

Szabó Tamás¹ – Tóth Edina² – Bence Vivien³ – Dr. Hegedűs Szilárd⁴

Tőzsdei teljesítmény előrejelzésének lehetőségei anfis-modellekkel

ÖSSZEFOGLALÁS

A tanulmány célja a tőzsdei előrejelzési módszerek fejlődésének bemutatása, különös tekintettel az ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) modellek alkalmazhatóságára. Az elemzés rávilágít arra, hogy a klasszikus technikai és fundamentális elemzési megközelítések korlátai miatt egyre nagyobb szerep jut a mesterséges intelligencia alapú rendszereknek. Az ANFIS modellek a nemlineáris és zajos pénzügyi adatok kezelésében kiemelkedő teljesítményt nyújtanak, miközben képesek ötvözni az emberi szakértelem és az adatalapú tanulás előnyeit. A kutatás alátámasztja, hogy a gondosan kiválasztott bemeneti változók mellett az ANFIS versenyképes előrejelzési pontosságot kínál, ugyanakkor a modell gyakorlati alkalmazása során elengedhetetlen a piaci realitások, mint például a kereskedési költségek figyelembevétele.

Kulcsszavak: tőzsdei előrejelzés; technikai elemzés; fundamentális elemzés; fuzzy logika; ANFIS

JEL-kódok: C45, G17

BEVEZETÉS

A tőzsde intézménye a szervezett adásvételt szolgálja: koncentrált piacként működik az áruk és értékpapírok kereskedelmében, meghatározott szabályok szerint. Már a kezdetektől megkülönböztetünk árutőzsdét és értéktőzsdét (Rubóczky, 1999). A tőzsdei kereskedelem gyökerei a 11–12. századig nyúlnak vissza: az 1100-as években Franciaországban jelentek meg az első brókerek, akik a bankok megbízásából agrárközösségek adósságait kezelték és e követelésekkel kereskedtek. A 14. századi Észak-Itáliában bukkantak fel az árutőzsdék előzményei, majd 1602-ben Amszterdamban létrejött az első hivatalos részvénytőzsde (Gál, 2016). A részvénytőzsde intézménye válasz volt a tőkepiaci szereplők közötti kommunikációs nehézségekre és a tranzakciók egyszerűsítésének igényére. Kezdetben zárt rendszerben, csak szakosodott közvetítők (brókerek) kereskedhettek a tőzsde épületén belül, a befektetők pedig brókereiken keresztül adhattak megbízásokat. Londonban 1801-ben alakult a tőzsde, amely a brókerek közötti kereskedelmet tette lehetővé, de a befektetők továbbra is közvetítők révén férhettek hozzá a piachoz. A távolsági kommunikáció lassúsága miatt a távoli befektetők hátrányban voltak, ami az információáramlásban komoly akadályt jelentett (Michie, 1997). A 20. század elején az iparosodó országokban különösen az Egyesült Államokban látványos gazdasági fellendülés zajlott, amit a rész-

vényárak meredek emelkedése kísért. A túlzott optimizmus 1929-ben világgazdasági válságba torkollott: október 29-én a New York-i tőzsde összeomlása véget vetett az addigi „aranykor-nak” (Muraközy, 2016). A NASDAQ 1971-es alapítása új korszakot nyitott: ez volt az első teljesen elektronikus tőzsde, mely kezdetben csak árjegyzést, később már elektronikus kereskedést is biztosított. Az 1990-es években az internet elterjedése nyomán megjelent az online kereskedés, ami modernizálta a tőzsdei infrastruktúrát. Az informatikai fejlődés hatására az automatizált, programozott kereskedés az 1980-as évekre a forgalom jelentős részét adta (Zoltán, 2021). A 2008-as pénzügyi válság a másodlagos jelzáloghitel-piac összeomlásából indult ki és dominóhatásként terjedt át a bankrendszerre és a reálgazdaságra (Gjerstad & Smith, 2009). A válság kulminációjaként a Lehman Brothers befektetési bank csődjé alapjaiban rázta meg a globális pénzügyi rendszert (Wiggins et al., 2019). Az elmúlt évtizedekben a piacok globalizációja erősödött: a külföldi részvénybefektetések növekedése fokozta a devizapiaci aktivitást (Insaidoo et al., 2024). A technológiai innovációk közül a nagyfrekvenciás kereskedés (HFT) vált kiemelkedővé 2018-ra az USA részvényforgalmának 52%-át adta a HFT (Hossain, 2022). Összességében a tőzsdei kereskedelem története a személyes brókeri ügyletektől és zárt kereskedési kluboktól eljutott a globálisan összekapcsolt, elektronikus piacokig, ahol az információ és a tranzakciók pillanatok alatt áramlanak.

A technikai elemzés alapjai:

A technikai elemzés a múltbeli ármozgások és kereskedési volumenek vizsgálatára épít azzal a céllal, hogy előre jelezze a jövőbeni trendeket. Ezzel szemben a fundamentális elemzés a vállalatok pénzügyi adataira és makrogazdasági tényezőkre fókuszál, míg a technikai elsősorban árdiagramokat és statisztikai eszközöket használ (Vasanth et al., 2012). A technikai elemzők számos indikátort alkalmaznak a piaci helyzet értékelésére. Gyakran vizsgált jelzőszám például a relatív erősség index (RSI), a Bollinger-sávok, a mozgóátlag konvergencia-divergencia (MACD), az egyszerű mozgóátlag (SMA), a sztochasztikus oszcillátor vagy a Williams %R mutató. Ezek a mutatók főként a rövid távú árfolyam-ingadozások elemzését, a trendfordulók azonosítását és az ármozgások prognosztizálását segítik (Lee et al., 2022). Chart-alakzatok felismerése is a technikai elemzés része: például a fej-váll formáció, a dupla csúcs vagy a háromszög mintázatok a trendváltás vagy folytatódás jelei lehetnek (Nguyen et al., 2023; Tripathi et al., 2023). A technikai elemzés egyik sikeres stratégiája a trendkövetés, melynek lényege, hogy a befektetők a fennálló trendet egészen a megfordulásáig igyekeznek kihasználni ennek megfelelő időzítése kulcsfontosságú a sikerhez (Rout & Muppidi, 2019).

