólag adott tőzsdékre és országokra specifikáltak.

A prediktív modellek fejlesztésének egyik legnagyobb kihívása annak meghatározása, hogy mely fundamentális adatok és pénzügyi mutatószámok szolgálhatnak megbízható bemeneti változókként a tőzsdei előrejelzések számára (Alsubaie et al., 2019). Ez alapvető kérdést vet fel, mivel a tőzsdei előrejelzések pontossága jelentős mértékben függ az inputként használt adatok minőségétől és relevanciájától. Továbbá, a mesterséges intelligencia modellek pontos eredmények eléréséhez hatalmas adatállományok feldolgozása szükséges, ami óriási számítási kapacitást és energiafelhasználást igényel. Ennek következtében kizárólag fejlett számítógépes infrastruktúrával rendelkező rendszerek képesek biztosítani a megfelelő színvonalú modellezést, ami jelentős költségeket és erőforrásigényt ró a kutatókra (Sharma et al., 2024).

A mesterséges intelligencia-alapú tőzsdei robotok gyakorlati alkalmazása során egy jelentős, bár a tudományos irodalomban kevésbé tárgyalt probléma figyelhető meg, amely azonban a gyakorlati tapasztalatok alapján gyakran előfordul: ezek a rendszerek gyakran csak korlátozott ideig működnek hatékonyan, majd idővel elvesztik prediktív képességüket. Ezen jelenség okait a modellek gyakran nem képesek feltárni, mivel nem adnak választ arra, hogy milyen alapvető tényezők okozzák a hatékonyság csökkenését. Ez a probléma azonban részben a fundamentális adatok átgondoltabb felhasználásával megoldható lehet, mivel a stabil és releváns indikátorok beépítése hozzájárulhat a tőzsdei modellek tartósabb és fenntarthatóbb működéséhez.

Kutatásom célja, hogy az autóiipari vállalatok árfolyamainak előrejelzésére egy olyan megbízható és hatékony mutatószámhalmazt alakítsak ki, amely bemeneti változóként szolgálhat a prediktív modellek számára. Az autóiipar választását személyes érdeklődésem és szakmai tapasztalataim indokolják: már gyermekkorom óta figyelemmel követem az autóiipar fejlődését és a pénzügyi elemzés, valamint a mesterséges intelligencia iránti többéves érdeklődésem természetesen módon vezettek el e szektor tőzsdei teljesítményének mélyebb tanulmányozásához. Az autóiipar a globális gazdaságban meghatározó szerepet játszik technológiai innovációi és jelentős foglalkoztatási, valamint gazdasági hatása révén. Ennek következtében az autóiipari

vállalatok árfolyamának, valamint pénzügyi teljesítményének alapos vizsgálata nemcsak gazdasági, hanem társadalmi szempontból is releváns és aktuális. Az általam kidolgozott prediktív modell egyediségét az adja, hogy specifikusan az autóiipari mutatók korrelációit elemzi, amelyet a hagyományos tőzsdei modellek gyakran figyelmen kívül hagynak. E modellek általában országra vagy tőzsdére jellemző specifikus elemzéseket végeznek és ritkán tesznek kísérletet az iparági szintű összefüggések feltárására. Kutatásom során a Neuro-Fuzzy modell alkalmazásával olyan mutatószámhalmazt fejleszték, amely az autóiipar számára jelentős fundamentális mutatók alapján prediktív képességet nyújt. A Neuro-Fuzzy rendszer lehetőséget kínál arra, hogy az adatok mélyebb és árnyaltabb értelmezésére építve növeljem a predikciós pontosságot és ezáltal közvetlenül használhatóvá váljon a tőzsdei robotok és algoritmusok számára. Ezáltal a modellem nemcsak az autóiiparban kívánja megteremteni a pontosabb előrejelzések lehetőségét, hanem alapot is nyújthat más iparági szintű pénzügyi előrejelző modellek számára. Az autóiipari tőzsdei teljesítmény és pénzügyi adatainak alapos vizsgálata lehetőséget ad a befektetők számára, hogy a megbízható és pontos információk alapján növeljék befektetési hajlandóságukat. Az ilyen típusú, tudományos alapossággal fejlesztett modellek jelentősen javíthatják a tőzsdei predikciók pontosságát és növelhetik a befektetői bizalmat. Célom, hogy az autóiipari szektor specifikus kihívásaira választ adva olyan modelleket hozzak létre, amelyek az iparági sajátosságok figyelembevételével, a tőzsdei robotok számára is releváns inputokként szolgálnak és ezzel támogatassák a pénzügyi piacok fenntartható fejlődését és növekedését.

2. SZAKIRODALMI FELDOLGOZÁS:

2.1. Bevezetés a tőzsde világába:

A tőzsde olyan intézmény, amely az áruk és értékpapírok adásvételi ügyleteinek lebonyolítására szolgál és koncentrált piacot biztosít a kereskedelem számára, szervezett keretek között és előre meghatározott szabályok szerint. Ezen felül a tőzsde információs központként is működik, mivel az ott kialakuló árfolyamok nemcsak a tőzsdei ügyletekben kötelező érvényűek, hanem irányadóak a tőzsdén kívüli tranzakciók számára is. Megkülönböztetünk árutőzsdét és értéktőzsdét (Rubóczky, 1999).

A tőzsdei kereskedelem történelme

A tőzsdei kereskedelem gyökerei egészen a 11–12. századig vezethetők vissza. Az 1100-as évek során Franciaországban már voltak olyanok, akik a bankok nevében az agrárközösségek adósságait kezelték és szabályozták. Mivel a bankok az adósságokkal kereskedtek is, ezek a személyek tekinthetők az első brókereknek. Az árutőzsdék előzményei a 14. századi Észak-Itáliában jelentek meg. Az első valódi értéktőzsdét azonban Amszterdamban hozták létre. A részvény- és értékpapírpia kialakulását a gazdaságtörténet 1595-re teszi, amikor holland üzletemberek létrehozták a Kelet-Indiai Társaságot, amely részvények kibocsátásával alapult. A társaság értékpapírjaival Amszterdamban lehetett kereskedni, lényegében a mai értelemben vett módon: a részvényesek tulajdonrészt szerezhettek vállalatokban, így részesülve azok nyereségéből vagy veszteségéből. A kereskedelem kezdetben az utcán zajlott, majd 1602-ben megnyílt az első hivatalos részvénytőzsde Amszterdamban (Gál, 2016). A részvénytőzsdék létrejötte a tőkepiaci szereplők közötti kommunikációs nehézségekre és a tranzakciók egyszerűsítésének igényére adott választ. A tőzsde nem csupán értékpapírok piacaként működött, hanem egy olyan intézményként, ahol szakosodott közvetítők szigorú szabályok szerint kereskedtek zárt rendszerben. A tőzsde épülete ezt a zártságot jelképezte, mivel csak tagok léphettek be, ezáltal hatalmat adva a tőzsde irányítóinak a piac fölött. A Londoni Értéktőzsde, amely 1801-ben alakult meg, a közvetítők közötti kereskedelmet segítette elő, nem pedig a közvetlen befektetői részvételt. A befektetők brókereik révén adhattak utasításokat és piaci információkat kaptak, de maguk nem kereskedhettek. A brókerek és befektetők közötti kommunikáció gyakran személyesen zajlott és a gyors távolsági kommunikáció hiánya komoly akadályt jelentett azok számára, akik távol éltek a tőzsdétől (Michie, 1997). Az 1900-as évek elején a gazdaság jelentős átalakulásokat ment keresztül, különösen az Egyesült Államokban, ahol a 20-as évek kezdetétől látványos fellendülés vette kezdetét. A tőzsdepiac egyre nagyobb jelentőséggel bírt, a részvényárak

folyamatos emelkedése pedig azt a benyomást keltette, hogy egy stabil, hosszú távú növekedési korszakba léptek. Az amerikai társadalomban és gazdaságban eluralkodott az optimizmus: az emberek úgy hitték, hogy visszatér a „régí rend” és megkezdődött az „aranykor”. 1928 decemberében az Egyesült Államok elnöke is ezt az általános derűlátást tükrözte, amikor arról beszélt, hogy az ország még soha nem látott ilyen kedvező kilátásokat. A vezető közgazdászok, mint Irving Fisher, is osztották ezt az optimizmust, Fisher például néhány nappal a válság előtt még azt nyilatkozta, hogy a részvényárak elérték a tartósan magas szintet. Azonban ez az eufória rövid életűnek bizonyult: 1929. október 29-én a New York-i tőzsde összeomlott és ezzel kezdetét vette a világgazdaság addigi legnagyobb válsága (Muraközy, 2016). 1971-ben fontos mérföldkő volt a NASDAQ megalapítása, amely az első teljes mértékben elektronikus módon működő tőzsde lett. Kezdetben kizárólag részvényárak elektronikus jegyzését biztosította, de később lehetővé vált a tranzakciók elektronikus úton történő lebonyolítása is. Az 1990-es években, az internet térnyerésével megjelent az online kereskedelem, ami a technológiai fejlődésnek köszönhetően jelentős változásokat hozott. A számítógépek szerepe egyre meghatározóbbá vált nemcsak az infrastruktúra fenntartásában és működésében, hanem az üzletkötések végrehajtásában is. Az úgynevezett programozott kereskedelem (program trading), amely legalább 15 értékpapír és minimum 1 millió dollár értékű tranzakció egyidejű lebonyolítását jelenti, már az 1980-as években is a kereskedési volumen jelentős részét tette ki (Zoltán, 2021). A 2008-as gazdasági válság egy jelentős méretű ingatlanpiaci buborék kipukkanásával kezdődött, amelyet a nagymértékű jelzáloghitel-kihelyezések és a hosszú ideig tartó expanzív monetáris politika hajtott. A jelzáloghitelek jelentős hányadát alacsony nettó vagyonú egyének kapták, akik csak minimális előleget fizettek, így amikor a lakásárak csökkenésnek indultak, veszteségeik gyorsan meghaladták saját tőkéjüket. Ezek a veszteségek áterjedtek a pénzügyi szektorra, beleértve a bankokat, befektetési bankokat, biztosítótársaságokat és azokat az intézményi és magánbefektetőket, akik a jelzálogpiac likviditását biztosították strukturált értékpapírokon keresztül. A likviditás elvesztése és a fizetőképességgel kapcsolatos aggodalmak visszacsatolási ciklust indítottak el, amely tovább csökkentette a finanszírozási lehetőségeket, mérsékelte a lakáskeresletet, tovább nyomta le a lakásárakat és további veszteségeket okozott a pénzügyi szektorban, végső soron pedig a tőkepiacokat és a reálgazdaságot is súlyosan érintette (Gjerstad and Smith, 2009). A válság egyik meghatározó momentuma 2008. szeptember 15-én következett be, amikor a Lehman Brothers, az Egyesült Államok negyedik legnagyobb befektetési bankja, csődvédelmet kért, ezzel elindítva az ország történetének legnagyobb csődeljárását. A Lehman, amely jelentős kitettséggel rendelkezett a lakás- és másodlagos jelzáloghitelek piacán, különösen az ingatlanpiaci összeomlás idején, nem tudta fenntartani működését, annak ellenére, hogy kétségbeesett

lépéseket tett a túlélés érdekében. A vállalat csődje kulcsfontosságú esemény volt a globális pénzügyi válság során, amely alapjaiban rázta meg a nemzetközi pénzügyi rendszert (Wiggins et al., 2019). Az elmúlt öt évtized globalizációja fokozott érdeklődést eredményezett a nemzetközi részvénybefektetések iránt. A nemzetközi részvénybefektetések növekedése pedig jelentős aktivitásnövekedést váltott ki a devizapiacokon (Insaidoo et al., 2024). Ezzel párhuzamosan, a kifinomult számítástechnológia térnyerése jelentős változásokat hozott a pénzügyi piacok szerkezetében. A nagyfrekvenciás kereskedés (HFT), mint a modern kereskedési platformok egyik legfontosabb technológiai újítása, mind a nemzetközi részvénykereskedelemben, mind a devizapiacokon egyre meghatározóbb szerepet tölt be. Az Egyesült Államokban például 2018-ban a részvénykereskedelem mintegy 52%-át tette ki a HFT. (Hossain, 2022).

2.1.1. A technikai elemzés alapjai:

A tőzsdei technikai elemzés célja a múltbeli ármozgások és kereskedési volumenek vizsgálata, hogy előrejelezhetővé váljanak a jövőbeli ártrendek. Ezzel szemben a fundamentális elemzés a vállalatok pénzügyi helyzetére és makrogazdasági tényezőkre összpontosít, míg a technikai elemzés elsősorban árdiagramokra és statisztikai eszközökre épít (Vasantha et al., 2012). A technikai elemzésben gyakran használt mutatók közé tartozik a relatív erőindex (RSI), a Bollinger sávok, a mozgóátlag konvergencia divergenciája (MACD), az egyszerű mozgóátlag, a sztochasztikus oszcillátor és a Williams százalékos tartomány (W%R). Ezeket a mutatókat főként a rövid távú ármozgások vizsgálatára, piaci fordulópontok azonosítására és az ármozgások előrejelzésére használják (Lee et al., 2022). Ugyanakkor a technikai elemzés korlátokkal is rendelkezik, mivel előrejelzései gyakran szubjektívek és egy automatizált rendszer segítségével érhető el objektívebb és gyorsabb eredmény. Emellett a technikai mutatók transzformáció nélküli alkalmazása nem mindig eredményez pontos előrejelzéseket, mivel különböző külső tényezők befolyásolhatják a kereskedési szabályok meghatározását (Wiiava et al., 2022). A technikai elemzésben gyakoriak azok a mintázatok és trendek, amelyek mozgóátlagokat, Bollinger-sávokat, lendületet és Fibonacci-szinteket azonosítanak (Kravchenko, 2018). A „Trend Follow” stratégia például azon alapul, hogy a befektetők egy emelkedő trendet egészen annak végéig kihasználnak, így a stratégia megfelelő időzítése kulcsfontosságú a sikeres tőzsdei kereskedésben (Rout and Muppidi, 2019).

Technikai elemzés mutatószámai:

A technikai elemzés során a múltbeli és jelenlegi pénzügyi piaci adatok felhasználásával próbálják előrejelezni az árfolyamok jövőbeli trendjeit és meghatározni a kereskedési stratégiákat. A leggyakrabban alkalmazott mutatók közé tartozik a sztochasztikus oszcillátor, a mozgóátlag,

a mozgóátlag konvergencia-divergencia (MACD), a relatív erősségi index (RSI), a Bollinger sávok, a Williams százalékos tartomány és az egyszerű mozgóátlag (SMA) (Rout and Muppidi, 2019), (Windasari et al., 2018). A technikai elemzésben matematikai modelleket, mint például az idősoros mély neurális hálózatokat (LSTM, BiLSTM) is használnak a részvényárfolyamok előrejelzésére, továbbá a főkomponens-elemzés (PCA) segítségével választják ki a leghatékonyabb előrejelző mutatókat (Uçkan, 2024).

A technikai és fundamentális elemzés közötti különbség abban rejlik, hogy míg a technikai elemzés történeti statisztikai adatokra támaszkodik, addig a fundamentális elemzés a vállalat pénzügyi adataiból és gazdasági jelentésekből nyert információkra épít. Azonban a technikai elemzési mutatók korlátokkal is rendelkeznek, mivel közvetlen, transzformáció nélküli alkalmazásuk gyakran pontatlan előrejelzésekhez vezethet. Ezen túlmenően, a mutatók egyedi alkalmazása érzékeny lehet a kereskedési gyakoriságra és a piacról való kilépés időzítésére, így nem mindig eredményesek, különösen a pénzügyi piacok zajossága miatt (Postolache et al., 2010).

Technikai elemzésben alkalmazott minták:

- Fej és vállak: A trend lehetséges megfordulását jelzi, három csúcsból áll: egy magasabb csúcs (fej) két alacsonyabb csúcs (vállak) között (Nguyen et al., 2023).
- Inverz fej és vállak: Fordított változat, amely a csökkenő trendből felfelé való megfordulást sugallja (Nguyen et al., 2023).
- Dupla csúcs: Tartós emelkedő trend után jelenik meg és két hasonló szintű csúcsot tartalmaz, jelezve a lehetséges megfordulást (Nguyen et al., 2023).
- Dupla alj: A csökkenő trend után jelentkezik és felfelé irányuló fordulatot jelez (Nguyen et al., 2023).
- Háromszögek: Lehetnek emelkedő, csökkenő vagy szimmetrikus formájúak és a trend folytatásának előrejelzésére használják őket (Tripathi et al., 2023).
- Csatornák: Két párhuzamos vonal segítségével ábrázolják az ármozgásokat, jelezve a trendet egy adott tartományon belül (Tripathi et al., 2023).

Technikai elemzés eszközei:

- Gyertyatartó diagramok: Az ármozgások vizualizálására és a mintázatok azonosítására szolgálnak a gyertyák formája és színe alapján (Nguyen et al., 2023).

- Lineáris regresszió: Automatizálja a mintázatok, például a háromszögek felismerését, csökkentve az emberi hibákat (Tripathi et al., 2023).

Technikai elemzés kihívásai:

Az elemzés kihívásai közé tartozik a szubjektivitás, mivel a szakértők eltérően értelmezhetik a mintákat a skála és az időtartam alapján (Tripathi et al., 2023). Az innovációk a gépi tanulás és az objektumfelismerés alkalmazása a mintafelismerés automatizálása javítja a pontosságot és a hatékonyságot (Bandara et al., 2015).

