

DOKTORI (PHD) ÉRTEKEZÉS

Suhajda Ádám
GÖDÖLLŐ
2022



Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem

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

Doktori (PhD) értekezés

DOI: 10.54598/003330

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

.....

.....

Az iskolavezető jóváhagyása

A témavezető jóváhagyása

TARTALOMJEGYZÉK

1. BEVEZETÉS, AZ ELSŐ TŐZSDÉTŐL A VIRTUÁLIS KERESKEDÉSIG	4
1.1. A tőzsdék és a 4. ipari forradalom	5
2. KUTATÁS CÉLKITŰZÉSE	7
3. RÉSZVÉNYÁRFOLYAMOK ÉS A MAKROÖKONÓMIAI KÖRNYEZET ÖSSZEFÜGGÉSEINEK SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉSE	8
3.1. A makroökonómiai indikátorok jelentősége	8
3.2. Makroökonómiai adatok és a részvényárfolyamok kapcsolata	9
3.2.1. Európai pénzpiaccal és gazdasági környezettel foglalkozó irodalom	9
3.2.2. USA pénzpiacai és gazdasági környezetének kapcsolata.....	10
3.2.3. Ázsia tőzsdéinek és gazdasági kapcsolatának irodalma	11
3.2.3. Egyéb területekről kapcsolódó irodalmak.....	12
3.3. Részvényárfolyamok és makroökonómiai háttér kapcsolatával kapcsolatos szakirodalom szintetizálása, vélemények ütköztetése.....	12
4. AZ ALKALMAZOTT KUTATÁSI MODELLEK ÉS MÓDSZERTAN BEMUTATÁSA, IRODALMA	14
4.1. Mesterséges Neurális Hálók bemutatása	14
4.1.1. Programozási környezet, Tensorflow bemutatása.....	16
4.1.2. Előre történő terjedés, a neurális háló modell módszertani alapja.....	17
4.1.3. Szakaszonként lineáris függvény	18
4.1.4. Sigmoid aktivációs függvény.....	20
4.1.5. Visszafelé történő hálóterjedés	21
4.1.6. Visszaterjedési algoritmus	22
4.1.7 Tanulási algoritmus és tanulási ráta	23
4.2. Elasztikus háló	23
4.2.1. Az Elasztikus háló szabályozó módszer.....	24
4.2.2 Szelekciós módszerek összefoglalása	25
4.3. CAPM modell bemutatása	26
4.3.1. A CAPM Fama-French 3 faktoros változata	26
4.3.2 A CAPM modellek összevetése, korlátai.....	27
4.4. R^2 és MAPE értékek a modellek értelmezéséhez.....	28
4.4.1. R^2 , vagyis determinációs együttható	28
4.4.1. MAPE definiálása.....	29
5. HIPOTÉZISEK.....	30

5.1. Első hipotézis, indexek árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében megkülönböztethetők.....	30
5.2. Második hipotézis, régiók fontosságának rangsorolhatósága.....	30
5.3. Harmadik hipotézis, a makroökonómiai hírek befolyásának időbeli csökkenésének bizonyítása	31
5.4. Negyedik hipotézis, a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények hasonlóan hatékonyak a makroökonómiai környezet és indexárfolyamok modellezésére aktivációs függvényként	32
5.5. Ötödik hipotézis, a CAPM, az Elasztikus Háló és Mesterséges Neurális Háló tőkepiaci modell-illeszkedése.....	32
6. MODELL BEMENETI ADATAINAK TAGLALÁSA.....	34
6.1. Makroökonómiai adatok általános áttekintése	34
6.1.1. Globális, nem vagy nehezen számszerűsíthető adatok.....	35
6.1.2. Az Egyesült Államok makroökonómiai adatai.....	36
6.1.3. Európai Unió makroökonómiai adatai.....	38
6.1.4. Az Egyesült Királyság makroökonómiai adatai.....	39
6.1.5. Ausztrália makroökonómiai adatai és gazdasága	40
6.1.6. Kanada makroökonómiai adatai.....	42
6.1.7. Svájc makroökonómiai adatai	43
6.1.8. Japán makroökonómiai adatai	44
6.1.9. Kína makroökonómiai adatai.....	45
6.2. Összesítés, fontos bemeneti tényezők leírása	46
6.3. Makroökonómiai Adattárhely.....	47
6.4. Adatolvasás és idősoros adat kialakítása	48
6.5. Makroökonómiai adatok tisztítása	51
7. RÉSZVÉNYADATOK ÁTTEKINTÉSE, FONTOS INDEXEK TAGLALÁSA.....	53
7.1. Globális indexek, MSCI World és MSCI World Small Cap alapok	55
7.2. Alacsony tőkeerejű vállalati részvények, a tőkeerő szerinti besorolás elkülönítése	56
7.3. Újra-indexálás és komparatív skála létrehozása	59
8. MODELLEZÉSI ADATBÁZIS.....	62
8.1. Modell bemeneti adatainak leképzése	63
8.2. Adatbázis egységesítése	65
8.3. Adattisztítás, hiányzó adatok pótlása	66
9. MODELLEZÉS ÉS TÉZISEK MEGÁLLAPÍTÁSA.....	68
9.1. H1 hipotézis vizsgálata Elasztikus Háló segítségével	68
9.1.1. Adatszűrési módszer	68
9.1.2. Elasztikus Hálós Modellezés.....	69

9.1.3. H1 kísérlet eredmények értékelése	72
9.2. H2 hipotézis, régiós hatások és hírek fontosságának rangsorolása	72
9.2.1. Modellezés és eredmények értékelése	73
9.2.2. H2 kísérlet eredmények értékelése	74
9.3. H3 hipotézis vizsgálata, makroökonómiai adatközlések időbeli hatásának vizsgálata Mesterséges Neurális Háló alkalmazásával	75
9.3.1. H3 kísérlet eredmények értékelése	77
9.4. H4 hipotézis vizsgálata, a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények tanulási hatékonyságra gyakorolt hatása	79
9.4.1 H4 kísérlet eredményeinek értékelése	80
9.5. H5 kísérlet, a CAPM, a FF3, az Elasztikus háló és a Neurális Háló MAPE értékeinek elemzése	81
9.5.1. H5 kísérlet és eredményei	84
10. KÖVEKEZTETÉSEK ÖSSZEFOGLALÁSA ÉS JAVASLATOK	86
10.1. Az alacsony és magas kapitalizációval rendelkező részvényindexek árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében	86
10.2. Regionális befolyások a pénzpiacok vonatkozásában regressziós együtthatók elemzésével	86
10.3. A makroökonómiai hírek árfolyamokra gyakorolt befolyásának időbeli csökkenésének bizonyítása	87
10.4. A ReLU és Sigmoid aktivációs függvények hatékonyságának kvantitatív elemzése	88
10.5. A CAPM, a FF3, az Elasztikus háló és a Neurális Háló MAPE értékei, a makroökonómiai tényezők fontossága	88
10.6. További javaslatok és kutatási lehetőségek	89
11. ÖSSZEFOGLALÁS	91
12. SUMMARY	93
13. MELLÉKLETEK	95
M1. Irodalomjegyzék	95
M2. Táblajegyzék	103
M3. Ábrák jegyzéke	104
M4. További melléletek	105

1. BEVEZETÉS, AZ ELSŐ TŐZSDÉTŐL A VIRTUÁLIS KERESKEDÉSIG

A pénzügyi piacot sokszor a világ leghatékonyabb piacának tituláljuk. Hatékonysága annak köszönhető, hogy a piacon kereskedett termékek árai kiemelkedően transzparenssek más piacokhoz képest, az árjegyzésben használt technológiai megoldások pedig már a másodperc tört része alatt bekövetkező változásokat is képesek követni és rögzíteni. Ebből a magas fokú hatékonyságból származik az is, hogy ez a piac kiemelkedően alkalmas a makroökonómiai tényezők hatásának vizsgálatára annak gyors és információgazdag árazási mechanizmusai miatt. A disszertáció napjaink úttörő technológiáját, a mesterséges intelligenciát használja olyan gazdasági modellek felépítésére, melyek segítenek megérteni a makroökonómiai tényezők kapcsolatát a világ vezető pénzügyi piacain kereskedett, különböző tőkeerővel rendelkező vállalatok részvényárfolyamait tekintve.

A tőzsdén a vásárlók és a vevők könnyedén képesek egymásra találni egy szabályozott környezetben. Ez segíti a vállalatokat vagy részvénytulajdonosokat részvényeket, kötvényeket vagy egyéb, akár derivatív termékeket vagy nyersanyagokat értékesíteni, a szabad tőkével rendelkező vásárlók pedig könnyedén tudnak az árakról, elérhető kínálatról értesülni és vásárlást végrehajtani. Amennyiben nem lenne tőzsde, úgy az eladók kénytelenek lennének egyéb módon, például értékesítőkön vagy ismerősökön keresztül vevőt találni, míg a vásárlók sem tudnának oly könnyen átlátni a piacot.

Ahogy (Harper, 2020) is írta, a tőzsdék általában nem tulajdonolnak részvényeket, ehelyett olyan piacként üzemelnek mely összeköti a vevőket és az eladókat. Ezen túl további fontos ismertetőjelük, hogy egy centralizált lokációhoz köthetőek, általában elektronikus kereskedési rendszerrel rendelkeznek, de verbális kommunikációra is kínálhatnak lehetőséget. Emellett különböző pénzügyi termékeket kínálnak kereskedésre, mint például az értékpapírok, derivatív termékek vagy nyersanyagok.

A világ első tőzsdéje a holland Kelet-indiai Társasághoz (Verenigde Oost-Indische Compagnie, továbbiakban VOC) kötődik. A VOC társasági struktúrája, különösen a korabeli piacok általánosságához képest nem volt éppen egyszerűnek mondható, hiszen számos városban működött. A struktúrát az is tovább árnyalta, hogy az egyes lokációk saját célokat és érdekeket szolgáltak, külön vezetés alatt.

Ahogy (Petram, 2011) is kifejti, ilyen városok voltak Amszterdamban, Enkhuizen, Hoorn, Delft, Rotterdam és Middelburg. Ezek a városok együtt formálták a VOC-t. Ezek az egyedi, saját vezetésű részlegek saját kereskedelmi hajóflottával rendelkeztek, ugyanakkor sokszor együtt keltek útra más városból származó társaikkal, viszont Európába visszaérve a saját városukba mentek vissza általában, ahol termékeik árverezésre kerültek. Profitjuk azonban VOC szinten aggregálva lett, és részesedésük a teljes vállalat tekintetében való tulajdonjoguk alapján lett visszaallokálva az egyéni városokban működő részlegeknek.

A VOC esetében a befektetők az egyéni vállalatok részvényeit tudták megvásárolni, melyek nem voltak felcserélhetők más részlegekkel, így tulajdonképpen egy vállalatnak több részvénye keletkezett. A befektetői szabálykönyv tisztává tette a befektetőknek, hogy a részvényeik átruházhatóak, így az ezekkel való kereskedés szinte azonnal elkezdődött. Nemsokkal ezután megszülettek a derivatív termékek is, melyeket záros határidőn belül a

holland kormány is elismert az előtt nem sokkal, hogy a kereskedésnek már indokolttá vált egy saját, Amsterdamban lévő székhely, mely tulajdonképpen a világ első tőzsdéjévé vált.

Természetesen azóta a tőzsde teljesen más képet fest. Ahogyan (Wójcik, 2007) is írja a tőzsdék jövőjével foglalkozó kutatásában, a mai tőzsdék már virtuális terek, ahogyan hamarosan ki is fejtem, előtte azonban fontosnak tartom Wójcik írásából megemlíteni azt, hogy a tőzsdék geográfiai konszolidációja még napjainkban is tart. Ez a folyamat hasonlónak mondható a VOC város szintű részvényeinek összeolvadásához, viszont napjaink digitális tőzsdéi esetén itt akár már régiókról vagy gazdasági közösségekről beszélhetünk, elképesztő mennyiségű adattal.

Ahogyan (Suhajda&Tóth, 2022) kutatásban írtam róla, az Alternatív Kereskedési Rendszerek (ATS) és a tőzsdék versenyhelyeztetét vizsgálva, az ATS-ek piaci részesedése a technológia fejlődésével növekszik, de ez nem csak a verseny, hanem az ATS-ek és a tőzsdék közötti szinergiák is nagy számban érvényesülnek. A kutatásban megállapítottam, hogy ezek a rendszerek gyakran előnyösek a befektetők számára az áruk alakulására és a likviditásra gyakorolt hatásuk alapján. Az ATS-ek besorolható a piacok, például az ECN-ek (Elektronikus Kereskedési Rendszerek) vagy az MTF-ek (Multilateral Trading Facilities), a Dark Pool-ok vagy a Crossing Network-ök számos szemponttól növelik a tőzsdék számára a versenyhelyezetet, és e szolgáltatások jelenléte általában jobb piaci környezetet eredményez.

Elmondható tehát, hogy napjaink tőzsdéi, bár a kereskedést tekintve még mindig sok szemponttól hasonlatosak korai elődjükhöz, mégis nagyon sok változáson mentek és mennek még keresztül. Ezek a tőzsdék már épp annyira digitálisak, mint amennyire fizikaiak – vagy inkább még jobban, ami azt jelenti, hogy az ügyletek végrehajtása általában elektronikusan történik különböző számítógépes rendszereken keresztül.

1.1. A tőzsdék és a 4. ipari forradalom

A modern tőzsdei rendszerek közvetve elvezetnek minket a bevezetés második szakaszába, pontosabban a számítógéppel történő adatmodellezés kapujába. Érthető módon ezek a tőzsdei rendszerek óriási mértékű adatot termelnek, melyek feldolgozása nem kis kapacitást igényel. Az óriási volumenű adatok kezelésének tudománya viszonylag új dolog, és napjainkban Big Data néven vált ismertté a 4. ipari forradalom terminológiáján keresztül.

Ahogyan (McAfee és Brynjolfsson, 2012) is írták, a Big Data tulajdonképpen az analitika területével jelentős átfedést mutat, ugyanakkor különbözik abban, hogy:

- az adat volumene nagyobb a megszokottnál, a Walmart például 2.5 petabyte adatot gyűjtött óránként,
- az adat sebessége is eltérő, sok esetben valós idejű vagy ahhoz nagyon közeli adatszolgáltatásra van szükség – például az MIT használta korábban a mobilok helyzeti adatait a parkolóhelyek megbecsülésére a Black Friday során,
- az adatok formátuma is nagyon eltérő lehet a képektől a táblázatokig a GPS jeleken keresztül.

Az áttekintésből láthatjuk, hogy nem csak a tőzsdék, hanem az azok üzemeltetésében használatos technológiai környezet is jelentős változásokon ment át az elmúlt években. A tőzsdei kereskedés ugyanakkor óriási volumennel rendelkező adatok mozgásával és rögzítésével is jár, melyeknél különösen fontos a piaci és befektető igények gyors

kiszolgálása. A gyorsaság azért is indokolt, mert napjaink tőzsdei forgalmának jelentős részét az úgynevezett kereskedési robotok bonyolítják.

(Asparouhova et al., 2020) egy a robotok árazási pontosságára gyakorolt kísérletükben feltárták, hogy amennyiben tőzsdei kereskedők képesek manuális kereskedésre, de ugyanakkor robotokat is építhetnek és használhatnak, úgy várhatóan jobb eredményeket érhetnek el.

Az algoritmikus kereskedéssel foglalkozó írásomban (Suhajda, 2021) megvizsgáltam a HFT (magas frekvenciás kereskedés) hatásait az árazási mechanizmusok és kockázatok szempontjából, és a tanulmány arra a következtetésre jutott, hogy a HFT-k, bár bizonyos kockázatokat jelentenek a Flash Crash¹ és az ár-volatilitás tekintetében, általában véve a tőzsdék számára előnyösek. Ezek az előnyök leginkább az árképzési mechanizmusok hatékonyságának növekedéséhez kapcsolódnak. Annak ellenére, hogy elméletileg elegendő mennyiségű szabályozói iránymutatás létezik a kockázatok kiegyensúlyozására, a BÉT stratégiai terve tovább fejlődhetne a HFT kereskedéssel kapcsolatos lehetőségek további kiaknázásával.¹

A tőzsdék, azokon belül is a részvényt piacok résztvevői már az első tőzsde létrejötte óta folyamatosan keresik a profitszerzési lehetőségeket. Már többen foglalkoztak vele (Huang & Lai, 2008), (Switzer, 2010), (Bauman et al., 1998), hogy vajon az alacsonyabb kapitalizációval rendelkező vállalatok részvényei nagyobb profittal kecsegtetnek-e, mint a már jól bevált, de növekedési potenciáljukat tekintve már kevesebb tőrrel rendelkező vállalatok. Számos elemzési módszer létezik arra, hogy egy részvény ára alul vagy felülértékelt, illetve annak árfolyama várhatóan merre fog mozogni a jövőben.

Érthető tehát, hogy a Big Data technológiák, valamint a számítógépes digitalizáció együttes elterjedése valamint népszerűvé válása nagyon jó alapot teremtett a robotokkal történő tőzsdei kereskedésnek. A robotokkal történő döntéshozás következő szintje a mesterséges intelligencia, melyet napjainkra már számos területen alkalmaznak előrejelzések gyártására, (Carbonneau et al., 2008) például az ellátási láncsal kapcsolatos kereslet előrejelzésére használták.

Ezzel egyidőben –az adatok összetettsége és aggregálási igénye miatt – kevés kutatás foglalkozik ezeknek a részvényeknek a makrogazdasággal való kapcsolatával kvantitatív alapon, a vállalatok tőkeerejét is figyelembe véve. Annak részletes vizsgálatára nincs számottevő és koncentrált kutatás, hogy az úgynevezett highcap és lowcap részvények milyen kapcsolatban állnak a makroökonómiai környezettel, egymáshoz képest hogyan viselkednek, illetve ebből adódóan milyen befektetési lehetőségeket kínálnak bizonyos gazdasági viszonyok mellett. A kutatás ezt a rést célozza és hivatott bezárni olyan módon, mely a makroökonómiai faktorok magas számának, valamint azok kölcsönhatásainak modellezésén keresztül, a digitális tőzsdékhez is megfelelően naprakész technológiát, mesterséges intelligenciát alkalmazva választ adjon a makroökonómiai tényezők részvényekre gyakorolt hatására mind a magas, mind pedig az alacsony kapitalizációval rendelkező vállalatok tekintetében.

