



**Magyar Agrár- és Élettudományi
Egyetem**

**Makroökonómiai környezet és
indexárfolyamok elemzése
Elasztikus Hálóval és
Mesterséges Neurális Hálóval**

Tézisfüzet

Suhajda Ádám

Gödöllő

2022

A doktori iskola

megnevezése: Gazdaság- és Regionális Tudományi Doktori Iskola

tudományága: Gazdálkodás és Szervezéstudományi Iskola

vezetője: **Prof. Dr. Lakner Zoltán DSc.**

Egyetemi Tanár/MTA Doktora
Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem
Agrár- és Élelmiszergazdasági Intézet

Témavezető(k): Prof. Dr. Tóth Márk PhD

Egyetemi Docens/PhD
Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem
Vidékfejlesztés és Fenntartható Gazdaság Intézet

.....

Az iskolavezető jóváhagyása

.....

A témavezető jóváhagyása

TARTALOMJEGYZÉK

1. BEVEZETÉS.....	5
1.1. Kutatás célkitűzései	5
1.2. Hipotézisek	6
1.3. Adatok áttekintése	9
1.3.1. Makroökonómiai adatok	9
1.3.2. Indexárfolyamok	10
2. AZ ALKALMAZOTT KUTATÁSI MODELLEK ÉS MÓDSZERTAN BEMUTATÁSA.....	12
2.1. Mesterséges Neurális Hálók bemutatása	12
2.1.1. Szakaszonként lineáris függvény	13
2.1.2. Sigmoid aktivációs függvény.....	13
2.1.3 Visszaterjedési algoritmus és tanulási ráta	14
2.3. Elasztikus háló	15
2.4. CAPM modell bemutatása	17
2.5. A Fama-French 3 faktoros modell	18
2.6. R^2 , vagyis determinációs együttható	19
2.7. MAPE definiálása.....	20
3. KÍSÉRLETEK ÉS AZ EREDMÉNYEK TAGLALÁSA.....	21
3.1. H1 hipotézis vizsgálata Elasztikus Háló segítségével	21
3.2. H2 hipotézis, régiós hatások és hírek fontosságának rangsorolása	22
3.3. H3 hipotézis, makroökonómiai adatközlések időbeli hatásának vizsgálata Mesterséges Neurális Háló alkalmazásával	23
3.4. H4 hipotézis vizsgálata, a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények tanulási hatékonyságra gyakorolt hatása	25
3.5. H5 kísérlet, a CAPM, a FF3, az Elasztikus háló és a Neurális Háló MAPE értékeinek elemzése	26

4. ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK.....	28
5. TOVÁBBI JAVASLATOK ÉS KUTATÁSI LEHETŐSÉGEK.....	33
6. AZ ÉRTEKEZÉS TÉMAKÖRÉHEZ KAPCSOLÓDÓ PUBLIKÁCIÓK..	35
7. IRODALOMJEGYZÉK.....	38

1. BEVEZETÉS

1.1. Kutatás célkitűzései

A kutatás célja, hogy a szakirodalom alapján megfogalmazzon olyan hipotéziseket, melyek segítenek a makroökonómiai mutatók és a globális részvényárfolyamok kapcsolatát jobban megérteni. A kutatásom során olyan, napjainkban népszerű modellezési technológiák használatával kívánom a gazdasági környezet és a részvénytőzsdék kapcsolatát feltérképezni, mint a Mesterséges Neurális Hálók és az Elasztikus Háló – valamint azokat a pénzpiacokon széles körben használatos CAPM és Fama-French 3 tényezős modellekkel is összehasonlítva megfogalmazni az eredményeket. Úgy gondolom, hogy ezzel nem csak élenjáró technológiai megoldásokat alkalmazok, de mind a Mesterséges Neurális Hálók mind pedig az Elasztikus Háló rendelkeznek olyan előnyökkel, amelyek bizonyos problémák megoldására ideálissá teszik őket. Így tehát kutatásom célja ezen módszertanok használatával megérteni, hogyan hatnak a makroökonómiai környezet változásai a globális részvénytőzsdére, és mely modellezési technikák milyen előrejelzési képességgel rendelkeznek egymáshoz képest.

További fontos kitétel, hogy a részvénytőzsdét nem csupán egy egységként, hanem kapitalizáció szerinti bontásban is vizsgálni kívánom. Feltételezhetőnek tartom, hogy a magas tőkeerővel rendelkező highcap részvények mérhető módon máshogy reagálnak a makrokörnyezet változásaira, mint az alacsony kapitalizációval rendelkező vállalatok összessége. Továbbá, hogy logikai kapcsolatot is meg tudjak erősíteni, valamint a hírek időbeli hatásának vizsgálatára is kitérjek, a kutatás keretein belül meg szeretném vizsgálni, hogy a makroökonómiai adatközlések hatása idővel hogyan változik, így gyakorlati bizonyítékot biztosítva a kapcsolat minőségének leírására.

Ennek vizsgálatán túl azt is vizsgálni fogom, hogy az említett gazdasági faktorok országokra és területekre bontva egyesével vizsgálva mennyire befolyásosak. Ehhez külön meg fogom vizsgálni a regressziós együttthatók alakulását területre bontva, így megállapítva az USA, Kína vagy Európa relatív befolyásosságát, így támpontot adva a

világgazdasági szereplők makroökonómiai mutatóinak fontosságát illetően.

A korábbi, gazdasági szempontokon túl napjainkban egyre fontosabb a számítási kapacitás igénybevételének mértéke is. Ez számos gyakorlati területet érint, az alapkezelőktől a jegybankokig. Mivel a Mesterséges Neurális Hálók a számítógépes erőforrások tekintetében magas erőforrásigénnyel rendelkeznek, így a szakirodalom által megjelölt, piaci gyakorlat szerint elfogadott aktivációs függvények hatékonyságát is meg kívánom vizsgálni a tanulási folyamat eredményessége, valamint annak időigénye szerint, így indikálva milyen módszertan lehet célravezető hasonló problémák modellezésének esetén.

1.2. Hipotézisek

H1: az alacsony és magas kapitalizációval rendelkező részvényindexek árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében megkülönböztethető mértékűek.

Először is, a makroökonómia és a részvényárfolyamok kapcsolatát evidenciának fogadom el a szakirodalom alapján. Lásd: (MÜGGE, 2019), (LIMAREV et al., 2018), (ABLEEVA, 2014), (PILINKUS, 2010). Az is feltételezhető a korábbi kutatások nyomán, hogy különböző vállalatok és ágazatok másképpen reagálnak a makrokörnyezeti változásokra.

Ezek nyomán 1. hipotézisként állítom fel, hogy a vállalatok részvényei, azok méretétől és tőkeerejétől függően más mértékben reagálnak a makroökonómiai hírekkel kapcsolatos változásokra. Feltételezhető, hogy egy nagyobb vállalat stabilabb háttérrel és tőkestruktúrával kevésbé inog meg a környezet drasztikus változása esetén, mely annak részvényárfolyamát is jelentősen stabilabbá teszi egy kisebb tőkeerővel rendelkező vállalathoz képest. Ezzel egyidőben azt is valószínűleg tartom, hogy egy alacsonyabb tőkével rendelkező vállalat, melynek részvényárfolyama is jelentősen alacsonyabb, ugyanakkor könnyebben, nagyobb volatilitással ingadozik a makroökonómiai környezet változásaira.

Ennek vizsgálatát azért tartom fontosnak, mert bár a korábbi kutatások engednek némi betekintést, azok eltérő fókuszai miatt inkább csak

feltételezés szinten lehet következtetéseket levonni. Ilyen skálán és kapitalizáció szerinti fókusszal még nem készült hasonló kutatás.

H2: az egyes területek makroökonómiai hírei megkülönböztethető befolyásossággal bírnak az indexárfolyamok tekintetében.

A szakirodalmak számos bizonytságot adtak arra vonatkozóan, hogy a különböző makroökonómiai adatok másképpen és más fontossággal befolyásolták az egyes részvényárfolyamokat, és azok hatását különböző területekre vizsgálták: (WASSERFALLEN, 1989), (MUHAMMAD et al., 2009), (COLEMAN & TETTEY, 2008), (PILINKUS, 2010), (FLANNERY & PROTOPAPADAKIS, 2002), más eredményekre jutva. Ugyanakkor a korábbi szakirodalom nem mondja ki, vagy pedig nem egyértelműsíti sikeresen az egyes területek relatív fontosságát egymáshoz képest. A szintézis alapján ez ugyanakkor kikövetkeztethető a szakirodalomból, így a 2. hipotézist is meg tudom fogalmazni, mely szerint feltehető, hogy nem minden terület makroökonómiai adatai egyformán fontosak a részvényárfolyamok tekintetében. Az elasztikus háló regressziós együttthatóinak súlyait egyfajta 'együtttható' elemzésként átalakítjuk a gazdasági területek relatív súlyait létrehozva a modellben, láthatjuk majd ezt materializálódni az egyes országok szemszögéből is.

H3: Harmadik hipotézis, a makroökonómiai hírek csak rövid távon befolyásolják az indexárfolyamokat.

A szakirodalom feltárása során WASSERFALLEN (1989) megjegyezte, hogy csupán rövid távon befolyásolták a makroökonómiai hírek a részvényárfolyamokat. Szintén említve lett a szakirodalmi feldolgozás során SARIANNIDIS et al. (2010) kutatása mely szerint számos indikátor nagyjából egy hónapos távlatban befolyásolja a részvényárfolyamokat. További kutatás is – MEGARAVALLI et al., (2017) – havi idősoros adatokat vizsgált, melyhez képest a napi adatok granulárisabb képet adnak a makroökonómiai környezet és az árfolyamok kapcsolatáról.