2.1.2. A fundamentális elemzés szerepe a tőzsdén:

A tőzsdei fundamentális elemzés olyan technikák alkalmazását foglalja magában, amelyek célja egy részvény teljesítményének és minőségének értékelése az adott vállalat adatai és makrogazdasági környezetének vizsgálata révén, beleértve a pénzügyi múltat és a bevételi forrásokat (Ajha et al., 2024). Ez az elemzés hosszú távú befektetésekre összpontosít, figyelembe véve a pénzügyi adatokat, a vállalat vezetését, üzleti modelljét és versenyhelyzetét (Spritzer and Freitas, 2006). A fundamentális elemzés során pénzügyi kimutatások vizsgálata, pénzügyi mutatók kiszámítása, valamint gazdasági és iparági tényezők elemzése történik. Az elemzés központi eleme a vállalat belső értékének meghatározása, míg a technikai elemzéssel szemben, amely rövid távú ármozgásokra összpontosít, a fundamentális elemzés hosszú távú befektetések értékelésére irányul (Prohaska et al., 2011). A fundamentális elemzés korlátai közé tartozik, hogy nem mindig veszi figyelembe a rövid távú áringadozásokat és nem képes teljes mértékben megragadni a piaci pszichológia és hangulat hatását az árfolyamokra (Spritzer and Freitas, 2006). Az elemzés során figyelembe vett befolyásoló tényezők közé tartoznak a gazdasági mutatók, mint a GDP, az infláció és a kamatlábak, valamint a vállalat-specifikus tényezők, mint a pénzügyi mutatók és az adósság-részvény arányok. Az iparági elemzés szintén kiemelt szerepet játszik, beleértve a belépési korlátok, a kormányzati beavatkozások és az iparági dinamikák értékelését (Silpa et al., 2017).

Fundamentális elemzés kulcselemei:

A gazdasági elemzés során az általános gazdasági környezet és annak tőzsdére gyakorolt hatását értékelik, amelyben kulcsfontosságú tényezők a GDP növekedése, az infláció, a kamatlábak, a fiskális politika és a gazdasági stabilitás (Kandi et al., 2023). Az iparági elemzés az adott iparág dinamikáinak megértésére összpontosít, figyelembe véve az iparági trendeket, a versenykörünyezetet, a szabályozási tényezőket és a piaci keresletet. Gyakran alkalmazott módszer a Porter-féle Öt Erő modell, amely segít az iparág vonzerejének felmérésében (Silpa et al., 2017). A

vállalati elemzés a fundamentális elemzés legmélyrehatóbb része, ahol a vállalat pénzügyi állapotát és teljesítményét értékelik. Ezen belül különös figyelmet fordítanak a pénzügyi mutatókra, mint például a likviditási és jövedelmezőségi mutatókra, az adósság-részvény arányra, az ár-nyereség arányra és az osztalékhozamra (Prohaska et al., 2011). Ezen túlmenően a múltbeli és jövőbeli bevételek, az osztaléktörténet és a kifizetési arányok is elemzés tárgyát képezik. A vezetés és a stratégiai kezdeményezések minőségének értékelése szintén fontos szerepet játszik. A részvény belső értékének kiszámítása a jövőbeli pénzáramlások vagy nyereségek jelenértékre történő diszkontálásával történik, amely segít az alul- vagy túlértékelt részvények azonosításában (Hasaballah et al., 2019).

A részvények fundamentális elemzésében a kulcsfontosságú pénzügyi mutatók értékelése a vállalat pénzügyi helyzetének és teljesítményének meghatározását szolgálja, a belső érték pontosabb megállapítása érdekében. A jövedelmezőségi mutatók közé tartozik az eszközök megtérülése (ROA), amely a vállalat eszközeinek hatékonyságát méri a profit előállításában, valamint a saját tőke megtérülése (ROE), amely a saját tőke hozamát jelzi (Sampurnaningsih and Hanifah, 2017). A nettó haszonkulcs pedig azt mutatja, hogy a bevételek mekkora része marad nyereségként az összes kiadás levonása után (Silva et al., 2015). A likviditási mutatók közé tartozik a Current Ratio, amely azt méri, hogy a vállalat képes-e rövid lejáratú kötelezettségeit forgóeszközeiből teljesíteni (Cam et al., 2017). Az értékelési mutatók közül az ár-nyereség (P/E) arányt használják, amely a részvényárfolyamot az egy részvényre jutó nyereséggel veti össze (Prohaska et al., 2011). A hatékonysági mutatók, mint például a teljes eszközforgalom, azt mutatják, hogy a vállalat mennyire képes értékesítést generálni eszközeiből, míg a követelések forgalma a bevételek begyűjtésének hatékonyságát jelzi. A tőkeáttételi mutatók közül az adósság-tőke arány (DER) összehasonlítja a vállalat kötelezettségeit a saját tőkével, míg a pénzügyi tőkeáttétel a kölcsönzött pénz felhasználásának mértékét méri (Kebriaee-Zadeh et al., 2014). A növekedési mutatók közé tartozik a bevétel növekedési üteme, amely az eladások növekedését méri és a cash flow növekedés, amely a működésből származó pénzáramlás bővülését jelzi (Kuppenheimer et al., 2023).

2.2. Mesterséges intelligencia: történelmi és technológiai háttér:

A mesterséges intelligencia (AI) olyan számítógépes algoritmusok fejlesztését jelenti, amelyek képesek hagyományosan az emberi intelligenciához kötődő feladatok elvégzésére, mint például a tanulás és a problémamegoldás (Cappello et al., 2023). Az AI legfontosabb elemei közé tartozik a gépi tanulás, amely lehetővé teszi a számítógépek számára, hogy példák és tapasztalatok alapján tanuljanak, tárgyakat ismerjenek fel, nyelvet értelmezzenek, döntéseket hozzanak és

problémákat oldjanak meg (Zhang et al., 2021). A mesterséges intelligencia és a hagyományos számítástechnika közötti fő különbség abban rejlik, hogy az AI képes utánózni az emberi kognitív funkciókat és adatokból tanulni anélkül, hogy előre meghatározott programozásra lenne szükség, míg a hagyományos számítástechnika kizárólag előre írt algoritmusokra épít (Sloane and Silva, 2019).

Az AI fejlődését meghatározó kulcsfigurák, történelmi események és etikai vonatkozások formálták az AI modern alkalmazásait és fejlesztését. Az AI történetének egyik jelentős alakja John McCarthy, aki 1956-ban a Dartmouth-i Konferencián megalkotta a „mesterséges intelligencia” kifejezést (Anurag, 2024). A szimbolikus és a konnekcionalisztikus megközelítések közötti párhuzamos fejlődés és kölcsönhatás szintén kulcsfontosságú volt az AI történetének alakulásában (Alekseeva, 2020). Az AI fejlődése visszavezethető ősi mítoszokra, szentírásokra, valamint a korai elektronikai és mérnöki találmányokra, amelyek hozzájárultak a technológia alapjaihoz (Anurag, 2024). Az AI etikai vonatkozásai az 1960-as évekre nyúlnak vissza és olyan alapelvek köré szerveződtek, mint a jótékonyosság, a rosszindulat elkerülése, az autonómia, az igazságosság és a megmagyarázhatóság. Az EU-ban az intézményesített értékelési módszerek elterjedése pedig arra utal, hogy a kormányok egyre nagyobb ellenőrzést igyekeznek gyakorolni a tudományos kutatások felett, különösen a mesterséges intelligenciával kapcsolatos ellentmondások kezelésében (Morley et al., 2020). Az AI történelmi kutatásai jelentős hatást gyakoroltak a modern AI-alkalmazások fejlődésére. Az AI evolúciója, különösen a gépi tanulás terén, hozzájárult a kutatási eredmények növekedéséhez és a korszerű alkalmazások kialakulásához, amit az elmúlt hatvan év során megjelent publikációk számának növekedése is tükröz (Audibert et al., 2023). Az AI fejlesztése több szakaszon ment keresztül, kezdve a korai problémamegoldó technikákkal, majd fokozatosan haladva a kognitív számítástechnika és a mély megerősítéses tanulás legújabb alkalmazásai felé, amelyek napjainkban is meghatározó szerepet játszanak a mesterséges intelligencia területén (Buchanan, 2005).

2.2.1. Mesterséges Intelligencia fejlődésének legfőbb mérföldkövei:

A korai mérföldkövek közé tartozik a problémamegoldás, a nyelvértés és a tudásalapú rendszerek terén végzett munka, amelyet az olyan új technológiák, mint a big data, a felhőalapú számítástechnika és a tárgyak internete további fejlődésre ösztönöztek. Ezek az innovációk lehetővé tették a mély neurális hálózatok gyors előretörését, amelyek az AI-t elméleti területről gyakorlati alkalmazások felé mozdították el, mint például a vezető nélküli autók és a hangvezérlésű eszközök (Sujana and Augustine, 2024). Az AI fejlődése komoly etikai kérdéseket is felvetett, amelyek középpontjában az autonómia, igazságosság, jótékonyosság és megmagyarázhatóság

elvei állnak. A gépi tanulás és neurális hálózatok fejlődése pedig rávilágított arra, hogy az AI-fejlesztés és az etikai szabályozás között még mindig szakadék tátong és szükség van a kapcsolódó kockázatok mérséklésére. Az AI fejlődésének történelmi szakaszai és a túlzott elvárások kezelése további kihívásokat jelentenek a technológia fejlődésének során (Alekseeva, 2020).

2.2.2. Mesterséges intelligencia típusai és megközelítései:

Az (AI) különböző típusokra osztható a képességei és az alkalmazott technológiák alapján.

Típusai képessége alapján:

- **Gyenge vagy Szűk AI (ANI):** Ez a típus kifejezetten egy adott feladatra van tervezve és korlátozott alkalmazási területen belül működik. Példák erre a virtuális asszisztensek, mint a Siri, illetve a specializált rendszerek, mint a DeepMind AlphaGo (Gai, 2021).
- **Általános vagy Erős AI (AGI):** Az AGI célja, hogy képes legyen minden olyan szellemi feladat elvégzésére, amelyre az emberi intelligencia is képes, bár ez a koncepció jelenleg még inkább elméleti szinten létezik (Gai, 2021).
- **Mesterséges Szuperintelligencia (ASI):** Az ASI egy hipotetikus mesterséges intelligencia, amely minden szempontból túlszárnyalja az emberi intelligenciát, beleértve a kreativitást és a problémamegoldást (Gai, 2021).

Típusai funkcionalitás alapján:

Reaktív gépek: Ezek az AI rendszerek kizárólag a jelenlegi helyzetekre képesek reagálni és nem használnak korábbi tapasztalatokat döntéseik meghozatalához. Nincs memória-alapú funkciójuk (Alzoubi et al., 2024, Kaushik, 2022).

Korlátozott memória: Az ilyen rendszerek képesek a múltbeli tapasztalatokat felhasználni a döntéshozatal során. A legtöbb modern AI alkalmazás, például az önvezető autók, ebbe a kategóriába tartozik (Alzoubi et al., 2024, Kaushik, 2022).

Elme elmélete: Ez a típus még fejlesztés alatt áll, célja az emberi érzelmek, hiedelmek és társadalmi interakciók megértése (Alzoubi et al., 2024, Kaushik, 2022).

Öntudatos AI: A legfejlettebb forma, amely önreflexióval és tudatossággal rendelkezik, azonban egyelőre elméleti (Alzoubi et al., 2024, Kaushik, 2022).

Különböző technikai megközelítései:

- **Gépi tanulás (ML):** Az AI egyik részterülete, amely olyan rendszerek fejlesztésére összpontosít, amelyek képesek adatból tanulni. Ide tartoznak az olyan módszerek, mint

a felügyelt tanulás, a felügyelet nélküli tanulás és a megerősítéses tanulás (Aswin Kumer et al., 2021, D'Angelo et al., 2022).

- **Mesterséges neurális hálózatok (ANN):** Olyan számítástechnikai rendszerek, amelyek az állati agy biológiai neurális hálózatait veszik alapul és olyan feladatokhoz használják őket, mint a mintafelismerés és osztályozás (Aswin Kumer et al., 2021, Masood, 2004).
- **Mélytanulás (DL):** A gépi tanulás egy speciális formája, amely mély neurális hálózatokat alkalmaz nagy és összetett mintázatok elemzésére nagy adatállományokban (Asif et al., 2021, Aswin Kumer et al., 2021).
- **Konvolúciós neurális hálózatok (CNN):** Az ANN egy típusa, amely különösen hatékony a képek és videók felismerésében (Asif et al., 2021, Aswin Kumer et al., 2021).
- **Rekurzív neurális hálózatok (RNN):** Ezeket soros adatok kezelésére tervezték és gyakran alkalmazzák természetes nyelvfeldolgozásban és idősorok előrejelzésében (Aswin Kumer et al., 2021).

Hibrid rendszerek

- A hibrid mesterséges intelligencia rendszerek többféle mesterséges intelligencia technikát ötvöznek, hogy kihasználják azok erősségeit és enyhítsék a gyengeségeiket. Az ilyen rendszerek egyre szélesebb körben alkalmazhatók különböző területeken, mivel képesek komplex, bizonytalan és nagy dimenziójú problémákat hatékonyan kezelni. A hibrid AI rendszerek gyakran kombinálják a mesterséges neurális hálózatokat, szabályalapú rendszereket, fuzzy logikát és genetikai algoritmusokat annak érdekében, hogy robusztusabb és megbízhatóbb megoldásokat kínáljanak (Lewandowski, 2008).

Neurális hálózat:

Az ANN kulcsfontosságú szerepet játszanak a mesterséges intelligenciában, mivel ezek az emberi agy biológiai neurális hálózatainak működését utánozzák. Az ANN-ek összekapcsolt egységekből, úgynevezett mesterséges neuronokból épülnek fel, amelyek közötti kapcsolatok súlya határozza meg az információátvitel intenzitását (Kizilkan et al., 2022). A neuronok rétegeken keresztül továbbítják az információkat, egészen a kimeneti rétegig. A hálózatok betanítása során az algoritmusok – például a visszaterjesztési algoritmus – segítségével a kapcsolatok súlya változik a bemeneti adatok alapján, hasonlóan ahhoz, ahogy az emberi agy a szinaptikus kapcsolatok módosításával tanul (Galimberti and Repetto, 2023). Különböző neurális hálózati architektúrák léteznek, mint például az előrecsatolt és konvolúciós neurális hálózatok, amelyek

különböző feladatokhoz használhatók, például képosztályozáshoz (Galimberti and Repetto, 2023). A hálózatok betanítása időigényes lehet és a neurontípusok és kódolási módszerek megválasztása szintén befolyásolja az adatfeldolgozás hatékonyságát és sebességét (Nair and Ravichandran, 2020).

A neurális hálózatokban való tanulás mögötti kulcsmechanizmusok:

A neurális hálózatokban való tanulás alapvető mechanizmusai a természetes neurális hálózatokból merítenek inspirációt és az alkalmazkodás, valamint a tapasztalatokból való tanulás képességét tükrözik. A mesterséges neurális hálózatokban ez a folyamat a neuronok közötti szinaptikus kapcsolatok súlyainak módosítását jelenti, hasonlóan a biológiai tanuláshoz. A back-propagation algoritmus az egyik legsikeresebb módszer a mély neurális hálózatok betanítására, amely egy globális optimalizációs eljárás alapul (Carbonnelle and De Vleeschouwer, 2019). A mesterséges neurális hálózatok idővel hatékonyabban alkalmazkodnak az új információkhoz, ha a kezdeti adatok teljes mértékben rendelkezésre állnak. Eközben a platójelenség, amikor az aktiválási minták állandósulnak, kihívást jelenthet, mivel a tanulási folyamat stagnálását okozza (Ainsworth and Shin, 2021). A legújabb fejlesztések, mint például a feladatfüggő előfeszítő egységekkel rendelkező mély neurális hálózatok és a hasonlóság-súlyozott interleaved learning (SWIL) technika, lehetővé teszik a hálózatok számára, hogy gyorsabban és minimális interferenciával tanuljanak új információkat, miközben jelentős mértékben csökkentik a katasztrofális interferencia esélyét (Saxena et al., 2022).

A neurális hálózat tanulási folyamatának kulcselemei:

A neurális hálózatok tanulási algoritmusokat alkalmaznak paramétereik optimalizálására, amelyek lehetővé teszik a hálózat számára, hogy tanuljon a bemeneti adatokból és javítsa teljesítményét különféle feladatokban, mint például a kép- és beszédfelismerés, a természetes nyelv feldolgozása és az adatelemzés (Moraitis et al., 2018). A visszatérjesztési algoritmus kiemelkedő szerepet játszik a hálózat súlyainak iteratív beállításában, a tényleges és a kívánt kimenet közötti hiba minimalizálása érdekében. Az aktiválási függvények nemlinearitást vezetnek be a hálózatba, ami lehetővé teszi az összetett feladatok elvégzését, míg a reguláris technikák segítenek elkerülni a túlillesztést és javítják a modell általánosítását (Kollmannsberger et al., 2021). A hiperparaméterek, mint a tanulási sebesség, a hálózati struktúra és az optimalizáló algoritmusok szintén alapvetően befolyásolják a tanulási folyamatot és gondos beállításuk elengedhetetlen a neurális hálózatok hatékonyságának maximalizálásához (Makwe and Rathore, 2021). Ezen kívül a különböző típusú neurális hálózatok, mint például a konvolúciós (CNN) és az ismétlődő (RNN) hálózatok, tanulási folyamataikban eltérnek, mivel különböző típusú

bemeneti adatok kezelésére specializálódtak: a CNN-ek inkább képadatokra, míg az RNN-ek szekvenciális és idősoros adatokra alkalmasak (Shirazi et al., 2020).