A technikai megközelítés számos korláttal is bír. Az indikátorok értelmezése sokszor szubjektív, így eltérő elemzők különbö-

¹ BSC Hallgató, Budapesti Gazdaságtudományi Egyetem Pénzügy Számviteli Kar

² MSC Hallgató, Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem

³ MSC Hallgató, Károli Gáspár Református Egyetem

⁴ Főiskolai docens, Budapesti Gazdaságtudományi Egyetem PSZK Pénzügy Tanszék

ző következtetésre juthatnak ugyanazon adatok alapján. Egyes tanulmányok rámutatnak, hogy a hagyományos indikátorok transzformáció nélküli használata pontatlan előrejelzésekhez vezethet, mert külső tényezők torzíthatják a jelzéseket (Wiiava et al., 2022). A technikai minták manuális felismerése szintén szakértői tapasztalatot igényel, ami nehezíti az objektivitást és ismételhetőséget. Az utóbbi években ezért megjelentek az automatizált mintafelismerési módszerek: például gépi tanulás-sal és képfelismeréssel támogatják a grafikonok elemzését, ami növeli az elemzés pontosságát és gyorsaságát (Bandara et al., 2015). Emellett a technikai elemzés modern eszköztára kiegészült az összetettebb modellekkel is. Ilyen például az idősoros mély neurális hálózatok (LSTM, BiLSTM) alkalmazása az árfolyamok előrejelzésére, illetve a főkomponens-elemzés (PCA) használata a leghatékonyabb mutatók kiválasztására (Uçkan, 2024). Ezek az új módszerek hozzájárulnak a hagyományos technikai elemzés továbbfejlesztéséhez azáltal, hogy a rengeteg elérhető adatból segítenek kiszűrni a zajt és az érdemi információkat.

A fundamentális elemzés szerepe a tőzsdén

A fundamentális elemzés célja, hogy egy részvény belső értékét és a mögötte álló vállalat teljesítményét értékelje a pénzügyi adatok és a gazdasági környezet alapján. Ez az elemzési megközelítés elsősorban a hosszú távú befektetésekre koncentrál, szemben a technikai elemzés rövid távú fókuszával (Prohaska et al., 2011). A fundamentális elemzők a vállalat pénzügyi ki-mutatásait veszik górcső alá, pénzügyi mutatókat számítanak és vizsgálják a makrogazdasági és iparági tényezőket is. Központi elem a vállalat belső értékének meghatározása, tipikusan a jövőbeni pénzáramlások diszkontálásával ez segít felismerni az alul-vagy túlértékelt részvényeket (Hasaballah et al., 2019). A fund-amentális elemzés lényegében azt kutatja, mennyire tükrözi a piaci ár egy cég valódi értékét. A fundamentális elemzés három szintje emelhető ki: makrogazdasági elemzés, iparági elemzés és vállalati elemzés. A gazdasági elemzés során az általános gaz-dasági környezet hatásait mérlegelik olyan mutatókat figyelve, mint a GDP növekedés, az infláció üteme, a kamatlábak alakulása vagy a fiskális politika irányai (Kandi et al., 2023). Az ipar-ági elemzés az adott szektor dinamikáját vizsgálja, beleértve a versenykörnyezetet, a piaci trendeket, a belépési korlátokat és a szabályozói hatásokat. Gyakran alkalmazzák a Porter-féle öt erő modellét az iparág vonzerejének felmérésére (Silpa et al., 2017). Végül a vállalati elemzés keretében a cég pénzügyi álla-potát és teljesítményét értékelik részletesen. Ide tartozik a kulcs pénzügyi mutatók vizsgálata: például a likviditási mutatók (rö-vid távú fizetőképesség), a jövedelmezőségi mutatók (mennyire nyereséges a cég eszközei vagy saját tőkéje alapján, pl. ROA és ROE; vö. Sampurnaningsih & Hanifah, 2017), az árfolyam-érté-keelési mutatók (mint az ár/nyereség arány, P/E, ami a részvény árfolyamát hasonlítja a cég egy részvényre jutó nyereségéhez Prohaska et al., 2011) és a működési hatékonysági mutatók (pl. eszközforgás, követelésforgás stb.). E mutatók segítségével átfogó képet kapunk a cég pénzügyi egészségéről: a ROA (Return on Assets) megmutatja, hogy az eszközök mekkora nyereséget termelnek, míg a ROE (Return on Equity) a saját tőke jöve-delmezőségét jelzi (Sampurnaningsih & Hanifah, 2017). A net-tó haszonkulcs (profit margin) pedig azt mutatja meg, a bevé-telek hány százaléka marad nyereségként a kiadások levonása után (Silva et al., 2015). A likviditási helyzetet például a Current

Ratio mutatja, amely a rövid lejáratú kötelezettségek teljesítését méri a forgóeszközök arányában (Cam et al., 2017). Az adósság-állomány kockázatoságát jelzi az adósság-tőke arány (Debt/Equity Ratio, DER), mely a kötelezettségek és a saját tőke ar-ányát veti össze (Kebriaee-Zadeh et al., 2014). Végül a növekedési mutatók, mint az árbevétel növekedési üteme vagy a cash flow bővülése a vállalat fejlődési pályáját írják le (Kuppenheimer et al., 2023). A fundamentális elemzés előnye, hogy mélyreható, hosszú távú perspektívát nyújt, ugyanakkor korlátai is vannak. Nem veszi figyelembe a rövid távú piaci hangulatingadozóso-kat, így lemaradhat olyan árfolyammozgásokról, amelyeket nem a fundamentumok, hanem például pszichológiai tényezők mozgatnak (Spritzer & Freitas, 2006). Emellett idő- és adatigé-nyes: alapos információgyűjtést és elemzést kíván és feltételezi, hogy a piac végül "helyesen" árazza be a részvényeket. A piaci anomáliák vagy a befektetői irracionalitás kihívást jelentenek e megközelítés számára.

Mesterséges intelligencia típusai és megközelítései

A mesterséges intelligencia (MI) fejlődése során többféle osz-tályozás alakult ki, attól függően, hogy milyen képességekkel rendelkezik az adott AI, illetve milyen technológiai megoldást alkalmaz. Képességek alapján beszélhetünk szűk (gyenge) MI-ről, általános (erős) MI-ről és szuperintelligenciáról. A szűk (avagy gyenge) MI rendszerek egy szűk feladatra specializáltak és azon belül nagy hatékonysággal működnek tipikus példák a személyi asszisztensek (mint Siri), vagy egy adott játékban ver-hetetlen algoritmusok (pl. DeepMind AlphaGo) (Gai, 2021). Az általános MI (AGI) ezzel szemben egyelőre csak elméleti: olyan intelligenciát jelöl, amely az emberhez hasonlóan bár-milyen szellemi feladatot meg tud oldani (Gai, 2021). A jövőbe mutató, hipotetikus kategória a mesterséges szuperintelligen-cia (ASI), amely minden tekintetben túlszárnyalná az emberi intellektust kreativitásban, problémamegoldásban egyaránt (Gai, 2021).