Látható, hogy a markokörnyezet hatásával kapcsolatos kutatások alapján a kapcsolat feltételezhető, ugyanakkor az adatok töredezetek időszerűség tekintetében. Ennek teszteléséhez a modell illeszkedési vizsgálatát fogom elvégezni 20, 40, 60, 90, 120 és 240 munkanapos csúsztatással.

H4: ReLu és Sigmoid aktivációs függvények hasonlóan hatékonyak a makroökonómiai környezet és az indexárfolyamok kapcsolatának modellezésére a mesterséges neurális hálóban.

Ahogy a szakirodalom is említést tett róla, az aktivációs függvények vezetnek be a Mesterséges Neurális Hálók modellezési képességébe a nem-lineáris kapcsolatok kezelésének képességét. Arról is említést tettem az irodalmi feltárás során, hogy ezekből a függvényekből számos változat elérhető, viszont a Sigmoid és a ReLu különösen magas népszerűségnek és széles alkalmazási spektrumokkal rendelkeznek (DOMBI & JÓNÁS, 2022), (EGER et al., 2019), (ZHANG & WOODLAND, 2015) -, emiatt ennek a két népszerű függvénynek vetem össze a hatékonyságát a makroökonómiai területet vizsgálva.

Ennek nyomán azt a hipotézist fogalmazom meg, hogy a ReLu és a Sigmoid hasonlóan hatékonyak a makroökonómiai adatok és a részvényárfolyamok kapcsolatának elemzésében. A hipotézis teszteléséhez ugyanazon a mélységű és struktúrájú neurális hálón végzek kísérletet, a hálónak csak az aktivációs függvényét változtatva és azt azonos adathalmazon tanítva.

H5: MAPE értékek tekintetében a makroökonómiai adathalmazon illesztett Elasztikus Háló és a Neurális Háló MAPE értékei alacsonyabbak, mint a CAPM és Fama-French 3 tényezős modelljei alapján kalkulált hozamok MAPE értékei az éves hozam előrejelzésére.

Bár számos irodalmi forrás indikálja a CAPM modellek egyes változatainak használatának előnyeit, néhány empirikus kutatás arra is említést tesz, hogy azok gyakorlati profitabilitása megkérdőjelezhető a várható hozamok kiszámításakor.

Ezen túl a CAPM, mint ahogy a feltárt irodalomból is látható, első sorban feltételezett piaci hozamok és szintén feltételezett alternatív hozam használatával vizsgálja a hozamelvárásokat, mely felveti a kérdést, hogy a makroökonómiai és gazdasági környezet realitása hogyan és mennyire árnyalt szerepet játszik a CAPM képletében. Természetesen feltehető, hogy a piacok hatékonyak és az információ reálisan és gyorsan beárazásra kerül az értékpapírpiacon mind az árfolyamokat, mind pedig a kötvénymarkatokat tekintve, viszont a pénzpiacok ennél összetettebbek. Úgy gondolom, hogy a

makroökonómiai adatokra illesztett modellek a bemeneti adatok sokrétűsége miatt előnyt élvezhetnek a CAPM modellel szemben. Emiatt az áttekintett anyagok és módszertanok alapján azt a hipotézis fogalmaztam meg, miszerint az Elasztikus Háló és Mesterséges Neurális Háló modellek a CAPM éves hozamelvárásából kalkulált MAPE értékhez képest alacsonyabb hibaértéket vesznek fel az adatokra illesztve.

1.3. Adatok áttekintése

1.3.1. Makroökonómiai adatok

Az adatbázis több, mint 13.000 sornyi adatot tartalmaz, melyek oszlopai:

- magukba foglalják a makroökonómiai hírek és események aktuális és előre jelzett értékét is
 - az 'aktuális érték' a sorhoz rendelt idővel megegyező időben kiadott értéket jelöli
 - az 'előrejelzés' oszlop a piaci várakozásokat, a jegybanki vagy hivatali előrejelzést tartalmazza, amennyiben elérhető az adatra
- időintervallum tekintetében 2015-től 2021 végéig tartalmazza a makrogazdasági adatokat
- ezek az adatok 482 indikátort jelölnek. Némiképp adattisztítás és a nem számszerű adatok kizárása után is több, mint 350 makroökonómiai faktor marad a vizsgálatban, melyeket országokként is megkülönböztetve, valamint azok aktuális, előrejelzett és múltbeli értékét is tekintve közel 1031 bemeneti tényezőt biztosítanak a modell számára
- Az adatok 9 egymástól független gazdasági régióból származnak, melyek: Kanada, Kína, Európai Unió, Új-Zéland, Japán, Ausztrália, Egyesült Államok, Egyesült Királyság és Svájc.

A modellekben használt tényezők közül példaként kiemelve a következő adatokat és azokhoz hasonlókat alkalmazok: Előzetes GDP, GDP, Munkanélküliségi ráta, Kereskedelmi mérleg, Árukereskedelmi mérleg, Az állami szektor nettó hitelfelvétele, Német 10 éves kötvényaukció, Nyersolaj készletek, Átlagos órabér , 30 éves kötvényaukció (USA), 10 éves kötvényaukció (USA).

A bemeneti adatok terén korábban említettem, hogy adattisztításra is szükség volt. Ennek menetét a disszertáció részletezi. Alapvetően kihagytam a modellből az olyan tényezőket, melyek nehezen számszerűsíthetőek. Ezek általában sajtóközlemények, üzleti fórumok vagy találkozók melyek számos ország résztvevőiből állnak össze, és az ott hozott döntések és kommunikáció jelentős hatással bírnak a pénzügyi piacokra, részvényekre, vagy nyersanyagpiacokra.

1.3.2. Indexárfolyamok

Globális, több területet lefedő indexeket használtam, hogy átfogó képet kapjak pénzpiaci árakról. Ez hasznos az ágazatspecifikus ármozgások hatásainak mitigálása szempontjából és annak megértéséhez, hogy a makrogazdasági környezet hogyan alakítja az árak általános irányát. Egyszerűen azt mondhatjuk, hogy az index egy olyan alap, amelyet úgy alakítottak ki, hogy nyomon kövesse a benne lévő összetevőket – így számos részvényből tevődnek össze esetünkben. Jó eszköznek tekinthetőek, ha általánosságban akarjuk megérteni a piacot anélkül, hogy egyedi részvényeket kellene vizsgálnunk, mivel ezek részvénytársaságok teljesítményének nyomon követésére szolgálnak, gyakran több iparágban.

Az első, magasan kapitalizált vállalatok piacát reprezentáló index az MSCI World Index, amely, ahogy az (MSCI World Index (USD) Prospectus, 2022) is írja, a világ mintegy 1,542 jelentős részvényét csoportosítja oly módon, hogy a globális értékpapírpiacon átfogó képet adjon. Az index az MSCI Global Investable Indexes (GIMI) módszertanán alapul, amely olyan következetes megközelítésű indexkonstrukció, amely lehetővé teszi a globális nézeteket és a régiók közötti összehasonlítást minden piaci kapitalizáció méretében, szektor- és szegmensek és kombinációi alapján is. Ennek a módszernek az a célja, hogy teljes körű lefedettséget biztosítson a vonatkozó beruházásra, nagy hangsúlyt fektetve az index likviditására, annak gyakorlatiasságára és replikálhatóságára is.

Az alacsonyan kapitalizált részvénytőzsdén az MSCI World Small Cap Index-et követő tőzsdén kereskedett alappal modellezem. Ahogyan a (SPDR® MSCI World Small Cap UCITS ETF Prospectus, 2022) is írja, ezen alap célja a kis kapitalizációjú részvények a fejlett piacokon való

értékének változásának nyomon követése világszerte, melynek alapja az MSCI World Small Cap Index.

A másik nehézség, amit meg kellett oldanom, az a két idősoros adat „újra-indexelése”, hogy használható legyen összehasonlítható időszorként, amely a részvénytőkepiac globális árfolyamának alakulását reprezentálja. Erre azért van szükség, mert bár a két index hasonló skálán mozog, fontos a pontos összehasonlítás biztosítása. Ennek kiküszöbölésére és az összehasonlíthatóság könnyítésére egyszerűen átváltottam a záróárat napi százalékos változásra, amely az index árfolyamának az előző napi záróértékhez viszonyított egyszerű százalékos csökkenését vagy növekedését fejezi ki. Emellett rögzítem az indexek kezdeti értékét 100-ban a vizsgált időszak kezdetekor, és onnantól a napi százalékos változással korrigálom az értéküket.

2. AZ ALKALMAZOTT KUTATÁSI MODELLEK ÉS MÓDSZERTAN BEMUTATÁSA

2.1. Mesterséges Neurális Hálók bemutatása

A Mesterséges Neurális Hálók vagy ANN-ek a mesterséges intelligencia olyan ágához tartoznak, amely az emberi agyéhoz hasonlatos, neuronokból álló architektúrákat alkalmaz, és amely jelentősen hozzájárult ahhoz, hogy lehetségessé váljon a számítógépes látás, a beszédfelismerés, a természetes nyelv feldolgozása és más területek nagy mértékű fejlődése is. 2015 novemberében a Google kiadta a Tensorflow nyílt forráskódú mélytanulási szoftver könyvtárat a gépi tanulási modellekkel való munka megkönnyítéséhez. Ezt a könyvtárat, a Tensorflow-t már sok szakirodalom feldolgozta, GOLDSBOROUGH (2016) például a modern mélytanulási koncepciók és szoftverek kontextusában vizsgálta. Taglalta az alapvető számítási paradigmáit és a klaszterezett végrehajtási modellt, a Tensorflow programozási felületét, valamint a kísérő vizualizációs eszközkészleteket.