¹ Flash Crash: 2010-ben az Egyesült Államok pénzügyi piacain szisztematikus napközbeni esemény, amelynek során egy automatizált algoritmus kereskedése okozott hirtelen áresést az E-mini S&P 500 tőzsdeindex határidős piacán (lásd bővebben (Kirilenko et al., 2017)

2. KUTATÁS CÉLKITŰZÉSE

A kutatás célja, hogy a szakirodalom alapján megfogalmazzon olyan hipotéziseket, melyek segítenek a makroökonómiai mutatók és a globális részvényárfolyamok kapcsolatát jobban megérteni a modern modellezési eszközök alkalmazásával. A kutatásban fontosnak tartom, hogy ennek a kölcsönhatásnak a megértése olyan módszertannal történjen, mely nem csak modern, hanem számszerűsíthető, valamint cselekedetté alakítható így segítséget nyújtva a jegybankoknak, alapkezelőknek, vagy befektetőknek a piaci döntéshozásban.

A hipotézisek vizsgálata során azokra kvantitatív módon megfogalmazható válaszokat szeretnék adni, különböző, a problémák megoldásához szükséges modellezési technológiák gyakorlati alkalmazásával. Ezzel együtt a kutatásom céljaként olyan, napjainkban népszerű modellezési technológiák használatával kívánom a makroökonómiai környezet és a részvénypiacok kapcsolatát feltérképezni, mint a Mesterséges Neurális Hálók és az Elasztikus Háló – valamint azokat a pénzpiacokon klasszikus és széles körben használatos CAPM és Fama-French 3 tényezős modellekkel is összehasonlítva megfogalmazni az eredményeket. Úgy gondolom, hogy ezzel nem csak naprakész és 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 az alternatív módszerekkel szemben. Így tehát kutatásom célja ezen módszertanok használatával megérteni, hogyan hatnak a makroökonómiai környezet változásai a globális részvénypiacra, és mely modellezési technikák milyen előrejelzési képességgel rendelkeznek egymáshoz képest.

További fontos kitétel, hogy a részvénypiacot 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 kitérést tegyek, 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 szeretném kutatni, hogy az említett gazdasági faktorok országokra és területekre bontva egyesével vizsgálva mennyire befolyásosak. Ehhez külön meg fogom vizsgálni a regressziós együtthatók 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 eredményességének, valamint annak időigénye szerint, így indikálva milyen módszertan lehet célravezető hasonló problémák modellezésének esetén.

3. RÉSZVÉNYÁRFOLYAMOK ÉS A MAKROÖKONÓMIAI KÖRNYEZET ÖSSZEFÜGGÉSEINEK SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉSE

Ebben a fejezetben áttekintem a makroökonómiai környezet és a részvényárfolyamok kapcsolatát. Ennek fontos szerepe lesz a hipotézisek megalkotásában, ugyanis az építendő modellek független változói a gazdasági környezeti tényezők lesznek. Annak érdekében, hogy a hipotézisek felállítása indokolt és tudományosan kellően alátámasztott legyen, fontos a témában elérhető kutatási anyagok feltárása és szintetizálása.

3.1. A makroökonómiai indikátorok jelentősége

A gazdasági indikátorok fontosságához nem fér kétség, hiszen napjaink növekvő mértékben információ-alapú pénzügyi számára ezek szolgáltatják a hivatalos forrásból származó adatszükségletet.

Az információ fontosságának tekintetében általánosságban (Limare et al., 2018) írását lehet említeni. Írásuk szerint napjainkban az információs komponens és az információs folyamatok vizsgálata egyre fontosabbá válik. Ahogyan írják, a már fejlettebb, posztindusztriális fejlődési szakaszba lépett országokat is, mint minden országot, jellemez a gazdaság szerkezetének változása. Ezeknél nő az információs szektor GDP-ben való aránya, nő az információfeldolgozással és -átadással foglalkozó munkavállalók aránya a gazdaságilag aktív népességben belül is. Az információ független, ötödik termelési tényezővé való szétválasztásának elméleti indoklása lehetővé teszi, hogy a lehető legpontosabban vegyék figyelembe az információs termékek hatását mind a vállalat tevékenységére, mind az ország gazdaságának egészére.

Az információ tehát a fejlett gazdaságok számára valós termékként, termelési tényezőként jelenik meg.

Ahogyan (Mögge, 2017) megfogalmazta, a makrogazdasági mutatók – különösen az infláció, a bruttó hazai össztermék növekedése, az államháztartási hiány és a munkanélküliség – központi szerepet töltenek be a gazdaságirányításban. A politikai döntéshozók ezeket használják fel gazdaságuk állapotának felmérésére, valamint gyakorta a politikusok teljesítményét is ezek alapján értékelik a választópolgárok.

Természetesen, ezek az indikátorok területenként különbözhetnek némileg, valamint azok módszertani fejlesztése, megértése egy napjainkig zajló folyamat. Ahogyan (Iyetomi et al., 2020) írják, akik 57 amerikai makrogazdasági mutató és 5 kereskedelmi/pénzügyi index havi idősoros adatát elemezték: statisztikailag szignifikáns kapcsolatot lehet igazolni ezen idősorok között. Az általuk használt módszerek a Complex Hilbert főkomponens-elemzés (CHPCA) és a Rotational Random Shuffling (RRS). Az USA gazdasági mutatói között szignifikáns komplex korrelációkat állapítottak meg, valamint azokat vezető/követő csoportonként is vizsgálták a Hodge-felbontás segítségével, hogy így megállapítsák az idősorok hierarchikus sorrendjét. Kutatásuk szerint az egyes követő és vezető mutatók esetén vegyes ezek besorolásának helyessége, esetenként a követő indikátorok vezető indikátorjellemzőket mutatnak. Publikációjuk azt sugallja, hogy a meglévő mutatókon van még mit javítani.

A fentiek alapján tehát érthető, hogy ezen indikátorok miért olyan sokak által szorosan figyeltek – nem csak a gazdaság helyzetét jelzik, hanem a politikai irányítás számára is fontos mérőszámok a publikum véleményének formálóiaként. Ugyanakkor azt is fontos megjegyezni, hogy ezen indikátorok módszertani fejlesztése, az adatközlés bővítése és az általános fontosság és időszerűség további javítása mind napjainkig tartó folyamatok, melyekhez mind tudományos és politikai, mind pedig pénzügyi érdekek fűződnek. Ez a kutatás a makroökonómiai környezetet, gazdasági mutatókat a pénzügyi piacok tekintetében vizsgálja, különös tekintettel azok részvényárfolyamokra gyakorolt hatását tekintve.

3.2. Makroökonómiai adatok és a részvényárfolyamok kapcsolata

Ebben a fejezetben igyekszem feltárni a makroökonómiai környezetet, illetve az ahhoz kapcsolódó indikátorok hatását a részvénypiacokra. Ezt az elérhető szakirodalom felhasználásával teszem, melyek első sorban piac-specifikus kutatások vagy országcsoportokat érintenek. Ez jelentős különbség jelen disszertációhoz képest, mely esetén a kapcsolatokat az adatelérhetőséget figyelembe véve globális szinten igyekszem vizsgálni.

A könnyebb szakirodalmi összesítés érdekében az irodalmat területenként fogom feldolgozni. Az elérhető szakirodalom mennyiségére való tekintettel, a kutatás célratoróségét szem előtt tartva csak a jelen kutatáshoz szorosan kapcsolódó munkákat tárgyalom.

3.2.1. Európai pénzügyi piacokkal és gazdasági környezettel foglalkozó irodalom

A fentiekkel összhangban a szakirodalom vizsgálatát egy korai kutatással kezdem. (Wasserfallen, 1989) arra a következtetésre jutott Nagy-Britannia, Nyugat-Németország és Svájc tekintetében, hogy a makroökonómiai adatok csak kicsit vagy rövid távon befolyásolják az aggregált részvényárfolyamokat.

Ez a korai kutatás ugyanakkor napjainktól jelentősen eltérő gazdasági környezet és érettségi feltételek fennállása esetén készült. A későbbi kutatások más fajta következményekre engednek következtetni.

(Flannery & Protopapadakis, 2002) egy kutatásban már azt írták, hogy a részvénypiaci hozamok erőteljesen korrelálnak az inflációval és a pénzmennyiség növekedésével. Írásukban azt is megjegyzik, hogy a valódi makroökonómiai változók aggregált hatása nehézkesen mérhető, feltehetően a nem-lineáris hatásuk és az időfaktor miatt. Egy GARCH modellel ugyanakkor megpróbálták 17 változót modellezni, mellyel az alábbi 6 faktort kiemelkedően hasznosnak találták a kérdéskörben: CPI – fogyasztói árindex, PPI – gyártói árindex, monetáris aggregátum, kereskedelmi egyenleg, foglalkoztatottsági adatok, építkezésekkel kapcsolatos adatok.

(Pilinkus, 2010) is kutatta a kapcsolatot a makroökonómiai indikátorok és a részvényárfolyamok között, ő a balti államok tekintetében és 2000, illetve 2008 között. Az írás szerint a balti államok (Litvánia, Lettország és Észtország) makroökonómiai mutatói és részvényárfolyamai közötti kapcsolat felfedezhető.

(El Houry, 2015) írásában hasonló témában vizsgálódott, ugyanakkor specifikusan az európai autóipar részvényeinek tekintetében. A kutatásban egy multiindexes modell segítségével vizsgálta az európai autóipari vállalatok részvényárfolyamainak kapcsolatát a

makroökonómiai adatokkal. Az elemzésben 9 európai vezető autóiipari cég havi bevételi adatai szerepeltek 2003 január és 2012 április között, valamint 15 makroökonómiai mutató is, további az S&P350 piaci index. A kutatás azt állapította meg, hogy az S&P350 pozitívan hat a vállalatok részvényeire, valamint devizaárfolyamok, export és a platina árfolyama is kedvezően hatnak az árfolyamokra. Ezekkel a faktorokkal ellentétben az alumínium ára és a munkanélküliség növekedése negatívan hatnak a vizsgált vállalatok részvényárfolyamaira.

(Plíhal, 2016) írásában elemzi a makrogazdasági mutatók és a német tőzsde közötti kapcsolatot. A cikk célja, hogy választ adjon arra a kérdésre, hogy a tőzsde hogyan tükrözi a gazdasági feltételeket, és hogy a részvénytőzsde információhatékony-e. Toda-Yamamoto megközelítését alkalmazták a Granger féle ok-okozati összefüggés tesztelésére. Az 1999 januárjától 2015 szeptemberéig tartó havi adatokon kétváltozós elemzést végez a kutatás, és hat makrogazdasági mutatót vizsgál: ipari termelést, inflációt, pénzkínálatot, kamatlábat, kereskedelmi mérleget és árfolyamot. Az elemzés Johansen-módszert és Wald-tesztet alkalmaz, valamint Granger ok-okozati összefüggést elemez. Kutatásuk szerint megállapítható a kapcsolat a DAX és az ipari termelési mutatók között, ugyanakkor a DAX-ot nevezik meg vezető indikátornak.

(Czapkiewicz et al., 2018) vizsgálata némileg átfogóbb, a lengyel, angol, német, francia és olasz piacokra is kiterjedt. Cikkükben a makroökonómiai mutatók szerepét vizsgálták meg a pénzügyi piacok közötti kölcsönhatások dinamikájának vonatkozásában. A munkanélküliségi ráta, a fogyasztói árindex, a hosszú távú kamatláb és az ipari termelés hatásait a G6-csoport piaci közötti mozgások kölcsönös karakterisztikáját illetően sikerült igazolniuk. Megállapítást nyert, hogy a munkanélküliségi ráta és a hosszú távú kamatláb fontos tényező a lengyel piac és a fejlett német, francia vagy olasz piac közötti kapcsolatokban. A hosszú távú kamatláb fontosnak tűnik a lengyel és a brit piac, valamint egyes fejlett piacok közötti kapcsolatokban.

Végezetül egy újabb tanulmány, (Celebi&Hönig, 2019) a német állampapírhozamoknak, a piaci hangulatnak és más vezető mutatóknak a DAX30-ra gyakorolt hatását vizsgálja 1991 és 2018 közötti időszakban. Kutatásuk bizonyítékot talált arra vonatkozóan, hogy a legtöbb esetben a Composite Leading Indicator (OECD), a Gazdaságkutató Intézet (ifo) Export Expectations index, az ifo Export Climate index, az export adatok, a Consumer Price Index CPI, valamint a 3 éves lejáratú német államkötvények hozamai késleltetett hatást mutatnak a részvények hozamára. Megállapította továbbá, hogy az M2 monetáris aggregátum összetevőinek részvényhozamokra gyakorolt késleltetett hatása a válság és a válság utáni időszak között irányt váltott. Eredményeik összegezve azt mutatják, hogy a válság időszakában a válság előtti és utáni időszakokhoz képest több tényező és gazdasági mutató gyakorolt jelentős

3.2.2. USA pénzpiacai és gazdasági környezetének kapcsolata

Az USA pénzpiacainak tekintetében (Lucey et al., 2008) írása szerint a makrogazdasági feltételek köztudottan befolyásolják a kockázati tényezőket, és ezáltal befolyásolják a pénzpiaci eszközök hozamát egy adott gazdaságon belül. Írásuk szerint tekintettel arra, hogy az Egyesült Államok gazdasága domináns szerepet játszik a globális gazdasági környezetben, az Egyesült Államok makrogazdasági sokkjai várhatóan hatással lesznek más országok eszközeinek hozamára. A hatásnak számottevőbbnek kell lennie a fejlett gazdaságokban, ahol az Egyesült Államok jelentős kereskedelmi és tőkeáramlási partner. Eredményeik azt mutatják, hogy a hozamokat és a volatilitást a fejlett gazdaságokban

jelentősen befolyásolják az amerikai makrogazdasági meglepetések. Kutatásuk szerint a megtérülési szintet jelentősen befolyásolják a termelékenység és a kiskereskedelmi eladások adatközlései során felmerülő meglepetések. A hozamok feltételes volatilitását elsősorban az infláció, a személyi jövedelem, az ipari termelés, a vezető mutatók és a bruttó hazai termékkel kapcsolatos 'meglepetések', vagyis nemvárt adatértékek befolyásolják.

(Sariannidis et al., 2010) számos makrogazdasági mutató hatását vizsgálták a Dow Jones Sustainability és Dow Jones Wilshire 5000 indexekre, a GARCH modell segítségével és a 2000. januártól 2008. januárig terjedő időszak havi adatait használva. Az eredmények azt mutatják, hogy a kőolajárak hozamának változásai negatívan befolyásolják az amerikai tőzsdét, ellentétben a 10 éves kötvények hozamában bekövetkezett változásokkal, amelyek pozitívan hatnak rá. Mindkét gazdasági mutató egy hónapos késéssel befolyásolja az árfolyamokat kutatásuk szerint.

(Francisco&Loredana, 2016) szerint az amerikai tőzsde és a bruttó hazai termék, a fogyasztói árindex, az ipari termelési index, a munkanélküliségi ráta és a hosszú távú kamatlábak közötti kapcsolat fedezhető fel: pontosabban, a fogyasztói árindex kivételével minden releváns tényező statisztikailag szignifikáns kapcsolatot mutat a tőzsdével.

3.2.3. Ázsia tőzsdéinek és gazdasági kapcsolatának irodalma

Az ázsiai területet vizsgálva (Muhammad et al., 2009) kutatásának célja az volt, hogy a makroökonómiai adatok és a pakisztáni tőzsdén kereskedett részvények árfolyamait megvizsgálják. A kutatásban számos negyedéves adatot vizsgáltak, mint például: a devizatartalék alakulását, a devizaárfolyamokat, a gyártási aktivitást tükröző mutatókat, a nagykereskedelmi árindexet, valamint a bruttó állóeszköz-felhalmozást és az M2 pénzmennyiséget. A kutatócsoport 1986 és 2008 közötti adatokat vett figyelembe, és arra jutott, hogy az 1991 utáni időszakban a devizaárfolyam, valamint a devizatartalékok alakulása szignifikánsan befolyásolta a részvényárfolyamokat. Ezzel ellentétben számos makroökonómiai mutató, mint például az gyártási mutató vagy az állóeszköz-felhalmozás mutatója nem voltak jelentősek.

(Hosseini et al., 2011) tőzsdeindexek és négy makrogazdasági változó, nevezetesen a kőolajár (COP), a pénzkínálat (M2), az ipari termelés és az inflációs ráta közötti összefüggéseket vizsgálta Kínában és Indiában 1999 januárja és 2009 januárja között. Kutatásuk megállapította, hogy mind a két országban hosszú és rövid távú kapcsolatok vannak a makrogazdasági változók és a tőzsdeindex között.

(Megaravalli et al., 2017) cikke átfogó tanulmány mely megvizsgálja India, Kína és Japán tőzsdéinek hosszú és rövid távú kapcsolatát, valamint az olyan kulcsfontosságú makrogazdasági változókat, mint a dollárhoz viszonyított árfolyamok és az infláció. A kutatás a 2008 januárjától 2016 novemberéig tartó időszakot vizsgálja, havi idősoros adatokkal. A kísérletek eredményei azt mutatják, hogy az árfolyam pozitív és jelentős hosszú távú hatást gyakorol a részvénypiacokra, míg az infláció negatív és jelentéktelen hosszú távon. Rövid távon nincs statisztikailag szignifikáns kapcsolat a makrogazdasági változó (inflációs index) és a részvénypiacok között.

Ezzel ellentétes eredményeket mutat (Giri & Joshi, 2017) vizsgálata. A tanulmány célja a hosszú és a rövid távú kapcsolat vizsgálata a részvényárfolyam és az indiai gazdaság makrogazdasági változóinak halmaza között, melyhez éves adatokat használ 1979-től 2014-

ig. VECM módszerrel tesztelik a rövid, illetve hosszú távú oksági kapcsolatokat. Az eredmények megerősítik a változók közötti hosszú távú kapcsolatot. Ez a bizonyíték arra utal, hogy a gazdasági növekedés, az infláció és az árfolyam pozitívan befolyásolja a részvényárakat.

Egy újabb kutatásban (Duong et al., 2021) azt mutatja, hogy az infláció, a reálárfolyamok változásai és a devizatartalék növekedése kulcsfontosságú előrejelzői a kínai piacoknak (különösen a 'bear' vagy short piacok tekintetében), míg a lejárat felárak, a munkanélküliségi ráták és a devizatartalék-növekedés olyan fő tényezők, amelyek megjósolhatják a tajvani short vagy 'bear' piacokat. Figyelemre méltó, hogy az ipari termelés növekedésének nincs előrejelző ereje a short piacok tekintetében, ami azt sugallhatja, hogy a feltörekvő piacokat nem a valós gazdasági tevékenységek, hanem a tőkeáramlás vezérli.

3.2.3. Egyéb területekről kapcsolódó irodalmak

(Coleman & Tettey, 2008) egy kutatásban a ghánai tőzsde tekintetében vizsgálták a részvények teljesítését a makroökonómiai adatokkal összefüggésben, 1991 és 2005 között. Az eredmények arra engednek következtetni, hogy a kölcsönzési ráta, valamint a banki tartalékok növekedése hátrányosan befolyásolja a részvényeket. Ezen kívül az infláció is hátrányosan érinti az árfolyamokat, ugyanakkor a befektetők így is jobban járnak mintha pénzben tartanák vagyonuk ezen részét – így ez arra enged következtetni, hogy a részvények kevésbé sínylik meg az inflációt, mint a deviza.