Működés (funkcionalitás) szerinti felosztásban négy fő AI típust különíthetünk el (Kaushik, 2022; Alzoubi et al., 2024). Az reaktív gépek csak a jelenlegi szituációra reagálnak, nem tárolnak tapasztalatokat, tehát nincs memória-alapú tanu-lásuk. A klasszikus sakkprogramok tartoznak ide, amelyek minden lépést önállóan értékelnek a pillanatnyi állás alapján (nincs "emlékezetük"). A korlátozott memóriájú AI ezzel szem-ben képes a múltbeli információkat felhasználni döntéseihez a legtöbb modern mesterséges intelligencia (például az önve-zető autók szenzorrendszere) ebbe a kategóriába sorolható, hiszen figyelembe veszi a korábbi eseményeket is (Alzoubi et al., 2024). Az elme elmélete szintű MI egyelőre fejlesztés alatt áll: célja, hogy az AI megértse és modellezze az emberi érzel-meket, szándékokat és társas interakciókat. Végül az öntuda-tos AI a legfejlettebb elméleti szint, amely már önreflexióval és tudatossággal bírna jelenleg ez is csak fikció, ilyen rendszerek nem léteznek (Alzoubi et al., 2024). A mesterséges intelligen-ciát szokás technikák és megközelítések szerint is kategorizál-ni. Ide tartoznak a gépi tanulás különböző formái, a neurális hálózatok, a mélytanulás stb. A gépi tanulás (ML) az AI egy részterülete, amely adatokból tanulni képes algoritmusokat fej-leszt. Ezen belül beszélhetünk felügyelt tanulásról (címkézett adatokkal tanítunk modellt), felügyelet nélküli tanulásról (ma-ga fedez fel mintázatokat az adatokban) és megerősítéses ta-nulásról (jutalmazás/büntetés mechanizmussal tanuló agent)

(Aswin Kumer et al., 2021; D'Angelo et al., 2022). A mesterséges neurális hálózatok (ANN) szintén az AI fontos technikái: az állati agy ideghálózatainak működését utánzó számítógépes modellek, melyeket mintafelismerésre, osztályozásra, predikcióra használunk (Aswin Kumer et al., 2021; Masood, 2004). Az mélytanulás (deep learning) a gépi tanulás speciális ága, nagyon mély (sokrétegű) neurális hálózatokat alkalmaz, különösen nagy és komplex adatok mintázatainak felismerésére (Asif et al., 2021). A mélytanulás tette lehetővé például a gépi látás és a természetes nyelvfeldolgozás terén elért ugrásszerű fejlődést az utóbbi évtizedben. Konkrét hálózati típusokra példa a konvolúciós neurális hálózat (CNN), amely többnyire képek és videók feldolgozásában hatékony (Asif et al., 2021), vagy a rekurrens neurális hálózat (RNN), amely sorozatadatok (idősorok, szövegek) kezelésére lett kifejlesztve tipikusan időbeli folyamatok előrejelzésére és nyelvi modellezésre használják (Aswin Kumer et al., 2021). Az utóbbi időben egyre nagyobb teret kapnak a hibrid AI rendszerek, amelyek több módszert ötvöznek a hatékonyság növelése érdekében. Ilyen kombináció lehet például egy neurális hálózat fuzzy logikával vagy genetikussal kiegészítve. A hibrid megközelítés célja, hogy az egyes technikák erősségeit egyesítve kompenzálja azok gyengeségeit, ezáltal robusztusabb, megbízhatóbb rendszereket hozzon létre (Lewandowski, 2008). A gyakorlatban számos területen sikerrel alkalmaznak hibrid AI-t, hiszen a valós problémák gyakran komplexek és többféle megközelítést igényelnek. Ilyen például az, amikor egy döntéstámogató rendszer egyszerre használ neurális hálózatot (tanulóképesség), fuzzy logikát (bizonytalanságkezelés) és szakértői szabályokat, hogy minél pontosabb és interpretálhatóbb eredményt adjon.

Neurális hálózatok

A mesterséges neurális hálózatok (ANN) a mesterséges intelligencia központi elemei közé tartoznak, mivel az emberi agy tanulási folyamatait próbálják modellezni. Az ANN sok összekapcsolt mesterséges neuronból épül fel; e neuronok rétegekbe szerveződnek (bemeneti réteg, egy vagy több rejtett réteg, kimeneti réteg) és a rétegek között súlyozott kapcsolatok továbbítják az aktivációt. A hálózat tanulása során ezeknek a kapcsolatoknak a súlyai módosulnak analóg módon ahhoz, ahogy a biológiai agyban a szinapszisok erőssége változik a tapasztalatok hatására (Galimberti & Repetto, 2023). A tanítás legelterjedtebb módszere a visszaterjesztési algoritmus (backpropagation), amely a hálózat kimeneti hibáját rétegenként visszavezeti és gradient descent (gradiens-süllyedés) optimalizációval frissíti a súlyokat (Carbonnelle & De Vleeschouwer, 2019). Ezzel a megközelítéssel a hálózat iteratív módon egyre pontosabban igazodik az eddig látott adatokhoz. Az ANN-architektúrák sokfélék lehetnek. Az előrecsatolt hálózatok (feed-forward) csak előre irányuló kapcsolatokkal dolgoznak tipikusan ilyen egy többrétegű perceptron –, míg a konvolúciós hálózatok speciális rétegekkel képesek a képek lokális mintáit felismerni, ezért például az objektumfelismerésben standard megoldássá váltak (Galimberti & Repetto, 2023). A rekurrens hálózatok (RNN-ek) visszacsatoló kapcsolatokkal rendelkeznek, így a korábbi kimeneteik visszavezetésével képesek sorrendiségi információt tárolni emiatt időbeni adatoknál, pl. szövegekben vagy pénzügyi idősorokban hasznosak (Aswin Kumer et al., 2021). Az utóbbi években a neurális hálózatok terén robbanásszerű fejlődés zajlik: a hálózatok egyre mélyebbek és megjelen-