Adaptív neuro-fuzzy inferencia rendszer (ANFIS):

Az Adaptív Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) egy hibrid intelligens rendszer, amely a mesterséges neurális hálózatok (ANN) tanulási képességeit ötvözi a fuzzy logikai rendszerek emberszerű érvelési stílusával, hogy hatékonyan modellezzен összetett, nemlineáris rendszereket (Duy and Van Cuong, 2014). Az ANFIS alapvető jellemzője a hibrid szerkezet, amely a neurális hálózatok és a fuzzy logika legjobb tulajdonságait kombinálja: a neurális hálózatok biztosítják a tanulási és alkalmazkodási képességet, míg a fuzzy logika a bizonytalanság kezelését és az értelmezhetőséget (Mosavi et al., 2021). A rendszer fuzzy következtetési rendszert (FIS) használ, általában a Takagi-Sugeno modell alapján, amely IF-THEN szabályokon keresztül térképezi fel a bemenetek és a kimenetek közötti kapcsolatokat (Duy and Van Cuong, 2014). Az ANFIS teljesítménye nagymértékben függ a tagsági függvények kiválasztásától, amelyek befolyásolják a rendszer pontosságát és számítási összetettségét. Gyakran használt függvénytipusok a Gauss-, trapéz- és harang alakú függvények (Kabir and Kabir, 2021).

Az Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) működésének megértéséhez elengedhetetlen felismerni, hogy ez a rendszer a mesterséges neurális hálózatok (ANN) tanulási képességeit és a fuzzy logikai rendszerek (FLS) szabályalapú struktúráját egyesíti. Az ANFIS alapját a fuzzy következtetési rendszer (FIS) képezi, amely az emberi tudásból származó szabályok alkalmazásáért felel. Ez magában foglalja a fuzzifikációt, a szabálybázist, a következtetési motort és a defuzzifikációt (Mosavi et al., 2021). A mesterséges neurális hálózatok (ANN) a tanulási képességet biztosítják, amelyek a bemenetek feldolgozásáért és a súlyozások beállításáért felelősek. Az ANFIS hibrid tanulási algoritmusokkal, mint a legkisebb négyzetek módszere (LSE) és a gradiens süllyedés – tanul, ezáltal hatékonyan alkalmazkodik (Farhat and Cheok, 2017). A tagsági függvények, mint a Gauss-, háromszög- és trapézfüggvények, meghatározzák a bemenetek fuzzy halmazokba való leképezését. Az optimalizálási technikák, például a részecskeraj-optimalizálás (PSO) és a genetikai algoritmusok (GA), tovább növelik az ANFIS modell teljesítményét és pontosságát (Mosavi et al., 2021).

Az ANFIS és a fuzzy rendszerek közötti különbségek:

A hagyományos fuzzy következtetési rendszerek (FIS) és az Adaptív Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) közötti fő különbségek a tanulás, alkalmazkodás, szabályalap, átláthatóság és teljesítmény terén jelentkeznek. A hagyományos FIS rendszerek nem képesek tanulni vagy

alkalmazkodni új környezetekhez, mivel a szabályok és a tagsági függvények előre meghatározottak és statikusak. Ezzel szemben az ANFIS egyesíti a neurális hálózatok tanulási képességeit a fuzzy logikával, lehetővé téve az adatokból való tanulást és alkalmazkodást, így dinamikusabb és idővel javítható teljesítményt nyújt. A hagyományos FIS rendszerek szabályai és tagsági funkciói előzetesen emberi szubjektív döntéseken alapulnak, ami nehézségeket okozhat nagy adatkészletek esetén (Su et al., 2009). Az ANFIS ezzel szemben adatvezérelt klaszterezési algoritmusokat alkalmaz, amelyek lehetővé teszik a szabályok és tagsági funkciók automatikus beállítását. Bár a hagyományos FIS rendszerek jobban értelmezhetők, mivel szabályaik egyértelműek, az ANFIS összetettsége csökkentheti az átláthatóságot, amit azonban szabályegyszerűsítési technikákkal próbálnak javítani (Rajab, 2019). Teljesítmény terén a hagyományos FIS rendszerek számítási nehézségekkel küszködhetnek összetett rendszerek vagy nagy szabálybázis esetén, míg az ANFIS magasabb számításigénnyel jár, de hibrid tanulási algoritmusok révén nagyobb hatékonyságot biztosít (Akrami et al., 2013).

A fuzzy logika rendszere:

A fuzzy logika a Zadeh által bevezetett fuzzy halmazelméletből eredő többértékű logikai rendszer, amely lehetővé teszi a bizonytalan, homályos vagy pontatlan információk kezelését és az azokkal való érvelést. (Tamir et al., 2015) Ellentétben a klasszikus bináris logikával, amely csak igaz vagy hamis értékekkel operál, a fuzzy logika az igazság különböző fokozatait kezeli, ezáltal különösen alkalmas az emberi gondolkodási és döntéshozatali folyamatok modellezésére (Ababou et al., 2023).

A fuzzy és bináris logika összehasonlítása:

Az igazságértékek tekintetében a bináris logika két diszkrét értékkel dolgozik, igaz (1) és hamis (0), míg a fuzzy logika egy 0 és 1 közötti spektrumot vezet be, lehetővé téve a részleges igazságok kezelését, ahol egy állítás részben igaz és részben hamis lehet egyszerre (Riad et al., 2023). A bizonytalanság kezelése szintén eltérő: a bináris logika nehezen kezeli a pontatlanságot, mivel egyértelmű igaz vagy hamis értékekre támaszkodik, míg a fuzzy logika kiválóan alkalmas bizonytalan vagy homályos információk feldolgozására, hiszen lehetőséget biztosít az igazság mértékének megállapítására, így jobban alkalmazható a valós világban gyakran előforduló hiányos vagy kétértelmű adatokra. A felhasználási területek is különböznek: a bináris logikát elsősorban digitális áramkörökben és klasszikus számítástechnikában alkalmazzák, ahol determinisztikus eredmények szükségesek, míg a fuzzy logikát olyan területeken használják, amelyek árnyalt döntéshozatalt igényelnek, mint például a vezérlőrendszerek, a mesterséges intelligencia és a természetes nyelvi feldolgozás (Vargas, 2010). Módszertani szempontból a

bináris logika szigorú, determinisztikus szabályokon és Boole-algebrán alapul, míg a fuzzy logika a fuzzy halmazelméletre és tagsági függvényekre épít, rugalmasabb megközelítést biztosítva az érveléshez és döntéshozatalhoz (Belluce et al., 2013).

A fuzzy logika alapelvei:

A fuzzy logikai rendszerek alapelvei a részleges igazság fogalmának kezelésére épülnek, ahol az igazságértékek a teljesen igaz és teljesen hamis között mozognak. A fuzzy logika elutasítja a klasszikus logika bivalencia elvét, lehetővé téve a köztes igazságértékek használatát, amelyek az igazság különböző fokozatait tükrözik. A tagsági függvények kulcsfontosságúak, mivel ezek határozzák meg, hogyan kerülnek a beviteli adatok a 0 és 1 közötti tagsági fokokra leképezésre, így segítve a nyelvi szabályok matematikai reprezentációját. (Bělohlávek et al., 2017). A fuzzy halmazok és szabályok segítségével a rendszer viselkedését írják le, míg a fuzzy következtetési rendszerek a bemenetekből származtatnak kimeneteket több lépésben, beleértve a fuzzifikálást, a szabályalkalmazást, az összesítést és a defuzzifikálást (Shukla et al., 2010). A fuzzy logika kiemelten alkalmas a bizonytalanság és pontatlanság kezelésére, mivel olyan helyzetekben is képes hatékonyan működni, ahol a pontos érvelés nem lehetséges. Ezen túlmenően a fuzzy logika az emberszerű érvelési folyamatokat modellezi, amelyek gyakran homályos és pontatlan információkat tartalmaznak (Kiknadze et al., 2017)

A Sugeno fuzzy logikai modell:

A Sugeno Fuzzy Logic, más néven Takagi-Sugeno-Kang (TSK) fuzzy logika, egy olyan fuzzy következtetési rendszer, amely a fuzzy logikát matematikai függvényekkel ötvözi a bonyolult rendszerek modellezésére és a döntéshozatali folyamatok hatékonyságának növelésére (Zhang et al., 2006). A Sugeno fuzzy rendszerek gyakran integrálódnak neurális hálózatokkal, ami elősegíti a teljesítmény javítását és a tanulási folyamat automatizálását. A rendszer pontossága tovább fokozható a Sugeno polinomok magasabb rendű alkalmazásával, ami javítja a különböző betegségek diagnosztikai rendszereinek teljesítményét. Emellett a Sugeno fuzzy logika kiterjesztése magában foglalja a 2-es típusú fuzzy halmazok használatát, amelyek nagyobb szabadságfokkal rendelkeznek és hatékonyabbak a bizonytalanságok kezelésében, különösen dinamikus rendszerek, például háromtartályos rendszerek esetében (Ontiveros-Robles et al., 2020). A Sugeno fuzzy logikát széles körben alkalmazzák vezérlőrendszerekben is, például pneumatikus szervorendszerekben és lineáris működtetőkben, ahol az ANFIS technikát használják a tagsági függvények optimalizálására. Emellett hatékony döntéshozatali és osztályozási eszközöknek bizonyult, különösen olyan forgatókönyvekben, ahol hiányos vagy bizonytalan

információk állnak rendelkezésre, mint például a tőzsdei kereskedésben és az opciós árazásban, előre jelezve a trendeket és megalapozott döntéseket segítve elő (Sumarti and Wahyudi, 2014).

A Sugeno és a Mamdani rendszerek összehasonlítása:

A Mamdani fuzzy logika egy olyan fuzzy következtetési rendszer, amely fuzzy szabályok alapján dolgozik és fuzzy kimenetet hoz létre, amelyet defuzzifikációval alakítanak át éles értéké. Ez a módszer az emberi érvelést utánozza és elsősorban olyan alkalmazásokban használják, ahol az értelmezhetőség és az intuitív érvelés fontos (Tung and Quek, 2009).

A Sugeno és a Mamdani fuzzy logika közötti főbb különbségek a kimenet típusában, a defuzzifikációban, valamint az összetettségben és teljesítményben rejlenek. Míg a Mamdani fuzzy logika fuzzy kimenetet generál, amely defuzzifikációt igényel, a Sugeno közvetlenül éles kimenetet hoz létre, súlyozott átlag vagy lineáris függvények segítségével, így sokkal számításilag hatékonyabb (Haq et al., 2021). A Mamdani defuzzifikációs folyamata, például a centroid módszer, számításigényes lehet, míg a Sugeno rendszer általában elkerüli ezt a lépést, leegyszerűsítve a számításokat. Az összetettség és teljesítmény szempontjából a Mamdani bonyolultabb szabálykészleteket alkalmaz, ami lassabbá teszi a rendszer működését, különösen a defuzzifikáció során (Alsebai and Pedapenki, 2023). Ezért inkább olyan helyzetekben előnyös, ahol az emberi érvelés modellezése fontos. Ezzel szemben a Sugeno hatékonyabb és gyorsabb, így ideális valós idejű rendszerekhez és vezérlő alkalmazásokhoz (Mohamed et al., 2008).

A Sugeno fuzzy logika kiválóan alkalmas pénzügyi elemzésekre, mivel nagy pontossággal képes pénzügyi kockázatok felmérésére és a vállalatok kategorizálására pénzügyi mutatók alapján (Maltoudoglou et al., 2016).

2.3. Tőzsdei árfolyam-előrejelzés ANFIS modell segítségével:

A tőzsdei előrejelzés jelentősége abban rejlik, hogy a részvényárfolyamok sikeres előrejelzése komoly előnyöket kínálhat. Ezek az előrejelzési feladatok rendkívül összetettek és kihívást jelentenek. A kísérleti eredmények szerint az ANFIS modell képes volt az ISE National 100 Index havi hozamát 98,3%-os pontossággal előre jelezni, ami ígéretes alternatívát jelent a tőzsdei előrejelzések terén (Boyacioglu and Avci, 2010). Hasonlóképpen, az ANFIS meghaladta a hagyományos modellek, például az ARIMA és a back-propagation neurális hálózatok teljesítményét a dhakai tőzsdeindex (DSPI) előrejelzésében (Banik et al., 2012, Banik et al., 2007).

2.3.1. A tőzsdei adatok összetettségének hatása az előrejelzés pontosságára:

Az ANFIS kiválóan alkalmas a tőzsdei adatok összetettségének és nemlineáris összefüggéseinek kezelésére, ami lehetővé teszi az adatokra jellemző bizonytalanság és pontatlanság kezelését, így hatékonyan használható részvényárfolyamok és trendek előrejelzésére (Barlybayev et al., 2023). A modell hatékonyságát befolyásolja a bemeneti változók száma és típusa, azonban kutatások szerint az ANFIS még kevés bemeneti változó esetén is magas prediktív pontosságot képes elérni. Például az Isztambuli Értéktőzsde (ISE) National 100 Indexének előrejelzése során két vagy három bemeneti változó is elegendő volt a pontos előrejelzésekhez, ami azt mutatja, hogy az ANFIS nem igényel rendkívül összetett modelleket a hatékony működéshez (Ok et al., 2011). A jellemzőkiválasztási és optimalizálási technikák, mint az Imperialista Competitive Algorithm (ICA) és a Particle Swarm Optimization (PSO), tovább növelhetik az ANFIS előrejelzési pontosságát azáltal, hogy segítenek a legrelevánsabb jellemzők kiválasztásában, még összetett adatkészletek esetén is (Barak et al., 2015, Chandar, 2021). Az ANFIS az előrejelzési pontosság terén gyakran felülmúlja a hagyományos lineáris modelleket és döntési fákat, különösen olyan forgatókönyvekben, ahol összetett és nem lineáris adatkapcsolatokkal kell dolgozni, amit például alacsonyabb RMSE-értékei is alátámasztanak (Barlybayev et al., 2023).

Bár az ANFIS ígéretes eredményeket mutat a tőzsdei előrejelzések terén, több korlátot is figyelembe kell venni. Az egyik legfőbb hátrány az, hogy az ANFIS által létrehozott szabályok gyakran összetettek és nehezen érthetők, ami megnehezíti a befektetők számára az előrejelzések értelmezését és az abban való bizalmat (Wei et al., 2014). Az ANFIS modellek, hasonlóan más statisztikai módszerekhez, gyakran korlátozó feltételezéseken alapulnak az elemzett változók tekintetében. Emellett a bemeneti tényezők kiválasztása szubjektív lehet és személyes tapasztalatoktól függhet, ami hatással lehet a modell pontosságára és megbízhatóságára. A nagy dimenziós adatok kezelése szintén kihívást jelenthet, mivel a bemeneti változók növelése bonyolultabbá teszi a modellt, ami megnehezítheti az adatok hatékony feldolgozását és elemzését anélkül, hogy fontos információk elvesznének (Chen et al., 2016). Továbbá, az ANFIS modellekről szóló tanulmányok gyakran figyelmen kívül hagyják a valós korlátokat, mint például a tranzakciós költségek és a napon belüli kereskedési idő, amelyek jelentősen befolyásolhatják a modell gyakorlati alkalmazhatóságát és jövedelmezőségét (Vella and Ng, 2014). Bár az ANFIS képes nemlineáris összefüggések kezelésére, a pénzügyi piacok időbeli dinamikája és nemlinearitása továbbra is kihívásokat jelent a részvényárfolyamok pontos előrejelzésében (Koulouriotis et al., 2005).

3. KUTATÁSMÓDSZERTAN:

A kutatás célja egy prediktív modell kidolgozása, amely lehetővé teszi annak meghatározását, hogy mely pénzügyi mutatószámok és azok kombinációi alkalmasak az autóiipari vállalatok tőzsdei teljesítményének előrejelzésére. A kutatás folyamatának kialakítása többlépcsős megközelítést igényelt, amely kvalitatív és kvantitatív adatgyűjtési módszereket egyaránt alkalmazott, az adatok tisztítását és a modellfejlesztést, valamint a teljesítmény értékelését.

A modell alapját képező pénzügyi mutatószámok kiválasztása jelentőségteljes lépés, mivel a bemeneti adatok minősége és relevanciája döntően befolyásolja a tőzsdei előrejelzések pontosságát egy Neuro-Fuzzy rendszerben. A szakirodalmi elemzés a kutatás korai szakaszában kritikus szerepet játszott, ugyanis célja az volt, hogy feltárja a tőzsdei teljesítmény előrejelzésére leginkább alkalmas mutatószámokat. Ezt követően félig strukturált interjúkat készítettem pénzügyi elemzőkkel, befektetési tanácsadókkal és portfóliómenedzserekkel, hogy gyakorlati perspektívájukat is figyelembe vehessem a releváns mutatószámok azonosításához. Az interjúk és a szakirodalmi áttekintés eredményeire alapozva kezdtem meg az adatgyűjtést az ORBIS adatbázisban, ahol a gyűjtést a 2910 – Gépjárműgyártás tevékenységi kód szerint szűrtem, kizárólag tőzsdén jegyzett vállalatokra fókuszálva. A vállalati éves jelentések és pénzügyi adatbázisok alapján öt éves időszakra (2019–2023) vonatkozóan gyűjtöttem össze a releváns pénzügyi mutatókat és a részvényárfolyamokat. Az adatgyűjtés során vállalati éves jelentések és pénzügyi adatbázisok álltak rendelkezésemre. Az adatok tisztítása során azonosítottam és kezeltem a hiányzó, illetve szélsőséges értékeket és Min-Max normalizálással egységes skálára hoztam a különböző mutatókat, így biztosítva azok összehasonlíthatóságát. A tisztított adatok felhasználásával MATLAB környezetben felépítettem és futtattam az Adaptív Neurális Fuzzy Inferencia Rendszert (ANFIS), amelynek rugalmassága és tanulási képességei jól illeszkednek a pénzügyi adatok komplex, nemlineáris természetéhez. A modell minden bemeneti változóját három fuzzy halmazzal reprezentáltam (alacsony, közepes, magas értékek) és a modell tanításához 80%-20%-os arányban osztottam szét a teljes adathalmazt tréning és validációs adatokra. A modell hibrid tanulási algoritmus kombinálja a neurális hálózatok és a fuzzy logika előnyeit, így minimalizálva az előrejelzési hibát és csökkentve a túltanulás kockázatát, ezzel biztosítva, hogy a modell új adatokon is jó teljesítményt nyújtson. A teljesítményértékelés során több mérőszámot alkalmaztam, mint például a gyök négyzetes hiba (RMSE), a normalizált gyök négyzetes hiba (nRMSE), valamint 95%-os konfidenciaintervallumot is alkalmaztam. Az eredeti modell négy kiválasztott mutatószám alapján készült és további négy modellt építettem, amelyekben egy-egy mutatószámot eltávolítottam, hogy értékeljem az egyes mutatószámok hozzájárulását az

előrejelzési pontossághoz. A módszertan lehetővé tette egy adaptív és rugalmas prediktív modell kidolgozását, amely alkalmas az autóiipari vállalatok tőzsdei teljesítményének előrejelzésére az ANFIS modell segítségével, kiemelve a releváns mutatószámokat és azok optimális kombinációit.