(Hussainey & Khanh Ngoc, 2009) írásában vietnámi árfolyamokat vizsgáltak 2001 és 2008 között. Az eredmények arra engednek következtetni, hogy szignifikáns kapcsolat van a belföldi termelői mutatók, a pénzpiacok és a részvényárfolyamok között. Külön kiemelik, hogy az Egyesült Államok makroökonómiai adatai is jelentős befolyással bírnak az ország pénzpiacaira.

Kutatásukban az aggregált mutatók, mint például a GDP nem kaptak helyet a bemeneti adatok között, ugyanakkor az egyértelmű, hogy ez a kutatás is számottevő kapcsolatot fedezett fel a makrokörnyezet és a részvények árfolyamai között.

3.3. Részvényárfolyamok és makroökonómiai háttér kapcsolatával kapcsolatos szakirodalom szintetizálása, vélemények ütköztetése

A szakirodalom szinte ellentmondások nélkül egyértelműsíti a kapcsolatot a makroökonómiai mutatók és a részvények árfolyamai között.

A kevés ellentmondásos szakirodalom közül az első, ami nem fedezett fel szignifikáns kapcsolatot (Wasserfallen, 1989) írása. Fontosnak tartom megjegyezni, hogy ez egy jelentősen korábbi időben történt vizsgálat melynek idején a kereskedés jelentős része még a fizikai tőzsdéken zajlott, napjainkhoz képest sokkal nagyobb információs késleltetéssel. Továbbá, nem csak maga a kereskedés gyakorlati kivitelezése és annak sebessége, hanem a rendelkezésre álló adatok is teljesen mások voltak csakúgy, mint a gazdaság milyensége.

A fentiekben tárgyalt szempontokra való tekintettel, valamint a makroökonómiai mutatók és részvényárak kapcsolatát az 1990-es évek kezdetétől egészen napjainkig taglaló kutatások miatt úgy gondolom minden bizonyíték megvan ahhoz, hogy elmondhassuk, hogy a

szakirodalom alapján a részvényárfolyamok, valamint a makroökonómiai tényezők közötti kapcsolat jelentős és meg nem kérdőjelezhető az 1990-es évektől kezdődően.

A másik irodalom, mely nem adott egyértelmű következtetést a makroökonómiai környezet és részvénytőzsde kapcsolatára (Plíhal, 2016) kutatása. Wasserfallen kutatásával ellentétben ugyanakkor ez a kutatás is a kapcsolat létezését bizonyítja, ugyanakkor annak irányát nehezen lehet megállapítani belőle – megkérdőjelezi, hogy a részvényárfolyamok vagy a makroökonómiai tényezők vezetnek-e a másikat.

A fenti kutatás egyrészt kimondja ugyanakkora kapcsolat létezését, másrészt értelmezéséhez fontos referencia lehet egy másik tanulmány, melyben (Demirel & Artan, 2017) megállapítják, hogy a gazdasági bizalom fontos eszköz a makrogazdasági változások előrejelzésében, illetve a gazdasági bizalom vezető mutató a makrogazdasági mutatók változásának magyarázatában. Így Plíhal következtetése a kapcsolat irányának fordítottságát tekintve nem egyértelmű, mert feltehető, hogy a DAX index várhatóan hatékonyabban árazza be a gazdasági bizalmat, mint az ipari gyártási adatok, így annak kontextusában is érdemes lenne vizsgálni.

Ezen kívül egy harmadik, az ázsiai területre koncentráló kutatás, (Megaravalli et al., 2017) cikke is hagy némi kétséget az infláció és a részvényárfolyamok kapcsolatát tekintve – írásuk szerint rövid távon nincs statisztikailag szignifikáns kapcsolat a makrogazdasági változó (inflációs index) és a részvénytőzsdék között.

Tekintve, hogy ez az írás a makrotényezők közül csak egy tényezőt vizsgál, illetve azt is fejlődő piacokra, ahol az infláció hagyományosan egyébként is magasabb, úgy gondolom ez nem számít jelentős ellenvetésnek a kapcsolat elfogadását tekintve. Ez különösen igaz, ha a többi szakirodalmat is figyelembe vesszük, - (Hosseini et al., 2011), (Giri & Joshi, 2017), (Duong et al., 2021) – melyek mind kiemelik ezen kapcsolat jelentőségét. Itt Duong írását külön szeretném kiemelni, mert az az infláció fontosságát is bizonyítja, így Megaravalli eredményeinek ellentmondva, valamint a többi szakirodalommal összhangban.

Összegezve, a szakirodalom túlnyomó része egyet ért abban, hogy a makroökonómiai környezet és a részvényárfolyamok között felfedezhető, jelentős kapcsolat van. Azt is indikálta az irodalmi feltárás, hogy ez a kapcsolat idővel változhat, egyes makro-tényezők szerepe fel- és le-értékelődhet a gazdasági helyzet és annak aktualitásának változásának megfelelően. A szakirodalom alapján viszont a gazdasági környezet és monetáris politikák reális keretei között az előre látható jövőben, valamint az elmúlt 3 évtized tekintetében a részvénytőzsdék és azok fundamentális, makroökonómiai háttéré közötti kapcsolat nem tűnik megkérdőjelezhetőnek.

4. AZ ALKALMAZOTT KUTATÁSI MODELLEK ÉS MÓDSZERTAN BEMUTATÁSA, IRODALMA

Pénzügyi vagy számviteli adatok modellezésének módszertanával már nagy mennyiségű szaklap és kutatás foglalkozott, példának: (Bogaerd, 2012), (Perols, 2011), (Paliouras et al., 2001), (Issa et al., 2016). Ezek a kutatások jelen kutatáshoz mérten makro szinten, de sikeresen ötvözték a számviteli beszámolók elemzésének területén a mesterséges intelligencia használatát. Természetesen ezzel harmóniában nem csak a tőzsdéken, hanem a számviteli és audit területeken is előtérbe kerültek az adatok az elmúlt évtizedekben (Vasarhelyi, 1991), (Lombardi & Dull, 2006), (Alles et al., 2008). Látható, hogy ez a trend idővel egyre erősebb, és a korai, folytonos auditálás digitális lépéseitől mára odáig jut a világ, hogy a számviteli beszámolók és üzleti tranzakciók minél valósabb idejű közlésére van szükség ahhoz, hogy a tőzsdei befektetők folytonos nyomását az információra ki tudják szolgálni a vállalatok, melyhez pedig folytonos technológiai fejlődésre is szükség van.

Az egyik ilyen előtérbe kerülő technológia a mesterséges intelligencia, különös tekintettel a mesterséges neurális hálókra (továbbiakban ANN), a számítógépes tanulás egyik alfajára, - melyet már számos területen alkalmaznak a pénzügyben és a számvitelben. Úgy gondolom a módszertan bizonyította indokoltságát a szakmában.

A részvényárfolyamokkal kapcsolatos előrejelzések és a ANN-ek alkalmazásának keresztmetszetére bár nincs annyi szakirodalom, mint ezekre a témákra külön, azért itt is találhatunk számos releváns anyagot. Ezek közül kiemelném az egyik korai művet (Donaldson & Kamstra, 1996) munkájának nyomán, mely kutatás az USA, Kanada, Japán, valamint az Egyesült Királyság részvényeivel kapcsolatban vizsgálódott. A következtetés, mely ehhez a kutatáshoz is jól kapcsolható az volt, hogy a ANN-ek, különösképpen a nem lineáris modellt használó ANN-ek rutin szerűen jobb előrejelzéssel szolgálnak a lineáris modellekhez képest. Ez vélhetően azért van így, mert az ANN-ek képesek a nagy számú, komplex nem-lineáris kapcsolat kezelésére melyek általában problémát okoznak a lineáris modellek számára.

A másik kutatás, amit nagyon relevánsnak tartok a témában, habár nem részvényekkel, hanem a devizapiaccal foglalkozik, az (Kuan & Liu, 1995) korai kutatása. Az úgynevezett feed-forward, vagyis előre propagáló ANN-ekkel foglalkoztak, és arra jutottak, hogy a modellek az egyszerű random walk alapú döntési fákhoz képest kisebb hibát produkáltak.

A módszertan választásának tisztázása után a következő fejezetben kifejtem az ebben a kutatásban használt módszertant. Előre annyit emelnék ki, hogy a makroökonómiai adatok sokfélesége, magas száma és azok feltételezhetően szignifikáns interkorrelációja miatt olyan nem-lineáris modellre van szükség, amely képes ilyen féle kapcsolatokat modellezésére. A szakirodalmi áttekintés szerint pedig erre az ANN-ek a leginkább alkalmasak.

4.1. Mesterséges Neurális Hálók bemutatása

Magukról a mesterséges neurális hálókról rengeteg szakirodalom elérhető, hiszen – habár már évtizedekkel ezelőtt is alkalmazták őket, napjaink úttörő eszközei közé tartoznak. Ennek oka feltételezhetően az adatok robbanásszerű növekedése, az adatok értékének napjainkra nyilvánvalóbbá válása (Epstein & King, 1982) és (Alpar & Kim, 1990), valamint az

automatizációs törekvések (Rodriguez, 2017) és a munkahelyek folytonos automatizálásra való törekvése miatti átalakulások a folyamatokban (Autor, 2015), továbbá a számítógépes kapacitás egyre könnyebb elérhetősége.

Én is foglalkoztam neurális hálókkal a korábban említett kutatómunkáim mellett számviteli területen is, (Suhajda et al., 2020) ahol a folyamatos auditálás területén a számvitel egyre inkább digitalizálódni látszik, és a fejlett analitika alkalmazása így igen előnyössé vált. A számviteli adatok iránti megnövekedett kereslet az auditív igények kielégítésére való kötelezettség, valamint a minden eddiginél erősebb piaci verseny arra készíti a könyvvizsgálókat és a pénzügyi vállalatokat, hogy javítsák a termelékenységet és a szolgáltatás minőségét – melyhez a mesterséges intelligencia alkalmazása az emberi erőforrások felszabadítása végett jelentős előnnyel rendelkezik.

Más kutatásban hasonlóan arra jutottam (Suhajda & Balogh, 2020) hogy az IoT(internet of things) szektor (vagy bármely adatokban gazdag szektor, mint a tőzsdék) az adatok összetettségének növekedésével elkerülhetetlen, hogy elkezdjen alkalmazkodni a Big Data-eszközökhöz és az azokra alapuló modern módszertanokat növekvő mértékben alkalmazza.

(Mullainathan & Spiess, 2017) a számítógépes tanulást szintén gazdasági megközelítéssel vizsgálta, és azt is kimondták, hogy napjainkban ezeket az eszközöket már könnyedén használhatjuk R vagy Python programnyelveken.

Ez azért is fontos, mert jelen kutatásban a Python programnyelvet fogom használni, valamint a sklearn(sci-kit learn) és a Keras könyvtárakat, utóbbit csupán azért, hogy a Google számítógépes tanuláshoz használatos népszerű könyvtárának API felületét, a Tensorflow-t használni tudjam egy egyszerűbb szintaxissal rendelkező programozási környezetben.

Az sklearn, ahogyan annak szerzői írják (Pedregosa et al., 2011) egy olyan Python-modul, amely a legkorszerűbb gépi tanulási algoritmusok széles skáláját integrálja. Ez a csomag arra összpontosít, hogy általános célú, magas szintű nyelvet használó gépi tanulást biztosítson nem csak szakembereknek.

A Keras (Chollet et al., 2015) leírása szerint pedig egy olyan Python modul, mely a TensorFlow gépi tanulási platformot használja számítási motornak. Úgy fejlesztették ki, hogy a gyors kísérletezést lehetővé tegyék annak használatával.

A Tensorflow, ahogy (Abadi, 2016) is írja, egy olyan skálázható és heterogén rendszer, mely lehetővé teszi az olyan modellek programozását a számítógépen, melyek:

- A neuronokat számítógépes klaszterek különböző részéhez rendelik szükség esetén,
- A számítógépen vagy gépeken a CPU és GPU erőforrásokat allokalja,
- Különösen alkalmas ANN-ek fejlesztésére, mely a kutatásokhoz is platformként szolgál,
- Használatos a számítógépes tanulás számos fajtájában, mint:
 - Számítógépes látás
 - Mesterséges intelligenciával történő beszédfeldolgozás (Natural Language Processing)
 - Robotika.

A Tensorflow Abadi leírása nyomán egy gépi tanulási rendszer, amely nagy léptékben és heterogén környezetekben működik. A TensorFlow adatfolyam-gráfokat használ a számítások során, illetve leképezi az adatfolyam-gráf csomópontjait mely segítségével képes számos, vagy egy gépen belül több számítási eszközön keresztül is elosztani az adatfolyamokat.

Hasonlóan hasznos technológia még a (Chen et al., 2015) által az Amazon számára kifejlesztett MXNet is. Az MXNet egy többnyelvű gépi tanulási könyvtár, amely különös hangsúlyt fektet a mély neurális hálózatokra. Az MXNet az aktuálisan használatos programnyelvbe ágyazva alkalmazza a tenzorszámítást. Automatikus differenciálást kínál a gradiensek származtatásához. Az MXNet számítási és memóriahatékony, és különféle heterogén rendszereken fut, a mobil eszközöktől az elosztott GPU-fürtökig.

Bár az MXNet is releváns és hatékony, úgy gondolom, hogy jelen kutatás számára a modellek összehasonlítása végett elegendő egy neurális háló alkalmazása. A Tensorflow és ahhoz kapcsolódó irodalom szerint pedig annak használata is elegendő, így nem szükséges mindkét könyvtárat igénybe vennem.

Általánosan az ANN-ek tulajdonságai nagyon rugalmasnak tűnnek a leírás alapján – egy olyan modellről van szó, mely bárennyi neuron-t tartalmazhat és számos klaszteren képes számításokat végrehajtani. A lentiekben a fejlesztendő modell vázlatát, módszertanát fejtem ki.

4.1.1. Programozási környezet, Tensorflow bemutatása

Az ANN-ek, valamint a mélytanulás a mesterséges intelligencia olyan ága, amely az emberi agyéhoz némileg hasonlatos, neurális hálókból 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. Ezután összehasonlította a Tensorflow-t olyan alternatív könyvtárakkal, mint a Theano, a Torch vagy a Caffe, és végül kommentálja a Tensorflow megfigyelt felhasználási eseteit az egyetemi környezetben és az iparban, valamint említést tesz a Tensorflow előnyeiről egyéb könyvtárakkal szemben.

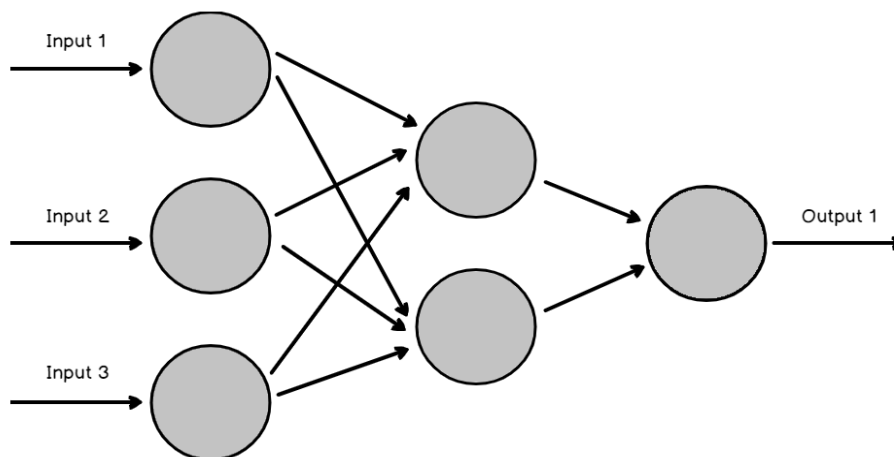
Egy másik kutatás (Dillon et al., 2017) szerint a Tensorflow könyvtár a valószínűségelmélet elképzelését valósítja meg, amely a végpontok közötti differenciálható számítás modern mélytanulási paradigmájához igazodik, így pedig alapvető absztrakcióra építve rugalmas építőelemeket kínál a valószínűségi számításhoz. Az úgynevezett tenzorok gyors, számszerűen stabil módszereket biztosítanak minták előállítására és statisztikák kiszámítására. A könyvtárban található eszközök lehetővé teszik nagy dimenziós eloszlások és transzformációk moduláris felépítését, amelyek a korábbi könyvtáraknál nem lehetségesek (például pixe ICNN-ek, auto-regresszív áramlások és reverzibilis maradék

hálózatok). A Tensorflow disztribúciók a Tensorflow eszköztár fontos részének bizonyultak a Google-ön belül és a tágabb értelemben vett mély tanulási közösségben.

A Tensorflow működésével már a korábbiakban tárgyalt irodalomnál is jelentősen többen foglalkoztak (Géron, 2019), (Pattanayak, 2027), (Hope et al., 2017), (Abadi et al., 2017), nagy népszerűsége és széleskörű felhasználási lehetőségeinek köszönhetően. Tekintve az elérhető irodalom számát, valamint azok részletességét, ebben a disszertációban azt nem kívánom az eddigiéknél részletesebben tárgyalni, az adott kutatáshoz elég annak módszertanát megérteni, valamint az eszközzel építhető modellt kidolgozni.

4.1.2. Előre történő terjedés, a neurális háló modell módszertani alapja

A következőkben elkezdem az építendő ANN modell működését leírni lépésről lépésre. Az ilyen neurális hálókat gyakran szokták az emberi agy neuronjainak működéséhez hasonlítani a rajzolta némileg hasonló struktúrájuk miatt. Ahogyan a lenti ábrán is, a kezdeti, bemeneti réteg fogadja a modell bemeneti adatait, melyeket később összeszoroz egy véletlenszerűen meghatározott súllyal, majd a következő rétegében az ANN-ek azokat összeadja, és ezt addig ismétli, ahány réteggel rendelkezik a neurális háló. Minden ilyen réteg teljes összeköttetésben áll az azt megelőzővel.



ábra 1: Mesterséges Neurális Háló üres vázlata, (Saját forrás, 2021)

Egy ilyen 'üres' háló például bemeneti adatok nélkül a fentiekhez hasonlóan nézne ki, 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. Ez a folyamat addig folytatódik, ameddig az output létrejön – ez a gyakorlatban bármilyen formájú neuronrendszerrel elérhető, neuronok ezreitől kezdve egészen kis számú neuronig, de a háló komplexitását a problémához érdemes igazítani. Ez az előre haladási folyamat, amit úgy nevezünk, hogy előre történő propagálás – és ahogy sejteni lehet, a modell első futásakor nem várható túlságosan pontos eredmény. Ezt a modellt természetesen a további lépésekben pontosítja.