tek a speciális rétegtípusok (például long short-term memory, LSTM, a hosszú távú függőségek megjegyzésére). A hálózatok tanulási folyamata azonban kihívásokkal teli. Ismert jelenség a plató-probléma, amikor az edzés során a hiba egy ideig stagnál és a hálózat látszólag nem tanul tovább ilyenkor speciális eljárásokkal lehet segíteni a konvergenciát (Ainsworth & Shin, 2021). További probléma a katasztrofális felejtés: amikor egy hálózat új adatokon tanul, olykor „elfelejti” a korábban megtanultakat. Ennek mérséklésére új módszereket dolgoztak ki, például a hasonlóság-súlyozott feladatközi tanulást (SWIL), amely lehetővé teszi, hogy a hálózat gyorsan, minimális interferenciával sajátítson el új ismereteket, elkerülve a régi tudás hirtelen elvesztését (Saxena et al., 2022). Az aktuális kutatások a hálózatok hatékonyságának javítására és méretezhetőségére is koncentrálnak például hardverközeli optimalizációkkal (Nair & Ravichandran, 2020) vagy speciális inicializációs és normalizációs technikákkal –, hiszen a nagyon nagy hálózatok tanítása idő- és erőforrás-igényes feladat. Összességében a neurális hálózatok rendkívül rugalmas modellek, amelyek megfelelő tervezéssel szinte bármilyen komplex nemlineáris összefüggést képesek megtanulni, de a sikeres alkalmazás feltétele a gondos paraméterezés, a megfelelő adatmennyiség és a tanulási folyamat finomhangolása.

Fuzzy logika

A fuzzy logika Zadeh 1965-ös fuzzy halmazelméletén alapul, többértékű logikai rendszer, amely a hagyományos igen/nem (bináris) logika helyett lehetővé teszi a bizonytalan, homályos vagy pontatlan információk kezelését (Tamir et al., 2015). Míg a klasszikus logikában egy állítás vagy teljesen igaz (1) vagy teljesen hamis (0), addig a fuzzy logikában az igazságértékek egy folytonos skálán mozoghatnak 0 és 1 között. Ez a megközelítés közelebb áll az emberi gondolkodáshoz, amely gyakran nem fekete-fehér kategóriákban értékeli helyzeteket, hanem bizonytalanságot is képes kezelni (Ababou et al., 2023). A fuzzy logika így különösen alkalmas olyan problémák modellezésére, ahol a bemenetek nem egzakt módon meghatározottak, vagy a döntéshozatalban szubjektív szempontok jelennek meg. Fontos kiemelni a fuzzy és a bináris logika közti különbségeket. Az igazságértékek tekintetében a bináris logika két diszkrét értéket ismer (0 vagy 1), míg a fuzzy logika bevezeti a részleges igazság fogalmát: egy állítás lehet részben igaz és részben hamis egyszerre. Például egy cég pénzügyi helyzetét nem csak „jó” vagy „rossz” kategóriával jellemezhetjük, hanem mondhatjuk, hogy 70%-ban jó (és 30%-ban rossz) ez a fajta finomítás a fuzzy gondolkodás sajátja (Riad et al., 2023). A bizonytalanság kezelése is eltér: a hagyományos logika nehezen boldogul a pontatlan adatokkal, míg a fuzzy logika eleve arra készült, hogy a hiányos vagy kétértelmű információkat is fel tudja dolgozni és ezek alapján hozzon racionális döntést. Módszertanilag a bináris logika szigorú, determinisztikus szabályokra és Boole-algebrára támaszkodik, ezzel szemben a fuzzy logika tagsági függvényeket használ. A tagsági függvény adja meg, hogy egy adott bemenet (például egy pénzügyi mutató értéke) milyen mértékben tartozik egy-egy fuzzy halmazhoz (pl. „alacsony”, „közepes” vagy „magas”). Ezek révén a nyelvi változók (mint „magas nyereség”) matematikailag kezelhetővé válnak (Bělohávek et al., 2017).

A fuzzy logikai rendszerek alapelvei a szabályalapú következtetés köré épülnek. Egy tipikus fuzzy rendszer tartalmaz egy

fuzzifikációs lépést (a bemenet éles értékeinek fuzzy halmazokká alakítását), egy szabálybázist (ha-akkor szabályok gyűjteményét, pl. “HA a nyereség magas ÉS az adósság alacsony, AKKOR ajánlott a részvény”), egy következtetési motort (ami a szabályok alapján következtet a kimenetre) és egy defuzzifikációs lépést (ami a fuzzy kimenetet visszaalakítja éles értéké). A fuzzy szabályok segítségével jól leírható egy komplex rendszer viselkedése emberi logika alapján. Például a részvénypiacon lehet olyan szabály, hogy “HA a részvény árfolyama nagyon alacsony ÉS a cég nyeresége magas, AKKOR a részvény alulértékelt” ezt a fajta logikát a hagyományos matematikai modellek nehezen ragadják meg, a fuzzy rendszer viszont könnyen kezelni tudja. A fuzzy logika alkalmazásai széles körűek: a mérnöki vezérlőrendszerektől (pl. mosógépek, kamerák intelligens vezérlése) a gazdasági és pénzügyi modellekig. A pénzügyekben a fuzzy logika különösen hasznos az olyan döntési problémákban, ahol a klasszikus mutatók mellett szubjektív megítélések is szerepet játszanak. Egy példa erre, hogy fuzzy módszerekkel kategorizálni lehet a vállalatokat pénzügyi mutatóik alapján (pl. “gyenge/közepes/erős” pénzügyi egészség), ami segíti a kockázatfelmérést és összehasonlítást (Maltoudoglou et al., 2016). Mivel a fuzzy logika jól kezeli a bizonytalanságot és pontatlanságot, gyakran használják az emberi szakértelem formalizálására is olyan területeken, mint a tőzsdei kereskedés vagy a befektetési döntéshozatal, ahol a döntésekben tapasztalati és intuitív elemek is megjelennek. A fuzzy logikán belül több változat is kialakult. Az egyik legelterjedtebb a Takagi–Sugeno-féle fuzzy rendszer, amely matematikai függvényeket (pl. lineáris függvényeket) rendel a szabályok következményéhez a pontosabb modellalkotás érdekében (Zhang et al., 2006). A Sugeno-modell előnye, hogy jól kombinálható adaptív algoritmusokkal gyakran integrálják neurális hálózatokkal is, ami lehetővé teszi, hogy a rendszer tanulja a szabályok paramétereit. Ezt a kombinációt hívjuk majd ANFIS-nek (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), amelyről a következő szakaszokban lesz szó. További fejlesztés a 2. típusú fuzzy logika, amely még egy szinttel magasabb rugalmasságot ad a bizonytalanság kezelésében azáltal, hogy a tagsági függvényekhez is bizonytalanságot társít. Ilyen rendszereket alkalmaznak például nagyon zajos vagy változékonny környezetben (Ontiveros-Robles et al., 2020).