4. EREDMÉNYEK ÉS AZOK MEGBESZÉLÉSE:

4.1. A kulcsfontosságú bemeneti mutatószámok kiválasztásának folyamata:

A tőzsdei előrejelzések pontosságát egy Neuro-Fuzzy rendszerben jelentősen befolyásolja a felhasznált bemeneti adatok minősége és relevanciája. A megfelelő pénzügyi mutatószámok kiválasztása ezért kiemelten fontos lépés a modell fejlesztésében. A szakirodalmi elemzés célja az volt, hogy feltárja az ezen a területen legjobban teljesítő mutatószámokat.

Számos tanulmány alátámasztja a ROE és ROA mutatók jelentőségét a tőzsdei előrejelzésekben. Például Borsa Istanbulban kereskedett IT-szektorbeli cégek jövedelmezőségének becslésénél a ROA és ROE gépi tanulási módszerekkel, mint a neurális hálózatok és a többszörös lineáris regresszió, különösen hatékonyak voltak (Tutcu et al., 2024). Son és Duong (2024) kutatása a vietnami tőzsdén jegyzett vállalatok esetében azt mutatta, hogy a ROE 78%-os pontossággal és 0,9762 R^2 értékkel előre jelezte a részvényárfolyamokat, míg a ROA 0,5826 RMSE értékkel bizonyult megbízhatónak. Továbbá Talamati és Pangemanan (2015) megállapították, hogy az EPS és a ROE változók együttesen befolyásolják a részvények árfolyamát, ami megerősíti ezeknek a mutatóknak a használhatóságát a piaci előrejelzésekben.

Az egyiptomi tőzsdei környezetben végzett tanulmányok is alátámasztják a ROE jelentőségét. Omran (2009) eredményei szerint a ROE volt az egyik szignifikáns mutatószám a tőzsdei előrejelzésekben és a magasabb prediktív ROA és ROE alapján összeállított befektetési portfóliók jobb teljesítményt értek el, mint a részvények átlaga (Chiu et al., 2020). Li és munkatársai (2021) kutatása szerint a magasabb prediktív EPS által kiválasztott részvényportfóliók jobb eredményeket produkáltak, mint a piaci trendek vagy a hagyományos magas EPS stratégiák. Matkarimov és munkatársai (2024) tanulmánya továbbá megerősítette az EPS kulcsfontosságú szerepét a részvényárfolyamok előrejelzésében, míg Mohamed és munkatársai (2021) rámutattak, hogy a nyereséghányad is alkalmas lehet a jövőbeli tőzsdei árak megbecsülésére.

A szakirodalmi feldolgozást követően félig strukturált interjúkat végeztem tapasztalt pénzügyi elemzőkkel, befektetési tanácsadókkal és portfóliómenedzserekkel annak érdekében, hogy azonosítsam a legfontosabb mutatószámokat, amelyek befolyásolják a részvényárfolyamok alakulását. Az összes interjú Budapesten zajlott különböző kávézókban. Az első két interjúra 2024. szeptember 2-án került sor, az egyik 13:00-kor, a másik 16:00-kor kezdődött. A további két interjú 2024. szeptember 4-én volt, 14:00-tól és 17:30-tól. Az interjúk során nyílt végű kérdéseket tettem fel a szakértőknek arról, hogy mely pénzügyi mutatószámokat tartják a legmeghatározóbbnak a vállalatok teljesítményének és a részvények jövőbeli értékének előrejelzése

szempontjából. A szakértők egyöntetűen hangsúlyozták bizonyos mutatószámok fontosságát, amelyek a vállalatok pénzügyi egészségének és piaci megítélésének kulcsindikátorai.

Interjúkérdések és eredmények:

1. Mely pénzügyi mutatószámokat tartja a legfontosabbnak a részvényárfolyamok előrejelzésében és miért?

Válaszok összegzése:

A szakértők kiemelték a Sajáttőke Arányos Jövedelmezőséget (ROE), az Eszközarányos Jövedelmezőséget (ROA), az Egy Részvényre Jutó Eredményt (EPS) és a Nyereséghányadot (Profit Margin) mint a legfontosabb mutatószámokat. Indoklásuk szerint ezek a mutatók átfogó képet adnak a vállalatok jövedelmezőségéről, hatékonyságáról és pénzügyi stabilitásáról, ami közvetlen hatással van a részvényárfolyamok alakulására.

2. Hogyan befolyásolja a Sajáttőke Arányos Jövedelmezőség (ROE) a befektetői döntéseket és a részvényárfolyamokat?

Válaszok összegzése:

A szakértők egyetértettek abban, hogy a magas ROE vonzó a befektetők számára, mivel jelzi a vállalat képességét a részvényesi tőke hatékony felhasználására a nyereségtermelésben. Ez növeli a befektetői bizalmat és pozitív hatással lehet a részvényárfolyamokra. Ugyanakkor felhívták a figyelmet a tőkeszerkezet és az adósságállomány szerepére, amelyek befolyásolhatják a ROE értelmezését.

3. Milyen szerepet játszik az Eszközarányos Jövedelmezőség (ROA) a vállalatok teljesítményének értékelésében?

Válaszok összegzése:

Az ROA-t a szakértők kulcsfontosságú mutatónak tartják az eszközhasznosítás hatékonyságának mérésében. Megjegyezték, hogy a magas ROA érték a vállalat operatív hatékonyságát tükrözi, ami pozitív előjel a részvényárfolyamok számára. Kiemelték, hogy az ROA különösen fontos a tőkeigényes iparágakban.

4. Miért fontos az Egy Részvényre Jutó Eredmény (EPS) a részvényárfolyamok előrejelzésében?

Válaszok összegzése:

Az EPS-t a szakértők a vállalat profitabilitásának egyik legközvetlenebb mutatójának tartják. Hangsúlyozták, hogy az EPS növekedése általában pozitív piaci reakciót vált ki és előre jelezheti a részvényárfolyam emelkedését. Ugyanakkor figyelmeztettek az egyszeri tételek és a részvények számának változásából adódó torzításokra.

5. Mennyire tartja relevánsnak a Nyereséghányadot (Profit Margin) a vállalatok értékelésében?

Válaszok összegzése:

A szakértők szerint a nyereséghányad fontos mutatója a vállalat jövedelmezőségének és költséggazdálkodásának. Magas nyereséghányad esetén a vállalat hatékonyan képes bevételeit nyereséggé alakítani, ami pozitív jelzés a befektetők számára. Hangsúlyozták az iparági átlagok és a piaci trendek figyelembevételének fontosságát a mutató értelmezésében.

6. Vannak-e további mutatók, amelyeket fontosnak tart a tőzsdei előrejelzésekben?

Válaszok összegzése:

A szakértők megemlézték a P/E (ár/nyereség) rátát, a piaci kapitalizációt és a cash flow mutatókat mint további fontos indikátorokat. Úgy vélik, hogy ezen mutatók kombinált használata tovább növelheti az előrejelzések pontosságát.

Az interjúk és a szakirodalom összegzése:

A szakirodalmi kutatás és a szakértői interjúk eredményei összhangban vannak egymással és megerősítik, hogy a ROE, ROA, EPS és a Nyereséghányad kulcsfontosságú mutatók a tőzsdei előrejelzésekben. Ezeknek a mutatóknak az integrálása a Neuro-Fuzzy modellbe növeli annak prediktív képességét és megbízhatóságát. Az interjúalanyok hangsúlyozták a mutatók kombinált alkalmazásának előnyeit, amely hozzájárulhat a pontosabb előrejelzésekhez.

4.2. Az ANFIS modell alkalmazásának indoklása:

A jelen kutatásban az ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) alkalmazása különösen indokolt volt a pénzügyi adatok komplexitása és a tőzsdei árak dinamikus jellege miatt, amelyek gyakran nemlineáris kapcsolatokkal rendelkeznek. Az autóipar specifikus pénzügyi mutatók, mint például a ROA (Return on Assets), ROE (Return on Equity) és EPS (Earnings Per Share) előrejelzése különösen jól modellezhető az ANFIS segítségével, mivel ez a rendszer ötvözi a fuzzy logika és a neurális hálózatok előnyeit. A fuzzy logika lehetővé teszi a bizonytalan és pontatlan adatok kezelését, ami alapvető fontosságú a tőzsdei árak előrejelzésében, mivel

a pénzügyi piaci ingadozások gyakran olyan tényezőkön alapulnak, amelyeket nehéz hagyományos statisztikai módszerekkel számszerűsíteni. Például egy tanulmány kimutatta, hogy az ANFIS modell képes volt 98,3%-os pontossággal előre jelezni az ISE National 100 Index havi hozamait, ami jelentősen magasabb eredményt mutatott az ARIMA és a visszaterjesztéses neurális hálózatokhoz képest (Boyacioglu & Avci, 2010).

Az ANFIS előnyei között kiemelkedik a hibrid modell tulajdonsága, amely lehetővé teszi a tőzsdei előrejelzésekben gyakran előforduló nemlineáris kapcsolatok hatékony modellezését. Az olyan módszerek, mint a lineáris regresszió vagy a döntési fák, kevésbé alkalmasak a komplex korrelációk kezelésére, mivel gyakran nem tudják megragadni a pénzügyi adatokban rejlő bonyolult mintázatokat és dinamikus összefüggéseket. Az ANFIS képes kezelni a pénzügyi adatokban rejlő bizonytalanságokat és pontatlanságokat, mivel a fuzzy logika figyelembe veszi a valós adatokban jelenlévő bizonytalanságokat (Duy & Van Cuong, 2014). Ez a rugalmasság lehetővé teszi a kutatás számára, hogy pontosabb előrejelzéseket készítsen az autóipari vállalatok pénzügyi állapotának és a részvényárak változásainak figyelembevételével.

Az ANFIS egyik jelentős előnye továbbá a fuzzy logika szabályalapú döntéshozatali képességeinek és a neurális hálózatok adaptív tanulási mechanizmusainak kombinációja. Ez a kombináció lehetővé teszi az ANFIS rendszerek számára, hogy adatvezérelt szabályokat tanuljanak és optimalizálják a tagsági függvényeket, ezáltal növelve a modell pontosságát. Például a budapesti tőzsdén (ISE) végzett kutatások kimutatták, hogy az ANFIS rendszerek képesek kiválasztani a legrelevánsabb bemeneti változókat még korlátozott adatállomány esetén is, ami növeli az előrejelzések pontosságát (Ok et al., 2011). Ez jelentős előnyt jelent a kizárólag gépi tanulási modellekkel szemben, amelyek gyakran nagy adatbázisokat igényelnek a hatékony működéshez.

Az ANFIS képes kezelni az olyan pénzügyi mutatókat, amelyek gyakran nemlineárisan kapcsolódnak a részvényárakhoz és lehetővé teszi a változók különböző súlyozását a fuzzy logikai szabályok alapján. Ez a megközelítés különösen fontos volt a kutatás számára, mivel lehetővé tette a pénzügyi adatok változatosságának és nemlinearitásának hatékony modellezését (Mosavi et al., 2021).

Továbbá, az ANFIS rendszerek növelt pontosságot és hatékonyságot kínálnak. Tanulmányok azt mutatják, hogy az ANFIS rendszerek alacsonyabb RMSE (Root Mean Square Error) értékeket produkálnak a hagyományos statisztikai modelleknél, ami azt sugallja, hogy előrejelzéseik pontosabbak és általánosíthatóbbak (Barak et al., 2015). Ez különösen fontos a tőzsdei árak

előrejelzésében, ahol a pontosság kulcsfontosságú a befektetési döntések meghozatalában. Az ANFIS által biztosított rugalmasság és hibrid szerkezet lehetővé tette a kutatás számára, hogy pontosabb előrejelzéseket készítsen a jövőbeli részvényármozgásokra vonatkozóan a pénzügyi mutatók alapján.

4.3. A modellkialakítás főbb lépései:

Az irodalmi áttekintés és a szakértői interjúk alapján kiválasztottam négy kulcsfontosságú mutatót: az Eszközarányos nyereség (ROA), az Egy részvényre jutó eredmény (EPS), a Sajáttőke arányos nyereség (ROE) és az Árbevétel arányos nyereség (Profit Margin, PM). Ezeket a mutatókat azért választottam, mert a vállalatok pénzügyi teljesítményének és jövedelmezőségének alapvető indikátorai és korábbi kutatások is alátámasztották szoros kapcsolatukat a részvényárfolyamokkal. Az általam alkalmazott modellkialakítás főbb lépéseit az 1. táblázat szemlélteti.

A modellkialakítás főbb lépései
1. Adatgyűjtés és előkészítés: Az adatgyűjtéshez az ORBIS adatbázist használtam, autóiipari és tőzsdén jegyzett vállalatokra szűrve, így az öt éves, tisztított adathalmaz végül 103 vállalat adatait tartalmazta.
2. Adatok normalizálása: Az adatok előkészítésénél minden bemeneti és kimeneti változót Min-Max normalizálással [0, 1] tartományra skáláztam, majd 80%-ban tréning és 20%-ban validációs adatokra osztottam a modell tanítása és értékelése érdekében.
3. ANFIS modell kialakítása: Az ANFIS modell kialakításakor Sugeno-típusú fuzzy rendszert alkalmaztam, amely a neurális hálózatok tanulási képességét és a fuzzy logika interpretálhatóságát ötvözte, lehetővé téve az autóiipari vállalatok pénzügyi adatainak hatékony modellezését és részvényárfolyamok előrejelzését.
4. Modell tanítása: A modell tanításához hibrid tanulási algoritmust alkalmaztam, amely az LSE-t a lineáris paraméterek és a gradient descent algoritmust a tagfüggvények nemlineáris paramétereinek optimalizálására használja, ezáltal biztosítva a gyors és pontos becslést a modell globális optimalitásának eléréséhez.
5. Az előrejelzési pontosság értékelése: Az előrejelzési pontosság értékelésére az RMSE, NRMSE és konfidencia intervallum mutatókat használtam, amelyek a modell hibáit és megbízhatóságát jelzik.

6. Mutatószámok eltávolításával létrehozott modellek összehasonlítása:

Az ANFIS modell továbbfejlesztése érdekében egyenként eltávolítva a négy bemeneti változót (ROA, ROE, EPS, PM), hogy feltárjam hatásukat a modell struktúrájára és paramétereire.

1. Táblázat: A modellkialakítás főbb lépései

Forrás: Saját szerkesztés

4.3.1. Adatgyűjtés és előkészítés:

Az adatok gyűjtéséhez az ORBIS adatbázist használtam, ahol a következő szűrési kritériumokat alkalmaztam: tevékenységi kód szerint a 2910 - Gépjárműgyártás kategóriára szűrtem, valamint csak a tőzsdén jegyzett vállalatokat vettem figyelembe. Ezzel biztosítottam, hogy az elemzés az autóiparra fókuszáljon és a részvényárfolyamok megbízhatóan elérhetők legyenek. Az adatgyűjtés során öt éves időtávra (2019–2023) vonatkozóan gyűjtöttem össze a kiválasztott pénzügyi mutatókat és a részvényárfolyamokat. Az exportált adathalmaz 321 vállalatot tartalmazott. Az adattisztítás során eltávolítottam azokat a vállalatokat, ahol jelentős mértékben hiányoztak releváns adatok, így a végleges elemzéshez 103 vállalat adatait használtam fel.

4.3.2. Adatok normalizálása:

Az adatok előkészítése során minden bemeneti és kimeneti változót Min-Max normalizálással transzformáltam a [0, 1] tartományra, ahogyan azt a korábbi modell esetében is tettem. Az adathalmaz összesen 103 autóipari vállalat pénzügyi adatait tartalmazta, ami elegendő mintát biztosított a modell tanításához és validálásához. A normalizált adatokat ezt követően 80%-os arányban tréning adatokra és 20%-os arányban validációs adatokra osztottam fel. Ez a megosztás biztosította, hogy a modell elegendő adatot kapjon a tanuláshoz, miközben a validációs adatok lehetővé tették a modell általánosító képességének értékelését.

A Min-Max normalizálás során az egyes változók értékeit a következő képlettel számítottam át:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

az eredeti érték, x' a normalizált érték, $x_{\max}$ és $x_{\min}$ pedig az adott változó minimális és maximális értékei az adathalmazban. Ezzel a módszerrel biztosítottam, hogy a különböző változók egyenlő súllyal vehessenek részt a modellben és elkerültem a numerikus instabilitást a számítások során. Ezt alkalmaztam mind a bemeneti változókra (ROA, EPS, ROE, PM), mind a kimeneti változóra (Részvényárfolyam).