A korábbi kutatások nyomán leírva modellt, a kezdeti bemeneti réteg fogadja a bemeneti adatokat, melyeket később összeszoroz egy véletlenszerűen meghatározott súllyal, majd a következő rétegében az ANN azokat összeadja, és ezt addig ismétli, ahány réteggel rendelkezik a neurális háló. Minden ilyen réteg teljes összeköttetésben áll az azt megelőzővel, ahol az első 'oszlopba' tartozó neuronok fogadják az inputokat, melyeket az utána lévő nyilakhoz rendelt, random súlyokkal összeszoroznak, majd ezek összegét a második oszlopban lévő neuronok számára továbbítják.

Egyszerűen leírva tehát – az aktivációs függvényt kihagyva, egy adott hálózat bemenete az alábbiak szerint néz ki.

$$w_0a_0 + w_1a_1 + w_2a_2+... \dots + w_na_n + b$$

Ahol:

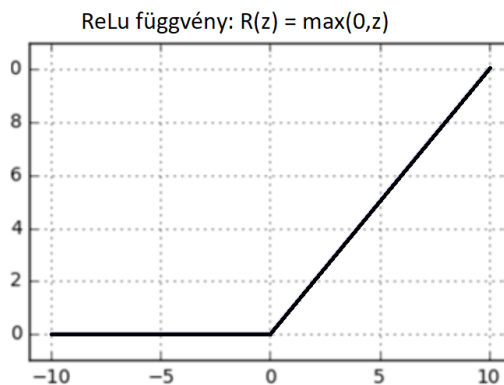
- 'w' az egyes bemenethez rendelt súly
- 'a' az adott input
- 'b' az elhajlás mértéke.

2.1.1. Szakaszonként lineáris függvény

Saját korábbi kutatásomban is rávilágítottam már a neurális hálók azon sajátosságára, hogy a komplex nem-lineáris kapcsolatokat jól tudják kezelni (SUHAJDA és JAKAB, 2020). Ezt az aktivációs függvény segítségével teszik, melyek a neuronokban konverziót hajtanak végre.

Az egyik legnépszerűbb aktiválási funkció a szakaszonként lineáris függvény (ReLU), de a közelmúltban számos versenytársat javasoltak vagy „fedeztek fel”, köztük az LReLU funkciókat és a swish-t.

A ReLU gyakorlatilag egy egyszerű darabos lineáris függvény: az ábra szerinti konfigurációban közvetlenül adja ki a bemenetet, ha annak értéke pozitív, ellenkező esetben nullát ad. Ez ugyan nagyon egyszerűnek tűnik, de ne felejtjük el, hogy a súlyozást a visszafelé történő terjedésével éri el a háló, az így létrejött súlyok pedig negatívak is lehetnek. Emiatt a ReLU segít, hogy egyszerűen és ne túl számítási kapacitás-igényesen bevezessük a nemlineáris képletet a modellekbe.



ábra 1: ReLU példa, (Saját forrás, 2021)

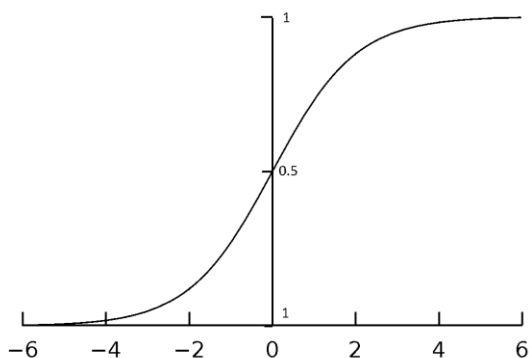
2.1.2. Sigmoid aktivációs függvény

Az aktivációs függvények egy másik népszerű, és mind a gyakorlatban mind pedig az irodalomban fontos szerepet betöltő típusa a Sigmoid függvény.

A Sigmoid függvényt, ahogyan DOMBI és JÓNÁS (2022) is megjegyzi, előszeretettel használják a logisztikai regresszióban, preferenciamodellezésben – illetve számos tudományterületen mint például a matematika, közgazdaságtan, biológia vagy mérnöki tudományok. Alapvetően egy s formájú görbe - amely az alkalmazott programozási környezet, a Tensorflow neurális hálójában aktivációs függvényként használható. A függvény 0 és 1 közötti értéket ad vissza, és az alábbiak szerint rajzolható fel:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Így tehát, amennyiben az X érték nagyobb, a függvény az 1 felé fog konvergálni. Amennyiben az X 0 értéket vesz fel, a Sigmoid függvényünk a 0.5 értéket veszi fel. Negatív bemeneti adatpontnál az imént leírtaknak megfelelően a 0 felé konvergál a függvény, magas negatív érték esetén szorosan.



ábra 2: Sigmoid függvény ábrázolása (Saját forrás, 2022)

Tekintve, hogy ily módon a 0 és 1 érték között gyakorlatilag bármilyen értéket fel tud venni, valamint a görbe a ReLu görbéhez képest jelentősen lágyabb vonalat ír le.

2.1.3 Visszaterjedési algoritmus és tanulási ráta

Egy ANN előre, majd visszaterjed és a visszaterjedéskor a súlyokat változtatja, ez a tanulási folyamat. Egy teljes előre és hátrafelé történő terjedést úgy is nevezhetünk, hogy egy epoch.

A célunk, hogy a hibát minimalizáljuk az output értéke és a referenciaérték között. Tekintve, hogy a referenciaérték változatlan marad, az egyetlen mód a hiba optimalizálására az előre jelzett érték (y) változtatása. Ahhoz pedig, hogy az y értéket megváltoztassuk, a súlyok változtatására van szükség.

A tanulási ráta és a gradiens süllyedés egyszerűen leírva egy iteratív optimalizáló algoritmus a függvény minimumának megtalálásához, melynél esetünkben minimalizálni akarjuk a korábban leírt hibát a súlyokon keresztül. Ehhez az optimalizáló algoritmusra van szükség, amely segít megállapítani, hogy mekkora mértékben és irányban változtassuk a hálón belüli súlyokat(w) annak érdekében, hogy annak illeszkedési képességét növeljük:

$$W_u = W_r - (\partial * \frac{dL}{dw})$$

Ahol:

- W_u az új súly értéke, amely adott neuronhoz tartozik és adott szinapszison van
- W_r a régi súly értéke azonos neuron és szinapszis esetén
- ∂ a tanulási ráta, mely meghatározza mekkora lépésekben halad az optimalizálás
- dL és dw a parciális derivált értéke a bemeneti adatpontnak (X_n).

Így tulajdonképpen az ∂ értéke meghatározza az optimum felé teendő lépések nagyságát, míg a dL/dw rész választ adnak arra, hogy a bemeneti paraméter értékét figyelembe véve az adott súlyt mennyivel csökkentse vagy növelje a hálózat a tanulási folyamat közben.

2.3. Elasztikus háló

A következő módszertan, amelyet tárgyalok az elasztikus háló (továbbiakban EH). A statisztikában és különösen a lineáris vagy logisztikus regressziós modellek illesztésében az elasztikus háló egy olyan regressziós módszer, amely lineárisan kombinálja a Lasso és a

Ridge módszer L1 és L2 szabályozó mechanizmusait, melyek tulajdonképpen a kiugró értékeket penalizálják azok modell béli súlyaik csökkentésén keresztül.

A Stanford egyetemről számos kutatás került ki ebben a témában az elmúlt 2 évtizedben, például ZOU és HASTIE (2005) kutatása, ahol a Stanford Egyetem Statisztikai Tanszékének kutatói írásukban megjegyzik, hogy az EH szabályozó módszer alkalmazása valós adatok és szimulációs vizsgálat alapján azt mutatja, hogy az gyakran felülmúlja a más regressziós módszereket, mint például a Lasso-t. Ezenkívül az elasztikus háló csoportosító hatást ösztönöz, ezért hasznos arra is, hogy erősen korrelált prediktorokat kezeljünk a modellben.

Ahogy RANSTAM & COOK (2018) leírják, az EH képes azokat a változókat azonosítani, amelyek olyan modellhez vezetnek, ami minimalizálja az illeszkedési hibát. Ezt úgy éri el, hogy a regressziós együtthatók abszolút értékének összegét egy fix értéknél (λ) kisebbre kényszeríti – így a modell egyes paramétereit, vagyis a regressziós együtthatókat nullára "zsugorítja" esetenként. Gyakorlati értelemben ez, megfelelően komplex adathalmaz esetén korlátozza a modell összetettségét. A zsugorodás után nulla regressziós együtthatójú változók ki vannak zárva a modellből.

A szakirodalom alapján a függvény, melyet minimalizálni próbálunk Lasso esetén:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=1}^P x_{ij} \beta_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^P |\beta_j|$$

Ahol:

- λ az optimalizálandó paraméter
- β regressziós együttható
- x a független változó
- j a j -edik független változó
- i az adott adatpont vagy sor száma.

A másik, ehhez hasonló szabályozó módszer a Ridge, vagy L2 szabályozó módszer. A Lasso működéséhez tulajdonképpen nagyon

hasonló, viszont ebben az esetben egyik független változó súlya sem vesz fel 0 értéket és így komplexebb modelleket eredményezhet.