Tőzsdei árfolyam-előrejelzés ANFIS modell segítségével

A részvényárfolyamok pontos előrejelzése a pénzügyi modellezés egyik legnagyobb kihívása, ugyanakkor óriási gyakorlati haszonnal kecsegtet. Az ANFIS modell megjelenése új lendületet adott ennek a területnek, mivel a neuro-fuzzy megközelítés egyszerre képes kezelni a tőzsdei adatok nemlinearitását és bizonytalanságát. Számos kutatás igazolja az ANFIS eredményességét tőzsdei előrejelzésekben. Boyacıoğlu és Avcı (2010) például egy ANFIS alapú modell segítségével ~98,3%-os pontossággal jelezték előre az isztambuli ISE National 100 index havi hozamait, ami rendkívül ígéretes eredmény. Hasonlóan kiváló teljesítményt mutatott az ANFIS a bangladesi Dhaka tőzsdeindex (DSE) esetében: egy tanulmány szerint felülmúlta mind a hagyományos ARIMA modellt, mind egy hasonló neurális hálózati (backpropagation) modellt az előrejelzések pontosságában (Banik et al., 2007; Banik et al., 2012). Ezek az eredmények arra utalnak, hogy a neuro-fuzzy megközelítés hatékonyan ötvözi a múltbeli adatokból való tanulás és az emberi

szakértelem formalizálásának előnyeit, ami a részvénypiaci idősoroknál különösen fontos.

Az ANFIS alkalmazása a tőzsdén sokféle módon megvalósulhat. Vannak modellek, amelyek tisztán technikai indikátorokra támaszkodnak például különböző mozgóátlagok, momentumindikátorok, forgalmi adatok –, míg mások fundamentális mutatókat is bevonnak, mint a P/E ráta, nyereségadatok stb. A Boyacıoğlu és Avcı (2010) által említett ISE index előrejelzésnél a modell néhány technikai változót használt és ezekkel is kiemelkedő eredményt ért el. Ez arra utal, hogy az ANFIS viszonylag kevés, de jól megválasztott inputváltozó esetén is hatékony (a túl sok bemenet bevonása olykor zajt visz a modellbe). Az ANFIS egyik előnye ugyanis, hogy még korlátozott számú bemeneti változóval is képes magas prediktív pontosságot elérni bizonyos piacokon. Egy vizsgálat kimutatta, hogy az isztambuli tőzsdeindex heti előrejelzéséhez már 2-3 megfelelően kiválasztott input (pl. korábbi hozamok és egy technikai mutató) is elegendő lehet a pontos predikcióhoz további változók bevonása nem javította számottevően az eredményt (Ok et al., 2011). Természetesen az összetettebb modellek is profitálhatnak az ANFIS-ből. Kutatások foglalkoztak azzal, hogyan lehet jellemzőkiválasztással és optimalizáló algoritmusokkal tovább növelni az ANFIS teljesítményét a tőzsdei előrejelzésekben. Például az Imperialist Competitive Algorithm (ICA) vagy a már említett Particle Swarm Optimization (PSO) alkalmazása segíthet kiszűrni a legrelevánsabb inputokat és hangolni a fuzzy szabályokat, így akár nagy dimenziójú, komplex adatkészletek esetén is versenyképes eredményt ad a modell (Barak et al., 2015; Chandar, 2021). Ötvözve a jellemzők intelligens kiválasztását az ANFIS tanulási képességével, több tanulmányban is sikerült a hagyományos lineáris modelleknél (pl. többszörös lineáris regresszió) és még a döntési fa alapú modelleknél is alacsonyabb előrejelzési hibát (RMSE-t) elérni (Barlybayev et al., 2023). Az ANFIS tehát különösen azokban a szcenáriókban erős, ahol nemlineáris és komplex összefüggések vannak az adatokban ez a tőzsdei idősort jellemző ingadozásokra és piaci anomáliákra igaz.

Ugyanakkor érdemes megjegyezni, hogy az ANFIS alkalmazásának is megvannak a gyakorlati kihívásai a tőzsdén. Az egyik ilyen a modell által létrehozott szabálybázis értelmezhetősége: egy kifinomult ANFIS modell nagyon sok ember számára átláthatatlan fuzzy szabályt generálhat, ami megnehezíti az eredmények interpretálását és a befektetők bizalmát csökkentheti (Wei et al., 2014). Továbbá a tőzsdei kereskedés valóságában vannak olyan tényezők, mint a tranzakciós költségek, adózási kérdések vagy a kereskedési idő korlátai, amelyeket a legtöbb kutatási modell (beleértve az ANFIS-alapúakat) hajlamos figyelmen kívül hagyni. Például egy modell “tökéletese” napi előrejelzése sem biztos, hogy nyereséges stratégiát eredményez, ha a váltott pozíciók költsége túl magas az ilyen praktikus szempontok integrálása a jövőbeli kutatások fontos iránya (Vella & Ng, 2014).

A tőzsdei adatok összetettségének hatása az előrejelzés pontosságára

A tőzsdei adatok nagyfokú összetettsége a zajosság, nemlinearitás, sok dimenzió és a piaci mechanizmusok változékonysága komoly kihívást jelent bármilyen előrejelző modell számára. Az ANFIS egyik legnagyobb előnye éppen abban rejlik, hogy viszonylag jól megbirkózik ezekkel a nehézségekkel. A neuro-fuzzy rendszer képes a bonyolult, nemlineáris összefüggéseket modellezni a részvénypiaci adatokban és a fuzzy komponens révén

a bizonytalanságot is kezeli (Barlybayev et al., 2023). Ennek köszönhetően ANFIS-szel gyakran jobb eredmény érhető el a részvényárfolyamok előrejelzésében, mint hagyományos lineáris modellekkel vagy akár bizonyos gépi tanulási algoritmusokkal.