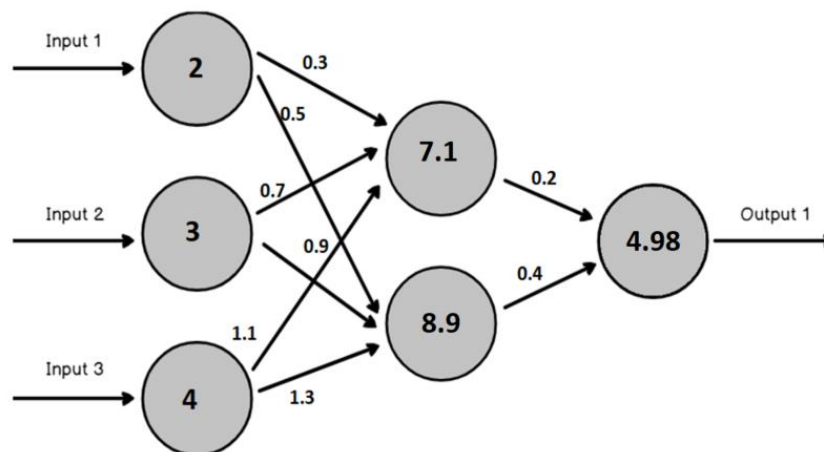
Egyszerűen leírva tehát – az aktivációs függvényt kihagyva, egy adott neuron bemenete az alábbiak szerint néz ki.

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

Ahol:

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

A w-vel jelölt súlyokat általában a neuronokat összekötő nyilakra szokás rajzolni ábrázolásnál. Egy egyszerű példán levezetve tehát az alábbi módon nézne ki a modell egyszerű előrefelé terjedése – jelen esetben az egyszerűség kedvéért csak pozitív súlyokkal és bemenetekkel. A negatív súlyok fontosságára nemlineáris kapcsolatok megértése során térek ki.



ábra 2: Mesterséges Neurális Háló előrefelé való terjedésének számítása, (Saját forrás, 2021)

Szeretném megjegyezni, hogy a neurális háló egy kiemelkedő módszer a számítógépes tanulásban, de ennek is megvannak a maga korlátjai. Az egyik ilyen nehézség a háló úgynevezett 'fekete doboz' jellege. Tekintve, hogy megfelelően komplex háló esetén az inputok egymással való szorzata kerül a következő rétegbe, így az eredmények direkt interpretálhatósága nagy mértékben csökken.

A fentiek élethű képet adnak a neurális háló alapvető szerkezetéről. Egy fontos felvetés azonban, hogy a háló méretét miként határozzuk meg. Általánosan logikusnak tűnik, hogy a neurális háló mérete a bemeneti adatok és a kimeneti neuron között legyen.

Ezen túl, ahogyan (Lawrence et al., 1998) írták a neurális háló méretével foglalkozó munkájukban, a nagyobb háló jobban tanulási és generalizálódási hajlandóságot mutatnak. Kedvezőnek ítélték, ha egy neurális háló mérete nagyobb és több paramétere van a bemeneti adatpontokhoz képest. Eszerint a neurális háló optimális mérete a bemeneti adatpontok és a kimeneti adatpont közé érdekes, hogy essen – továbbá ahhoz képest érdekes a nagyobb méretű hálóra törekedni, így akár több neuront is megengedni a hálónak.

4.1.3. Szakaszonként lineáris függvény

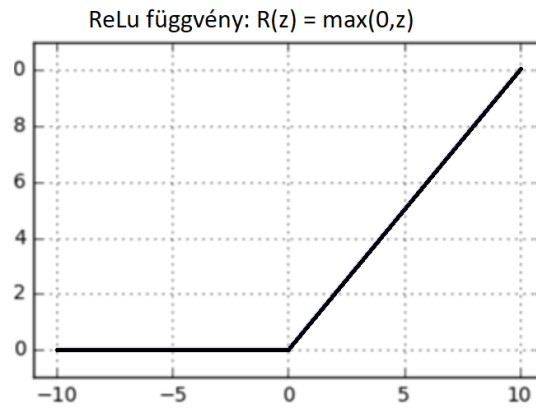
Az eddig áttekintett anyaggal olyan módszertant írok le, mely képes jó eredményeket elérni lineáris kapcsolatok esetén, ugyanakkor a valóságban nem biztos, hogy a kapcsolatok lineárisak. Hogyan tudjuk ezt bevezetni az ANN modellünkbe? Erre az úgynevezett aktivációs függvény válaszol. Ahogyan (Sharma et al., 2020) leírták, az ANN belső, vagy rejtett rétegeiből származó információt a neuronok továbbadják a következő rétegeknek és végül a legkülső rétegnek, amely a kimenetet vagy predikciót adja. A külső réteg bemenete nemlineáris a belső rétegek kimenetéhez, így tovább feldolgozható. Egy mesterséges neurális hálóban az aktiválási funkciók azért fontosak, mert segítenek a tanulásban és a bemenetek és a megfelelő kimenetek közötti nemlineáris és bonyolult leképezések értelmezésében modellezési szempontból.

Saját korábbi kutatásomban is rávilágítottam már a neurális hálók azon sajátosságára, hogy a komplex nem-lineáris kapcsolatokat jól tudják kezelni (Suhajda & Jakab, 2020).

(Eger et al., 2019) is írták, hogy az aktivációs függvények fontos szerepet töltenek be a neurális hálózatok illeszkedésénél, mivel ezek azok a nemlinearitások, amelyeket a mély tanulás sikertörténetének tulajdonítottak. Az egyik legnépszerűbb aktiválási funkció írásukban a szakaszonként lineáris függvény (ReLU), de megjegyzi azt is, hogy a közelmúltban számos versenytársat javasoltak vagy „fedeztek fel”, köztük az LReLU funkciókat és a swish-t.

Ezen kívül szintén nagyon előremutató megközelítés, amit (Zhang & Woodland, 2015) írnak le. Közös tanulmányuk szerint az aktiválási függvények formája mindig is fontos kérdés volt a mély neurális hálózatok tervezésében. Az akusztikai modellezésre fókuszáló írásukban megjegyzi, hogy leggyakoribb választás napjainkban a Sigmoid és a ReLU, amelyeket általában adaptív paraméterek nélkül használnak. A közelmúltban számos olyan tanulmány készült, amelyek a paraméterezett aktiválási funkciók használatát tanulmányozták mind a számítógépes látás, mind a hangszóró adaptációs feladatokhoz.

Ezzel együtt a szakirodalomból kiderül, hogy a ReLU számos összehasonlítás alapjául szolgálva hatékony eszköznek bizonyul a nemlineáris kapcsolatok bevezetéséhez egy modellben. Működése pedig rendkívül egyszerű – ahogy a lenti ábra is mutatja. 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 3: ReLU példa, (Saját forrás, 2021)

4.1.4. Sigmoid aktivációs függvény

Az aktivációs függvények egy másik népszerű, és mind a gyakorlatban mind pedig az irodalomban fontos szerepet betöltő típusa a Sigmoid függvény. Mivel ez is fontos szerepet fog betölteni a kutatás egy szakaszában, ezért az alábbiakban áttekintem a használt Sigmoid függvény fontosabb karakterisztikáit.

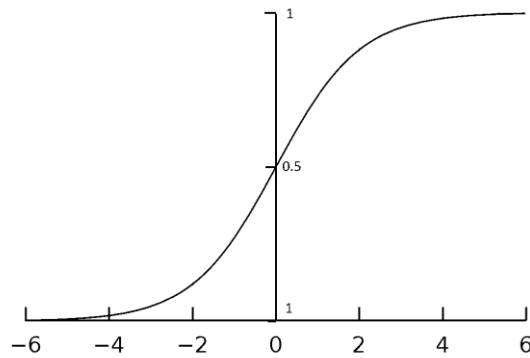
A Sigmoid függvényt, ahogyan (Dombi & Jónás, 2022) is megjegyzi, előszeretettel használják a logisztikai regresszióban, preferenciamodellezésben – illetve számos tudományterületen mint például a matematika, közgazdaságtan, biológia vagy mérnöki tudományok. Alapvetően egy s formájú görbe - amely az alkalmazott 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 4: Sigmoid függvény ábrázolása (Saját forrás, 2022)

Tekintve, hogy így 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. Ebből az okból kifolyólag sok szempontból szofisztikáltabb a ReLU-hoz képest.

4.1.5. Visszafelé történő hálóterjedés

A visszafelé történő terjedés némileg bonyolultabb az előre terjedésnél, de már számos szakirodalom foglalkozott ezzel is, például (Svozila, 1997), aki kutatásban az ANN-eknek pont efféle, előre majd visszafelé való terjedéssel történő módszerét vizsgálta többrétegű neurális hálók vonatkozásában. Mi is akkor az a hátrafelé történő terjedés? Az előrefelé történő terjedésnél már leírtuk, hogyan halad előrefelé az információ a neurális hálóban, mely eleinte értelemszerűen jelentős mértékű illeszkedési hibát produkál. Ugyanakkor, ezt az eleinte rossz illeszkedésű predikciót követően a modell a hálózaton keresztül visszaterjeszti a hibáról szóló információt az egész modellen keresztül annak érdekében, hogy megváltoztathassa a paramétereit. Ez lépésről lépésre történik:

- A hálózat előre propagál egy predikciót, kezdeti paramétereinek felhasználásával
- A hálózat valamilyen módszerrel (pl. négyzetes hiba vagy valódi input/várt output különbség etc.) méri a hiba nagyságát
- A hibát újratérjeszti a rossz paraméterek korrigálásához.

A modell bonyolultsága tulajdonképpen a hiba visszafelé történő elosztása a hálózaton keresztül. A módszer pontos leírása megtalálható több szakirodalomban is, pl.: (Erb, 1993), (Hecht-Nielsen, 1989), (Wong, 1991), (Chen&Zhong, 2009), (Chen, 1990). Az egyik népszerű módszer az úgynevezett 'Gradient Descent'. A gradiens egy olyan elméleti lejtő, amelynek meredekségét megmérhetjük. Ez a változó ki is fejezhető, mely paraméter kapcsolatban áll a modell által generált hibával, és a paraméter megváltoztatásával növelhetjük vagy csökkenthetjük a hibát. Tehát a gradiens elmondja nekünk azt a változást, amelyre számíthatunk Y-ban egyes X-ek értékében történő változtatás esetén. Ahhoz, hogy X értéke vagy súlya a modellben változzon, elég annak a hozzárendelt, korábban véletlenszerűen megadott súlyát megváltoztatni a modellben.

Korábban a neurális háló alapjainak taglalásakor annak alapvető felépítésére koncentráltam, ugyanakkor ez nem tartalmazza az úgynevezett 'cost' vagy hiba-függvényt, mely a visszafelé történő terjedésnél fog most előtérbe kerülni. A kezdeti, nagyon rossz illeszkedés után az

ANN neuronjainak súlyait kell változtatni ahhoz, hogy a hálózat teljesítménye javuljon. A visszafelé történő terjedést és annak hibaminimalizálását már részletezi módszertani alapon (Chauvin & Rumelhart, 1995), (Rojas, 1996), (Webos, 1990) is. A módszertan forradalma az 1990-es évek számítógépes kapacitás növekedésének köszönhető jelentős részben. Egyszerűen fogalmazva, visszafelé történő terjedés a neurális háló tanulási folyamata. Ez a módszer az ANN súlyainak finomhangolására szolgál az előző előrefelé történő terjedés kapott hibaarány alapján. A súlyok megfelelő beállítása lehetővé teszi a hiba csökkentését és a modell megbízhatóságának növelését általánosításának növelésével. Ehhez természetesen az adatokat majd legalább két részre kell bontani a kísérlet során, egy úgynevezett 'training' vagy tanítási adathalmazra, valamint egy, a háló eredményét tesztelni hivatott adathalmazra. Így lehetővé tesszük, hogy a modell generalizálódjon a valódi problémára is.

A visszafelé való terjedés tehát egyszerűen a "hibák visszaterjedésének" folyamata, mely a háló súlyainak frissítésén keresztül javítja annak az adatokra való illeszkedését a tanulási adathalmazon, mely az ANN 'tanításának' standard módszere. Ez a módszer segít kiszámítani a veszteségfüggvény gradiensét a hálózat összes súlyának figyelembevételével, valamint meghatározni az optimális súlyokat az egyes bemenetekhez.

4.1.6. Visszaterjedési algoritmus

Megépítettük tehát előrefelé terjedő ANN modellünket, mely képes kezelni a nemlineáris kapcsolatokat. Az eredmény mégsem megfelelő, hiszen az egyszeri előrefelé való terjedés folyamán az ANN véletlenszerű súlyokkal szorozza az egyes bemeneteket. Egy jól működő háló 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. De pontosan hogyan is történik a visszafelé történő terjedésnél a súlyok frissítése? Ahogyan már korábban beszéltük, az előrefelé való terjedésnél a háló eredményezni fog valamilyen predikciót, ami az eleinte véletlenszerű súlyok miatt általában nem jó. Ezt az esetet a korábbi példára applikálva így is leírhatjuk:

$$(2; 3; 4) * \begin{pmatrix} 0.3; 0.7; 1.1 \\ 0.5; 0.9; 1.3 \end{pmatrix} = (7.1; 8.9) * \begin{pmatrix} 0.2 \\ 0.4 \end{pmatrix} = 4.98$$

Ahhoz, hogy ezt a képletet, pontosabban a képletben belüli súlyokat optimalizálni tudjuk, szükség van egy referenciaértékre. Tegyük fel, hogy a jó eredmény 10 lett volna. A jelenlegi hibát egyszerű módon kiszámolhatjuk összeadással és kivonással, de ahhoz, hogy számos epoch esetén is képesek legyünk tovább finomítani a számításokat, egy úgynevezett hibafüggvény bevezetésére van szükség. Az alábbi formula leír egy egyszerű hibafüggvényt, melynél:

- az eredmény 0 volna, amennyiben az output és a referenciaérték megegyeznek
- a hibaérték mindig nem negatív értéket vesz fel a négyzetre emelés miatt.

$$Hiba = (4.98 - 10)^2 = 25.2$$

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 kérdés, hogy miként változtassuk a súlyokat oly módon, hogy a modell teljesítménye javuljon.

4.1.7 Tanulási algoritmus és tanulási ráta

A tanulási, vagyis úgynevezett optimalizáló algoritmus leírását illetően az előző fejezetben leírt súlyok frissítésére a gradiens süllyedés adja meg a választ. Természetesen, ahogy (Bottou, 2012) is írja, erre is léteznek már változatok, illetve különböző alternatív módszerek, viszont napjainkban még ez a legáltalánosabb módszer a neurális hálók tanítására. Ugyanakkor lényegében ezek a módszertanok is a gradiens süllyedésre vezethetők vissza.

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. A neurális hálók esetében általában és jelen esetben is a gradiens süllyedést vagy annak valamilyen változatát alkalmazzuk. A gradiens süllyedés használatával lehetséges olyan egyenlet leírása, mely segít a hálózat súlyainak optimalizálásában:

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

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.

4.2. Elasztikus háló

A következő módszertan, amelyet tárgyalok az elasztikus háló (továbbiakban EH). Ennek később a hipotézistesztelésben lesz szerepe, mert ahogyan a hipotéziseknél így kifejtem majd, a hipotézisek teszteléséhez szükség lesz a regressziós együtthatókra, melyet egy neurális háló esetén lényegesen nehezebb és kevésbé egyértelmű módon lehet csak elemezni a rejtett rétegek és annak 'fekete doboz' szerkezete miatt.

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 & 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. A következő fejezetben leírom, hogy miért ezt a módszert választottam a kutatáshoz, valamint összehasonlítom hasonló szelekciós módszerekkel.

4.2.1. Az Elasztikus háló szabályozó módszer

Tekintve, hogy az EH fontos szerepet fog betölteni a kutatási eredmények elemzésében, szeretném annak működését, előnyeit és hátrányait összehasonlítani a hasonló módszerekkel, melyek nyomán az EH létrejött. Az egyik legbefolyásosabb ilyen módszer a Lasso, mely szabályozó módszer az EH-hoz hasonlóan a független változók súlyainak összehúzóására szolgál.

A Stanford Egyetemen kiadott irodalomhoz nyúlva (hiszen a közelmúlt EH-hoz kapcsolódó kutatásai is innen származnak sok esetben) a Lasso regressziót (Tibshirani, 2006) úgy írja le, mint lineáris becslési módszert. A Lasso minimalizálja a négyzetes hiba összegét, feltéve, hogy az együtthatók abszolút értékének összege kisebb, mint egy állandó. Ennek a megszorításnak a természete miatt hajlamos olyan együtthatókat előállítani, amelyek értéke 0, és így egyszerűen értelmezhető modelleket ad. Tibshirani megjegyzi, hogy a Lasso elképzelés meglehetősen általános, és számos statisztikai modellben alkalmazható.

Ahogy (J Ranstam & J A Cook, 2018) leírják, 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:

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

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.

Így tehát levonható, hogy amikor a λ 0 értéket vesz fel - amelyet L1 szabályozásnak is nevezünk, egyik tényező sem kerül kizárásra a modellből, így gyakorlatilag egy egyszerű regresszióról beszélünk. Ennek optimalizálásával ugyanakkor a modell illeszkedési képessége növelhető, valamint a modell interpretálhatóság szempontjából egyszerűsíthető.

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 & 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.

4.2.2 Szelekciós módszerek összefoglalása

A korábbi fejezetben tárgyaltakkal összhangban a Lasso szabályozási módszer lecseréli az egyes paraméterek fontosságát a jobb várható általános illeszkedés érdekében. A Lasso módszer ennek megfelelő fontos hátránya, hogy a regressziós együttthatók nem feltétlenül értelmezhetők megbízhatóan, mivel a hangsúly a legjobb kombinált illeszkedésen van.

A Ridge képes a Lasso által esetenként túlságosan leegyszerűsített modellek helyett komplexebb β együttthatók felállítására, ugyanakkor az interpretálhatóság sok esetben romolhat a hozzáadott komplexitás miatt. Ezen kívül, a Lasso az optimális illeszkedésre van optimalizálva a Ridge-el ellentétben, így a kettő közötti választás mindig az adott probléma figyelembevételével meghatározható csak.

Látható volt képleteknél is, hogy az EH mindkét módszert ötvözi, így a független változók interkorrelációja esetén sem várható szélsőségesen egyszerűsített modell, így a komplexitást és a gyakorlati interpretálhatóságot egyensúlyozva. Emiatt úgy gondolom ennek a módszernek a használata hasznos a modellezésünk szempontjából, különösen a prediktorok hatásfokának elemzésére és a gyakorlati gazdasági tételek megoldására. Ezt az is alátámasztja, hogy számos kutatás foglalkozik az EH módszertannal - (Jin et al., 2009), (Zhang et al., 2017) , (De Mol et al., 2009) különösen annak további hatásfokvizsgálatának céljából, illetve azt tekintve látszólag egyöntetű a konszenzus, hogy számos szempontból túlteljesíti a hagyományos lineáris regressziót, a Lasso és a Ridge regressziós függvényeket is.