A módszert HOERL és KENNARD (1970) nevéhez kapcsoljuk, és lényege, hogy a Lasso regressziós módszerhez képest az L2 szabályozási módszer esetén a szabályzásra használt változó értéke az együttthatók nagyságának négyzetéhez adódik hozzá azok eredeti értéke helyett. Emiatt a modell nagyon ritkán és csak kis mértékben képes változókat teljesen kizárni a szabályozó lambda értékkel és így komplexebb modelleket eredményez.

Ahogy HANS (2011) leírja, az elasztikus háló eljárás a lineáris regresszió szabályos optimalizálásának egy formája, amely hidat biztosít a Ridge és a Lasso regressziós módszerek között.

Az EH-hoz tartozó minimalizálandó függvényt az alábbiak szerint írhatjuk le.

$$\hat{\beta} = \arg \min(\|y - x\beta\|^2 + \lambda_2\|\beta\|^2 + \lambda_1\|\beta\|_1)$$

Látható, hogy az elasztikus háló esetén 2 lambda értéket is optimalizál a modell. Az első szakasz: $\lambda_2\|\beta\|^2$, mely a Ridge módszertanból ismert négyzetes értékeket tartalmazza, míg a másik: $\lambda_1\|\beta\|_1$ - a Lasso módszertan szabályozása a regressziós együttthatók tekintetében.

2.4. CAPM modell bemutatása

A CAPM forradalmasította a modern pénzügytudományt. A William Sharpe, Jack Treynor, John Lintner és Jan Mossin által az 1960-as évek elején kidolgozott modell az első koherens keretet adta a befektetés megtérülésének a befektetés kockázatához való viszonyítására. Egyszerűen leírva, a CAPM a szisztematikus kockázat vagy az adott befektetési portfólió általános veszélyei és az adott befektetési eszköz megtérülése közötti kapcsolatot írja le:

$$ER_i = R_F + \beta_i(ER_m - R_F)$$

Ahol:

- ER_i a befektetés várható hozama
- R_F a kockázatmentes hozam

- β_i a befektetés volatilitása a piachoz képest
- ER_m a várt piaci hozam, így tehát $ER_m - R_F$ a kockázati prémium.

A β azt méri, hogy a befektetés mekkora kockázatot jelent a piaci általános kockázathoz képest. Ha egy részvény kockázatosabb, mint a piac, akkor 1-nél nagyobb lesz a béta, amennyiben pedig adott részvény vagy portfólió béta értéke kisebb mint 1, a képlet azt feltételezi, hogy az eszköz csökkenteni fogja a portfólió kockázatát.

A részvény bétáját ezután megszorozzuk a kockázati prémiummal, ami a piactól elvárt hozam kockázatmentes ráta feletti része. A kockázatmentes ráta ezután hozzáadásra kerül a béta és a piaci kockázati prémium szorzatához, így az eredménynek meg kell adnia a befektetőnek azt a szükséges hozamot, amely elméletileg kompenzálja a vállalt kockázatért.

2.5. A Fama-French 3 faktoros modell

Az FAMA és FRENCH (1992) háromtényezős modell a CAPM egy olyan kiegészítése, amelyet 1992-ben Eugene Fama és Kenneth French fejlesztettek ki a részvényhozamok leírására. A három tényező a következő:

- a piaci többlethozam,
- a kisvállalatok jobb teljesítménye a nagyvállalatokhoz képest,
- a nagyvállalatok jobb teljesítménye a kisvállalatokhoz képest.

A képlet szerint leírva:

$$ER = R_F + \beta_1(R_m - R_F) + \beta_2(SMB) + \beta_3(HML) + \alpha$$

Ahol:

- ER a várt hozamot jelöli
- R_F a kockázatmentes hozam
- β_i a befektetés volatilitása a piachoz képest
- R_m a várt piaci hozam, így tehát $R_m - R_F$ a kockázati prémium
- SMB a történeti többlethozama a lowcap vállalatoknak a highcap vállalatokhoz képest
- HML a történeti többlethozama a highcap vállalatoknak a lowcap vállalatokhoz képest

- α a befektetés alfája, vagyis, hogy az mennyire kockázatos. A gyakorlatban kevésbé használt, de megmutathatja, hogy a portfólió mennyivel teljesíthet jobban a piacnál. A kutatás szempontjából nem releváns jelen esetben.

A Fama-French háromtényezős modell a klasszikus CAPM modell kibővítése. A modellt a lowcap és highcap értékpapírok egymáshoz képest való túlteljesítési tendenciáinak mérésére igazították. A további kockázati tényező is rugalmasabbá teszi a CAPM-hez képest, viszont többlet-komplexitást is bevezet a modellbe.

2.6. R^2 , vagyis determinációs együttható

A használatos sklearn Python csomagban a regressziós modellek értékelése esetén a '.score' funkciók, melyeket a modell értékelésére használhatunk. A modellek az sklearn programcsomagban alapvetően is erre a módszerre vannak alapértelmezve, így mind a tudományos mind pedig a technikai környezet logikus választássá teszi az R^2 használatát.

HOWARTH (2017) részletesen tárgyalja ezt a módszertant, illetve számos munka foglalkozott már vele a modellek illeszkedésének minőségét vizsgálva, lásd még: (CAMERON és WINDMEIJER, 1996), (CAMERON és WINDMEIJER, 1997). A R^2 összefoglalásához az alábbi képlet segíthet:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

Ahol:

- R^2 a determinációs együttható
- SS_{res} a maradék hiba négyzetes összege
- SS_{tot} a négyzetek teljes összege.

A fentieket összegezve az R^2 röviden nem más, mint egy olyan statisztikai mérőszám, amely a regressziós modellben egy független változóval vagy változókkal magyarázott függő változó varianciájának arányát jelenti. Azt magyarázza, hogy az egyik változó varianciája milyen mértékben magyarázza a második változó varianciáját. Ezen ismervei miatt az R^2 intuitív módon alkalmazható a modellek bemeneti adatainak

magyarázóerejének mérésére – illetve a modell illeszkedésének jóságára is.

2.7. MAPE definiálása

A MAPE, vagy eredeti angol nevén 'mean absolute percentage error' egy egyszerű mutató arra, hogy a modell százalékos hibáját mérjük, így rendkívül könnyen értelmezhető mutatószámot biztosít az illeszkedési hiba szemléltetéséhez.

A MAPE kapcsán, annak széles körű felhasználását és egyszerűségét tekintve már szintén számos munka született mely ezt a modellt használta vagy bemutatta, akár csak a közelmúlt tekintetében is könnyű pár példát hozni– (MYTTENAERE et al., 2016), (MCKENZIE, 2011).

A képletet felírva:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Ahol:

- n az adatpontok számát jelöli, amikre a modell illesztésre került
- az A_t az aktuális értéket az adott adatpont esetén
- F_t az A_t esetére a modell által kalkulált érték.

Látható, hogy a MAPE egy nagyon egyszerű kalkulációval megmutatja az aktuális és modell által kalkulált adatpontok közötti %-os hiba abszolút értékét.

3. KÍSÉRLETEK ÉS AZ EREDMÉNYEK TAGLALÁSA

3.1. H1 hipotézis vizsgálata Elasztikus Háló segítségével

A H1 hipotézist az úgynevezett Elasztikus Háló, vagyis EH modellel vizsgáltam. A H1 hipotézis azon alapul, hogy az alacsony és magas kapitalizációval rendelkező részvények árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében megkülönböztethetők.

Ennek vizsgálatához az EH modell regressziós együtthatóit vizsgáltam, melyek kifejezik, hogy az adott tényező változása mennyivel változtatja a részvény árfolyamát. Ezt a vizsgálatot a globális és az alacsony kapitalizációs benchmarkra is végrehajtottam, majd a regressziós együtthatók mértékét átlagoltam. Annak érdekében, hogy a pénzpiaci eszközök volatilitására tudjak koncentrálni, ezek abszolút értékét vettem alapul.

A számokat összegezve azt találtam, hogy a globális highcap benchmark regressziós együtthatójának abszolút értékének két tizedesig kerekített összege 4.65, szórása 0.02. Ezzel szemben, ugyanezeket az értékeket vizsgálva a lowcap benchmark esetén az alábbi eredményeket kaptam: összege 5.41, szórása 0.03.

Ez alapján látható, hogy a lowcap benchmark általánosan kilengőbb mozgásokkal rendelkezik a független változók értékének változásaira reagálva. Ezt a β együtthatók abszolút értékének összege is alá támasztja. Emiatt a H1 hipotézis, mely szerint elfogadásra kerül, az alábbi tézissel lett kiegészítve.

T1: Az alacsony kapitalizációval rendelkező vállalatok részvényindexe a regressziós együtthatók alapján, Elasztikus Hálóval modellezve nagyobb érzékenységet mutat a makroökonómiai környezetre (β -ák összege highcap 4.65 és lowcap 5.41), mint a highcap piaci index. A modellek magyarázóereje is jónak mondható (R^2 highcap 0.99 és lowcap 0.74) a 2015 és 2021 közötti periódust vizsgálva az iShares MSCI World Index ETF és a SPDR MSCI World Small Cap UCITS ETF tőzsdén kereskedett alapok újra-indexált értékét függő változóként használva a modell számára.