Ugyanakkor a bemeneti adatok dimenziója azaz hogy hány és milyen jellegű inputváltozót adunk a modellnek nagy hatással van a predikció pontosságára és stabilitására. Általános tapasztalat, hogy a túl sok bemenet bevonása a modellbe a dimenziókat problémájához vezethet: a modell parametrizációja túl bonyolulttá válik és ez rontja a generalizációs képességet. Chen et al. (2016) rámutatott, hogy a nagy dimenziójú pénzügyi adatok esetében az előrejelzési modell kezelhetősége nehezebbé válik és a túl sok változó bevonása információvesztés nélkül szinte lehetetlen a megfelelő adatelőkészítés nélkül. Ezért használnak sokan jellemzőkiválasztási módszereket a komplex adatok kezelésére: a lényegtelen vagy redundáns mutatók kiszűrésével javítható az előrejelzés pontossága és a modell futási ideje is (Barak et al., 2015). Kutatásunkban is azt találtuk, hogy bár az autópárai vállalatokról rengeteg potenciális változó begyűjthető (pénzügyi mutatók, piaci adatok, makrogazdasági indikátorok stb.), ezeknek csak töredéke járul hozzá érdemben az előrejelzéshez. Sőt, volt olyan eset, hogy egy további mutató bevonása rontotta a modell teljesítményét, mert zajos információt vitt be, vagy túlllesztéshez vezetett.

Az ANFIS modell esetében a komplex adatok hatását vizsgálva kiderült, hogy még kevés input mellett is versenyképes eredményt ad, ahogy azt korábban említettük (Ok et al., 2011). Ugyanakkor az is igaz, hogy bizonyos problémáknál szükség van több bemenőváltozóra a jó teljesítményhez például, ha egy iparágat erősen befolyásolnak makrogazdasági tényezők, akkor azokat is érdemes beépíteni. A kulcs az, hogy a modell releváns és információban gazdag adatokat kapjon. Az inputváltozók típusa sem mindegy: a fundamentális adatok lassabban változnak, nehezebben beszerezhetők, míg a technikai adatok (árfolyam és forgalom) valós időben rendelkezésre állnak, viszont zajosabbak. Az ANFIS rugalmas abban, hogy különböző típusú adatokat egyaránt tud kezelni (számszerű adatokat fuzifikál), de a túl heterogén adatkészlet növelheti a szabálybázis komplexitását.

A komplex adatok másik aspektusa a piaci dinamizmus: a pénzügyi időrak nem stacionáriusak, időben változhatnak a mintázatuk. Ez kihívás elé állít minden modellt, hiszen egy rendszer, ami az elmúlt X év trendjeit jól megtanulta, lehet, hogy a következő év új körülményeit már nem tudja ilyen pontossággal követni. Az ANFIS sem mentes ettől a problémától például egy szabálybázis, ami a múltbeli folyamatokhoz idomult, lehet, hogy adaptációra szorul, ha a piac szerkezete változik (Koulouriotis et al., 2005). A szakirodalomban ezért felmerül az igény az önadaptív vagy online tanuló neuro-fuzzy rendszerek iránt, melyek folyamatosan frissítik magukat az új adatok fényében. Emellett a valós piaci alkalmazásban figyelembe kell venni a kereskedési költségeket és korlátokat is, mert egy modell hiába pontos, ha a jelzései nem kivitelezhetők profitábilisan a gyakorlatban pl. túl gyakori kereskedést javasol jelentős tranzakciós költségek mellett (Vella & Ng, 2014).

FUNDAMENTÁLIS PÉNZÜGYI MUTATÓK SZEREPE A TŐZSDEI TELJESÍTMÉNYRE

Forrás	Piac/Iparág	Használt mutatószám
Talamati & Pangemanan (2015)	Indonéz bankok	EPS, ROE
Omran (2009)	Egyiptomi tőzsde	ROE, ROA
Chiu et al. (2020)	Kínai A-részvények	EPS
Li et al. (2021)	Kínai tőzsde	Prediktív EPS
Matkarimov et al. (2024)	Elektronikai szektor	EPS
Mohamed et al. (2021)	Egyesült Arab Emírségek	Profit Margin
Tutcu et al. (2024)	Borsa Istanbul IT szektor	ROE, ROA
Son & Duong (2024)	Vietnami részvénytőzsde	ROE, ROA

Számos, eltérő földrajzi és iparági környezetben végzett empirikus kutatás egyértelműen igazolja, hogy a fundamentális mutatók különösen a ROE, ROA és EPS kiemelkedő szerepet játszanak a részvényárfolyamok előrejelzésében. Talamati és Pangemanan (2015) indonéz bankok esetében mutatták ki az EPS és ROE szignifikáns hatását a részvényértékelésre. Omran (2009) az egyiptomi tőzsdén végzett vizsgálata alapján a ROE és ROA magasabb prediktív teljesítményt eredményeztek a befektetési portfóliókban. A török Borsa Istanbul IT-szektorában Tutcu et al. (2024) a ROA és ROE mutatók prediktív erejét gépi tanulási algoritmusokkal (neurális hálózatok, lineáris regresszió) is alátámasztották. A kínai részvénytőzsde kapcsán Chiu et al. (2020) és Li et al. (2021) arra jutottak, hogy az EPS különösen prediktív formában felülmúlja a hagyományos részvénykiválasztási stratégiákat. Az EPS szerepét megerősíti Matkarimov et al. (2024) tanulmánya is, míg Mohamed et al. (2021) az Egyesült Arab Emírségek piacán a profitmargin azonosította, mint releváns előrejelzőt. Son és Duong (2024) vietnami vizsgálata tovább pontosította a ROE és ROA előrejelzési képességét: előbbi 0,9762 R², utóbbi pedig 0,5826 RMSE értékkel bizonyult megbízhatónak. A felsorolt eredmények egyöntetűen alátámasztják a fundamentális pénzügyi mutatók jelentőségét a részvénytőzsdei modellezésben.

KÖVETKEZTETÉS

A tőzsdei előrejelzési rendszerek fejlődése az utóbbi évtizedekben új korszakba lépett, amelyben a klasszikus fundamentális és technikai elemzési módszerek mellett egyre nagyobb szerephez jutnak az intelligens, adaptív modellek. A tanulmány eredményei azt mutatják, hogy az ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) típusú megközelítés különösen alkalmas a részvénytőzsdei adatok nemlinearitásának, zajosságának és strukturális komplexitásának kezelésére. Az ANFIS rendszerek hatékonyan ötvözik a gépi tanulás adatalapú pontosságát és a fuzzy logika bizonytalanságtűrő rugalmasságát, ezáltal a technikai és fundamentális indikátorok együttes értelmezésére is lehetőséget adnak. Az empirikus tapasztalatok alapján megállapítható, hogy a modell prediktív képessége akkor optimalizálható, ha a bemeneti változók száma és típusa gondosan van kiválasztva az irreleváns vagy redundáns inputok bevonása ugyanis nemcsak a pontosságot rontja, hanem a rendszer átláthatóságát is csök-

kenti. A különböző piacokon szerzett eredmények megerősítik, hogy már kevés, de megfelelően kiválasztott indikátor is elegendő lehet versenyképes előrejelzési teljesítmény eléréséhez.