Az elasztikus háló módszer tehát javítja a Lasso korlátait, azaz ahol a Lasso az ideálisnál kisebb mintát vesz a nagy dimenziós adatok esetén. A rugalmas eljárás „n” számú változó felvételét biztosítja azok telítettségéig. Ha a változók erősen korrelált csoportok, a Lasso hajlamos kiválasztani egy változót az ilyen csoportokból, a többit pedig teljesen figyelmen kívül hagyja. A Lasso-ban található korlátok kiküszöbölése érdekében az elasztikus háló másodfokú képletet is tartalmaz a szabályozó algoritmusban, amely így tulajdonképpen

részben Ridge regresszióvá is válik. Az elasztikus háló így mindkét módszernek az előnyeiből merít.

4.3. CAPM modell bemutatása

A korábban leírt modellek, valamint a makroökonómiai környezet indexárfolyamok előrejelzésére való alkalmazhatóságának további vizsgálatára előnyös egy klasszikus pénzügyi modell alkalmazása is. Ez lehetőséget ad a jelen kutatásban alkalmazott modellek és adathalmazok eredményességének viszonyítására, valamint a klasszikus pénzügyi modell, a Capital Asset Pricing Model (CAPM) további perspektívába helyezésére is.

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.

Ahogy a képletből is következtetni lehet, a befektetők kompenzációt várnak el a vállalt kockázatért és a pénz időértékéért cserében. A CAPM-képletben szereplő kockázatmentes kamatlábat a modell alkalmazásától függően többféleképpen meg lehet határozni, lehet például a befektetési időhorizonthoz közeli kötvénykamat vagy az S&P 500 várható hozama is.

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.

4.3.1. A CAPM Fama-French 3 faktoros változata

Ahogy említettem, a CAPM modellt eredetileg 1960-ban mutatták be, így a modellnek azóta természetesen számos változata létezik, továbbá a pénzügyi eszközök beárazására is léteznek egyéb módszerek. A CAPM viszont máig őrzi népszerűségét, és annak talán leghíresebb kiegészítései a Fama-French 3 és 5 tényezős modellek.

Az (Fama & 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.

4.3.2 A CAPM modellek összevetése, korlátai

A CAPM széles körben elterjedt és napjainkig használatos modell, annak változataival együtt. Fontos ugyanakkor megjegyezni, hogy a modellt érdemes annak kontextusában és saját korlátjai szerint vizsgálni.

(Bartholdy & Peare, 2005) -ben azt írta kutatómunkájában, hogy a legtöbben az egytényezős modellt (CAPM) részesítik előnyben az egyes részvények várható hozamának becslésekor. A portfólió hozamának becsléséhez az akadémiai körökben ugyanakkor a Fama és French háromtényezős modellt (továbbiakban FF vagy FF3) ajánlják többen írása szerint, melynek fő célja e két modell teljesítményének összehasonlítása az egyes részvényekre vonatkozóan. Kutatásában megállapítást nyert, hogy a modell teljesítménye azonban nagyon gyenge, a hozamkülönbségeknek átlagosan 3%-át magyarázza. Ezután az egyes részvényhozamokra vonatkozó becsléseket a Fama és French modell alapján 5 évnyi havi adatok felhasználásával kapják meg. Ez a modell azonban nem teljesít sokkal jobban, a használt indextől függetlenül a hozamkülönbségek átlagosan 5%-át magyarázza. Ezek az eredmények ezért megkérdőjelezzik mindkét modell használhatóságát az egyedi várható részvényhozamok becslésére.

(Bello, 2008) egy későbbi kutatásában, ahol a 2 említett modellt, illetve még egy harmadikat is vizsgált arra jutott, hogy a CAPM-et összehasonlítva a Fama-French háromfaktoros

modellel és az FF modell Carhart-féle kiterjesztésével, tekintettel az illeszkedés statisztikai jóságára és az előrejelzés minőségére meglepő eredményeket hozott. A vizsgált adathalmaz aktívan kezelt részvénybefektetési alapokból állt, a mintaidőszak 1986 áprilisától 2006 márciusáig tartott. Bello eredményei azt mutatják, hogy a három regressziós egyenes mindegyike a részvényalapok hozamának mintegy 71%-át magyarázza. Így az illeszkedés statisztikai jóságát tekintve a három modell közötti különbség nem szignifikáns – bár a modellek előrejelzési képessége eltérő írása szerint.

(Blanco, 2012) munkája az amerikai NYSE (New York Stock Exchange) vizsgálja, a CAPM és a portfóliók várható hozamát teszteli a Fama-French háromfaktoros modellhez képest. A szerző egy adatbázist használ az egyes modellekhez kapcsolódó várható hozamok és tényezők alapján, mely 1926 és 2006 közötti időszakra enged betekintést. Az empirikus eredmények rámutatnak, hogy a FF3 modell a jobb eredményeket produkál, mint a CAPM a portfóliók várható hozamának magyarázatát tekintve. A papír azonban azt mutatja, hogy az eredmények attól függően változnak, hogy hogyan alakulnak a portfóliók.

Hasonló következtetésre jutott (Kenneth, 2005), tézise szintén összehasonlító analízis mely a FF3 modellt és a CAPM teljesítményét vizsgálta. Két különböző portfóliókészlet segítségével a tesztek alapján nem lehet egyértelműen megállapítani, hogy a FF3 jobb, mint a CAPM.

4.4. R² és MAPE értékek a modellek értelmezéséhez

A kutatáshoz leírt modellek eredményének értékeléséhez szükség lesz azok magyarázóerejének megértéséhez, valamint illeszkedésük minőségét is tudni kell mérni. A modellek magyarázóerejének mérésére a R² módszert fogom használni. A modellek illeszkedését pedig az átlagos abszolút százalékos hibával, vagyis MAPE (mean absolute percentage error) használatával mérem. Mivel ezek a mérőszámok jelentős szerepet töltenek be a kutatásban, így kifejtem őket a pontos interpretálhatóság végett.

4.4.1. R², vagyis determinációs együttható

Először a modellek magyarázóerejét minősítő mutatót ismertetem. 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 R² használatát.

(Howarth, 2017) részletesen tárgyalja ezt a módszertant, illetve számos kutató is foglalkozott már vele a modellek illeszkedésének minőségét vizsgálva, lásd még: (Cameron & Windmeijer, 1996), (Cameron & Windmeijer, 1997). A R² összefoglalásához az alábbi képlet segíthet:

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

Ahol:

- R² 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. Tehát, ha egy modell R^2 értéke:

- 0, akkor a független változók értékének változása egyáltalán nem magyarázza a modell y adataiban bekövetkezett változást,
- 0.5, akkor a független változók értékének változása félig magyarázza a modell y adataiban bekövetkezett változást,
- 1, akkor a független változók értékének változása teljes mértékben magyarázza a modell függő változóiban bekövetkezett változást.

Ezen ismérvei miatt az R^2 intuitív módon alkalmazható a modellek bemeneti adatainak magyarázóerejének mérésére – illetve a modell illeszkedésének jóságára is.

4.4.1. 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.

5. HIPOTÉZISEK

A szakirodalom áttekintése után felállítom azokat az hipotéziseket, amelyek vizsgálatára kísérleteket hajtok végre a taglalt adatbázis és modellek segítségével. Ezeknek a hipotéziseknek a nyomán fogok a kutatás során téziseket megfogalmazni.

5.1. Első hipotézis, indexek árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében megkülönböztethetők

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, 2016), (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. Emiatt ilyen skálán és kapitalizáció szerinti fókusszal viszont még nem készült hasonló kutatás.

5.2. Második hipotézis, régiók fontosságának rangsorolhatósága

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

A szakirodalmak számos bizonyosságot 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.

Úgy gondolom, hogy az úgynevezett gazdasági nagyhatalmak indikátorai széles körben befolyásolják a piacokat, és amennyiben az elasztikus háló regressziós együtthatóinak súlyait egyfajta 'együttható' elemzésként átalakítjuk a gazdasági területek relatív súlyait létrehozva a modellben, láthatjuk majd ezt materializálódni az egyes országok szemszögéből is.

5.3. Harmadik hipotézis, a makroökonómiai hírek befolyásának időbeli csökkenésének bizonyítása

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

A szakirodalom feltárása (Wasserfallen, 1989) megjegyezte, hogy csupán rövid távon befolyásolták a makroökonómiai hírek a részvényárfolyamokat, míg a többi vizsgálat a kapcsolat erősségére koncentrált első sorban. Emiatt a kapcsolat erősségének a makroökonómiai környezet és indexárfolyamok között, különös tekintettel a globális skálára relatív kevés adattal rendelkezünk.

Szintén említve lett a szakirodalmi feldolgozás során (Sariannidis et al., 2010) kutatása mely szerint számos indikátor nagyjából egy hónapos távlatban befolyásolja a részvényárfolyamokat, ez a kutatás ugyanakkor nem vizsgálja az indikátorok olyan széles körét, mint jelen disszertáció. Ezzel együtt az egy hónapos időtáv még gazdaságilag rövid időszaknak mondható.

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.

Számos egyéb kutatás az irodalmi feltárás során bizonyosságot adott a makroökonómiai tényezők és a részvények kapcsolatáról. Azok a kutatások azonban nem vizsgálták ezen kapcsolat időbeliségét további, idő-specifikus kísérletekkel.

Erre való tekintettel és a kutatási célnak megfelelően a makroökonómiai adatok időbeli hatását is vizsgálom. Ennek vizsgálata lehetséges a modell bemeneti adatainak időbeli csúsztatásával az adathalmaz idő tengelyén az 'y' változót konstansan tartva, és az így kapott modell illeszkedés (MAPE) elemzésével. Erre a célra egy hagyományos neurális hálót fogok használni, mely az említett okok miatt a legmegfelelőbb eszköznek tartom a makrokörnyezet adatait feldolgozó elemzésére annak nem-lineáris kapcsolatokat jól kezelő sajátosságai miatt.

Várakozásaim szerint a vállalatok részvényárfolyamaiban bekövetkező változás a makrohírek kiadásakor erősebb, tehát a piac azok kiadásakor árazza be őket, nem pedig feltétlenül azok valódi gazdasági hatásának materializálódásakor. Ennek vizsgálatára a modell bemeneti adatait az időtengelyen elcsúsztatom és úgy tanítom a neurális háló, hogy a makroökonómiai hírek kiadását virtuálisan késleltetem. Az illeszkedés várhatóan romlani fog, hiszen a pénzpiacok már beárazták az információt és addigra a következő adatok felé fordul a piac figyelme. Ennek teszteléséhez a modell illeszkedési vizsgálatát fogom elvégezni 20, 40, 60, 90, 120 és 240 munkanapos csúsztatással.

5.4. Negyedik hipotézis, a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények hasonlóan hatékonyak a makroökonómiai környezet és indexárfolyamok modellezésére aktivációs függvényként

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 vettem 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 majd kísérletet, a hálónak csak az aktivációs függvényét változtatva és azt azonos adathalmazon tanítva.

5.5. Ötödik hipotézis, a CAPM, az Elasztikus Háló és Mesterséges Neurális Háló tőkepiaci modell-illeszkedése

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 ahogyan a feltárt irodalomból is látható, első sorban feltételezett piaci hozamok és szintén feltételezett alternatív hozam használatával vizsgálja a hozamelvárásokat. Ez természetesen logikus számos pénzügyi szempontból, figyelembe véve, hogy minden befektető a vállalt kockázatért szeretne hozamban részesülni. Ez ugyanakkor felveti a kérdést, hogy a makroökonómiai és gazdasági környezet realitása hogyan és milyen 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 kötvénykamatokat tekintve, ugyanakkor a pénzpiacok ennél összetettebbek. Úgy gondolom, hogy a makroökonómiai adatokara 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.

A hipotézis további vizsgálatához a taglalt modelleket, a CAPM, Fama-French 3 tényezős modellje, az Elasztikus Háló és Mesterséges Neurális Háló eredményeit fogom összevetni.

Ehhez igyekszem a két modell lehető legjobb súlyaival illesztett eredményét a MAPE mutató szerint értékelni, melyeket a modellek illeszkedésének szemszögéből értékelek mind a lowcap, mind pedig a globális benchmark tekintetében, továbbá a CAPM modell MAPE értékét is.

Ez betekintést fog adni abba, hogy az ökonometria területén mennyire hatékonyak ezek a módszerek a makroökonómiai kapcsolatok és részvényárfolyamok modellezésének használatára.

6. MODELL BEMENETI ADATAINAK TAGLALÁSA

A makroadatok fontosságát már a korábbi fejezetekben tárgyaltuk, valamint a szakirodalom feldolgozása során is számos referenciát tettem azok fontosságára a pénzügyi piacok, valamint részvényárfolyamok alakulását tekintve. Korábbi kutatási munkám során (Jakab & Suhajda, 2020) is tettem rá említést, hogy az olyan és azokhoz hasonló mutatók, mint a bérdinamika, infláció, GDP növekedési üteme stb. milyen befolyással rendelkeznek a gazdaságok tekintetében.

Általános igazsággént fogadhatjuk el a szakirodalom és a korábbi kutatások alapján tehát, hogy a makrokörnyezet és a részvények árfolyama között kapcsolat található – a kapcsolat időbelisége, valamint annak a vállalati tőkeerőhöz mért hatása egyelőre nem ismert. Ebben a fejezetben azokat a makro adatokat fogom kifejezni, melyek a disszertációhoz épített modell számára bemeneti adatként szolgálnak majd, így átfogó képet nyújtva a gazdasági környezetről, amelyet vizsgálni fogok, valamint a környezet komplexitásáról is.

A komplexitás várhatóan jelentős részben származik majd abból is, hogy a bemeneti adatok között olyan kapcsolatok találhatóak melyek megtestesítik a makroökonómiai környezetet:

- a bemeneti tényezők (x tényezők) közötti kapcsolat is befolyásolja azok egyéni hatását, melyek idősíkszerinti elhelyezkedése is lényeges,
- a tényezők között logikai kapcsolat áll fent, például egyik előre jelezheti a másikat, vagy azok egy csoportja jelezhet előre további tényezőket – így tehát egy interkorrelációról is szó van,
- eseteként adott adatpontok irányának változása, az elmozdulás adott vagy ellenkező irányba történő egyidőben való és együttes fennállása nem lineáris módon erősítheti azok kifejtett hatását,
- általánosan feltételezhető, hogy a piaci kapcsolatok bonyolultsága, sok esetben a beszállítók számára kifejtett hatás torzítja a modell illeszkedését,
- a 'piaci zaj' szintén némi zavart jelenthet a makro környezet árhatásának tisztaságát tekintve.

Ezeket figyelembe véve tehát kritikus a modell szempontjából a bemeneti adatok megértése, azok összetett csoportként való elemzése a modell illeszkedése szempontjából. Az illeszkedési szempontokon túl fontos az is, hogy elemezni tudjuk a logikai kapcsolatot, tehát hogy a korreláció jár-e ok-okozati összefüggéssel az adott kontextus tekintetében. Emiatt tehát a következő fejezetben részletesen vizsgálom a gyűjtött adatokat, azok tárolási módszerét, valamint az adattisztítás lépéseit is.

6.1. Makroökonómiai adatok általános áttekintése

Az adatbázis, melyet hamarosan technikai szempontból is részletezek, alapvetően csak az adatok tárolását szolgálja, valamint némi minimális analitikával is rendelkezik annak érdekében, hogy az adatokat le tudjam írni. Összefoglalva, mielőtt részletesen tárgyaljuk az egyes adatokat:

- nagyjából 13.200 sornyi adat van benne, melyek tartalmazzák a makro hírek és események aktuális, előző és előre jelzett értékét

- az 'aktuális érték' a sorhoz rendelt idővel megegyező időben kiadott értéket jelöli
- az 'előrejelzés' a piaci várakozásokat, jegybank vagy szolgáltatói előrejelzést tartalmazza, amennyiben elérhető az adatra
- az 'előző' csupán a dátum oszlopban jelölt időponthoz képes az azt megelőző közzéadási időszakban kiadott adatot
- időintervallum tekintetében 2015-től 2021 végéig tartalmazza a makrogazdasági adatokat
- ezek az adatok 353 egyéni indikátort jelölnek, bár ez nem jelent egymástól teljesen különböző 353 indikátort, hiszen nem minden esetben teljesen azonos nagyon hasonló adatpontok megnevezése
- Az adatok 9 egymástól független gazdasági régióból származnak, melyek: Kanada, Kína, Európai Unió, Új-Zéland, Japán, Ausztrália, Egyesült Államok, Egyesült Királyság és Svájc.

A fenti összesítés átfogó képpel szolgál az adatok alapvető karakterisztikáiról. Ezen kívül azt is megmutatja, hogy mennyiféle összefüggésnek enged teret a közel 350 indikátor, valamint 9 gazdasági régió, melyet mintegy 7 éves időtávra gyűjtöttem össze olyan helyekről, mint az adott országok gazdasági hivatalai. A következőkben az összegyűjtött adatokat összegzem.

6.1.1. Globális, nem vagy nehezen számszerűsíthető adatok

A bemeneti adatok terén leszögezném, hogy számos olyan fontos adatközlés van, amely valamilyen verbális kommunikáció vagy tárgyalás formájában, de publikusan történik. Ezek általában nagy üzleti fórumok, találkozók melyek számos ország résztvevőiből állnak össze, és az ott hozott döntések és/vagy kommunikáció jelentős hatással bírnak a pénzügyi piacokra, részvényekre, vagy nyersanyagpiacokra.

Az ilyen adatok, tekintve, hogy nem számszerűek közzéadási formátumukat tekintve - sok esetben csupán verbálisak és adott esetben a konszenzus hiánya miatt szubjektívnek is nevezhetőek-, nehéz modellezési szempontból megbízhatóan kezelni, így az adott modell független változói közül kihagyom őket. Az ilyen adatok egyébként:

- Dohai olaj találkozók és ide kapcsolódó média
- G20 Találkozók
- G7 Találkozók
- IMF Találkozók
- Jackson Hole Találkozók
- OPEC Találkozók
- OPEC-JMMC Találkozók
- WEF éves Találkozók.

Ezek az adatok kiemelten fontosak gazdaságpolitikai szempontból, így a piaci árazási mechanizmust is erőteljesen befolyásolják, tehát a modellben várhatóan rontják az illeszkedést. Pontosabb hatásuk, a mögöttes folyamatok tekintetében számos szakirodalom elérhető – (McKibbin & Vines, 2020), (Hough, 2010), (Nwogugu, 2021), így ezeket nem fogom itt külön tárgyalni. További ok, hogy nem tárgyaljuk őket az az, hogy milyenségüket tekintve nem tudjuk az adott modellben felhasználni őket kísérletünk végrehajtásakor.