3.2. H2 hipotézis, régiós hatások és hírek fontosságának rangsorolása

A második hipotézis vizsgálatához az első hipotézishez már betanított modellt tudtam használni, hiszen az már tartalmazza a vizsgálathoz szükséges adatokat granulásabb formában. Ahhoz, hogy meg tudjam mondani, hogy a makroökonómiai környezet szerint mely országok a legbefolyásosabbak a hangulatra tehát, az Elasztikus Háló regressziós együttthatóit az adott független változót kibocsátó országhoz vagy régióhoz rendeltem.

A lenti táblázatban összegzem a lowcap és highcap benchmark együttthatóinak abszolút értékének az összegét, mind a két benchmarkot átlagolva.

1. táblázat: Együttthatók abszolút értékének összegének átlaga a lowcap és highcap benchmarkot átlagolva (saját forrás, 2022)

Ország	Együttthatók átlaga
CN	0.90
JP	0.81
USA	0.78
UK	0.58
EU	0.46
AU	0.42
CAN	0.31
CH	0.23

Eszerint a H2-t nem csak elfogadom, de az alábbi tézissel egészítem ki.

H2: Az egyes területek makroökonómiai hírei megkülönböztethető befolyásossággal bírnak a részvényárfolyamok tekintetében.

T2: 2015 és 2021 között az MSCI World indexeket vizsgálva a legbefolyásosabb régió makroökonómiai adatok szempontjából Kína volt (ß lowcap/highcap átlag 0.9), melyet a vizsgált országok közül Japán(0.81), USA(0.78), UK(0.58), EU(0.46), AU(0.42), CAN(0.31) és

CH(0.23) követtek az Elasztikus Háló modell β értékeinek régióként való összegzése alapján.

3.3. H3 hipotézis, makroökonómiai adatközlések időbeli hatásának vizsgálata Mesterséges Neurális Háló alkalmazásával

Ahogy a hipotézisek taglalásakor is kifejtettem, a következő vizsgálat azt a célt szolgálja, hogy megértsük a makroökonómiai hírek időbeliségének hatásait. Tekintve, hogy ezek a hírek közötti kapcsolatok gyakorta nem-lineáris mintázatokat követnek, a közöttük lévő kapcsolatok és a részvényárfolyamokra gyakorolt hatásuk szintén feltételezhetően nem lineáris, így neurális hálóval vizsgálom a kapcsolatot a jobb illeszkedés végett. Emellett a neurális hálóba a validációs adathalmazt is bevezetem. Az adatok 20%-át validációs adathalmaznak megtartottam a túltanítás elkerülése miatt.

A neurális háló első rétege szándékosan 1031 neuront tartalmaz, hiszen ennyi az adattisztítás után fennmaradó bemeneti független változók száma és így képes lesz a modell mindegyik változót külön kezelni és súlyozni. Ezt követően a rejtett rétegeket először 2062 növelem mert az empirikus kísérletek alapján így jobb hálóilleszkedést produkált, mint kevesebb neuronnál. A rétegeket a következőkben 515 majd 50 neuronra csökkentem, míg végül a modell egyetlen számot ad vissza: a függő változót, mely a részvényárfolyam bemeneti adatok szerint meghatározott értéke, a bemeneti adatok súlyai által. A ReLU aktivációs függvényt használtam.

Annak érdekében, hogy azt is indikálhassam, hogy a független változók időbeli hatása csökken-e, ugyanazt a neurális háló algoritmust, amit a korábbiakban taglaltam betanítom a független változók y változóhoz képest való 0, 20, 60, 90, 120 és 240 napos csúsztatásával is. Fontos megjegyezni, hogy minden nap adatbázisnapban értendő, tehát csupán az adatsorokat csúsztatom – így tehát előfordulhat némi eltérés amennyiben például egy adott héten nem volt minden nap makroökonómiai adat kiadva munkaszüneti nap miatt vagy hasonló okokból.

Az így kapott értékeket összevetem a korábban bemutatott modellek által produkált MAPE értékkel a highcap és a lowcap indexek esetében is. A

kísérletben elemzés céljából csak a validation vagy validációs adathalmazon végrehajtott kísérleteknek jelenítem meg az átlagát.

2. táblázat: MAPE összehasonlítása 60 napos csúsztatással és anélkül (Saját forrás, 2022)

	MAPE RELU train	MAPE RELU validation	Lowcap MAPE RELU train	Lowcap MAPE RELU validation	Validation Átlag
Eredeti érték	5.2579	5.8425	4.5219	6.021	5.93175
20 napos csúsztatás	6.229	15.1085	3.2501	6.8832	10.99585
40 napos csúsztatás	2.6656	10.8003	2.5155	7.144	8.97215
60 napos csúsztatás	4.9146	11.4865	3.5528	15.7772	13.63185
90 napos csúsztatás	3.904	10.6689	2.82	12.8241	11.7465
120 napos csúsztatás	5.5448	10.964	5.1046	13.8018	12.3829
240 napos csúsztatás	3.1453	15.8722	4.0039	18.6631	17.26765

A fentiek alapján tehát, a H3 hipotézist, amely szerint:

„H3: Harmadik hipotézis, a makroökonómiai hírek csak rövid távon befolyásolják az indexárfolyamokat”.

kiegészítem az alábbi tézissel:

T3: A makroökonómiai hírek és az indexárfolyamok tekintetében vizsgáltam a modell illeszkedési képességét, a makro adatok időbeli csúsztatásának hatását is megvizsgálva az illeszkedés minőségét tekintve. Az illeszkedést a modell MAPE értékeivel mértem. Az időbeli elcsúsztatás növelésével általánosan magasabb hibaértéket produkált a modell, így ennek alapján elmondható, hogy a makroökonómiai hírek modell-illesztéskori magyarázóereje azok kiadásakor a legerősebb a tőkepiaci hatás tekintetében. A makroökonómiai hírek és az indexárfolyamok közötti modell-illeszkedés minősége a neurális háló MAPE értékeinek vizsgálata szerint az idő múlásával nem egyenletesen csökkent. A Neurális Háló MAPE értékeinek vizsgálatával 0, 20, 40, 60, 90, 120 és 240 napos késleltetéssel a MAPE értékek a lowcap és highcap piacok átlagát tekintve: 5.93175, 10.99585, 8.97215, 13.63185, 11.7465, 12.3829, 17.26765 voltak.

3.4. H4 hipotézis vizsgálata, a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények tanulási hatékonyságra gyakorolt hatása

A kutatás során kísérletet hajtok végre annak vizsgálatára, hogy a ReLU és Sigmoid függvények milyen hatást gyakorolnak a neurális háló tanulási képességére a makroökonómiai adatokat vizsgálva az adott hálóméret mellett. Ennek használatára ugyanazt a neurális hálót használtam, mint a makroadatok időbeli csúsztatásának elemzéséhez használt modellnél, csupán kicseréltem a hálóban található ReLU függvényeket Sigmoid függvényekre a kísérlet megfelelő részében.

A highcap benchmark adatot vizsgálva a MAPE érték a tanulási adathalmazon 5.2579%, a validációs adaton 5.8425%, és az eredmények elérése 7 epoch-ot vett igénybe. Mindegyik vizsgálatnál 5-ös konstanson tartottam az early stop változót, tehát ennyi epoch kellett a modellnek amíg abbahagyta a tanulást miután az eredmények már nem javultak tovább. Ugyanezen értékek a Sigmoid függvény használatával a tanulási adathalmazon 10.5469%, a validációs adathalmazon 29.5432%, valamint 139 epoch.

A lowcap adathalmazon is hasonló trend figyelhető meg, ahol a ReLu train/validation tekintetében 4.7892%-os és 6.4727%-os MAPE értéket produkált 13 epoch igénybe vételével. Ezzel szemben a Sigmoid függvény itt 12.6725%-os, valamint 27.5036%-os MAPE értéket eredményezett 168 epoch igénybe vételével.

3. táblázat: ReLu és Sigmoid tanulási eredmények

	ReLu	Sigmoid	Átlag
Highcap train MAPE	5.2579	10.5469	7.9024
Highcap validation MAPE	5.8425	29.5432	17.69285
Highcap Epochs	7	139	73
Lowcap train MAPE	4.7892	12.6725	8.73085
Lowcap validation MAPE	6.4727	27.5036	16.98815
Lowcap Epochs	13	168	90.5

A fentiek miatt a H4 hipotézis elutasításra kerül, valamint az alábbi T4 tézist állapítom meg.

T4: A makroökonómiai adatok és indexárfolyamok kapcsolatát vizsgáló kísérletek modell-tanítása során, akár highcap akár lowcap piacon, a ReLU alkalmazásával a Neurális Háló kevesebb epoch-ot vett igénybe (highcap/lowcap ReLu: 7 és 13, Sigmoid: 139 és 168), illetve annak MAPE értékei is alacsonyabbak voltak a validációs adathalmazon (highcap/lowcap ReLu 5.8425% és 6.4727%, Sigmoid validation MAPE: 29.5432% és 27.5036).

3.5. H5 kísérlet, a CAPM, a FF3, az Elasztikus háló és a Neurális Háló MAPE értékeinek elemzése

A H5 kísérlet végrehajtásához ugyanazt az Elasztikus Háló modellt fogom használni, mint korábban – továbbá szintén ugyanazt a Mesterséges Neurális Hálót.

A már korábban használt EH és Neurális Háló modellek mellett építettem egy egyfaktoros CAPM és egy 3 faktoros CAPM modellt is, ezeket kiszámoltam a teljes 7 évnyi időszakra. A CAPM modellek esetén mind a lowcap, mind pedig a highcap indexek külön kerülnek számításra a többi modellhez hasonlóan.