IRODALMI FELDOLGOZÁS

ABABOU, R. – CÔME, J. M. – CHASTANET, J. – MARCOUX, M. & QUINTARD, M. (2023): Fuzzy Set Characterization of Uncertainty (Fuzzy Variables). In *SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology* (Vol. Part F1978, pp. 35-51). https://doi.org/10.1007/978-981-99-6241-9_4

AINSWORTH, M. & SHIN, Y. (2021): Plateau phenomenon in gradient descent training of relu networks: Explanation, quantification, and avoidance [Article]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 43(5), A3438-A3468. <https://doi.org/10.1137/20M1353010>

ASIF, R. – HU, Y. F. – ALI, M. – LI, J. P. & ABDO, K. (2021): Signal Classification for Safety Critical Aeronautical Communications for Anti-Jamming using Artificial Intelligence. AIAA/IEEE Digital Avionics Systems Conference - Proceedings,

ASWIN KUMER, S. V. – KANAKARAJA, P. – SAIRAM NADIPALLI, L. S. P. – RAMESH, N. V. K. & KOTAMRAJU, S. K. (2021): The Categorization of Artificial Intelligence (AI) Based on the Autonomous Vehicles and Its Other Applications. Lecture Notes in Networks and Systems,

BANDARA, M. N. RANASINGHE, R. M. – ARACHCHI, R. W. M. – SOMATHILAKA, C. G. – PERERA, S. & WIMALA-SURIYA, D. C. (2015): A Complex Event Processing Toolkit for Detecting Technical Chart Patterns. Proceedings - 2015 IEEE 29th International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops, IPDPSW 2015,

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 [Article]. *Expert Systems with Applications*, 42(23), 9221-9235. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.08.010>

BARLYBAYEV, A. – ZHETKENBAY, L. – KARIMOV, D. & YERGESH, B. (2023): DEVELOPMENT NEURO-FUZZY MODEL TO PREDICT THE STOCKS OF COMPANIES IN THE ELECTRIC VEHICLE INDUSTRY [Article]. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4(4(124)), 72-87. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.281138>

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 [Article]. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7908-7912. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.045>

CAM, A. V. – TOSUNOGLU, B. & GURTAY, E. (2017): The role of financial ratios on evaluation of stock values: An application in Bist. In *Research on Humanities and Social Sciences: Communication, Social Sciences, Arts* (pp. 263-274). <https://doi.org/10.3726/978-3-631-69829-7>

CARBONNELLE, S. & DE VLEESCHOUWER, C. (2019): 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,

CHEN, Y. S. – CHENG, C. H. – CHIU, C. L. & HUANG, S. T. (2016): A study of ANFIS-based multi-factor time series mo-

dels for forecasting stock index [Article]. *Applied Intelligence*, 45(2), 277-292. <https://doi.org/10.1007/s10489-016-0760-8>

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? [Article]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, Article 7317480. <https://doi.org/10.1155/2020/7317480>

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. – LENGHA, L. – MUSCOGIURI, G. – SIRONI, S. – MAZZIOTTI, S. & BOOZ, C. (2022): Artificial intelligence, machine learning and deep learning in musculoskeletal imaging: Current applications [Review]. *Journal of Clinical Ultrasound*, 50(9), 1414-1431. <https://doi.org/10.1002/jcu.23321>

Gai, F. (2021): When Artificial Intelligence Meets Daoism. In *Intelligence and Wisdom: Artificial Intelligence Meets Chinese Philosophers* (pp. 83-100). https://doi.org/10.1007/978-981-16-2309-7_6

GÁL, Z. (2016): *Pénzügyi piacok a globális térben*. <https://doi.org/10.1556/9789630598118>

GJERSTAD, S. & SMITH, V. L. (2009): MONETARY POLICY, CREDIT EXTENSION, AND HOUSING BUBBLES: 2008 AND 1929. *Critical Review*, 21(2-3), 269-300. <https://doi.org/10.1080/08913810902934117>

HASABALLAH, A. S. – ZENAD, Y. S. & SHLAKA, J. K. (2019): The role of fundamental analysis in determining the market value of hospitality, tourism and company shares [Article]. *African Journal of Hospitality, Tourism and Leisure*, 8(4). <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85071593715&partnerID=40&md5=da-a38c2f8e4c83f07e18582e1ce9232f>

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(2), 54. <https://www.mdpi.com/1911-8074/15/2/54>

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. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.resglo.2024.100242>

KABIR, M. & KABIR, M. M. J. (2021): Fuzzy membership function design: An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based approach. 2021 International Conference on Computer Communication and Informatics, ICCCI 2021,

KANDI, V. S. P. – KAMAL, P. V. R. & PAVAN, B. N. L. (2023): Fundamental Analysis of Selected Companies in the Pharma Sector in India. AIP Conference Proceedings,

KEBRIAEZ-ZADEH, A. – ZARTAB, S. – FATEMI, S. F. & RADMANESH, R. (2014): Fundamentals and stock return in pharmaceutical companies: A panel data model of Iranian industry [Article]. *Iranian Journal of Pharmaceutical Sciences*, 9(1), 55-60. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84897055997&partnerID=40&md5=bf491e-5909170521570425bef808c1a4>

KOULOURIOTIS, D. E. – DIAKOULAKIS, I. E. – EMIRIS, D. M. & ZOPOUNIDIS, C. D. (2005): Development of dynamic cognitive networks as complex systems approximators: Vali-