Ezzel együtt fontosnak tartom, hogy említést tegyek róluk, mert ezek olyan tényezők, amelyek jelentős hatást gyakorolnak a piaci mozgásokra, és hosszabb időtávon is trendeket határozhatnak meg. Szeretném még azt is megjegyezni, hogy sokkal több olyan tényező van jelen a piacokon, amelyek nem fordíthatók le számokra, mint a fenti lista. Globális hatásra gondolva gondolhatunk elsüllyedő olajhajokra, amelyek felfelé mozdíthatják a nyersanyagárakat, az ezzel együtt járó piaci kockázatokra, különösen az energiaimporttól függő országokban, vagy gondolhatunk a háború több ország feletti árnyékára és az esetleges növekvő kockázatokra, számos egyéb tényező között. Ebben a tanulmányban azokra a tényezőkre helyezük a hangsúlyt, amelyek rendszeresen publikálásra kerülnek és számszerűsíthetők.

6.1.2. Az Egyesült Államok makroökonómiai adatai

Az Egyesült Államok tőzsdéi az elmúlt évtizedekben viszonyítási alpnak számítottak világszerte, amikor a piaci hangulatról és általában a pénzügyi piac kilátásairól beszéltek. Amszterdam előre nem látható népszerűsége és az Európai Gazdasági Térség pénzügyi központjaként való átvétel mellett is gyakran hivatkoznak a New York-i tőzsdére és a NASDAQ-ra, amikor a piaci hangulatról és az árak alakulásáról globális szinten beszélnek. Ennek fényében érthető, hogy miért éppen az Egyesült Államok rendelkezik a legtöbb nyilvánosan elérhető és rendszeresen publikált makrogazdasági tényezővel. Összesen 97 makrogazdasági sajtóközlemény jelenik meg rendszeresen, bár ezek egy része elnökök vagy jegybanki vezetők beszéde, így a modell számára nem alkalmazható adatok. Fontos megjegyezni azt is, hogy az Egyesült Államokat széles körben a nyugati kultúra és nemzetek vezető gazdasági és politikai erejeként tartják számon, ezért ezek a hírek és makrogazdasági közlemények nagy valószínűséggel több országra kiterjedő hatást gyakorolnak.

Ezzel együtt az alábbi táblázatban foglaltam össze az Egyesült Államokkal kapcsolatos összegyűjtött tényezőket. Ez magas szintű összefoglalást ad majd az általunk vizsgált hírekről és makrogazdasági tényezőkről.

1. táblázat: az USA fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022)

10 éves kötvényciklus	Árukereskedelmi mérleg
30 éves kötvényciklus	Lakhatás kezdődik
Az ADP nem mezőgazdasági foglalkoztatásának változása	Import árak m/m
GDP árindex q/q	Ipari termelés m/m
GDP q/q	ISM Manufacturing PMI
Átlagos órabér m/m	ISM Services PMI
Banki stresszteszt eredményei	JOLTS álláshirdetések
Építési engedélyek	Jelzáloghitel késedelmek
Üzleti készletek m/m	NAHB Lakáspiace Index
Kapacitáskihasználtsági arány	Új lakások értékesítése
CB fogyasztói bizalom	Nem mezőgazdasági foglalkoztatás változása
CB vezető index m/m	Függőben lévő lakásértékesítés m/m

Chicago PMI	Személyes kiadások m/m
Kongresszusi választások	Philly Fed Manufacturing Index
Core CPI m/m	PPI m/m
Tartós cikkek törzsrendelése m/m	Előzetes GDP q/q
Core PCE árindex m/m	Előzetes nem mezőgazdasági termelékenység q/q
Mag PPI m/m	Előzetes egységnyi munkaerőköltség q/q
Core Kiskereskedelmi Értékesítés m/m	Prelim UoM Consumer Sentiment
CPI m/m	Biden elnök beszéd
Nyersolaj készletek	Trump elnök beszéd
Current account	Elnökválasztás
Tartós fogyasztási cikkek rendelései m/m	Kiskereskedelmi Értékesítés m/m
Empire State Manufacturing Index	Nem mezőgazdasági termelékenység felülvizsgált q/q
Foglalkoztatási költségindex q/q	Átdolgozott UoM Consumer Sentiment
Meglévő lakásértékesítés	Richmond Manufacturing Index
Gyári rendelések m/m	Kereskedelmi mérleg
Fed közleménye	Kincstári valutajelentés
Powell, a Fed elnöke beszéd	Lew pénzügyminiszter beszéd
Powell, a Fed elnöke tanúskodik	Treasury Sec Mnuchin beszéd
Yellen Fed-elnök beszéd	Kincstári Sec Yellen beszéd
Yellen Fed elnöke tanúskodik	Munkanélküli Követelések
Fed monetáris politikai jelentés	Munkanélküliségi ráta
Szövetségi alapkamatláb	Evans FOMC-tag beszéd
Végső GDP q/q	Az FOMC tagja, Fischer beszéd
Final Manufacturing PMI	George FOMC-tag beszéd
Flash Manufacturing PMI	FOMC-tag, Harker beszéd
Flash Services PMI	Kaplan, az FOMC tagja beszéd
FOMC gazdasági előrejelzések	A FOMC tagja, Kashari beszéd
FOMC ülés jegyzőkönyve	FOMC tag Lacker beszéd
Az FOMC tagja, Barkin beszéd	Lockhart FOMC-tag beszéd
Az FOMC tagja, Bostic beszéd	Mester FOMC-tag beszéd
Bowman, az FOMC tagja beszéd	Powell FOMC-tag beszéd
Az FOMC tagja, Brainard beszéd	FOMC-tag Quarles beszéd
Bullard, az FOMC tagja beszéd	Rosengren FOMC-tag beszéd
Clarida FOMC-tag beszéd	A FOMC tagja, Tarullo beszéd
FOMC nyilatkozat	Williams FOMC-tag beszéd

Az táblázatban többek között az is látható, hogy a kiemelt politikusokhoz, bankárokhoz kapcsolódó hírek egy része konkrét személyekhez és nevükhöz kapcsolódik. A neveket 2015 és 2021 között gyűjtöttem össze, és várhatóan változni fognak, viszont ez nem befolyásolja kutatásunkat, mivel olyan számszerűsített információkra koncentrálnak, mint például a GDP-hez kapcsolódó adatok, kötvényaukciós kamatlábak és fedezet, inflációs adatok, lakáspiaci adatok, kereskedelmi mérlegek.

6.1.3. Európai Unió makroökonómiai adatai

Az Egyesült Államok mellett a másik nagy szereplő a nyugati tőzsdék színterén az Európai Unió, valamint annak országai. Ahogy a szakirodalom is sugallja (Kerckhoven, 2021), London hosszú ideje az Európai Gazdasági Térség központja a pénzügyek és a tőzsdék terén. Az EU azonban a Brexit után is nagyon jelentős szereplő.

Az EU rendkívül összetett makrogazdasági környezettel is rendelkezik a tagországok gazdaságainak magas heterogenitása miatt. Sok kutatás folyik az Európai Unió makroökonómiájáról - (Semmler & Semmler, 2013) (Landmann, 2011) -, és egy ilyen komplex területen bizonyára sok minden lehetne árnyalni kulturális tekintetben is, de jelen kutatás praktikussága végett a rendszeresen megjelenő makroadatokra koncentrálok.

2. táblázat: az EU fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022)

Alapvető szükségletek CPI gyorsbecslés y/y	Német Flash Manufacturing PMI
CPI gyorsbecslés y/y	Német Flash Services PMI
Holland parlamenti választás	Német GfK fogyasztói klíma
Az EBA Bank stressztesztjének eredményei	Német ifo üzleti klíma
EKB Gazdasági Értesítő	Német ipari termelés m/m
Az EKB pénzügyi stabilitási áttekintése	Német előzetes CPI m/m
Az EKB monetáris politikai üléseinek beszámolóí	Német előzetes GDP q/q
Draghi, az EKB elnöke beszéd	Német Kiskereskedelem m/m
Lagarde, az EKB elnöke beszéd	A német munkanélküliség változása
EKB sajtótájékoztatója	Német ZEW Economic Sentiment
ECOFIN ülések	Görög mentőszavazás
EU gazdasági előrejelzések	Szavazás a görög kormány adósságválságáról
EU gazdasági csúcstalálkozó	görög parlamenti választás
Euro Csúcs	görög elnökválasztás
Eurocsoport ülései	Olasz 10 éves kötvényárverés
Európai Bíróság határozata	Szavazás az olasz alkotmánymódosításról
Európai Parlamenti választások	Olasz Manufacturing PMI
Végső CPI év/év	olasz parlamenti választás

Gyors GDP q/q	Olasz előzetes GDP q/q
Flash Manufacturing PMI	Olasz szolgáltatások PMI
Flash Services PMI	Hosszú távú refinanszírozási művelet
Francia fogyasztói kiadások m/m	M3 Pénzellátás év/év
Francia Flash GDP q/q	Fő refinanszírozási kamatláb
Francia Flash Manufacturing PMI	Monetáris politikai nyilatkozat
French Flash Services PMI	Prelim Flash GDP q/q
francia ipari termelés m/m	Magánkölcsonök év/év
francia előzetes GDP q/q	Kiskereskedelmi Értékesítés m/m
French Prelim Private Payrolls q/q	Spanyol Flash CPI év/év
francia elnökválasztás	Spanyol gyors GDP q/q
Német 10 éves kötvényaukción	Spanyol gyártási PMI
Német Buba havi jelentés	spanyol parlamenti választás
Weidmann német Buba-elnök beszéd	Spanyol szolgáltatások PMI
Német Alkotmánybíróság határozata	A spanyol munkanélküliség változása
Német gyári rendelések m/m	spanyol munkanélküliségi ráta
német szövetségi választások	Munkanélküliségi ráta
Német Final Manufacturing PMI	ZEW Economic Sentiment
Német Final Services PMI	

Amint a fenti táblázatból látható, a makrogazdasági mutatók ezen része Európa gazdasági teljesítményének nagy részét fedi, és tartalmazza az olyan vezető országokat, mint Németország, Franciaország, Olaszország és Spanyolország, illetve Görögországot.

Ezen túlmenően, az ebben a részben tárgyalt makrogazdasági tényezők közé tartoznak a kiadásukkor különösen szorosan megfigyelt mutatók is, mint például a GDP adatközlések, a kereskedelmi forgalmi mutatók vagy a pénzkínálat és foglalkoztatottsági adatok.

6.1.4. Az Egyesült Királyság makroökonómiai adatai

Amint azt a korábbi részekben már megjegyeztük a kapcsolódó tudományos irodalom tárgyalásakor, az Egyesült Királyság több évtizeden át az Európai Unió pénzügyi központja volt. Infrastruktúrája és a bankrendszere hosszú időn át a világ térképére helyezte az európai tőzsdéket. A Brexittel ennek a befolyásnak egy része elenyészni látszik, mivel a forgalom egy részét láthatólag átirányítják a még mindig az Európai Unióhoz tartozó országokba, de az Egyesült Királyság még mindig nagy gazdaság, fejlett jelentési rendszer és intézményi hálózat segítségével. A makrogazdasági adatok közzétételét tekintve ez a régió a 3. helyen áll, ami azt jelzi, hogy az Egyesült Királyság intézményi és jelentési rendszere kiemelten magas szintű átláthatóságot tud biztosítani a befektetőknek vagy a makrogazdasági helyzet megértésére törekvők számára az alábbi 64 mutató segítségével.

3. táblázat: a UK fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022)

Gyártási PMI	Saunders MPC-tag beszéd
Parlament Brexit-szavazás	CBI realizált értékesítés
Az állami szektor nettó hitelfelvétele	Forbes MPC-tag beszéd
Árukereskedelmi mérleg	Banki stresszteszt eredményei
Végső szolgáltatások PMI	May miniszterelnök beszéd
EU-tagsági szavazás	Őszi előrejelzés
Ramsden MPC-tag beszéd	Második becslés GDP q/q
parlamentari választások	Eszközvásárlási lehetőség
Prelim Business Investment q/q	Haldane MPC-tag beszéd
GDP m/m	Tenreyro, az MPC tagja beszéd
BOE inflációs levél	Az igénylő számának változása
A BOE kormányzója, Bailey beszéd	Kiskereskedelmi Értékesítés m/m
MPC hivatalos banki árfolyam szavazatok	Flash Manufacturing PMI
Vlieghe MPC-tag beszéd	A BOE kormányzója, Carney beszéd
NIESR GDP becslés	High Street hitelezés
Flash Services PMI	Monetáris politikai jelentés meghallgatása
Építőipari PMI	FPC nyilatkozat
A BOE pénzügyi stabilitási jelentése	Weale MPC-tag beszéd
Monetáris politika összefoglalója	McCafferty, az MPC tagja beszéd
Halifax HPI m/m	Az MPC tagja Broadbent beszéd
Johnson miniszterelnök beszéd	Előzetes GDP q/q
Országos HPI m/m	Jelenlegi fiók
Cunliffe MPC-tag beszéd	Shafik MPC-tag beszéd
Miles MPC-tag beszéd	EU-tagsági bírósági határozat
PPI bemenet m/m	Hivatalos banki kamatláb
Hogg MPC-tag beszéd	CPI év/év
BOE hitelfeltételek felmérése	Végső GDP q/q
RPI év/év	Magánszemélyek nettó hitelezése m/m
MPC Asset Purchase Facility szavazatok	Átlagkereseti index 3 m/év
Munkanélküliségi ráta	A BOE monetáris politikai jelentése
CBI Ipari Megrendelés Elvárások	Haskel MPC-tag beszéd
Gyártás Termelés m/m	Éves költségvetési kiadás

6.1.5. Ausztrália makroökonómiai adatai és gazdasága

Ausztrália egy magasan fejlett gazdaság, amely 2021-ben a vásárlóerő-paritással korrigált GDP-ben az első tízbe került. Ahogyan a fejlett piacokra általában véve jellemző, Ausztráliának is erős a szolgáltatási ágazata, de ami igazán kiemelkedik, az a rendkívül erős bányászat, illetve a nagy tőkeforgalommal rendelkező sydney-i tőzsde. Az ország annak ellenére, hogy a nyugati kultúra részeként tartjuk számon közel van Ázsiához és gazdasági óriásához, Kínához.

Amint azt a szakirodalom megjegyzi (Dyster & Meredith, 1999), figyelembe véve a külkereskedelmet, a tőke be- és kiáramlását, valamint a befektetéseket, nagyon élénk tőkemozgásokat láthatunk, amelyek kifejezik Ausztrália szoros kapcsolatát a globális gazdasággal. Mint ilyen, azt is megjegyzi a kutatások, hogy a gazdasági bővülés közel áll ahhoz, amit a világ más lokációin megfigyelhetünk, tovább hangsúlyozva Ausztrália integrációját, függetlenül annak távoli elhelyezkedésétől.

Összességében Ausztrália jelentős szereplőnek számít, ha a GDP-hozzájárulást globális szinten, az urbanizáció vagy a bányászat tekintetében vizsgáljuk. Egyben nagy bányászati árutermelők is és Kínába exportálnak, ezért az ország exporttevékenysége vezető mutatónak tekinthető.

Ausztrália körülbelül 41 egyéni makrogazdasági mutatóval rendelkezik, amelyeket össze tudtam gyűjteni ehhez a kutatáshoz.

4. táblázat: Ausztrália fő makroökonomiai adatai (saját forrás, 2022)

Éves költségvetési kiadás	parlamenti választások
ANZ Álláshirdetések m/m	PPI q/q
Építési engedélyek m/m	Magántőke-kiadás q/q
Kézipénzdíj	Az RBA asszisztens, Bullock kormányzó beszéd
A társaság működési eredménye q/q	RBA asszisztens kormányzó Edey beszéd
Építési munkák Elvégezve q/q	Az RBA asszisztens kormányzója, Ellis beszéd
CPI q/q	Az RBA asszisztens kormányzója, Kent beszéd
Current account	Debelle, az RBA kormányzóhelyettese beszéd
Foglalkoztatási változás	Az RBA kormányzóhelyettese, Lowe beszéd
GDP q/q	RBA pénzügyi stabilitási áttekintés
Lakáshitelek m/m	Az RBA kormányzója, Lowe beszéd
HPI q/q	Stevens, az RBA kormányzója beszéd
Import árák q/q	RBA monetáris politikai nyilatkozat
MI inflációs várakozások	RBA kamatláb nyilatkozat
MI inflációmérő m/m	Kiskereskedelmi Értékesítés m/m

MI vezető index m/m	Kereskedelmi mérleg
Évközi gazdasági és költségvetési kilátások	Levágott átlagos CPI q/q
Monetáris politikai ülések jegyzőkönyvei	Munkanélküliségi ráta
NAB Business Confidence	Bérárindex q/q
NAB negyedéves üzleti bizalom	Westpac fogyasztói hangulat
Új gépjárművek értékesítése m/m	

6.1.6. Kanada makroökonómiai adatai

Rengeteg kutatás folyik Kanada gazdaságával kapcsolatban, amely magasan fejlett és piacorientált, erőforrás-exportáló, és már évtizedek óta szorosan kapcsolódik az Egyesült Államokkal folytatott kereskedelemhez, amint azt (Howlett et al., 1999) egy korábbi kutatásban megállapította.

Ma Kanada gazdasága a legtöbb fejlett nemzethez hasonlóan a szolgáltatóiparra összpontosít, miközben kiaknázza a természeti erőforrásait. Kanada köztudottan a világ harmadik legnagyobb olajtartalékával rendelkezik, és a kőolaj egyik vezető exportőre. Ezek az attribútumok megkönnyítik annak megértését, hogy Kanada és makroökonómiája miért lehet befolyásos a nyersanyagárak és részvénytörzsek vizsgálatakor, hiszen számos részvény korrelál a nyersanyagokkal.

Ezenkívül az Egyesült Államokkal való szoros együttműködése felhasználható a gazdasági kilátások interkorrelációjának feltételezésére is. Ellentétben az Európai Unióval, amely egy nemzetek feletti intézményrendszer segítségével, tagországai integrációjának egyértelmű célokat és prioritásokat tűzött ki, Kanada és az Egyesült Államok kapcsolata kevésbé formális. A határon lévő létesítmények közös használata, valamint az áruk és személyek mozgása több rendszeren keresztül, kölcsönösen bátorított és tiszteletben tartott, de központi stratégia nélkül történik, ami szerintem nagyon érdekes és feltételezhetően hatékony piacot tesz lehetővé.

A kanadai pénzügyi rendszer is fejlett, számos mutató érhető el az ország gazdasági helyzetét tekintve. Az alábbi táblázat összegzi a Kanadára gyűjtött makrogazdasági mutatókat.