A CAPM modellekhez használatos faktorok a (French online adatkönyvtár, 2022)-ből kerülnek beolvasásra, mely egy French által üzemeltetett online adatbázis, amely lehetővé teszi a tárgyalt Fama-French/CAPM modellekhez szükséges adatok könnyű elérését.

Miután mind a 4 modellt illesztettem az adatokra (CAPM, Fama-French 3 faktoros CAPM, Elasztikus Háló és Neurális Háló), azok MAPE értékeit az alábbi táblázatban gyűjtöttem össze, valamint átlagoltam a két index szerint. A Neurális Háló esetén csak a validációs adatbázis MAPE értékét vizsgálom, elkerülve ezzel a tanítási adathalmazon való nagyon jó illeszkedésből adódó esetlegesen kevésbé jól általánosítható előrejelzési képesség értékelésben történő hatását: röviden, a túltanítást.

3. táblázat: CAPM, FF3 és Neurális Háló és Elasztikus Háló MAPE értékeinek összehasonlítása

	Benchmark MAPE	Lowcap MAPE	MAPE Átlag
CAPM	9.494441694	12.20109669	10.84776919
FF3	8.500770859	10.18125757	9.341014215

Elasztikus Háló	1.308111724	8.761300364	5.034706044
NH	5.8425	6.021	5.93175

Ezzel együtt a kísérlet alapján mind az EH, mind pedig a Neurális Háló jobb MAPE értékeket produkáltak a CAPM és FF3 modelleknél, így a H5 hipotézis elfogadásra került.

H5: MAPE értékek tekintetében a makroökonómiai adathalmazon illesztett Elasztikus Háló és a Neurális Háló MAPE értékei alacsonyabbak, mint a CAPM és Fama-French 3 tényezős modelljei alapján kalkulált hozamok MAPE értékei az éves hozam előrejelzésére.

Továbbá, a H5 hipotézist a következő tézissel szeretném kiegészíteni.

T5: A makroökonómiai és index adathalmazokon illesztett Elasztikus Háló és a Neurális Háló MAPE értékei alacsonyabbak, mint a CAPM és FF3 modellek MAPE értékei, mind a highcap, mind pedig a lowcap piacot vizsgálva a globális indexeken keresztül. A MAPE értéket a highcap és lowcap piacok szerint átlagolva a következőképp alakultak modellenként: CAPM: 10.8%, FF3: 9.3%, EH: 5.3%, NH: 5.9%. Ez indikálja a makrokörnyezeti adatok fontosságát a hozamelvárások tekintetében, hiszen ezen adatpontok elérhetősége jobb illeszkedést tett lehetővé, mint a kizárólagosan hozamelvárásokra illesztett modellek.

4. ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK

A disszertáció kísérletet tett a makroökonómiai adatok és a globális highcap és lowcap index piacok árfolyamainak kapcsolatának feltárására. A bemeneti adatok közel 1000 makroökonómiai tényezőből álltak, melyeket független változóként használtam az Elasztikus Háló modell illesztésére a két piacot reprezentáló indexeken. Az elasztikus háló regressziós együtthatóinak vizsgálatával láthatóvá vált, hogy a makroökonómiai környezet változása nagyobb volatilitást eredményez az alacsonyabban kapitalizált vállalatok részvénytőzsján. Ezt az eredményt az együtthatók összegének elemzésével kvantitatív módon bizonyítottam, és feltártam, hogy a 2015-2021 közötti periódust vizsgálva a regressziós együtthatók összege a highcap piacon 4.65, míg a lowcap piacon magasabb, 5.41 volt. Ez egyértelműsíti, hogy a lowcap piac általánosan nagyobb kilengéseket produkál a makroökonómiai tényezők változására.

A H1 hipotézis így el lett fogadva, valamint kiegészítésre került a T1 tézissel, mely szerint az alacsony kapitalizációval rendelkező vállalatok részvényindexe a regressziós együtthatók alapján, Elasztikus Hálóval modellezve nagyobb érzékenységet mutat a makroökonómiai környezetre (β -ák összege 4.65 és 5.41), a regressziós együtthatók szórása pedig szintén magasabb az alacsonyan kapitalizált indexre illesztett modell esetén (0.02 és 0.03), a 2015 és 2021 közötti periódust vizsgálva az iShares MSCI World Index ETF és a SPDR MSCI World Small Cap UCITS ETF tőzsdén kereskedett alapokat függő változóként használva a modell számára.

Megvizsgáltam az egyes gazdasági területek között látható különbségeket annak tekintetében, hogy milyen befolyással rendelkeznek az egyes területeken kiadott makroökonómiai hírek a globális indexárfolyamokra. Az együtthatók összegét vizsgálva a highcap benchmark tekintetében a kínai adatok a legbefolyásosabbak globálisan, 0.65-ös értékkel. Utána Japán 0.64, UK 0.61, és az USA 0.49 értékkel következnek. Ezt az EU követi 0.44-es értéken, majd a relatív kisebb, de szintén nyugati gazdaságok.

Az alacsonyan kapitalizált vállalatok részvényeinek tekintetében Kína 0.9-es értéket kapott a regressziós együtthatókat összegezve, és érdekes módon Japán végzett a második helyen 0.81-es értékkel, ami az ázsiai kontinens általános dominanciájára utal. Az ún. nyugati kultúrákat nézve az Egyesült Államok vezet 0,78-as értékkel, melyet az Egyesült Királyság és az Európai Unió követnek 0.58 és 0.46-os értékekkel. A relatív kisebb gazdasági területek, mint Ausztália 0.42, Kanada 0.31 és Svájc 0.23 értékükkel.

A highcap és lowcap modellek β -áinak abszolút értékének összegét a két indexet átlagolva kirajzolódott, hogy a kínai terület a legbefolyásosabb 0.9 összértékkel, melyet a japán 0.81 követ. Ezek után az USA 0.78, UK 0.38, EU 0.46, AU 0.42, CAN 0.31 és CH 0.23 következnek.

Eszerint a H2 hipotézis elfogadásra került, továbbá kiegészítésre került T2-vel, amely bővíti a hipotézist azzal, hogy a 2015 és 2021 között az MSCI World indexeket vizsgálva a legbefolyásosabb régió makroökonómiai adatok szempontjából Kína volt, melyet a vizsgált országok közül Japán, USA, UK, EU, AU, CAN és CH követtek az Elasztikus Háló modell β értékeinek régióként való összegzése alapján.

A makroökonómiai környezet időbeliségét is vizsgáltam a MAPE mutató és az idősoros adatok idő tengelyen való csúsztatásával. Mesterséges Neurális Hálót illesztettem az összes makroadatra, majd annak illeszkedését hasonlítottam össze egy 20, 40, 60, 90, 120 és 240 nappal időben késleltetett adathalmazon megismételve a modell illesztését. Fontos ismét kiemelni, hogy ezek nem valódi napok, hanem adatbázissorok: az adatbázis alapvetően munkanapokra oszlik soronként, viszont előfordul olyan nemzetközi szünnap amikor egy országban sem adnak ki makrohírt, így az adott hét kevesebb, mint 5 munkanapból áll, ugyanakkor ez nagyságrendileg elhanyagolható és elfogadtam a kísérlet eredményeinek értékelésében.

Az így kapott eredmények vizsgálata kimutatta, hogy a validációs MAPE-et tekintve mind a highcap, mind pedig a lowcap piacot tekintve a valós idejű adathalmazon jobban tanult a modell, mint az időtengelyen elcsúsztatott adatokon. Az adatok tekintetében a H3 hipotézis, mely szerint a makroökonómiai hírek csak rövid távon befolyásolják az indexárfolyamokat elfogadásra került azzal a kiegészítéssel, hogy az illeszkedést a modell MAPE értékeivel mérve az időbeli elcsúsztatás

növelésével általánosan magasabb hibaértéket produkált a modell, így ennek alapján elmondható, hogy a makroökonómiai hírek modell-illesztéskori magyarázóereje azok kiadásakor a legerősebb a tőkepiaci hatás tekintetében. A makroökonómiai hírek és az indexárfolyamok közötti modell-illeszkedés minősége a neurális háló MAPE értékeinek vizsgálata szerint az idő múlásával nem egyenletesen csökkent. A Neurális Háló MAPE értékeinek vizsgálatával 0, 20, 40, 60, 90, 120 és 240 napos késleltetéssel a MAPE értékek a lowcap és highcap piacok átlagát tekintve: 5.93175, 10.99585, 8.97215, 13.63185, 11.7465, 12.3829, 17.26765 voltak.

A szakirodalmi feltárásban foglalkoztam az aktivációs függvényekkel, melyek a nemlineáris kapcsolatok modellezését teszik lehetővé a Neurális Hálók számára. Az irodalom alapján a ReLU és a Sigmoid tűnnek a legnépszerűbb aktivációs függvényeknek, azonban makroökonómiai modellezési probléma megoldására nem találtam számszerű bizonyítékot annak hitelesítésére, hogy bármelyiket preferálná az irodalom az indexárfolyamok modellezése esetén. Emiatt kísérletet tettem a két aktivációs függvény makroökonómiai modell esetén való alkalmazásának vizsgálatára azok eredményessége szempontjából.