4.3.3. ANFIS modell kialakítása:

ANFIS alkalmazása mellett döntöttem, mivel ez a modell hatékonyan ötvözi a neurális hálózatok tanulási képességét és a fuzzy logika interpretálhatóságát, ami előnyös a pénzügyi adatok nemlineáris összefüggéseinek modellezésében. A fuzzy inferencia rendszer (FIS) kialakításához a Sugeno-típusú rendszert választottam, amely a fuzzy logikát matematikai függvényekkel kombinálja, lehetővé téve a komplex rendszerek pontosabb modellezését és a döntéshozatali folyamatok optimalizálását.

A Sugeno fuzzy rendszer egyik kiemelkedő előnye, hogy szabályainak következményei lineáris vagy konstans függvények, ami a tanulási folyamatot egyszerűsíti és megkönnyíti a rendszer integrálását az ANFIS keretrendszerbe. Emellett a Sugeno-típusú fuzzy rendszerek integrálása neurális hálózatokkal elősegíti a tanulási folyamat automatizálását és a teljesítmény javítását, így képesek hatékonyan kezelni a pénzügyi piacok bizonytalanságait és nemlineáris jellemzőit.

Összehasonlítva a Mamdani alapú fuzzy logikával, amely fuzzy szabályokon alapul és fuzzy kimeneteket állít elő, a Sugeno fuzzy rendszer közvetlenül éles kimeneteket generál, lineáris függvények vagy súlyozott átlagok segítségével, így számításilag sokkal hatékonyabb. Ez különösen fontos olyan valós idejű rendszerek és vezérlő alkalmazások esetében, amelyek gyors reakcióidőt igényelnek (Mohamed et al., 2008). A Sugeno alapú fuzzy logika emellett kiválóan alkalmazható pénzügyi elemzések során, mivel nagy pontossággal képes felmérni a pénzügyi kockázatokat és kategorizálni a vállalatokat különböző pénzügyi mutatók alapján (Maltoudoglou et al., 2016).

Mivel az elemzésem az autóiipari cégek pénzügyi teljesítményének vizsgálatára fókuszál, a Sugeno-típusú fuzzy rendszer alkalmazása különösen indokolt, mivel hatékonysága és gyorsasága ideális a pénzügyi adatok valós idejű értékeléséhez és a nemlineáris trendek pontosabb előrejelzéséhez.

Az FIS felépítése a következő volt:

1. Bemeneti változók definiálása: Négy bemeneti változót adtam hozzá a rendszerhez: ROA, ROE, EPS és PM.
2. Fuzzy tagfüggvények meghatározása: Minden bemeneti változóhoz három Gauss-féle tagfüggvényt rendeltem: Alacsony (Low), Közepes (Medium) és Magas (High). A Gauss-függvényeket azért választottam, mert sima és differenciálható tagfüggvények,

amelyek jól alkalmazkodnak a pénzügyi adatok eloszlásához. Matematikailag a Gauss-függvény a következőképpen írható fel:

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x - c)^2}{2\sigma^2}\right)$$

Ahol:

$\mu(x)$: A tagsági függvény értéke az x bemeneti értékre.

x : A bemeneti változó értéke.

c : A tagfüggvény középpontja.

σ : A szórás.

Szabálybázis kialakítás: A négy bemeneti változó, mindegyikhez három tagfüggvénnyel, összesen $3^4 = 81$ lehetséges kombinációt eredményezett. Ezért a szabálybázis 81 szabályból állt. Minden szabály a következő általános formát követte:

Ha ROA is A_1^i és ROE is A_2^i és EPS is A_3^i és PM is A_4^i akkor $y_i = f_i(ROA, ROE, EPS, PM)$ ahol

Ahol:

A_1^i a j -edik bemeneti változóhoz tartozó i -edik tagfüggvény.

y_i az i -edik szabály kimeneti értéke.

A szabálybázis kialakításánál törekedtem arra, hogy minden lehetséges kombinációt lefedjek, ezáltal biztosítva a modell rugalmasságát és általánosító képességét.

Kimeneti változó definiálása: A kimeneti változó a részvényárfolyam (Stock Price) volt. Minden szabályhoz egy lineáris következményfüggvényt rendeltem, amely az alábbi formában írható fel:

$$Y_i = p_i \times ROA + q_i \times ROE + r_i \times EPS + s_i \times PM + t_i$$

Ahol a p_i, q_i, r_i, s_i, t_i következményfüggvény paraméterei, amelyeket a tanítás során optimalizáltam, t_i i -edik szabály konstans tagja.

A lineáris következményfüggvények alkalmazása elősegítette a modell egyszerűségét és a paraméterek könnyebb értelmezhetőségét.

Az ANFIS modell rétegei:

Az ANFIS modell öt rétegből állt:

Fuzzifikációs réteg:

Ebben a rétegben minden bemeneti változóhoz tartozó tagfüggvények kiszámították a tagsági fokokat. Például, ha a ROA értéke x , akkor kiszámítottam $\mu_{Low}(x)$, $\mu_{Medium}(x)$, $\mu_{High}(x)$.

Ez a folyamat alapvető fontosságú, mivel a bemeneti adatok fuzzy halmazokká való átalakítása lehetővé teszi a bizonytalanság és a pontatlanság kezelését a modellben.

Szabályréteg:

A szabályrétegben a fuzzy szabályok tűzési erejét határoztam meg. Mivel négy bemeneti változó van, mindegyik három tagfüggvénnyel, összesen $3^4 = 81$ lehetséges szabálykombinációt hoztam létre. A szabályok tűzési erejét az **AND** művelettel számítottam ki, amely a fuzzy logikában a **minimum operátornak** felel meg

$$w_i = \min(\mu_{ROA}^{A_i}, \mu_{ROE}^{B_i}, \mu_{EPS}^{C_i}, \mu_{PM}^{D_i})$$

ahol:

w_i az i -edik szabály tűzési ereje

$\mu_{ROA}^{A_i}$: a ROA változó tagsági foka az A_i tagfüggvényben,

$\mu_{ROE}^{B_i}$: ROE változó tagsági foka a B_i tagfüggvényben.

$\mu_{EPS}^{C_i}$: EPS változó tagsági foka a C_i tagfüggvényben.

$\mu_{PM}^{D_i}$: Pm változó tagsági foka a D_i tagfüggvényben.

A minimum operátor használata konzervatív megközelítést biztosít, amely csak akkor ad magas tűzési erőt, ha minden bemeneti változó magas tagsági fokkal rendelkezik az adott tagfüggvényben.

Normalizációs réteg:

A normalizációs rétegben a szabályok súlyát normalizáltam, hogy azok összege 1 legyen:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^{81} w_j}$$

Ez a normalizáció biztosítja, hogy a szabályok hozzájárulása a kimenethez arányos legyen a tűzési erejükkel és a súlyok összege egységnyi legyen. Ez a lépés fontos a modell stabilitása szempontjából, mivel megakadályozza, hogy egyetlen szabály dominálja a kimenetet.

Következményréteg:

Ebben a rétegben a szabályok kimeneteit számítottam ki lineáris függvényekkel. Minden szabályhoz egy lineáris következményfüggvényt rendeltem, amely a bemeneti változók lineáris kombinációja:

$$f_i = \overline{w}_i(p_i \times ROA + q_i \times ROE + r_i \times EPS + s_i \times PM + t_i)$$

Ahol:

f_i : Az i -edik szabály hozzájárulása a kimenethez.

w_i : Az i -edik szabály normalizált tűzési ereje.

A normalizált tűzési erővel való súlyozás biztosítja, hogy a szabály hozzájárulása arányos legyen annak relevanciájával a jelenlegi bemeneti értékek mellett.

Összegzési réteg:

Az összegzési rétegben a szabályok kimeneteit összegeztem a végső kimenet előállításához:

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^{81} f_i$$

Ez adta meg a modell előrejelzését a részvényárfolyamra vonatkozóan. Az összegzés integrálja az összes szabály információját, lehetővé téve a komplex nemlineáris kapcsolatok modellezését a bemeneti és kimeneti változók között.

Modell tanítása:

A modell tanításához a **hibrid tanulási algoritmust** alkalmaztam, amely egyesíti a **legkisebb négyzetek módszerét (LSE)** és a **gradient descent** algoritmust. Az LSE-t a következményfüggvények lineáris paramétereinek p_i, q_i, r_i, s_i, t_i meghatározására használtam, mivel ezek lineárisan függenek a bemeneti változóktól. A gradient descent algoritmust a tagfüggvények paramétereinek (c és σ) optimalizálására alkalmaztam, mivel ezek nemlineárisan befolyásolják a kimenetet. A hibrid algoritmus előnye, hogy a lineáris paramétereket gyorsan és pontosan lehet becsülni az LSE segítségével, míg a nemlineáris paraméterek finomhangolása a gradient descent révén történik, biztosítva a modell globális optimalitását.

4.3.4. Az előrejelzési pontosság értékelésére szolgáló indikátorok

A tanítási folyamat során minimalizáltam a modell előrejelzési hibáját, amelyet a **gyök-négyzetes hiba (RMSE)** mutatóval mértem:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{Y}_k)^2}$$

Ahol:

N : A mintában szereplő adatpontok száma.

y_k : A valós (megfigyelt) kimeneti érték a k -adik adatponthoz.

$\hat{Y}_k$: A modell által előrejelzett kimeneti érték a k -adik adatponthoz.

Az RMSE mutató megmutatja, hogy átlagosan mekkora eltérés van a modell előrejelzései és a valós értékek között. Minél kisebb az RMSE értéke, annál jobb a modell előrejelző képessége. A tanítási folyamat során céлом volt az RMSE minimalizálása, ami a modell paramétereinek finomhangolásával érhető el. Ehhez a hibrid tanulási algoritmust alkalmaztam, amely a következményfüggvények lineáris paramétereinek és a tagfüggvények nemlineáris paramétereinek együttes optimalizálását teszi lehetővé.

A modell teljesítményének további értékelésére kiszámítottam a **normalizált RMSE (NRMSE)** értékét is:

$$NRMSE = \frac{RMSE}{y_{max} - y_{min}}$$

y_{max} : A valós kimeneti értékek maximális értéke.

y_{min} : A valós kimeneti értékek minimális értéke.

Az NRMSE skálafüggetlen mérőszám, amely lehetővé teszi a különböző adathalmazok és modellek összehasonlítását. A kisebb NRMSE érték jobb modellilleszkedést jelez.

Hibák statisztikai elemzése során meghatároztam a **konfidencia intervallumot** is, amely a hibák szórásán és a minta méretén alapul:

$$CI = z \times \frac{\sigma_{error}}{\sqrt{N}}$$

Ahol:

z : A standard normális eloszlás kritikus értéke a választott konfidenciaszinten (95%-os konfidenciaszinten $z = 1,96$).

σ_{error} : Az előrejelzési hibák standard deviációja.

N : A mintaelemek száma.

A konfidencia intervallum megmutatja, hogy a valós hibák mekkora tartományban mozognak egy adott megbízhatósági szinten. A szűkebb intervallum nagyobb pontosságot és megbízhatóságot jelez.

4.3.5. A tanítási folyamat során a következő lépéseket hajtottam végre az RMSE minimalizálása érdekében:

Előre terjedés (Forward Pass): A bemeneti adatok alapján kiszámítottam a modell kimenetét a jelenlegi paraméterekkel. Ez magában foglalja a fuzzifikációs rétegben a tagsági fokok meghatározását, a szabályrétegben a tűzési erők kiszámítását, a normalizációs rétegben a tűzési erők normalizálását, a következményrétegben a szabályok kimeneteinek meghatározását és az összegzési rétegben a végső kimenet kiszámítását.

Hiba számítása: Meghatároztam az előrejelzési hibát minden adatpontra azáltal, hogy kivontam a modell által előrejelzett értéket a valós értékből: $e_k = y_k - \hat{y}_k$

Paraméterek frissítése: Az LSE módszerrel frissítettem a lineáris paramétereket (p_i, q_i, r_i, s_i, t_i) mivel ezek lineárisan kapcsolódnak a kimenethez. Ezt követően a gradient descent algoritmussal optimalizáltam a nemlineáris paramétereket (c és σ), amelyek a tagfüggvények alakját határozzák meg.

4.3.6. Az iteratív tanítási folyamat és a túltanulás kontrollja:

Az iteratív tanítási folyamat során figyeltem arra, hogy elkerüljem a túltanulást (overfitting), ami akkor fordulhat elő, ha a modell túlzottan illeszkedik a tréning adatokhoz, de rosszul teljesít az új, ismeretlen adatokon. A modell teljesítményének értékelése során a validációs adathalmazon is teszteltem a modellt, hogy meggyőződjek annak általánosító képességéről. Az RMSE és NRMSE értékeket mind a tréning, mind a validációs adathalmazon kiszámítottam. A konfidencia intervallum kiszámítása során a hibák standard deviációját σ_{error} használtam, amely a hibák szórását méri. A 95%-os konfidencia intervallum segítségével meghatároztam azt a tartományt, amelyen belül a valós előrejelzési hiba várhatóan előfordul.

4.4. Mutatószámok eltávolításával létrehozott modellek összehasonlítása:

A tanulmány során az ANFIS modell továbbfejlesztése érdekében részletesen vizsgáltam az egyes pénzügyi mutatószámok szerepét a modell teljesítményében. Ehhez egyenként eltávolítottam a bemeneti változókat, hogy megfigyeljem, miként befolyásolja ez a modell struktúráját és paramétereit. Az eredeti modell négy bemeneti változót tartalmazott: az Eszközarányos nyereséget (ROA), a Sajáttőke arányos nyereséget (ROE), az Egy részvényre jutó eredményt (EPS) és az Árbevétel arányos nyereséget (Profit Margin, PM). Minden bemeneti változóhoz három Gauss-féle tagfüggvényt rendeltem, amelyek az alacsony, közepes és magas értékeket reprezentálták.

Az első lépésben eltávolítottam az egyik mutatószámot, például a ROA-t, így a modell három bemeneti változóra csökkent. Ennek következtében a lehetséges szabálykombinációk száma is csökkent, hiszen a szabályok száma a bemeneti változók számától függ exponenciálisan. Három bemeneti változó esetén a szabályok száma:

$$\text{Szabályok száma} = 3^3 = 27$$

A három bemeneti változóhoz továbbra is három-három Gauss-féle tagfüggvényt rendeltem, azaz az alacsony, közepes és magas értékeket. A Gauss-függvények formája és a tagfüggvények paraméterezése a korábbiakkal azonos maradt.

A modell szerkezete az új bemeneti változókkal módosult. A fuzzy szabályok általános formája a következő lett:

Ha x_1 is A_1^i és x_2 is A_2^i és x_3 is A_3^i akkor $y_i = f_i(x_1, x_2, x_3,)$ ahol

Itt x_j a bemeneti változókat jelöli $j = (1, 2, 3)$ A_j^i pedig a hozzájuk tartozó i -edik tagfüggvény (alacsony, közepes vagy magas). A y_i a szabály kimenete, f_i pedig a következményfüggvény, amely lineáris kapcsolatot feltételez a bemeneti változók és a kimenet között.

A következményfüggvények lineáris formája is megegyezett a korábbival, csak most három bemeneti változót tartalmaztak:

$$Y_i = p_i \times x_1 + q_i \times x_2 + r_i \times x_3 + t_i$$

Itt p_i, q_i, r_i, s_i, t_i az i -edik szabályhoz tartozó lineáris együtthatók, t_i pedig a konstans tag. Ezeket a paramétereket a tanítási folyamat során optimalizáltam a modell előrejelzési hibájának minimalizálása érdekében.

Az adatok előkészítése során minden bemeneti változót és a kimeneti változót is Min-Max normalizálással $[0, 1]$ tartományra transzformáltam, ahogyan azt a korábbi modellben is tettem.

A modell tanítása során továbbra is a hibrid tanulási algoritmust alkalmaztam, amely egyesíti a legkisebb négyzetek módszerét (LSE) a lineáris paraméterekhez és a gradiens módszert a nemlineáris paraméterekhez (c és σ).

A modell teljesítményének értékeléséhez ugyanazokat a metrikákat használtam, mint korábban: a gyök-négyzetes hibát (RMSE) és a normalizált RMSE-t (nRMSE). A hibák statisztikai elemzéséhez kiszámítottam a hibák standard deviációját és a 95%-os konfidencia intervallumot is, a korábbi képletek alkalmazásával.

Az egyes mutatószámok eltávolítása során megfigyeltem, hogy a modell struktúrája egyszerűsödött és a szabályok száma csökkent. Ez előnyös lehet a modell tanítási idejének csökkenése és az interpretálhatóság szempontjából. Ugyanakkor fontos figyelembe venni, hogy a kevesebb bemeneti változóval a modell kevésbé lehet képes a komplex mintázatok és összefüggések felismerésére.

A tagfüggvények paramétereinek optimalizálása során arra törekedtem, hogy a Gauss-függvények a lehető legjobban illeszkedjenek a normalizált adatok eloszlásához, hasonlóan a korábbi modellhez.

A modell módosítása során a szabályrendszer is átalakult. A kevesebb bemeneti változó miatt a szabályok által lefedett bemeneti térkép egyszerűsödött, de a szabályok általános formája és a következményfüggvények lineáris struktúrája megmaradt.

Az egyszerűsödött szabályrendszer elősegítheti a modell könnyebb értelmezését és az egyes szabályok hatásának jobb megértését. Ugyanakkor kevesebb szabály és bemeneti változó esetén a modell kevésbé lehet képes a komplex, nemlineáris összefüggések megragadására, ami befolyásolhatja az előrejelzések pontosságát. Ezért fontos a megfelelő egyensúly megtalálása a modell egyszerűsége és az előrejelzési teljesítmény között.