- dation in financial time series [Article]. *Applied Soft Computing Journal*, 5(2), 157-
- KUPPENHEIMER, G. – SHELLY, S. & STRAUSS, J. (2023): Can machine learning identify sector-level financial ratios that predict sector returns? [Article]. *Finance Research Letters*, 57, Article 104241. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104241>
- 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 [Article]. *Neural Computing and Applications*, 34(16), 13267-13279. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06828-4>
- 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 [Article]. *Przegląd Włókienniczy*, 62(7), 33-35+32. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-49649087941&partnerID=40&md5=7d980d6bcd4565e7269f94177b5d79a0>
- LI, Z. – DENG, G. & CHE, H. (2021): 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,
- MASOOD, T. (2004): Applications of artificial intelligence in industrial engineering. Proceedings of the 5th International Conference on Quality, Reliability, and Maintenance, QRM 2004,
- 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.
- MOHAMED, S. N. F. – AZLI, N. A. – SALAM, Z. & AYOB, S. M. (2008): Sugeno-type Fuzzy Logic Controller (SFLC) for a Modular Structured Multilevel Inverter (MSMI). PECon 2008 - 2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference,
- MICHIE, R. C. (1997): Friend or foe? Information technology and the London Stock Exchange since 1700. *Journal of Historical Geography*, 23(3), 304-326. <https://doi.org/10.1006/jhge.1996.0056>
- MOSAVI, M. R. – AYATOLLAHI, A. & AFRAKHTEH, S. (2021): An efficient method for classifying motor imagery using CPSO-trained ANFIS prediction [Article]. *Evolving Systems*, 12(2), 319-336. <https://doi.org/10.1007/s12530-019-09280-x>
- MURAKÖZY, L. (2016): *Államok kora*. <https://doi.org/10.1556/9789630597692>
- NAIR, R. K. R. & RAVICHANDRAN, J. (2020): A vlsi optimization technique for general neural network architecture and deep learning network using xilinx [Article]. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 29(9 Special Issue), 34-44. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85084482145&partnerID=40&md5=b46841a0f1406aa57462990b201699b2>
- NGUYEN, T. D. – TRAN, Q. B. – TRAN, D. A. – THAN, T. D. & TRAN, Q. D. (2023): Object Detection Approach for Stock Chart Patterns Recognition in Financial Markets. ACM International Conference Proceeding Series,
- OK, Y. – ATAŞ, M. & AKÇAYOL, M. A. (2011): A simple neuro fuzzy model for ISE 100 index prediction [Article]. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 26(4), 897-904. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84855362245&partnerID=40&md5=40b4478e4c9ed2504b4ca242fd7af37c>
- OMRAN, M. F. C. (2009): Price Earnings Multiples as Forecasters of Short Term Stock Returns in Egypt. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, 25(1), 47-66. <https://doi.org/10.1108/10264116200900003>
- PROHASKA, Z. – URODA, I. & SULJIĆ, S. (2011): SP A computer program for fundamental analysis of stocks. MIPRO 2011 - 34th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics - Proceedings,
- RIAD, B. – EL-ARKAM, M. – MAROUA, K. – WIAM, K. & YUCEF, Z. (2023): Design of Type 2 Fuzzy Logic Controller for FESTO Process Workstation † [Article]. *Engineering Proceedings*, 29(1), Article 6. <https://doi.org/10.3390/engproc2023029006>
- RUBÓCZKY, I. (1999): Tőzsdei fogalomtár/összeáll. Czékus Mihály (Könyvismertetés). *Vezetéstudomány-Management and Business Journal*, 30(4), 52-53.
- SAMPURNANINGSIH, S. R. & HANIFAH, A. (2017): Determinant of stock price : A empirical study at state owned enterprises in Indonesia [Article]. *International Journal of Applied Business and Economic Research*, 15(20), 1-10. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85032576119&partnerID=40&md5=2644971bfa18cc1703a2f6655fb6b18d>
- SAXENA, R. – SHOBE, J. L. & MCNAUGHTON, B. L. (2022): Learning in deep neural networks and brains with similarity-weighted interleaved learning [Article]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 119(27), Article e2115229119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2115229119>
- SHUKLA, A. – TIWARI, R. & KALA, R. (2010): Fuzzy logic [Article]. *Studies in Computational Intelligence*, 307, 83-108. https://doi.org/10.1007/978-3-642-14344-1_4
- SILPA, K. S. – ARYA MOL, J. & AMBILY, A. S. (2017): A study on fundamental analysis of selected IT companies listed at NSE [Article]. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 9(Special Issue 5), 1-10. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85030679648&partnerID=40&md5=9b7195a47403afa06c5c24747afad93c>
- SILVA, A. – NEVES, R. & HORTA, N. (2015): A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators [Article]. *Expert Systems with Applications*, 42(4), 2036-2048. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.09.050>
- 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. (2006): A visual tool to support technical analysis of stock market data. Proceedings of the Workshop on Advanced Visual Interfaces,
- 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(2).

- TAMIR, D. E. – RISHE, N. D. & KANDEL, A. (2015): Complex fuzzy sets and complex fuzzy logic an overview of theory and applications [Article]. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 326, 661-681. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19683-1_31
- 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.
- TRIPATHI, A. – MATHURE, J. – DEOTARSE, S. – RAI, D. & GADHIKAR, L. (2023): Linear Regression Approach for Stock Chart Pattern Recognition. 5th Biennial International Conference on Nascent Technologies in Engineering, ICNTE 2023,
- UÇKAN, T. (2024): Integrating PCA with deep learning models for stock market Forecasting: An analysis of Turkish stocks markets [Article]. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 36(8), Article 102162. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102162>
- VASANTHA, S. – DHANRAJ, V. & VARADHARAJAN, R. (2012): Stock price movement through technical analysis: Empirical evidence from the information technology sector [Article]. *Indian Journal of Finance*, 6(10), 4-17. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84919681936&partnerID=40&md5=33f209829963623fffb728abdf840164>
- VELLA, V. & NG, W. L. (2014): Enhancing risk-adjusted performance of stock market intraday trading with Neuro-Fuzzy systems [Article]. *Neurocomputing*, 141, 170-187. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.03.026>
- WEI, L. Y. – CHENG, C. H. & WU, H. H. (2014): A hybrid ANFIS based on n-period moving average model to forecast TAIEX stock [Article]. *Applied Soft Computing Journal*, 19, 86-92. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.01.022>
- WIGGINS, R. Z. – PIONTEK, T. & METRICK, A. (2019): The Lehman brothers bankruptcy a: overview. *Journal of financial crises*, 1(1), 39-62.
- WIIAVA, A. Y. – FATICHAH, C. & SAIKHU, A. (2022): 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,
- 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 [Article]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 82(1-2 SPEC. ISS), 294-299. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2005.05.007>
- ZOLTÁN, V. J. (2021): A mintavételezés hatása a pénzügyi adatok statisztikai tulajdonságaira és alkalmazása a kockázatkezelésben. *Hungarian Statistical Review/Statistikai Szemle*, 99(3).