A kapott eredmények szerint a MAPE érték a tanulási adathalmazon 5.2579%, a validációs adaton 5.8425% volt, és az eredmények elérése 7 epoch-ot vett igénybe a ReLu használatával. Ugyanezen értékek a Sigmoid függvény használatával a tanulási adathalmazon 10.5469%, a validációs adathalmazon 29.5432%, valamint 139 epoch. A lowcap adathalmaz is hasonló eredményeket szült, ott a ReLu train/validation tekintetében 4.7892%-os és 6.4727%-os MAPE értéket produkált 13 epoch igénybevételével. Ezzel szemben a Sigmoid függvény itt 12.6725%-os valamint 27.5036%-os MAPE értéket eredményezett 168 epoch igénybevételével.

A H4 hipotézis helyett az adatok elemzése alapján az alábbi T4 tézist állapítottam meg: a makroökonómiai adatok és indexárfolyamok kapcsolatát vizsgáló kísérletek modell-tanítása során, akár highcap akár lowcap piacon, a ReLU alkalmazásával a Neurális Háló kevesebb epoch-ot vett igénybe (highcap/lowcap ReLu: 7 és 13, Sigmoid: 139 és 168), illetve annak MAPE értékei is alacsonyabbak voltak a validációs

adathalmazon (highcap/lowcap ReLu 5.8425% és 6.4727%, Sigmoid validation MAPE: 29.5432% és 27.5036).

Összehasonlítottam a CAPM, a Fama French 3 tényezős modell valamint a Mesterséges Neurális Háló és az Elasztikus Háló globális indexadatokra való illeszkedését. A modell-illesztést a MAPE mutató alapján bíráltam. Az eredmények bizonyították a makroökonómiai adatok alkalmazásának hatékonyságát a hozamelvárásokat illetően, hiszen a CAPM alapú modellek faktorjai kevésbé hatékony illeszkedést eredményeztek.

Az eredményeket a highcap és lowcap piacokon elért illeszkedést átlaga szerint bíráltam el, így az EH modell, bár kicsivel, de jobban teljesített tehát a makroökonómiai modellezési feladat végrehajtásában, mint a Neurális Háló. Ennek feltehető oka a bemeneti adatok interkorrelációja és a 'zaj', melyet az EH modell L1 és L2 regularizációja jobban kezelt, vagy pedig az ANN model számára kevesebb elérhető adat a tanítási adathalmazból kifolyólag. Így a highcap index benchmark tekintetében a Neurális Háló MAPE értéke 5.8425 %, a lowcap MAPE értéke pedig 6.021 %, mely 5.93175%-os MAPE átlagot hozott. Az Elasztikus Háló nagyon szoros illeszkedést produkált, highcap piac esetén 0.131%-os MAPE értékkel, míg a lowcap piac esetén 8.767%-os MAPE értékkel, mely globális highcap és lowcap átlaga így 5,03%. Összességében, mivel az EH nem alkalmazott validációs adathalmazt, míg a NH 20%-át az adatoknak validációra használta, így a 2 modell véleményem szerint hasonlóan jól teljesített, viszont az EH előnye a NH 'fekete doboz' természete helyett, hogy jól magyarázható korrelációs együttthatóka lehet kinyerni belőle.

A kutatás szerint a H5 kísérlet alapján mind az EH, mind pedig a Neurális Háló jobb MAPE értékeket produkáltak a CAPM és FF3 modelleknél, így a H5 hipotézis elfogadásra került, valamint ki lett egészítve a T5 tézissel, ami szerint makroökonómiai és index adathalmazokon illesztett Elasztikus Háló és a Neurális Háló MAPE értékei alacsonyabbak, mint a CAPM és FF3 modellek MAPE értékei, mind a highcap, mind pedig a lowcap piacot vizsgálva a globális indexeken keresztül. A MAPE értéket a highcap és lowcap piacok szerint átlagolva a következőképp alakultak modellenként: CAPM: 10.8%, FF3: 9.3%, EH: 5.3%, NH: 5.9%. Ez indikálja a makrokörnyezeti adatok fontosságát a hozamelvárások

tekintetében, hiszen ezen adatpontok elérhetősége jobb illeszkedést tett lehetővé, mint a kizárólagosan hozamelvárásokra illesztett modellek.

5. TOVÁBBI JAVASLATOK ÉS KUTATÁSI LEHETŐSÉGEK

A disszertáció számos nyitott kérdésre adott választ két, a klasszikus CAPM és Fama-French 3 tényezős modellt olyan modern technikákkal hasonlítva össze, mint a Mesterséges Neurális Hálók és Elasztikus Háló. Bizonyosságot tett a makroökonómiai adatok és a részvénytőkepiacok közötti kapcsolatról, illetve bemutatta az eltéréseket a magas és alacsony kapitalizációval rendelkező részvények piacai között azok makrokörnyezetükkel való viszonyát taglalva. Mindezt kvantitatív módon, a tárgyalt regressziós együtthatók segítségével, a globális index benchmarkokat használva.

A továbbiakban érdemes lenne ezt a kapcsolatot még részletesebben vizsgálni: tehát akár az egyedi részvények mögötti vállalati tőkeerő vonatkozásában is vizsgálni, hogy ezt a kapcsolatot bizonyos iparágra összeállított részvényklasztereken keresztül szemléltetni lehessen, vagy tovább vizsgálni a vállalati mérleg összetételének hatását az adott értékpapír volatilitását tekintve. Egy ilyen elemzés további lehetőségeket nyitna a befektetési intézmények számára a portfóliók kockázatkezelésében, hiszen amennyiben a tőkeerő és a makrokörnyezet kapcsolata tovább árnyalható akár a mérlegösszetétel szerint, úgy a kereskedési stratégiákat lehetne optimalizálni az információ használatával.

A disszertáció arra is számszerű bizonyítékkal szolgál, hogy az Elasztikus Háló regressziós együtthatóinak vizsgálata szerint Kína vezető szerepet tölt be, amikor a makrokörnyezet és a globális pénzpiacok kapcsolatát vizsgáljuk. Érdemes lehet további országokat vagy területeket bevonni a vizsgálatba az adatok elérhetősége szerint. Ezen kívül gyakorlati értelemben a kutatás a befektetési portfóliók kezelését illetően némileg leveszi a hangsúlyt az USA makrokörnyezeti adatairól, és átteszti a fókusz Kínára a 2015-2021 közötti periódust vizsgálva.

Ezen kívül a kutatás azt is bemutatta a mesterséges neurális háló valós idejű, 20, 40, 60, 90, 120 valamint 240 adatbázisnappal csúsztatott makroadatokon való illesztésével, hogy a makrokörnyezet hatása a hírek

kiadásától tekintve általánosan csökken, tehát a befektetési portfóliók aktív menedzselése javasolt. A jövőbeli kutatásokban ezt az összefüggést tovább lehetne árnyalni még azzal is, hogy egyes faktorok milyen sokáig befolyásolják a pénzpiaci árfolyamokat.

Továbbá a disszertációban prezentált kísérlet kimutatta, hogy a CAPM és Fama-French 3 tényezős modelleknél a neurális háló valamint elasztikus háló jobb eredményeket produkáltak a MAPE értékeket vizsgálva az adott periódus és adathalmazok esetén, az utóbbi két modellt makroökonómiai adatpontokon illesztve. Ezek alapján érdemes volna további kísérleteket tenni a CAPM és FF3 modellek makroökonómiai adatpontokkal való kiterjesztésére. Szintén érdekes lenne további modellekkel kiterjeszteni a kutatási törekvéseket, például olyan technológiákkal, mint az idősoros adatok modellezésében gyorsan teret nyerő long-term short term, vagyis LSTM neurális hálók.

6. AZ ÉRTEKEZÉS TÉMAKÖRÉHEZ KAPCSOLÓDÓ PUBLIKÁCIÓK

Folyóíratcikk

1. SUHAJDA A. (2023): Relationship Of Macroeconomic News Releases And Price Developments, *Economics & Working Capital*
2. BALOGH A., SUHAJDA A. (2021): Versenyképesség az ellátási láncban, az Ipar 4.0 és a vizuális-szimuláció adta lehetőségekkel. *Controller Info*, 9(4), pp.25–28.
3. GÁBOR, Á. & SUHAJDA, A., (2019): A szervezeti kultúra dimenziói a controlling fókuszú szervezetben. *Controller Info*, 7(2), pp.30–35.
4. SUHAJDA, A. & CSESZNIK, Z., (2021): Tőzsdék és ECN kereskedési rendszerek versenyhelyzete az algoritmikus kereskedés piacán, valamint a BÉT stratégiájának revíziója a témában. *Controller Info*, 9(4), pp.53–58.
5. SUHAJDA, A. (2023): Effects Of Scheduled Economic News On Equity And Forex Price Developments, *Modern Sciences Journal*
6. SUHAJDA, A., (2022): A magas frekvenciás kereskedés piaci mechanizmusának hatásvizsgálata, a regulációs környezet és a BÉT stratégiájának revíziója = Impact assessment of the market mechanism of high frequency trading, revision of the regulatory environment and the strategy of the BSE. *Controller Info*, 10(1), pp.51–54.
7. SUHAJDA, A., MATÉ, N. & TOTH, M., (2020): Challenges And Application Opportunities Of Optical Character Recognition Using Multilayer Perceptron Models In The Accounting Domain. *Economics & Working Capital*, 2020, (3–4), Pp.2–7.
8. SUHAJDA, A., TÓTH, M. & NEMÉNYI, M., (2020): Mesterséges neurális hálók alkalmazása magas frekvenciás audit fókuszú szakértői rendszerekben. *Controller Info*, 8(2), pp.2–5.
9. THALMEINER, G., SUHAJDA, Á. & TÓTH, M., (2019): Teoretikus controlling szemléletek. *CONTROLLER INFO*, 7(2), Pp.23–29.
10. VAJNA I.T.A. Et Al., (2019): A Számvitel Múltja És Jövője. *Limes: A li. Rákóczi Ferenc Kárpátaljai Magyar Főiskola Tudományos Évkönyve*, 6(1), Pp.359–369.