Az átalakult modellben a következményfüggvények lineáris szerkezete megmaradt, ami lehetővé tette a modell gyors és hatékony tanítását. A lineáris következményfüggvények paramétereit továbbra is a legkisebb négyzetek módszerével határoztam meg, ami biztosította a paraméterek optimális beállítását a rendelkezésre álló adatok alapján.

Eredményeim leírása

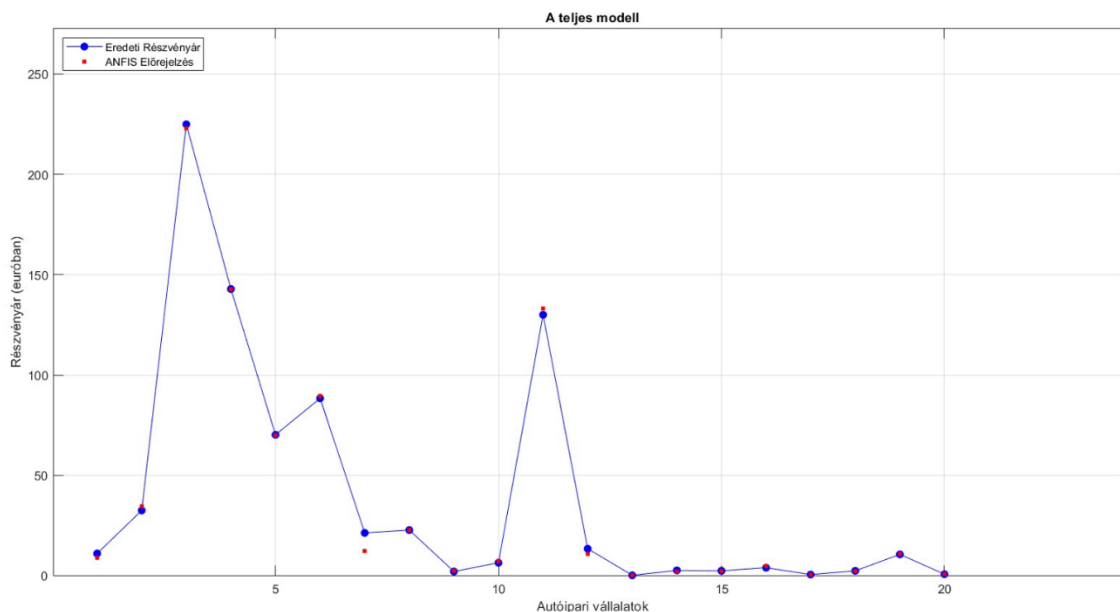
4.5. A modell teljesítményének és eredményeinek részletes bemutatása:

Az alábbiakban részletesen bemutatom az eredményeket, különös tekintettel arra, hogyan változtak a teljesítménymutatók az egyes mutatószámok eltávolítása esetén. Az eredmények grafikus ábrázolása és az összefoglaló táblázatok a megfelelő helyeken kerülnek bemutatásra.

4.5.1. Az eredeti modell eredményei (minden mutatószám bevonásával):

Az eredeti modellben mind a négy kiválasztott pénzügyi mutatószámot felhasználtam:

- Eszközarányos nyereség (ROA)
- Sajátőke arányos nyereség (ROE)
- Egy részvényre jutó eredmény (EPS)
- Árbevétel arányos nyereség (Profit Margin, PM)



1. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a teljes modell esetében
Forrás: Saját szerkesztés

A modell teljesítménye az alábbi mutatókkal jellemezhető:

- RMSE: 2,3946
- nRMSE: 1,066%
- 95%-os konfidencia intervallum: $\pm 1,0599$

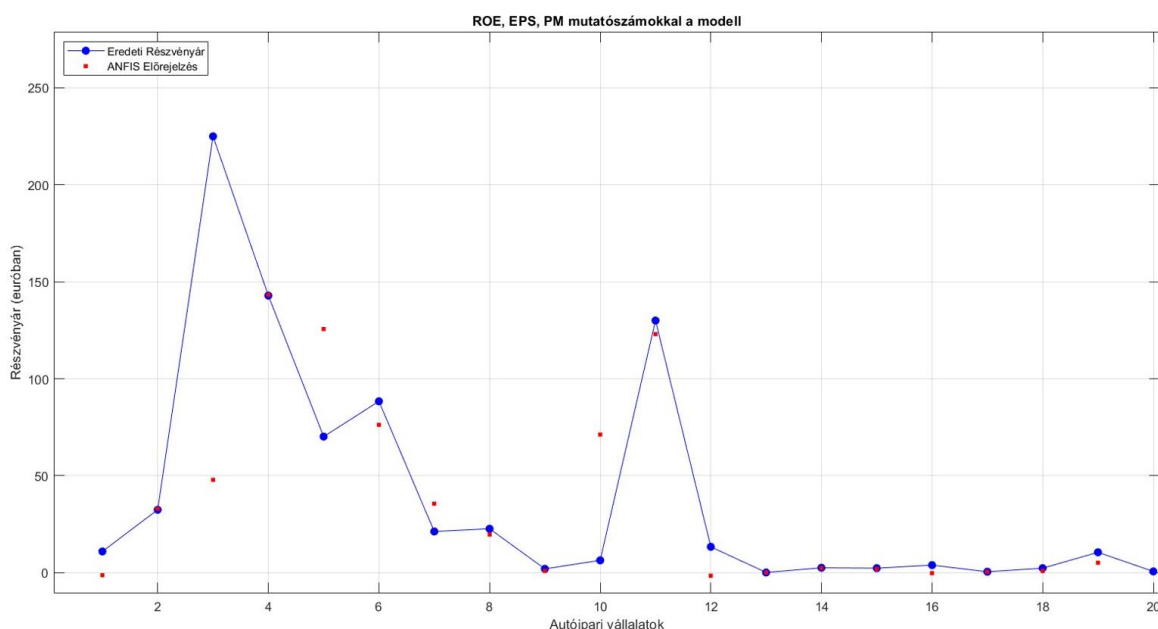
Az alacsony RMSE érték azt jelzi, hogy a modell előrejelzései átlagosan csak kis mértékben térnek el a valós értékektől. A nRMSE 1% körüli értéke megerősíti, hogy a hiba aránya a teljes értéktartományhoz képest elhanyagolható. A szűk konfidencia intervallum pedig azt mutatja, hogy a modell előrejelzései stabilak és kevésbé ingadoznak.

4.5.2. A mutatószámok eltávolításának hatása a modell teljesítményére:

Az egyes mutatószámok eltávolítása után a modell teljesítményében bekövetkezett változásokat az alábbiakban részletezem.

1. ROA eltávolítása

Amikor a modellt az Eszközarányos nyereség (ROA) mutatószám nélkül futtattam, a teljesítménymutatók jelentősen romlottak:



2. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a ROA nélküli modell esetében
Forrás: Saját szerkesztés

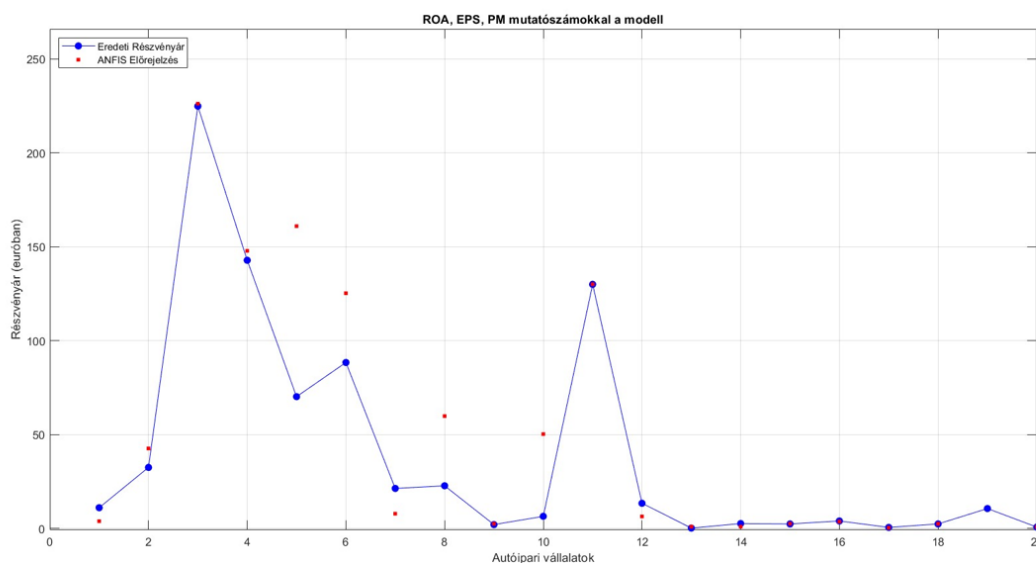
- RMSE: 135,5948
- nRMSE: 60%
- 95%-os konfidencia intervallum: $\pm 60,0497$
- RMSE változás az eredeti modellhez képest: 5563%
- nRMSE változás az eredeti modellhez képest: 5562,6%

- Konfidencia intervallum változás az eredeti modellhez képest: 5566%

Az RMSE értéke az eredeti modellhez képest 5563%-kal nőtt, ami drasztikus romlást jelent az előrejelzési pontosságban. A nRMSE 60%-ra emelkedése azt mutatja, hogy az előrejelzési hiba a kimeneti változó értéktartományának jelentős részét teszi ki. A konfidencia intervallum jelentős szélesedése az előrejelzések nagyobb bizonytalanságára utal.

2. ROE eltávolítása

A Sajátőke arányos nyereség (ROE) mutatószám eltávolítása szintén jelentős hatással volt a modell teljesítményére:



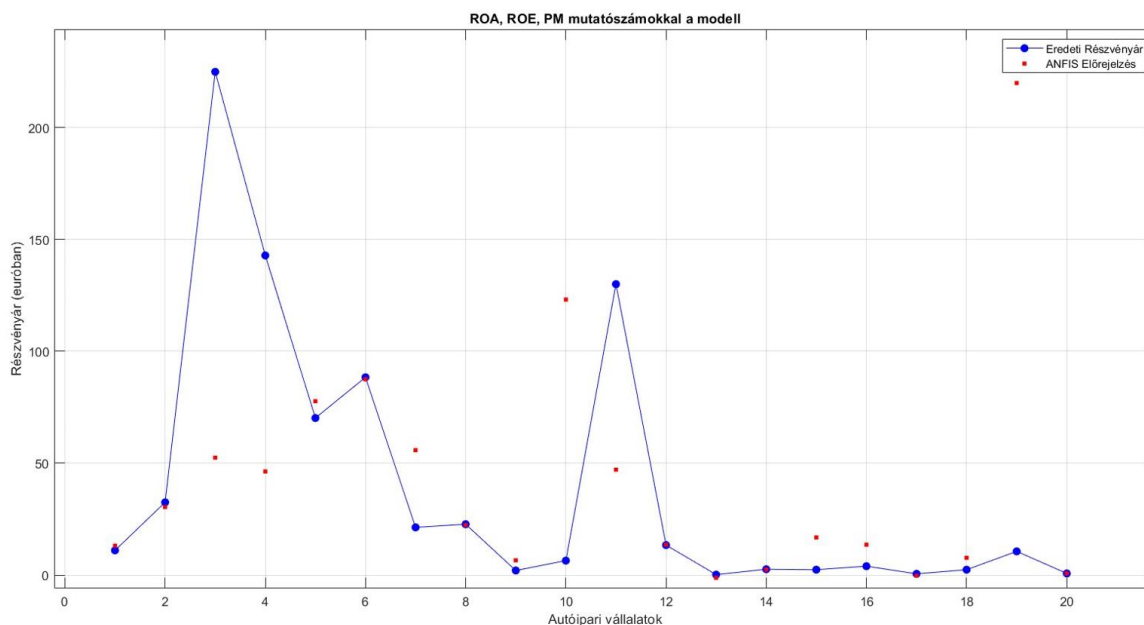
3. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a ROE nélküli modell esetében
Forrás: Saját szerkesztés

- RMSE: 119,4161
- nRMSE: 53%
- 95%-os konfidencia intervallum: $\pm 51,2107$
- RMSE változás az eredeti modellhez képest: 4887%
- nRMSE változás az eredeti modellhez képest: 4887,0%
- Konfidencia intervallum változás az eredeti modellhez képest: 4732%

Az RMSE 4887%-os növekedése kiemeli, hogy a ROE hiánya komoly pontosságcsökkenést eredményezett. A nRMSE 53%-ra emelkedett, ami azt jelzi, hogy az előrejelzési hiba az értéktartomány több mint felét lefedi. A konfidencia intervallum szélesedése a modell előrejelzéseinek megbízhatóságának csökkenését mutatja.

3. EPS eltávolítása

Az Egy részvényre jutó eredmény (EPS) mutatószám kihagyása esetén a következő eredményeket kaptam:



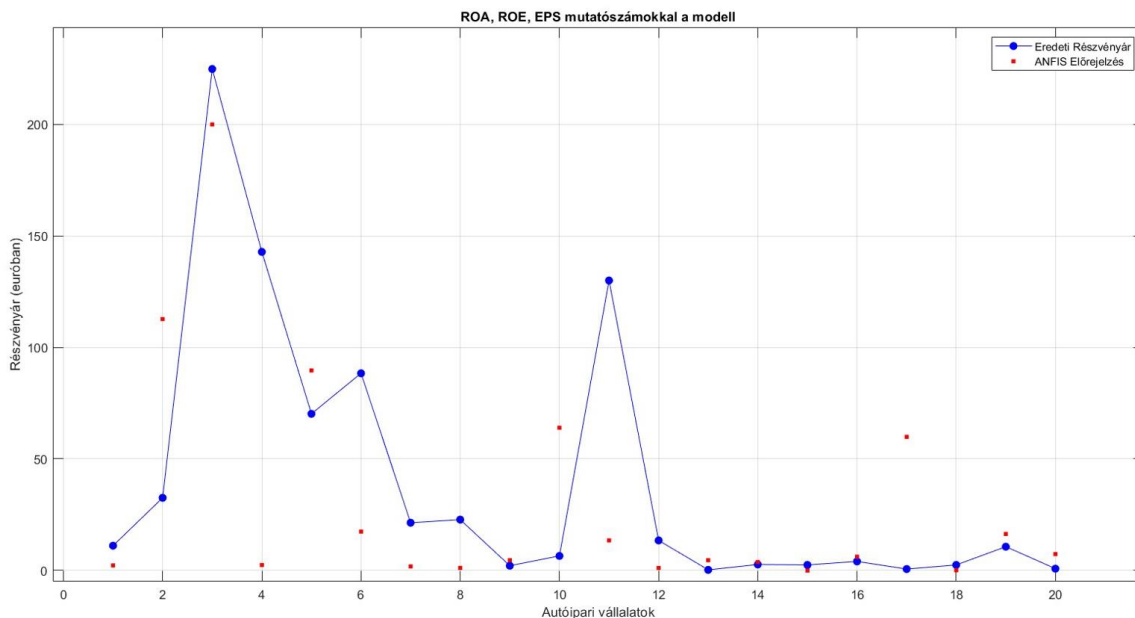
4. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a EPS nélküli modell esetében
Forrás: Saját szerkesztés

- RMSE: 72,4319
- nRMSE: 32%
- 95%-os konfidencia intervallum: $\pm 32,5525$
- RMSE változás az eredeti modellhez képest: 2925%
- nRMSE változás az eredeti modellhez képest: 2924,8%
- Konfidencia intervallum változás az eredeti modellhez képest: 2971%

Az RMSE 2925%-kal nőtt az eredeti modellhez képest, ami jelentős, de kisebb mértékű romlást jelent, mint a ROA vagy ROE eltávolítása esetén. A nRMSE 32%-os értéke azt jelzi, hogy az előrejelzési hiba az értéktartomány közel egyharmadát teszi ki. A konfidencia intervallum szélesedése is arra utal, hogy a modell előrejelzései kevésbé stabilak az EPS nélkül.

4. PM eltávolítása

Az Árbevétel arányos nyereség (PM) mutatószám eltávolítása után a modell teljesítménymutatói így alakultak:



5. Ábra: Eredeti részvényárak, ANFIS előrejelzés a PM nélküli modell esetében
Forrás: Saját szerkesztés

- RMSE: 51,8762
- nRMSE: 23%
- 95%-os konfidencia intervallum: $\pm 22,9660$
- RMSE változás az eredeti modellhez képest: 2066%
- nRMSE változás az eredeti modellhez képest: 2066,4%
- Konfidencia intervallum változás az eredeti modellhez képest: 2067%

Az RMSE 2066%-os növekedése az eredeti modellhez képest a legkisebb romlást jelenti az összes vizsgált eset közül. A nRMSE 23%-ra emelkedése azt mutatja, hogy az előrejelzési hiba az értéktartomány közel egynegyedét fedi le. A konfidencia intervallum kevésbé szélesedett ki, mint a többi mutatószám eltávolítása esetén.

A 2. táblázat a különböző modellek teljesítményének értékeléséhez használt főbb mutatószámokat (RMSE, NRMSE, konfidencia intervallum) mutatja be, amelyek a modellek előrejelzési pontosságát jelzik. A táblázatban továbbá látható a különböző mutatók százalékos változása is,

amelyet az eredeti modellhez viszonyítva számítottam ki a következő képlettel: $\left(\frac{\text{Modell egy mutatószám nélkül}}{\text{Eredeti mutatószám}} - 1\right) * 100$. Ez a változás azt jelzi, hogy a mutatószám eltávolítása milyen mértékben befolyásolta a modell teljesítményét. Amennyiben a változás negatív, az arra utal, hogy a modell javult az eredeti modellhez képest az adott mutatószám nélkül.