5. táblázat: Kanada fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022)

Az ADP nem mezőgazdasági foglalkoztatásának változása	GDP m/m
Éves költségvetési kiadás	A kormánytanács tagja, Lane beszéd
BOC Business Outlook felmérés	Schembri kormánytanácsstag beszéd
BOC pénzügyi rendszer áttekintése	A kormánytanács tagja, Wilkins beszél
A BOC kormányzója, Macklem beszéd	Lakhatás kezdődik

A BOC kormányzója, Poloz beszéd	Ivey PMI
BOC monetáris politikai jelentés	Munkatermelékenység q/q
BOC Sajtótájékoztató	Gyártási PMI
BOC díjszabás	Gyártás Értékesítés m/m
Építési engedélyek m/m	Medián CPI év/év
Közös CPI év/év	NHPI m/m
Core CPI m/m	Éjszakai árfolyam
Core Kiskereskedelmi Értékesítés m/m	Kiskereskedelmi Értékesítés m/m
CPI m/m	RMPI m/m
Jelenlegi fiók	Kereskedelmi mérleg
Foglalkoztatási változás	Vágott CPI év/év
Szövetségi választás	Munkanélküliségi ráta
Külföldi értékpapír vásárlások	Nagyker Értékesítés m/m

6.1.7. Svájc makroökonómiai adatai

Számos adat szerint Svájc a leggazdagabb és valószínűleg a legfejlettebb gazdaság a világon. Ez nemcsak a jelentős szolgáltatói szektornak köszönhető, hanem a hagyományosan megbízhatónak, precíznek és diszkrétnek tartott svájci bankrendszernek is. Svájc összességében egy kiemelkedő gazdaság, virágzó pénzügyi szektorral, és közel helyezkedik el a legnagyobb európai gazdaságokhoz fizikailag. Rendkívül jól fejlett infrastruktúrája ellenére az ország mérete nem tenné globális befolyásossá a makrogazdasági trendek alakulását tekintve, jól pozícionált pénzügyi szektora és menedékszerepe azonban nem elhanyagolható piaccá teszi.

6. táblázat: Svájc fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022)

CPI m/m	PPI m/m
Credit Suisse gazdasági elvárások	Kiskereskedelmi értékesítés év/év
Foglalkoztatási szint	Az SNB elnöke, Jordan beszéd
Devizatartalékok	SNB pénzügyi stabilitási jelentés
GDP q/q	SNB monetáris politikai értékelés

A kormánytanács tagja, Danthine beszéd	SNB kamatláb
A kormánytanács tagja, Maechler beszéd	SNB sajtótájékoztató
A kormánytanács tagja, Zurbrugg beszéd	Kereskedelmi mérleg
KOF Gazdasági Barométer	UBS fogyasztásjelző
Libor	Feltétel nélküli alapjövedelem szavazás

6.1.8. Japán makroökonómiai adatai

Nem is olyan régen Japánt a világ második legnagyobb gazdaságának tartották. Amint azt (Pradyumna, 2005) megjegyzi, Japán az Egyesült Államok egyik fő stratégiai kereskedelmi partnere, és az ország gyors növekedésen ment keresztül, így az 1980-as évektől kezdve az ország Ázsia egyik fő szereplője. A 21. századi belépéskor Japán gazdasága visszaesésnek indult. A fogyasztói magatartás megváltozott, ahogy a gazdaság visszacsúszott, és a defláció az árakat sokszor csökkenő irányba mozdította, és így megváltoztatta a vásárlók befektetési döntéseit is. A japán bankok ugyanakkor függetlenedni látszottak a kormányzati irányítás alól, és az egyik kulcsfontosságú autógyártó, a Nissan Motor Co úgy döntött, hogy a francia Renault csoport tagja lesz ezzel tovább globalizálva az ország gazdaságát.

A független bankrendszerrel és tőzsdével ma a Tokiói Értéktőzsde a világ egyik legnagyobb tőzsdéje. Mivel Japánt széles körben a régió technológiai központjaként tartják számon, nem meglepő, hogy a befektetők szorosán figyelemmel kísérik a régió makrogazdasági fejlődését. A lenti tábla összefoglalja azokat a tényezőket, amelyeket a kutatáshoz azonosíthattam és hozzá tudtam férni a makrogazdasági modellezéshez.

7. táblázat: Japán fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022)

30 éves kötvénycukció	Alsóházi választások
Átlagos készpénzjövedelem y/y	Monetáris politikai ülések jegyzőkönyvei
BOJ Gov Kuroda beszéd	Monetáris politikai nyilatkozat
BOJ Outlook jelentés	Előzetes GDP q/q
BOJ irányadó kamatláb	Előzetes ipari termelés m/m
BOJ sajtótájékoztatója	Kiskereskedelmi értékesítés év/év
BSI gyártási mutató	Tankan Manufacturing Index

Tőkeköltés q/y	Tankan nem feldolgozóipari index
Core Machinery Rendelések m/m	Tercier ipari tevékenység m/m
Jelenlegi fiók	Tokyo Core CPI év/év
Végső GDP q/q	Kereskedelmi mérleg
Háztartási kiadások év/év	Felsőházi választások
Vezető mutatók	

Amint látható, Japán némileg korlátozottabb a gazdasági adatok közzététele tekintetében. Az Európai Unióból származó 73 gazdasági közleményhez vagy az Egyesült Államok 97 közzétételéhez képest Japán 25 adatközlésre terjed ki ebben a tanulmányban. Japán még mindig az egyik legfejlettebb nemzet a kontinensen, és a közzétett gazdasági adatok fontos mutatók az ázsiai piac trendjei, hangulata és kilátásai megragadásához.

6.1.9. Kína makroökonómiai adatai

Amint azt (Lin, 2011) kutatása megjegyzi, rendkívüli módon javult Kína gazdasági teljesítménye és státusza az elmúlt évtizedek során. A tanulmány szerint 8 százalékos éves növekedési ütem volt, és sejthető, hogy a következő évtizedben nem fog lassulni a gazdasági bővülés üteme az országban a világ többi országához mérten. Többpólusú gazdasági világtrendről beszélhetünk, mivel Kína a 2000-es évek eleje óta a globális GDP-növekedés legfőbb hozzájárulójává vált.

Egy másik cikkben (Yueh, 2010) azt állítja, hogy ezt a figyelemre méltó gazdasági növekedést olyan jogi reformok is kísérik, amelyek egyre inkább lehetővé teszik az ország számára, hogy globális vezetővé váljon. A lap azt is tudatja, hogy Kínában már most is magas a munkaerő-piaci részvétel, és ez a sok nyugati országban már tapasztalható, idősödő népesség némi kockázatot jelenthet a gazdaság számára, hogy hasonló ütemben növekedjen.

Kína fontosságának további hangsúlyozása érdekében a további tanulmány (Singh 2020) azt is megjegyzi, hogy az ország a világ legnagyobb hitelezőjévé válik. Más tanulmányok szerint (Acker et al., 2020) Kína vezető szerepet tölt be a nemzetközi fejlesztésfinanszírozás terén.

Nyilvánvaló, hogy Kína az elmúlt évtizedekben tapasztalt növekedés és globális politikai és gazdasági befolyása, valamint a világ úgynevezett gyáráként Kína GDP-növekedése könnyen befolyásolni fogja a globális makrogazdasági képet. A tanulmányban tárgyalt, Kínával kapcsolatos kulcstényezők az alábbi táblázatban láthatók.

8. táblázat: Kína fő makroökonómiai hírei (saját forrás, 2022)

NBS sajtótájékoztató	Caixin Services PMI
----------------------	---------------------

Befektetett eszköz befektetés ytd/év	Kiskereskedelmi értékesítés év/év
Kereskedelmi mérleg	Új kölcsönök
CPI év/év	USD-ben denominált kereskedelmi mérleg
Caixin Manufacturing PMI	Caixin Flash Manufacturing PMI
Nem gyártási PMI	Gyártási PMI
PPI év/év	GDP q/y

Az is jól látható, hogy Kína mintegy 16 makrogazdasági mutatóról számol be rendszeresen. nyugati társaihoz képest nyilvánvaló különbség van a mutatók számában.

6.2. Összesítés, fontos bemeneti tényezők leírása

Ebben a részben összefoglalom az összegyűjtött tényezőket, azok országonkénti átfedését, és azt, hogy milyen a logikai hozzájárulásnak kell megfelelniük a kutatás során felépített modellhez. A mutatókat a rendszeresen közzé tevő országok száma szerint mutatja a táblázat. A mutatók nagy száma miatt csak azokat veszem figyelembe, amelyek elnevezései teljesen azonosak és legalább 3 lokáció teljesen azonos néven közli őket. Az indikátorok közötti további logikai kapcsolatokat a tanulmány későbbi szakaszában elemzem, majd együttthatókat exportálok a modellből.

9. táblázat: fő makroökonómiai hírek és ahány ország jelenti őket (saját forrás, 2022)

Kereskedelmi mérleg	7
Államköltségvetés	6
Munkanélküliségi ráta	6
Kiskereskedelmi Értékesítés m/m	5
Éves költségvetési kiadás	4
CPI m/m	3
Végső GDP q/q	3
Flash gyártási PMI	3
Flash szolgáltatási PMI	3
GDP q/q	3
parlamenti választások	3
Előzetes GDP q/q	3

Jól látható, hogy szinte egyetlen mutatót sem tesznek közzé minden régióban ugyanazon a néven. Ez várható, például a foglalkoztatási mutatókat az adatrögzítési helyüktől függően eltérően mérik, és néha ezek az eredmények a KPI-k elnevezésében is kiemelkednek.

Amint azt egy korábbi kutatás megállapítja (Mügge, 2016), a makrogazdasági mutatók jelentős erőt képviselnek a gazdaságirányításban. Ugyanez a tanulmány hangsúlyozza az infláció, a GDP növekedés és a foglalkoztatási ráta jelentőségét, mint a gazdasági fejlődés és az egészség kulcstényezőit. A tanulmány azt is megjegyzi, hogy a mögöttes képletek, valamint azok országoként és időszakoként is változhatnak.

A fent idézett kutatások mellett számos egyéb kutatás – (Limarev et al., 2018), (Ableeva, 2014), (Pilinkus, 2010) – bizonyítja a makroökonomia fontosságát, és részletezi a jelen tanulmányban tárgyalt mutatókat. A már rendelkezésre álló szakirodalom és a jelen cikk anyagának terjedelme miatt nem tárgyalom ezeket a mérőszámokat külön-külön, inkább a modellek prediktív teljesítményére gyakorolt hatásukra összpontosítok.

Ezen túlmenően, mint korábban említettük, ezek közül sok – jöhetnek rendszeresen publikálják – nem mindegyik számszerűsíthető. Például amikor jegybankelnökök, miniszterelnökök, politikusok mondják el véleményüket a monetáris politikáról vagy a kötvényaukcióról. Ezek a beszédek általában erősen befolyásolják a piacokat, de nagyon nehéz számszerűsíteni, ezért statisztikai modellezésre nem, vagy csak nehezen használhatók. Ebben a tanulmányban azokra a mutatókra összpontosítok, amelyek komolyabb, vagy esetenként szubjektív átalakítás nélkül használhatók statisztikai modellezésre.

6.3. Makroökonomiai Adattárhely

Mivel ez a kutatás nem az adatbázisokkal kapcsolatos technológiákra irányul, nem fogok az SQL vagy az úgynevezett no-SQL adatbázisokkal kapcsolatos alapvető módszertanokat ismertetni. Ugyanakkor a modellezéshez felhasználandó adatok tárolása rendkívül fontos, hogy reprodukálható módon történjen. Emellett nagyon fontos lesz a modell kimenetének tárolása további elemzés céljából. Ezekre a célokra a PostgreSQL-t fogom használni - egy technológiát, amely rengeteg tudományos és technológiai dokumentációval és szakirodalommal rendelkezik, (Drake & Worsley, 2002), (Momjian, 2004), és sokan mások is foglalkoztak már vele.

A technológia kontextusba helyezéséhez azonban megemlítem, hogy annak hivatalos (PostgreSQL, 2022) webhelye leírja, hogy a PostgreSQL egy nyílt forráskódú objektumrelációs adatbázisrendszer, amely az SQL nyelvet használja és bővíti számos olyan funkcióval kombinálva, amelyek biztonságosan tárolják és dolgozzák fel az adatokat. Megalkotása 1986-ra nyúlik vissza, és eredetileg a University of California at Berkeley projektjeként hozták létre.

Karakterisztikája miatt a tanulmányban elsősorban a PostgreSQL-t fogom használni a kutatáshoz összegyűjtött és a fenti részekben részletezett makrogazdasági adatok egyszerű tárolására. Nem számítok arra, hogy ebben a tanulmányban bármely műveletnek online kell történnie vagy bármilyen SQL megfelelőségi keretrendszerrel összhangban lennie, de

nagyon fontosnak tartom, hogy az adatokat tudományosan bizonyítottan megalapozott módon tárolhassam, amelyhez a PostgreSQL akadémiai háttere is jó alapot szolgáltat.

Nyílt forráskódú programozási nyelvként jól használható kutatási célokra is, mivel a megoldás nem igényel bonyolult szerződéseket. Manapság a nyílt forráskódú programozási nyelveket gyakran egy nemzetközi csapat karbantartja, de tudományos és egyetemi múltjának köszönhetően azonban a technológiai jelen igényeknek minden további fejlesztés nélkül is megfelel.

További kísérletezés érdekében az adatokat CSV-fájlokban is tárolom átmenetileg, biztonsági mentés céljából, így a disszertációhoz az azokban tárolt adatokat könnyebben felhasználhatom alkalomszerű elemzésre. Ez a két elérhetőség lehetővé teszi az adatok biztonságos módon történő tárolását, ahol az SQL használható a bemeneti és kimeneti adatkészletek statikus pillanatfelvételére, míg az adott esetben létrehozott CSV-k gyors memóriában történő adatolvasásra és ad-hoc elemzésre használhatók. A generált CSV-fájlokat rendszeresen felülírom, a tudományos eredményeket és eredményeket pedig tárolom és szükség esetén ismét exportálom az SQL-ből.

Az adatokról is beszélve, első lépésként gazdasági naptárakat, jegybanki weboldalakat és statisztikai adatkészleteket gyűjtöttem, és az előző részekben részletezett makroökonómiai adathalmazokat egy SQL szerverre töltöttem fel. Az adatkészletek tömeges feltöltési funkcióval történő betöltését követően a pycogp2 Python programozási könyvtárat használom, hogy közvetlenül Python programozási nyelvről létesítsek kapcsolatot az adatbázissal. Ezt követően és a dokumentációban leírtak szerint (Gregorio&Varrazzo, 2021) csatlakoztam az adatbázishoz.

6.4. Adatolvasás és idősoros adat kialakítása

Ahogy az előző fejezetben is említettük, a következő lépés az adatok beolvasása, majd attól függően, hogy a nyers adatkészletünk hogyan néz ki, szükség lehet némi adattisztításra. A webről szerzett adatok sokszor nem célszerűen rendezettek a formátumokat és a megjelenést illetően. Ez nagyon gyakran annak köszönhető, hogy sok különböző adatforrásokból vannak, és az ezeket az adatokat sokféle helyről rendelkezésre bocsátó intézmények eltérő irányutatót alkalmaznak a számok megjelenítésére vonatkozóan. Ez elsősorban akkor igaz, ha az első szintű adatszolgáltatókról beszélünk, de mivel adataink egy része makrogazdasági naptárakból vagy adatszolgáltatóktól származik, szerencsére az adatállományunk legalább valamennyire egységes –viszont pivotált formátumban van, mivel így lett betöltve CSV és XLSX fájlokból a kutatás megkezdéséhez.

Miután sikeresen csatlakoztunk a PostgreSQL szerverünkhöz, lehetőségessé válik lekérdezéseket futtatni az adatbázisban. A Python kódokat tartalmazó notebook segítségével beolvastam a számítógépem memóriájába a makroökonómiai adathalmazt, hogy elkezdhessek dolgozni vele.

Az ott található SQL lekérdezés minden további nélkül végrehajtható, mivel a kapcsolatot létrehozó karakterláncunk már definiált a korábbiak szerint. A munkám számára így rendelkezésre álló adatok, a Python programozási nyelven belül elérhetőek immáron a memóriából, a következőképpen néznek ki az első 10 sort a képernyőre nyomtatva.

10. táblázat: a nyers adathalmaz első 10 sora képernyőre nyomtatva Python 3 programozási környezetben (saját forrás, 2022)

year	date	time	country	indicator	actual	forecast	previous
2015	04.jan	None	None	None	None	None	None
None	MonJan 5	All Day	EU	German Prelim CPI m/m	0.00%	0.10%	0.00%
None	None	9:00am	EU	Spanish Unemployment Change	-64.4K	-72.0K	-14.7K
None	None	10:30am	GB	Construction PMI	57.6	59.2	59.4
None	None	2:00pm	US	FOMC Member Williams Speaks	None	None	None
None	TueJan 6	1:30am	AU	Trade Balance	-0.93B	-1.59B	-0.88B
None	None	2:45am	CN	Caixin Services PMI	53.4	None	53
None	None	9:15am	EU	Spanish Services PMI	54.3	52.9	52.7
None	None	9:45am	EU	Italian Services PMI	49.4	51.4	51.8
None	None	9:55am	EU	German Final Services PMI	52.1	51.4	51.4

Látható, hogy az adatkészlet első sora tartalmazza az oszlopneveket. Ezt követően van az év oszlop, de az adatok pivotált formátuma miatt ez az oszlop, valamint a dátum oszlop tartalmazza azokat a NAN értékeket, amelyeket előre kell extrapolálnom jövőbeni modellezéshez. Az időoszlop nem csak az adatpont kiadásának évét és dátumát mutatja, hanem az adatok közzétételének pontos idejét is. Mivel ez amerikai AM /PM formátumú, ezt is újra kell formázni modellezési célból. Az országok mozaikszavait az alábbi leképezés szerint használjuk:

- AU – Ausztrália
- CN – Kína
- CAN – Kanada
- UK– Egyesült Királyság
- EU – Európai Unió
- USA – Egyesült Államok
- CH – Svájc
- JP – Japán
- All – minden ország vagy régió.

Az ország vagy régió után következik a pontos mutató vagy indikátor. Itt a NAN értékeket tartalmazó sorokat ki kell hagyni az adatokból az év oszlop előre töltése után. A következő oszlopokban találhatóak az adatbázisban a tényleges, előre jelzett és korábbi értékek, valamint az odatartozó időpontok- dátumspecifikus sorok is. Várható, hogy ezek az adatok némi tisztítást igényelnek, hogy egy sima idősoros adathalmazzá váljanak, amelyet a modellünk tanítására használhatunk majd.