Konferenciaközlemény vagy absztrakt

11. BALOGH A. & SUHAJDA A., (2021): Regional Small and Mid-size Enterprises and the Influence of Crisis. In International Conference of Economics PhD Students and Researchers in Komarno. pp. 25–32.
12. JAKAB, T. & SUHAJDA, A., (2020): A háztartási szféra hitelállományának alakulása magyarországon 2015 és 2018 között. In XVII. Nemzetközi Tudományos Napok. pp. 527–534.
13. JAKAB, T. & SUHAJDA, A., (2020): A háztartási szféra hitelállományának alakulása Magyarországon 2015 és 2018 között = Developments in the household sector loan portfolio in Hungary between 2015 and 2018. In XVII. Nemzetközi Tudományos Napok - Abstract Book. pp. 115–115.
14. SUHAJDA, A. & BALOGH, A., (2020): The role of big data and analytics to support decision making in business. In Conference Proceedings of the 1st Online International Scientific Conference. pp. 142–149.
15. SUHAJDA, A. & JAKAB, T., (2020): Komplex nem-lineáris problémák és mesterséges neurális hálók a fenntartható természeti erőforrás gazdálkodásért. In XVII. Nemzetközi Tudományos Napok. pp. 1028–1033.
16. SUHAJDA, A. & JAKAB, T., (2020): Komplex nemlineáris problémák és mesterséges neurális hálók a fenntartható természeti erőforrás gazdálkodásért = Complex non-linear problems and artificial neural networks in sustainable natural resource management. In XVII. Nemzetközi Tudományos Napok - Abstract Book. pp. 208–208.
17. SUHAJDA, A. & TOTH, M., (2022): Alternative Trading Venues, and their competition with Stock Exchanges. In VIII. International Winter Conference of Economics PhD Students and Researchers. pp. 86–94.
18. SUHAJDA, A., (2020): A Folyamat-robotizálás hatásai az emberi munkaerő hatékonyságára üzleti területen, és az Blockchain hozzáadott értéke [Effects of process automation to the effectiveness of human labor in the business domain, and the added value of Blockchain]. In XXVI. Ifjúsági Tudományos Fórum.
19. SUHAJDA, A., (2020): Application of artificial neural networks in continuous auditing systems. In VI. Winter Conference of Economics PhD Students and Researchers. pp. 111–111.

20. SUHAJDA, A., (2020): Intelligent energy management using smart meters and artificial neural networks. In XVII. Nemzetközi Tudományos Napok
21. SUHAJDA, A., TOTH, M. & ZEMAN, Z., (2020): Application of artificial neural networks in continuous auditing systems. In VI. International Winter Conference of Economics PhD Students and Researchers: Conference Proceedings. pp. 214–223.

7. IRODALOMJEGYZÉK

1. ABLEEEVA A. M. (2014): Trend Studies Of Macroeconomic Indicators In Comparable Prices, International Journal Of Experimental Education №6, 2014
2. CAMERON A. C. & WINDMEIJER F. A. G. (1996): R-Squared Measures for Count Data Regression Models With Applications to Health-Care Utilization, Journal of Business & Economic Statistics, 14:2, 209-220, DOI: 10.1080/07350015.1996.10524648
3. CAMERON A. C. & WINDMEIJER F. A. G. (1997): An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models, Journal of Econometrics, Volume 77, Issue 2, ISSN 0304-407
4. DE MYTTENAERE A., GOLDEN B., LE GRAND B., & ROSSI F. (2016): Mean Absolute Percentage Error for regression models, Neurocomputing, Volume 192, Pages 38-48, ISSN 0925-2312
5. EUGENE F. FAMA, KENNETH R. FRENCH (1992): The Cross-Section of Expected Stock Returns, The Journal of Finance, <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04398.x>
6. HANS C. (2011): Elastic Net Regression Modeling With the Orthant Normal Prior, Journal of the American Statistical Association, 106:496, 1383-1393, DOI: 10.1198/jasa.2011.tm09241
7. HOERL A. E. & KENNARD R. W. (1970), Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems, Technometrics, 12:1, 55-67, DOI: 10.1080/00401706.1970.10488634
8. HOWARTH, R.J. (2017): R. In: Dictionary of Mathematical Geosciences . Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57315-1_18
9. HUI ZOU, TREVOR HASTIE (2005): Regularization and variable selection via the elastic net, Department of Statistics, Stanford University, Stanford, CA 94305, USA, <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00503.x>
10. J RANSTAM, J A COOK (2018): Lasso regression, British Journal of Surgery, Volume 105, Issue 10, September 2018, Page 1348, <https://doi.org/10.1002/bjs.10895>
11. JORDI MCKENZIE, (2011): Mean absolute percentage error and bias in economic forecasting, Economics Letters, Volume 113, Issue 3, Pages 259-262, ISSN 0165-1765
12. József Dombi, Tamás Jónás, (2022): Generalizing the sigmoid function using continuous-valued logic, Fuzzy Sets and Systems, ISSN 0165-0114, <https://doi.org/10.1016/j.fss.2022.02.010>

13. KYEREBOAH-COLEMAN, A. AGYIRE-TETTEY, K.F: (2008): "Impact of macroeconomic indicators on stock market performance: The case of the Ghana Stock Exchange", *Journal of Risk Finance*, Vol. 9 No. 4, pp. 365-378.
<https://doi.org/10.1108/15265940810895025>
14. MARK J. FLANNERY, ARIS A. PROTOPAPADAKIS (2002): Macroeconomic Factors Do Influence Aggregate Stock Returns, *The Review of Financial Studies*, Volume 15, Issue 3, April 2002, Pages 751–782
15. MEGARAVALLI A. V. & SAMPAGNARO G., MURRAY L. (Reviewing Editor) (2018): Macroeconomic indicators and their impact on stock markets in ASIAN 3: A pooled mean group approach, *Cogent Economics & Finance*, 6:1, DOI: 10.1080/23322039.2018.1432450
16. MSCI World Index (USD) Prospectus, (2022), <https://www.msci.com/documents/10199/178e6643-6ae6-47b9-82be-e1fc565ededb>
17. MUHAMMAD, SULAIMAN D. AND HUSSAIN, ADNAN AND ALI, ADNAN AND JALIL, M. ANWAR (2009): Impact of Macroeconomics Variables on Stock Prices: Empirical Evidence in Case of KSE (2009). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1683357> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1683357>
18. MÜGGE D. (2016): Studying macroeconomic indicators as powerful ideas, *Journal of European Public Policy*, 23:3, 410-427, DOI: 10.1080/13501763.2015.1115537
19. NIKKEI(2022):<https://indexes.nikkei.co.jp/en/nkave/index/profile?idx=nk225#:~:text=The%20Nikkei%20225%20is%20calculated,calculating%20the%20price%2Dweighted%20index>.
20. PAVEL V. LIMAREV ; YULIA A. LIMAREVA ; IRINA S. AKULOVA GALINA S. KHAKOVA ; NATALYA A. RUBANOVA ; VIKTOR N. NEMTSEV, (2018): The Role Of Information In The System Of Macroeconomic Indicators, *El Papel De La Información En El Sistema De Indicadores Macroeconómicos*, Vol. 39 (Number 50) Year 2018. Page 16
21. PETER GOLDSBOROUGH (2016): A Tour of TensorFlow, Cornell University
22. PILINKUS D. (2010): Macroeconomic Indicators and Their Impact on Stock Market Performance in the Short and Long Run: The Case of the Baltic States, Vilnius Gediminas Technical University, Technological and Economic Development of Economy, pp. 291-304
23. SARIANNIDIS, N., GIANNARAKIS, G., LITINAS, N., & KONTEOS, G. (2010): A garch examination of macroeconomic

- effects on U.S. stock market : a distinction between the total market index and the sustainability index. *European Research Studies Journal*, 13(1), 129-142.
24. SPDR® MSCI World Small Cap UCITS ETF Prospectus, (2022), https://www.ssga.com/library-content/products/factsheets/etfs/emea/factsheet-emea-en_gb-zprs-gy.pdf
 25. STEFFEN EGER, PAUL YOUSSEF, IRYNA GUREVYCH (2019): Is it Time to Swish? Comparing Deep Learning Activation Functions Across NLP tasks, arXiv:1901.0267
 26. SUHAJDA A., JAKAB T. (2020): Komplex nem-lineáris problémák és mesterséges neurális hálók a fenntartható természeti erőforrás gazdálkodásért, XVII. Nemzetközi Tudományos Napok [17th International Scientific Days] [XVII. Internationale Wissenschaftliche Tagung] : online konferencia [online conference] [online Konferenz] : Környezeti, gazdasági és társadalmi kihívások 2020 után [Environmental, Economic and Social Challenges after 2020][Herausforderungen der Umwelt, Wirtschaft und Gesellschaft nach 2020] : Tanulmányok
 27. WASSERFALLEN W. (1989): Macroeconomics news and the stock market: Evidence from Europe, *Journal of Banking & Finance*, Volume 13, Issues 4–5, Pages 613-626, ISSN 0378-4266
 28. ZHANG C. & WOODLAND P. C. (2015): Parameterised Sigmoid and ReLU Hidden Activation Functions for DNN Acoustic Modelling