Modellek	RMSE	nRMSE	Konfiden- ciainter- vallum	Δ RMSE 100%=Ere- deti modell	Δ nRMSE 100%=Ere- deti modell	Δ Konfiden- ciainterval- lum 100%=Ere- deti modell
<i>Eredeti Modell</i>	2,395	1,066%	1,0598	0%	0%	0%
<i>Modell ROA nél- kül</i>	135,595	60%	60,050	5563%	5562,6%	5566%
<i>Modell ROE nélkül</i>	119,417	53%	51,211	4887%	4887,0%	4732%
<i>Modell EPS nélkül</i>	72,432	32%	32,553	2925%	2924,8%	2971%
<i>Modell PM nélkül</i>	51,876	23%	22,966	2066%	2066,4%	2067%

2. Táblázat: A modellek előrejelzési pontosságának értékelése

Forrás: Saját szerkesztés

1. RMSE értékek változása

Az RMSE értékek drasztikus növekedése az egyes mutatószámok eltávolítása után jól mutatja a modell előrejelzési pontosságának romlását. A ROA eltávolítása okozta a legnagyobb növekedést (5563%). A ROE eltávolítása is jelentős növekedést eredményezett (4887%). Az EPS és PM eltávolítása mérsékeltebb növekedést okozott, de még mindig jelentősen befolyásolta az RMSE értékét.

2. nRMSE értékek változása

A normalizált RMSE értékek hasonló tendenciát mutatnak, mint az RMSE. A nRMSE százalékos értékei közvetlenül összehasonlíthatók és azt mutatják, hogy az előrejelzési hiba aránya a kimeneti változó értéktartományához képest hogyan változott. A ROA eltávolítása után a

nRMSE 60%-ra nőtt, ami azt jelenti, hogy az előrejelzési hiba a teljes értéktartomány több mint felét teszi ki.

3. Konfidencia intervallumok változása

A konfidencia intervallumok szélesedése az előrejelzések bizonytalanságának növekedését jelzi. A ROA eltávolítása után a konfidencia intervallum $\pm 60,0497$ -re nőtt, ami azt mutatja, hogy a modell előrejelzései sokkal nagyobb szórást mutatnak. A többi mutatószám eltávolítása is növelte a konfidencia intervallumot, de kisebb mértékben.

4.6. Eredmények következtetése:

A jelen kutatás célja egy olyan prediktív modell kidolgozása volt, amely az autóipari vállalatok tőzsdei teljesítményének előrejelzésére szolgál, azonosítva azokat a pénzügyi mutatószámokat, amelyek leginkább tükrözik az iparági árfolyamváltozásokat. Az ANFIS (adaptív neuro-fuzzy inferencia rendszer) modell alkalmazásával végzett elemzés eredményei alapján megállapítottuk, hogy a ROA (eszközarányos nyereség), ROE (sajáttőke-arányos nyereség), EPS (egy részvényre jutó eredmény) és PM (árbevétel arányos nyereség) mutatószámok együttes használata biztosítja a legmagasabb előrejelzési pontosságot és megbízhatóságot

Az eredeti modell, amely mind a négy kiválasztott mutatószámot tartalmazta, RMSE értéke 2,395, nRMSE értéke 1,066%, míg a konfidencia intervallum 1,060 volt. Ezek az értékek jelzik, hogy a modell stabil és megbízható előrejelzéseket képes nyújtani az autóipari vállalatok tőzsdei teljesítményére vonatkozóan. Amikor a mutatószámok közül egyet-egyet eltávolítottunk, az előrejelzési pontosság jelentős mértékben romlott és a konfidencia intervallum instabilitása is növekedett. Ez megerősíti, hogy a négy mutatószám szinergikus hatása kulcsfontosságú a modell hatékony működéséhez.

Bár az adott adathalmazban a mutatószámok fontossági sorrendje ROA, ROE, EPS, PM volt, a konfidencia intervallum jelentős romlása miatt nem jelenthető ki általános érvénnyel, hogy ez a sorrend minden esetben érvényes. Ez a sorrend specifikusan az általunk vizsgált adathalmazra vonatkozik és más adathalmazokban vagy időszakokban eltérő lehet. Azonban az általános érvényű megállapítás az, hogy a négy mutatószám együttes alkalmazása alkalmas az autóipari vállalatok tőzsdei teljesítményének előrejelzésére. A kutatás újszerűsége abban rejlik, hogy ágazat-specifikus megközelítést alkalmaztunk az autóiparra, szemben a korábbi tanulmányokkal, amelyek gyakran egy adott országra vagy tőzsdére fókuszálnak. Ez az ágazat-specifikus

szemlélet lehetővé tette az iparági vállalatok közötti szorosabb összefüggések feltárását, mivel az autóipari vállalatok hasonló struktúrával, működéssel és gazdasági ciklusokkal rendelkeznek. Ennek eredményeként a pénzügyi mutatók közötti összefüggések egyértelműbbek és szignifikánsabbak voltak.

Az ANFIS modell alkalmazása azért is indokolt volt, mert képes kezelni az autóiparban jellemző komplex, nemlineáris összefüggéseket. A modell hibrid tanulási algoritmus, amely a neurális hálózatok és a fuzzy logika előnyeit kombinálja, hozzájárult az előrejelzési hiba minimalizálásához és a túltanulás kockázatának csökkentéséhez. Az eredmények gyakorlati jelentőséggel bírnak a befektetők és pénzügyi elemzők számára is. A négy azonosított mutatószám együttes alkalmazása általános érvényűen használható az autóipari tőzsdei előrejelzésekben és megbízható alapot nyújthat az automatizált kereskedési rendszerek számára is.

5. JAVASLATOK A GYAKORLAT SZÁMÁRA:

A kutatás eredményei alapján számos lehetőség kínálkozik a modell továbbfejlesztésére és a téma mélyebb feltárására, amelyek hozzájárulhatnak a tőzsdei előrejelzések pontosságának és általánosíthatóságának növeléséhez.

1. A pénzügyi mutatószámok körének bővítése és a mintanagyság növelése: Az előrejelzések pontosságának további javítása érdekében javasolt a vizsgált pénzügyi mutatószámok számának növelése. További releváns mutatószámok bevonása lehetővé tenné a modell számára, hogy még átfogóbb képet kapjon a vállalatok pénzügyi helyzetéről. Emellett a mintanagyság növelése, azaz nagyobb adathalmaz használata elősegítheti az eredmények statisztikai szignifikanciájának és általánosíthatóságának erősítését.
2. A mutatószám-kombinációk teljes körű vizsgálata: Nagyobb adathalmaz alkalmazásával lehetőség nyílik az összes lehetséges két-, három- és négyes mutatószám-kombináció szisztematikus vizsgálatára. Ez elősegítené annak feltárását, hogy mely kombinációk nyújtják a legjobb előrejelzési teljesítményt és milyen mértékben járulnak hozzá az egyes mutatószámok a modell hatékonyságához.
3. Az iparág-specifikus megközelítés kiterjesztése más szektorokra: Javasolt a modell és a módszertan alkalmazása más iparágakban is, hogy megvizsgáljuk az azonosított mutatószámok és az ANFIS modell alkalmazhatóságát szélesebb körben. Ha más szektorokban is hasonló eredmények érhetők el, lehetőség nyílik több ágazat mutatószámhalmazának kialakítására, amelyek alkalmasak tőzsdei előrejelzésre. Ez hozzájárulhat a

modell általános érvényűvé tételéhez és az iparág-specifikus sajátosságok jobb megértéséhez.

4. Neuro-klaszterezési technikák integrálása: Az eredmények további finomítása érdekében érdemes lenne neuro-klaszterezési módszereket alkalmazni. Ezek a technikák lehetővé teszik a vállalatok csoportosítását hasonló tulajdonságok vagy teljesítmény alapján, ami hozzájárulhat a modell prediktív képességének javításához. A neuro-klaszterezés segítségével azonosíthatók lehetnek olyan rejtett mintázatok és összefüggések, amelyek a hagyományos módszerekkel nem észlelhetők.

A fenti javaslatok megvalósítása hozzájárulhat a kutatási terület további fejlődéséhez és a tőzsdei előrejelzések pontosságának jelentős javításához. A modell továbbfejlesztése és az új módszerek integrálása nemcsak az autóiipari vállalatok, hanem a teljes pénzügyi szektor számára értékes eredményeket hozhat. A tudományos közösség és a gyakorlati szakemberek közötti együttműködés elősegítheti a pénzügyi előrejelzési modellek innovációját és széles körű alkalmazását.

6. ÖSSZEFOGLALÁS:

A 21. század pénzügyi piacain az automatizált kereskedési rendszerek és a tőzsdei előrejelző modellek fejlesztése mind a kutatók, mind a befektetők számára kiemelkedő jelentőséget kapott. A mesterséges intelligencia (MI) és annak különféle álgazatai, így a neurális hálózatok és a fuzzy logika, új távlatokat nyitottak a pénzügyi piacok összetett és nemlineáris dinamikájának elemzésében. Jelen kutatás célja egy olyan hatékony és megbízható mutatószámhalmaz kidolgozása volt, amely különösen az autóiipari vállalatok tőzsdei árfolyamának előrejelzésére alkalmas és bemeneti változóként alkalmazható prediktív modellekben. A kutatásban az Adaptív Neurális Fuzzy Inferencia Rendszert (ANFIS) alkalmaztam, amely a neurális hálózatok tanulási kapacitását kombinálja a fuzzy logika interpretálhatóságával, lehetővé téve a pénzügyi adatok bizonytalanságainak és nemlinearitásainak hatékony kezelését. Az autóiipar választása indokolt volt a globális gazdaságban betöltött szerepe és a technológiai innovációk jelenléte ideális terppé teszi a pénzügyi teljesítmény és tőzsdei árfolyam vizsgálatára. Az iparági szereplők struktúrája, működési jellemzői és gazdasági ciklusai hozzájárulnak a pénzügyi mutatók közötti kapcsolatok egyértelműbb feltárásához. A kutatás egyik kulcsfeladata a releváns fundamentális adatok és pénzügyi indikátorok kiválasztása volt, amelyek megbízható bemeneti változók lehetnek a tőzsdei előrejelzésekhez. A kutatás célja, hogy olyan mutatószámhalmaz kidolgozása volt, amely az autóiipari vállalatok árfolyamainak előrejelzésére alkalmas. A kutatás több

lépésből álló metodológiája kvalitatív és kvantitatív módszereket egyaránt magában foglalt. Kezdetben átfogó szakirodalmi elemzést végeztem a tőzsdei elemzések két fő irányzatáról: a technikai és a fundamentális elemzésről. Míg a technikai elemzés a múltbeli ármozgásokra és kereskedési volumenekre koncentrál, addig a fundamentális elemzés a vállalatok pénzügyi helyzetét és makrogazdasági tényezőit helyezi előtérbe. Az ANFIS alkalmazása a pénzügyi piacok komplex, nemlineáris összefüggéseinek modellezésére, ötvözve a neurális hálózatok tanulási képességét a fuzzy logika intuitív érvelési módszereivel, lehetőséget nyújt e két elemzési módszer integrálására.

A kulcsfontosságú pénzügyi mutatószámokat szakirodalmi áttekintés és félig strukturált interjúk során választottam ki, az interjúalanyok segítségével. A kiválasztott mutatószámok az Eszközarányos nyereség (ROA), Sajátátörke arányos nyereség (ROE), Egy részvényre jutó eredmény (EPS) és Árbevétel arányos nyereség (Profit Margin, PM). Az eredmények alapján a kiválasztott négy pénzügyi mutatószám együttes alkalmazása biztosítja a legmagasabb előrejelzési pontosságot. Az eredeti modell alacsony RMSE (2,395) és nRMSE (1,066%) értékei a modell stabilitását és megbízhatóságát tükrözik. Amikor egy-egy indikátort eltávolítottunk, az előrejelzési pontosság jelentősen romlott, Az eredmények alátámasztják, hogy e négy mutatószám szinergikus hatása elengedhetetlen a modell működéséhez.

Az ANFIS modell alkalmazása bizonyította, hogy képes kezelni a pénzügyi adatok összetett, nemlineáris kapcsolatait és pontos előrejelzéseket nyújtani. A modell gyakorlati jelentőséggel bír a befektetők számára, mivel támogathatja a megalapozott befektetési döntéseket és növelheti az automatizált kereskedési rendszerek hatékonyságát. A kutatás innovatív szemlélete az ágazat-specifikus megközelítésben rejlik, amely az autóiparra koncentrál. Ez a szemlélet lehetővé tette az ágazati kapcsolatok mélyebb feltárását, mivel az autóipari vállalatok hasonló üzleti modellekkel rendelkeznek. A jövőbeli kutatások célja a pénzügyi mutatószámok körének bővítése és a mintanagyság növelése. Emellett a modell kiterjesztése más szektorokra lehetőséget ad a mutatószámok szélesebb körű alkalmazására is. A neuro-klaszterezési technikák modellbe történő integrálása további finomítást eredményezhet, lehetővé téve a vállalatok csoportosítását teljesítmény alapján. A neuro-klaszterezés segítségével olyan rejtett mintázatok is feltárhatók, amelyek hagyományos módszerekkel nem láthatók, így tovább növelhetik a modell prediktív kapacitását.

7. IRODALOMJEGYZÉK:

- ABABOU, R., CÔME, J. M., CHASTANET, J., MARCOUX, M. & QUINTARD, M. 2023. Fuzzy Set Characterization of Uncertainty (Fuzzy Variables). *SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology*.
- AINSWORTH, M. & SHIN, Y. 2021. Plateau phenomenon in gradient descent training of relu networks: Explanation, quantification, and avoidance. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 43, A3438-A3468.
- AJHA, O., DAS, S., DUTTA, T., DAS, S., MISHRA, S. & ABUALIGAH, L. A LSTM Based Intelligent Framework for Financial Stock Prediction. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 2024. 293-305.
- AKRAMI, S. A., EL-SHAFIE, A. & JAAFAR, O. 2013. Improving Rainfall Forecasting Efficiency Using Modified Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (MANFIS). *Water Resources Management*, 27, 3507-3523.
- ALEKSEEVA, E. 2020. The opposition of symbolism and connectionism in the history of artificial intelligence development. *Istoriya*, 11.
- ALSEBAI, M. D. & PEDAPENKI, K. K. Sugeno/ Mamdani Interval Type II Fuzzy Logic Controller Based DSTATCOM with Controlled Load. *International Conference on Smart Systems for Applications in Electrical Sciences, ICSSSES 2023*, 2023.
- ALSUBAIE, Y., HINDI, K. E. & ALSALMAN, H. 2019. Cost-Sensitive Prediction of Stock Price Direction: Selection of Technical Indicators. *IEEE Access*, 7, 146876-146892.
- ALZOUBI, A. A., AL AQEEL, I. & ALZOUBI, H. M. 2024. Review of Artificial Intelligence and Machine Learning Recent Advancements. *Studies in Big Data*.
- ANURAG, A. S. 2024. Early beginnings of AI: The field of research in computer science. *Cases on AI Ethics in Business*.
- ASIF, R., HU, Y. F., ALI, M., LI, J. P. & ABDO, K. Signal Classification for Safety Critical Aeronautical Communications for Anti-Jamming using Artificial Intelligence. *AIAA/IEEE Digital Avionics Systems Conference - Proceedings*, 2021.
- ASWIN KUMER, S. V., KANAKARAJA, P., SAIRAM NADIPALLI, L. S. P., RAMESH, N. V. K. & KOTAMRAJU, S. K. The Categorization of Artificial Intelligence (AI) Based on the Autonomous Vehicles and Its Other Applications. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 2021. 411-421.
- AUDIBERT, R. B., LEMOS, H., AVELAR, P., TAVARES, A. R. & LAMB, L. C. 2023. On the Evolution of A.I. and Machine Learning: Towards a Meta-level Measuring and Understanding Impact, Influence, and Leadership at Premier A.I. Conferences. *Journal of Applied Logics*, 10, 693-817.
- BANDARA, M. N., RANASINGHE, R. M., ARACHCHI, R. W. M., SOMATHILAKA, C. G., PERERA, S. & WIMALASURIYA, D. C. A Complex Event Processing Toolkit for Detecting Technical Chart Patterns. *Proceedings - 2015 IEEE 29th International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops, IPDPSW 2015*, 2015. 547-556.
- BANIK, S., CHANCHARY, F. H., ROUF, R. A. & KHAN, A. F. M. K. 2012. Modeling chaotic behavior of Dhaka stock market index values using the neuro-fuzzy model. *Recent Patents on Computer Science*, 5, 72-77.
- BANIK, S., CHANCHARY, F. H., ROUF, R. A. & KHAN, K. Modeling chaotic behavior of Dhaka Stock Market Index values using the neuro-fuzzy model. *2007 10th International Conference on Computer and Information Technology, ICCIT, 2007*.
- BARAK, S., DAHOOIE, J. H. & TICHÝ, T. 2015. Wrapper ANFIS-ICA method to do stock market timing and feature selection on the basis of Japanese Candlestick. *Expert Systems with Applications*, 42, 9221-9235.

- BARLYBAYEV, A., ZHETKENBAY, L., KARIMOV, D. & YERGESH, B. 2023. DEVELOPMENT NEURO-FUZZY MODEL TO PREDICT THE STOCKS OF COMPANIES IN THE ELECTRIC VEHICLE INDUSTRY. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4, 72-87.
- BELLUCE, L. P., DI NOLA, A. & LENZI, G. Fuzzy Logic as a geometry. Proceedings of the 2013 Joint IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting, IFSA/NAFIPS 2013, 2013. 1249-1251.
- BĚLOHLÁVEK, R., DAUBEN, J. W. & KLIR, G. J. 2017. *Fuzzy logic and mathematics: A historical perspective*.
- BOYACIOGLU, M. A. & AVCI, D. 2010. An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications*, 37, 7908-7912.
- BUCHANAN, B. G. 2005. A (very) brief history of artificial intelligence. *AI Magazine*, 26, 53-60.
- CAM, A. V., TOSUNOGLU, B. & GURTAY, E. 2017. The role of financial ratios on evaluation of stock values: An application in Bist. *Research on Humanities and Social Sciences: Communication, Social Sciences, Arts*.
- CAPPELLO, G., DEFEUDIS, A., GIANNINI, V., MAZZETTI, S. & REGGE, D. 2023. Artificial intelligence in oncologic imaging. *Multimodality Imaging and Intervention in Oncology*.
- CARBONNELLE, S. & DE VLEESCHOUWER, C. Experimental study of the neuron-level mechanisms emerging from backpropagation. ESANN 2019 - Proceedings, 27th European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning, 2019. 227-232.
- CHANDAR, S. K. 2021. Forecasting intraday stock price using ANFIS and bio-inspired algorithms. *International Journal of Networking and Virtual Organisations*, 25, 29-47.
- CHEN, Y. S., CHENG, C. H., CHIU, C. L. & HUANG, S. T. 2016. A study of ANFIS-based multi-factor time series models for forecasting stock index. *Applied Intelligence*, 45, 277-292.
- CHIU, Y. J., CHEN, K. C. & CHE, H. C. 2020. Does Patent Help to Build Investment Portfolio of China A-Shares under China-US Trade Conflict? *Mathematical Problems in Engineering*, 2020.
- D'ANGELO, T., CAUDO, D., BLANDINO, A., ALBRECHT, M. H., VOGL, T. J., GRUENEWALD, L. D., GAETA, M., YEL, I., KOCH, V., MARTIN, S. S., LENGA, L., MUSCOGIURI, G., SIRONI, S., MAZZIOTTI, S. & BOOZ, C. 2022. Artificial intelligence, machine learning and deep learning in musculoskeletal imaging: Current applications. *Journal of Clinical Ultrasound*, 50, 1414-1431.
- DUY, T. H. & VAN CUONG, N. Enhancement and FPGA implementation of ANFIS algorithm in digital image processing. 2014 IEEE 5th International Conference on Communications and Electronics, IEEE ICCE 2014, 2014. 285-290.
- FARHAT, A. & CHEOK, K. C. Improving adaptive network fuzzy inference system with Levenberg-Marquardt algorithm. 11th Annual IEEE International Systems Conference, SysCon 2017 - Proceedings, 2017.
- GAI, F. 2021. When Artificial Intelligence Meets Daoism. *Intelligence and Wisdom: Artificial Intelligence Meets Chinese Philosophers*.
- GÁL, Z. 2016. *Pénzügyi piacok a globális térben*.
- GALIMBERTI, C. & REPETTO, M. 2023. Neural Networks and Deep Learning. *Impact of Artificial Intelligence in Business and Society: Opportunities and Challenges*.
- GJERSTAD, S. & SMITH, V. L. 2009. MONETARY POLICY, CREDIT EXTENSION, AND HOUSING BUBBLES: 2008 AND 1929. *Critical Review*, 21, 269-300.

- HAQ, S. S., LENINE, D. & LALITHA, S. V. N. L. 2021. Performance Enhancement of UPQC Using Takagi–Sugeno Fuzzy Logic Controller. *International Journal of Fuzzy Systems*, 23, 1765-1774.
- HASABALLAH, A. S., ZENAD, Y. S. & SHLAHA, J. K. 2019. The role of fundamental analysis in determining the market value of hospitality, tourism and company shares. *African Journal of Hospitality, Tourism and Leisure*, 8.
- HOSSAIN, S. 2022. High-Frequency Trading (HFT) and Market Quality Research: An Evaluation of the Alternative HFT Proxies. *Journal of Risk and Financial Management*, 15, 54.
- INSAIDOO, M., BRAFU-INSAIDOO, W. G., PEPRAH, J. A. & CANTAH, W. G. 2024. The role of financial globalization in the long-run volatility between forex and stock markets during COVID-19: Evidence from Africa. *Research in Globalization*, 9, 100242.
- KABIR, M. & KABIR, M. M. J. Fuzzy membership function design: An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based approach. 2021 International Conference on Computer Communication and Informatics, ICCCI 2021, 2021.
- KANDI, V. S. P., KAMAL, P. V. R. & PAVAN, B. N. L. Fundamental Analysis of Selected Companies in the Pharma Sector in India. AIP Conference Proceedings, 2023.
- KAUSHIK, M. 2022. ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI). *Research Notes on Computing and Communication Sciences: Intelligent System Algorithms and Applications in Science and Technology*.
- KEBRIAEZADEH, A., ZARTAB, S., FATEMI, S. F. & RADMANESH, R. 2014. Fundamentals and stock return in pharmaceutical companies: A panel data model of Iranian industry. *Iranian Journal of Pharmaceutical Sciences*, 9, 55-60.
- KIKNADZE, M., KOBIASHVILI, A., GIORGOBIANI, N. & GOGIASHVILI, J. 2017. Fuzzy expressions in knowledge representation. *Information and Computer Technology, Modeling and Control: Proceedings of the International Scientific Conference Devoted to the 85th Anniversary of Academician I. V. Prangishvili*.
- KIZILKAN, Z. B., SIVRI, M. S., YAZICI, I. & BEYCA, O. F. 2022. Neural Networks and Deep Learning. *Springer Series in Advanced Manufacturing*.
- KOLLMANNSEBERGER, S., D'ANGELLA, D., JOKEIT, M. & HERRMANN, L. 2021. Neural Networks. *Studies in Computational Intelligence*.
- KOULOURIOTIS, D. E., DIAKOULAKIS, I. E., EMIRIS, D. M. & ZOPOUNIDIS, C. D. 2005. Development of dynamic cognitive networks as complex systems approximators: Validation in financial time series. *Applied Soft Computing Journal*, 5, 157-179.
- KRAVCHENKO, A. 2018. The Essence of the Concept of «technical Analysis» and Methods. *Scientific Horizons*, 28-31.
- KUPPENHEIMER, G., SHELLY, S. & STRAUSS, J. 2023. Can machine learning identify sector-level financial ratios that predict sector returns? *Finance Research Letters*, 57.
- LEE, M. C., CHANG, J. W., YEH, S. C., CHIA, T. L., LIAO, J. S. & CHEN, X. M. 2022. Applying attention-based BiLSTM and technical indicators in the design and performance analysis of stock trading strategies. *Neural Computing and Applications*, 34, 13267-13279.
- LEWANDOWSKI, S. 2008. Basic elements of the artificial intelligence and examples of their applications in the textile industry. Part Ic: Kinds and characteristics of the artificial intelligence elements. *Przegląd Włokienniczy*, 62, 33-35+2.
- LI, Z., DENG, G. & CHE, H. Patent-Based Predictive EPS on Increasing Investment Performance of China Stock Market. Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications, ICPECA 2021, 2021. 562-566.

- MAKWE, A. & RATHORE, A. S. An Empirical Study of Neural Network Hyperparameters. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2021. 371-383.
- MALTOUDOGLOU, L., BOUTALIS, Y. & LOUKERIS, N. A fuzzy system model for financial assessment of listed companies. *IISA 2015 - 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications*, 2016.
- MASOOD, T. Applications of artificial intelligence in industrial engineering. *Proceedings of the 5th International Conference on Quality, Reliability, and Maintenance, QRM 2004*, 2004. 217-220.
- MATKARIMOV, B., BARLYBAYEV, A. & KARIMOV, D. 2024. Enhancing Analytical Precision in Company Earnings Reports through Neurofuzzy System Development: A Comprehensive Investigation. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2024.
- MICHIE, R. C. 1997. Friend or foe? Information technology and the London Stock Exchange since 1700. *Journal of Historical Geography*, 23, 304-326.
- MOHAMED, E. A., AHMED, I. E., MEHDI, R. & HUSSAIN, H. 2021. Impact of corporate performance on stock price predictions in the UAE markets: Neuro-fuzzy model. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 28, 52-71.
- MOHAMED, S. N. F., AZLI, N. A., SALAM, Z. & AYOB, S. M. Sugeno-type Fuzzy Logic Controller (SFLC) for a Modular Structured Multilevel Inverter (MSMI). *PECon 2008 - 2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference*, 2008. 599-603.
- MORAITIS, T., SEBASTIAN, A. & ELEFThERIOU, E. 2018. The role of short-term plasticity in neuromorphic learning: Learning from the timing of rate-varying events with fatiguing spike-timing-dependent plasticity. *IEEE Nanotechnology Magazine*, 12, 45-53.
- MORLEY, J., FLORIDI, L., KINSEY, L. & ELHALAL, A. 2020. From What to How: An Initial Review of Publicly Available AI Ethics Tools, Methods and Research to Translate Principles into Practices. *Science and Engineering Ethics*, 26, 2141-2168.
- MOSAVI, M. R., AYATOLLAHI, A. & AFRAKHTEH, S. 2021. An efficient method for classifying motor imagery using CPSO-trained ANFIS prediction. *Evolving Systems*, 12, 319-336.
- MURAKÖZY, L. 2016. *Államok kora*.
- NAIR, R. K. R. & RAVICHANDRAN, J. 2020. A vlsi optimization technique for general neural network architecture and deep learning network using xilinx. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 29, 34-44.
- NGUYEN, T. D., TRAN, Q. B., TRAN, D. A., THAN, T. D. & TRAN, Q. D. Object Detection Approach for Stock Chart Patterns Recognition in Financial Markets. *ACM International Conference Proceeding Series*, 2023. 150-158.
- OK, Y., ATAĞ, M. & AKÇAYOL, M. A. 2011. A simple neuro fuzzy model for ISE 100 index prediction. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 26, 897-904.
- OMRAN, M. F. C. 2009. Price Earnings Multiples as Forecasters of Short Term Stock Returns in Egypt. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, 25, 47-66.
- ONTIVEROS-ROBLES, E., MELIN, P. & CASTILLO, O. 2020. Study of the Relevance of Polynomial Order in Takagi-Sugeno Fuzzy Inference Systems Applied in Diagnosis Problems. *Studies in Computational Intelligence*.
- POSTOLACHE, F., ELENA, T. C., ARITON, D. & CONSTANTIN, F. A. Assessment of exchange transactions in AUDUSD parity by technical and fundamental analysis. *Knowledge Management and Innovation: A Business Competitive Edge Perspective - Proceedings of the 15th International Business Information Management Association Conference, IBIMA 2010*, 2010. 1409-1419.

- PROHASKA, Z., URODA, I. & SULJIĆ, S. SP A computer program for fundamental analysis of stocks. MIPRO 2011 - 34th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics - Proceedings, 2011. 1051-1055.
- RAJAB, S. 2019. Handling interpretability issues in ANFIS using rule base simplification and constrained learning. *Fuzzy Sets and Systems*, 368, 36-58.
- RIAD, B., EL-ARKAM, M., MAROUA, K., WIAM, K. & YOUCEF, Z. 2023. Design of Type 2 Fuzzy Logic Controller for FESTO Process Workstation †. *Engineering Proceedings*, 29.
- ROUT, A. K. & MUPPIDI, S. 2019. Adoptive trend following strategy in financial time series with multi-objective function. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 8, 3746-3755.
- RUBÓCZKY, I. 1999. Tőzsdei fogalomtár/összeáll. Czékus Mihály (Könyvismertetés). *Vezetéstudomány-Management and Business Journal*, 30, 52-53.
- SAMPURNANINGSIH, S. R. & HANIFAH, A. 2017. Determinant of stock price : A empirical study at state owned enterprises in Indonesia. *International Journal of Applied Business and Economic Research*, 15, 1-10.
- SAXENA, R., SHOBE, J. L. & MCNAUGHTON, B. L. 2022. Learning in deep neural networks and brains with similarity-weighted interleaved learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 119.
- SHARMA, G., VIDALIS, S., MANKAR, P., ANAND, N. & KUMAR, S. 2024. Automated passive income from stock market using machine learning and big data analytics with security aspects. *Multimedia Tools and Applications*.
- SHIRAZI, Z. A., DE SOUZA, C. P. E., KASHEF, R. & RODRIGUES, F. F. 2020. Deep learning in the healthcare industry: Theory and Applications. *Computational Intelligence and Soft Computing Applications in Healthcare Management Science*.
- SHUKLA, A., TIWARI, R. & KALA, R. 2010. Fuzzy logic. *Studies in Computational Intelligence*, 307, 83-108.
- SILPA, K. S., ARYA MOL, J. & AMBILY, A. S. 2017. A study on fundamental analysis of selected IT companies listed at NSE. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 9, 1-10.
- SILVA, A., NEVES, R. & HORTA, N. 2015. A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators. *Expert Systems with Applications*, 42, 2036-2048.
- SLOANE, E. B. & SILVA, R. J. 2019. Artificial intelligence in medical devices and clinical decision support systems. *Clinical Engineering Handbook, Second Edition*.
- SON, P. V. H. & DUONG, L. T. 2024. Research on applying machine learning models to predict and assess return on assets (ROA). *Asian Journal of Civil Engineering*, 25, 4269-4279.
- SPRITZER, A. S. & FREITAS, C. M. D. S. A visual tool to support technical analysis of stock market data. Proceedings of the Workshop on Advanced Visual Interfaces, 2006. 512-515.
- SU, H., WANG, X. & CHEN, H. An ANFIS based fuzzy synthesis judgment for transformer fault diagnosis. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 2009. 172-181.
- SUJANA, D. S. & AUGUSTINE, D. P. 2024. Practical Benefits of Using AI for More Accurate Forecasting in Mental Health Care. *Artificial Intelligence in Forecasting: Tools and Techniques*.
- SUMARTI, N. & WAHYUDI, N. 2014. Stock and option portfolio using fuzzy logic approach. *AIP Conference Proceedings*, 1589, 504-507.

- TALAMATI, M. R. & PANGEMANAN, S. S. 2015. The effect of earnings per share (eps) & return on equity (roe) on stock price of banking company listed in indonesia stock exchange (idx) 2010-2014. *Jurnal EMBA: Jurnal Riset Ekonomi, Manajemen, Bisnis dan Akuntansi*, 3.
- TAMIR, D. E., RISHE, N. D. & KANDEL, A. 2015. Complex fuzzy sets and complex fuzzy logic an overview of theory and applications. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 326, 661-681.
- TRIPATHI, A., MATHURE, J., DEOTARSE, S., RAI, D. & GADHIKAR, L. Linear Regression Approach for Stock Chart Pattern Recognition. 5th Biennial International Conference on Nascent Technologies in Engineering, ICNTE 2023, 2023.
- TUNG, W. L. & QUEK, C. A Mamdani-Takagi-Sugeno based linguistic neural-fuzzy inference system for improved interpretability-accuracy representation. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2009. 367-372.
- TUTCU, B., KAYAKUŞ, M., TERZIOĞLU, M., ÜNAL UYAR, G. F., TALAŞ, H. & YETİZ, F. 2024. Predicting Financial Performance in the IT Industry with Machine Learning: ROA and ROE Analysis. *Applied Sciences*, 14, 7459.
- UÇKAN, T. 2024. Integrating PCA with deep learning models for stock market Forecasting: An analysis of Turkish stocks markets. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 36.
- VARGAS, R. E. 2010. *Fuzzy logic: Theory, programming and applications*.
- VASANTHA, S., DHANRAJ, V. & VARADHARAJAN, R. 2012. Stock price movement through technical analysis: Empirical evidence from the information technology sector. *Indian Journal of Finance*, 6, 4-17.
- VELLA, V. & NG, W. L. 2014. Enhancing risk-adjusted performance of stock market intraday trading with Neuro-Fuzzy systems. *Neurocomputing*, 141, 170-187.
- WEI, L. Y., CHENG, C. H. & WU, H. H. 2014. A hybrid ANFIS based on n-period moving average model to forecast TAIEX stock. *Applied Soft Computing Journal*, 19, 86-92.
- WIGGINS, R. Z., PIONTEK, T. & METRICK, A. 2019. The Lehman brothers bankruptcy a: overview. *Journal of financial crises*, 1, 39-62.
- WIIAVA, A. Y., FATICHAH, C. & SAIKHU, A. Stock Price Prediction with Golden Cross and Death Cross on Technical Analysis Indicators Using Long Short Term Memory. ICOIACT 2022 - 5th International Conference on Information and Communications Technology: A New Way to Make AI Useful for Everyone in the New Normal Era, Proceeding, 2022. 278-283.
- WINDASARI, I. P., PRASETIJO, A. B. & PANGABEAN, R. P. Indonesia stock exchange securities buy/sell signal detection using bollinger bands and williams percent range. 2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2018, 2018. 633-636.
- ZHANG, L., PAN, Y., WU, X. & SKIBNIEWSKI, M. J. 2021. Introduction to Artificial Intelligence. *Lecture Notes in Civil Engineering*.
- ZHANG, Z., ZHOU, H., LIU, S. & HARRINGTON, P. D. B. 2006. An application of Takagi-Sugeno fuzzy system to the classification of cancer patients based on elemental contents in serum samples. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 82, 294-299.
- ZOLTÁN, V. J. 2021. A mintavételezés hatása a pénzügyi adatok statisztikai tulajdonságaira és alkalmazása a kockázatkezelésben. *Hungarian Statistical Review/Statisztikai Szemle*, 99.