Ahogy korábban is látható volt, az év, dátum és idő oszlopaiban az NAN értékek a tényleges értékek után jelennek meg rendszeresen, egészen addig amíg a következő időszak elkezdődik, és a kapcsolódó érték ezzel együtt megjelenik. Ennek leküzdésére egyszerűen előre töltöm ezeket az idővel kapcsolatos oszlopokat a következő elérhető értékig. Ezt az operációt általában forward fill néven ismerjük egyébként a Python programozási környezetben. Ezen túlmenően az is megfigyelhető, hogy az adatok kiadásának időpontját jelző oszlopban az ahhoz tartozó nap nevének első három karaktere is megjelenik, mely információt eltávolítom. Ezt követően a programunk segítségével létrehozok egy év-dátum karakterláncot. A művelet után az időoszlopaink nem tartalmazhatnak NAN értékeket vagy további karaktereket. Ezeket a műveleteket követően egyértelmű dátum oszlopot eredményez az egyéni oszlopok összekapcsolása után.

Ez után a következő dolgunk, hogy megtisztítsuk az adathalmazt az idő oszlopban lévő karakterektől, amelyek megakadályozzák, hogy logikusan megalapozott adathalmazunk legyen. Ehhez Python programozási környezetünkben eltávolítjuk az összes felsorolt karakterláncot vagy értéket a 'time' oszlopból. Az eltávolítani kívánt kifejezések: 'All Day', 'Tentative', 'None', 'Day 1', 'Day 2', 'Day 3', 'Day 4', 'Feb Data', 'None'.

Ez innentől kezdve elavulttá tette az év és idő oszlopokat, ezért eltávolítom az adatkészletből azokat és csak az összekapcsolt oszlopot tartottam meg. Korábban arra is utaltam, hogy a makrogazdasági adatok pontos időpontja AM/PM formátumban van, amit vissza kell konvertálni egy számszerűbb formátumba. A Python kód következő részlete végigfut az adatkészlet minden során, és ezt a formátumot 24 órás formátummá alakítja a korábban említett oszlopok törlése után.

Az összes fent leírt lépés kódként való futtatása után az adatkészletet úgy alakítottam át, hogy egyetlen dátum- és időszloppal rendelkezzen, amely modellezési célokra könnyen megemészthető formátumban van, ahogyan lentebb is láthatjuk az így létrehozott adathalmaz első 5 sorát megjelenítve.

11. táblázat: időbeli adatok tisztítása (saját forrás, 2022)

date	country	indicator	actual	forecast	previous
2015.01.06 1:30	AU	Trade Balance	-0.93B	-1.59B	-0.88B
2015.01.06 1:30	AU	Building Approvals m/m	7.50%	-2.70%	11.50%
2015.01.09 1:30	AU	Retail Sales m/m	0.10%	0.30%	0.40%
2015.01.12 1:30	AU	ANZ Job Advertisements m/m	1.80%	None	0.70%

2015.01.12 1:30	AU	Home Loans m/m	-0.70%	1.80%	0.20%
-----------------	----	----------------	--------	-------	-------

6.5. Makroökonómiai adatok tisztítása

Amint a 11. táblázat mutatja, a dátummal és idővel kapcsolatos adatpontok egyértelműek a formázásuk és a folytonosság szempontjából is, anélkül, hogy az idősort alkotó értékek hiányoznának. Azonban azok az adatpontok, amik a tényleges, előre jelzett és korábbi értékekhez kapcsolódnak, jelenleg nem egyértelmű formátumban találhatóak. A következő lépés, amit végre kell hajtanom az annak biztosítása, hogy adathalmazunk tiszta legyen és összehasonlítható adatpontokból álljon, így következő lépés ezen értékek tisztítása az idősoros adat idő dimenziójának adathalmazon belüli kialakításához hasonlóan.

Oszlopaink a makroökonómiai értékekkel jelenlegi állapotukban hiányzó értékeket és különféle karaktereket is tartalmaznak, ahelyett, hogy pusztán numerikus formátumban lennének, amit a modell képes megemészteni. Ennek feloldásához hasonló módszert alkalmaztam, mint korábban, vagyis eltávolítottam a további karaktereket. Az eltávolítandó karakterek: „[%', 'Reject','Leave','No','Pass', '<', '>', '|', '-', 'T']”.

Másrészt, arra így figyelni kell, hogy ha eltávolítanánk az olyan jelöléseket, mint a B, K vagy M, akkor azzal információt is veszítenénk mivel ezek általában a következőket jelölik:

- K: ezer
- M: millió
- B: milliárd.

Ebből a célból ezeket nem eltávolítom, hanem megfelelő mennyiségű nullával helyettesítem az oszlopokban.

A PostgreSQL esetén előfordulhat, hogy az oszlopoknak van egy adott adattípusa, amely lehet numerikus vagy karakteres is. A Python programozás, amely a modellünk elkészítéséhez választott programozási nyelv, ebben a tekintetben egyáltalán nem különbözik. Miután sikeresen eltávolítottuk ezeket az illogikus karaktereket az adatainkból, az utolsó dologom az, hogy megbizonyosodjak arról, hogy a programozási környezetünk tudja, milyen adattípusokról van szó, ezért egyszerűen beállítom az adattípusokat a programozási környezeten belül. Az eredményt az alábbi táblázat mutatja.

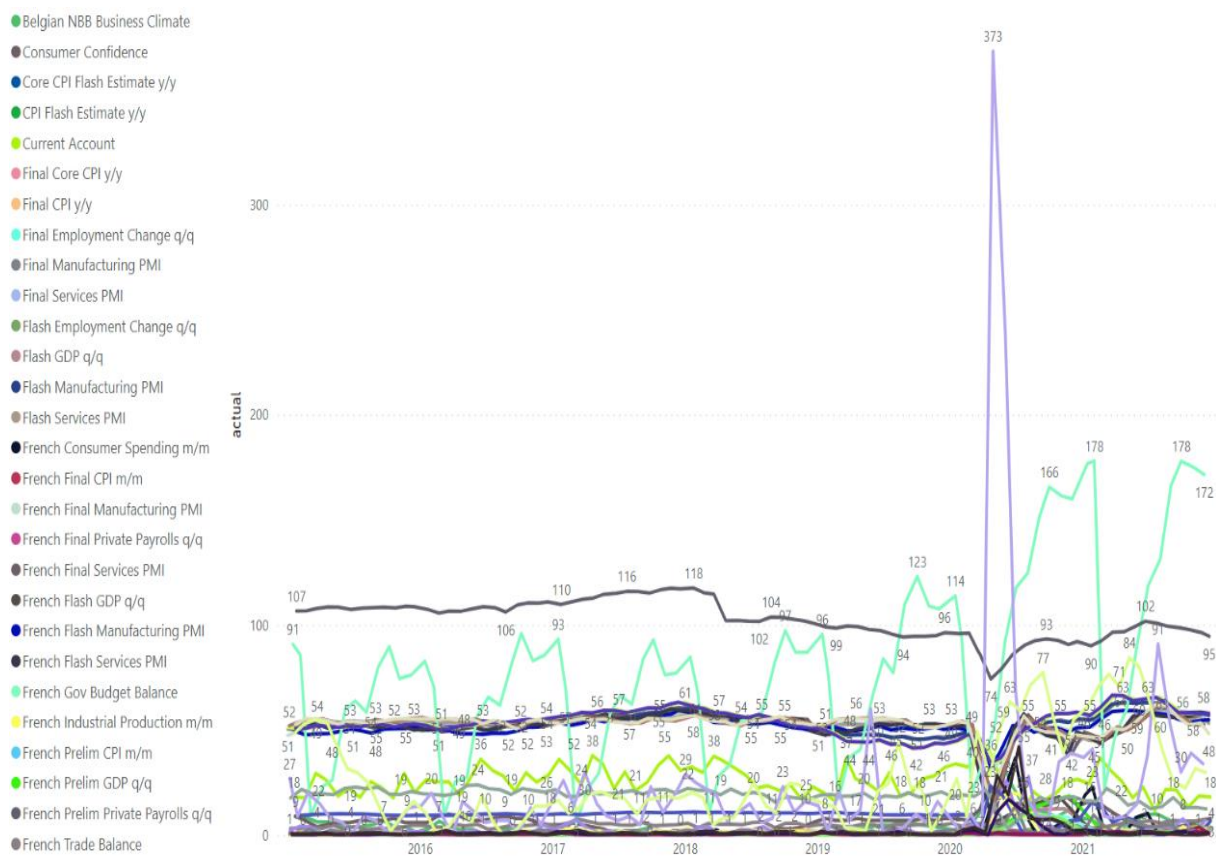
12. táblázat: tisztított makroökonómiai adatok (saját forrás, 2022)

date	country	indicator	actual	forecast	previous
2015.01.06 1:30	AU	Trade Balance	0.93	1.59	0.88
2015.01.06 1:30	AU	Building Approvals m/m	7.5	2.7	11.5
2015.01.09 1:30	AU	Retail Sales m/m	0.1	0.3	0.4

2015.01.12 1:30	AU	ANZ Job Advertisements m/m	1.8	NaN	0.7
-----------------	----	-------------------------------	-----	-----	-----

2015.01.12 1:30	AU	Home Loans m/m	0.7	1.8	0.2
-----------------	----	----------------	-----	-----	-----

Ez egyértelmű idősoros adathalmazt eredményez anélkül, hogy hiányzó értékek vagy logikátlan karakterek jelennének meg bármelyik oszlopban. Még mindig vannak NAN értékek, de ezek logikailag megalapozottak, és rávilágítanak arra, hogy az adott időben nem találhatóak értékek ezekhez a bemeneti adatokhoz. Az adatsort is azokra az oszlopokra korlátozom, amelyek a modellezési célunkhoz hasznosak lesznek, és könnyen kezelhetőek, így makrogazdasági adatainkat modellezési szempontból jó pozícióba helyeztük. A kinyert adatokat az EU-ra szűrve az egyszerűbb megjeleníthetőség végett, azokat grafikonon ábrázolva, nyers formátumban az alábbiak szerint néznek ki.



ábra 5: EU makroökonomiai adatai adattisztítás után (Saját forrás, 2022)

7. RÉSZVÉNYADATOK ÁTTEKINTÉSE, FONTOS INDEXEK TAGLALÁSA

Globális, több területet lefedő indexeket fogok használni, hogy átfogó képet kapjunk a tőzsdéről. Ez hasznos az ágazatspecifikus ármozgások hatásainak mitigálása szempontjából és annak megértéséhez, hogy a makrogazdasági környezet hogyan alakítja az árak általános irányát. Egyszerűen azt mondjuk, 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 részvénycsoportok teljesítményének nyomon követésére szolgálnak, gyakran több iparágban. Továbbá nincs meghatározott mennyiség arra vonatkozóan, hogy hány részvényt tartalmazhat az index, a célom az, hogy egy nagy mintát kapjunk, amellyel a piac általános viselkedését reprezentálhatom.

A fentiekben túlmenően az indexeket gyakran használják a piaci stratégiák kutatására, ezért kutatásom messze nem az első, amely ezekből a pénzügyi eszközökből von le következtetéseket a részvénytől általában – (Ortas & Moneva, 2011), (Patra & Sunil, 2008), (Erdem et al., 2005), (Zhu et al., 2015). Ez a négy tanulmány, jóllehet az enyémtől nagyon eltérő témákat kutattak, tőzsdeindexeket használnak a tőzsdére vonatkozó következtetések általánosítására különböző összefüggésekben.

Amint azt a szakirodalom sugallja, ezek az indexek jó jelzést adhatnak a befektetőknek a gazdaság helyzetéről, és gyakran úgy épülnek fel, hogy egy adott régiót lefedjenek. Természetesen vannak olyan indexek, amelyek meghatározott szektorokat lefednek, az egyik leghíresebb valószínűleg a NASDAQ, amely a technológiai szektor helyzetének megértését szolgálja az USA piacán.

Fontos, hogy az egyedi részvények és azok árfolyammozgásai nagyon nehézkesen lennének elegendőek a globális körkép megértéséhez, és jelentős kockázatot jelentenek a modellezés sikere szempontjából az adatok nagysága és az egyes részvények közötti összefüggések miatt. Annak érdekében, hogy leküzdjem ezeket a bonyodalmakat, úgy döntöttem, hogy ennek a kutatásnak a sikere érdekében az indexek vagy az arra épülő alapok használata a leginkább célravezető, különösen azért, mert ezeket nagyon szorosan kontrollálják és kezelik az alapkezelők és az azokat közzé tevő vállalatok, hogy biztosítsák a magas színvonalú adatminőséget.

Ezekre a feltételezésekre építve, és a korábbi kutatások hasonló megközelítést alkalmazó eredményességére való tekintettel hasonló módszertant választottam, és a globális piaci mozgásokat indexekkel reprezentálom.

Ebben a fejezetben nem arra a piaci szegmensre koncentrálok, amely elválasztja az alacsony kapitalizációjú vállalatokat és részvényeiket a generikus piactól, azt a következő részben tárgyalom. Itt áttekintem a legfontosabb indexeket, majd kiválasztom és taglalom a kutatásban használatos alapokat. A globális piaci hangulat egészében és régióként való megértésére, valamint az általunk tárgyalt makrogazdasági adatsorral való összefüggések kutatására is ezeket fogom később használni. Mivel a globális lefedettség megállapítása mellett a régiók általános lefedésére koncentrálok, érdemes megjegyezni, hogy az Egyesült

Királyságot szándékosan nem vettem külön, mivel ezt a régiót lefedi az Euronext 100 – hasonlóan a svájci indexet sem dolgozom fel külön ugyanezen logika nyomán. Ezzel együtt átfogó áttekintést fogok nyújtani a fő indexekről a további terminológiai szinkron biztosítása végett.

A világon talán legismertebb index az S&P 500. Az S&P 500 az egyik legszélesebb körben emlegetett index. Sok kutató – (Parnes, 2010), (Kappou et al., 2010), (Cizeau et al., 1997), (Zhou és Sornette, 2003) – már különböző szemszögből vizsgálta, hogy megértse kapcsolatát a gazdasággal és a tőzsdével. Az S&P 500 az Egyesült Államok tőzsdéin forgalmazott 500 népszerű részvény teljesítményét méri. A hírek és a befektetők gyakran hivatkoznak rá a benne foglalt részvények nagy száma és népszerűsége miatt, ami jó mutatója az Egyesült Államok általános tőzsdei hangulatának.

Európai megfelelője a fenti nagy indexnek az Euronext 100. Az Euronext 100 az Euronext tőzsde legnagyobb és leggyakrabban forgalmazott részvényeiből épül fel. Az indexhez való csatlakozás feltétele, hogy minden részvénytulajdonosnak az összes részvényének legalább 1/5-e tulajdonost kell cserélnen egy éven belül. Számos tanulmány kutatja ezt az indexet és az európai gazdasági térség gazdaságával való kapcsolatát, és Navas nagyon aktív kutató a témában, lásd: (Navas et al., 2019), (Navas 2017). Az első tanulmány az indexben értékelt nyereséget, a vállalati könyv/piac szerinti érték arányát, a vállalatméretet vizsgálta, a számviteli fundamentumok és a kutatásban és az indexben egyaránt szereplő vállalatok közötti kapcsolatot azonosítva.

Globálisan Ausztrália is jelentős szereplő fejlett gazdaságával, melynek jelentős indexe az AU 200, amelyet gyakran az Australian Securities Exchange 200 indexnek is neveznek. Amint a neve is sugallja, a számítás a legnagyobb 200 ausztrál vállalat alapján történik, amelyek részvényeit az ausztrál tőzsdén jegyzik. Ezt az indexet, hasonlóan a korábban tárgyalt S&P 500-hoz, az egyik vezető hitelminősítő cég, a Standard & Poor tartja fenn. Ez az index egy átfogó képet nyújtó viszonyítási alap, amely folyamatában tükrözi az ausztrál részvénytulajdonosi teljesítményét.

A TSX index, és ahogy a Torontói Értéktőzsde megjegyzi, egy összetett lehetőség a kanadai részvénytulajdonosi piacra történő befektetésre. Az (S&P/TSX Canadian Indices Methodology, 2022) némi betekintést nyújt ennek az indexnek az 1977-es indulása óta történő felépítésébe, mely jelenleg a kanadai részvénytulajdonosi piac mintegy 95%-át fedi le, és azt a célt szolgálja, hogy viszonyítási alapként és egyben befektethető indexként is szolgáljon, így képviselve a Torontói Értéktőzsdén kereskedett értékpapírok széles körét.

A következő ticker, a JP225 a Nikkei 225 rövidítése, és a Tokiói Értéktőzsde tőzsdeindexe Japánban. Ahogy korábban említettem, Japán a 90-es évekig a világ egyik vezető gazdasága volt, és a mai napig az egyik vezető technológiai ország. Ahogy a módszertant az index kiadója ismerteti (Nikkei, 2022), az index 225 részvényből áll, amelyeket a Tokiói Értéktőzsde első szekciójában szereplő japán részvények közül választanak ki – amely lista nem tartalmazza a tőzsdén kereskedett alapokat és egyéb származtatott termékeket. Az összetevőket minden októberben folyamatosan felülvizsgálják és potenciálisan megváltoztatják. Az a két fő tényező, amelyek alapján eldöntik, hogy mely részvények kerülhetnek be az indexbe: a likviditás és szektorok kiegyensúlyozottságának megőrzése.

Végül, de nem utolsó sorban a kínai SSE Composite Index-ről is érdemes szót ejteni, amely a Shanghai Stock Exchange Composite Index rövidítése. Ez segíteni fog egy másik nagy

szereplő lefedésében az ázsiai régióban. Ahogy a módszertani dokumentum is mondja (China Securities Index 2022), az index a Sanghaji Értéktőzsdén jegyzett összes részvényből áll, beleértve az A és B kategóriát is. Az indexet egyszerűen a benne szereplő vállalatok piaci kapitalizációjával súlyozzák, és 1991 óta van a piacon.

Bár ezek olyan indexek, amelyeket minden a szakmában járatos befektető ismer, vagy legalábbis hallott róluk valamikor, jól látható, hogy a világ egyes részei hiányoznak az összefoglalóból – a tanulmány terjedelmének és lényegretörőségének kedvéért itt csupán a legfontosabb és legismertebb indexeket összegeztem. Ezen túlmenően ezen egyedi indexek használata bizonyos kockázatokkal járna a részvények többszöri számolásában, ha anyavállalataik több indexben szerepelnek, átfedést teremtve. Szerencsére van egy viszonylag egyszerű módszer mindkét probléma megoldására, melyet a tanulmányban igénybe veszek.

7.1. Globális indexek, MSCI World és MSCI World Small Cap alapok

A fent felsorolt indexek általános képet nyújtanak arról, hogyan viselkedik a tőzsde több nagy gazdaságban, köztük az Egyesült Államokban és Kanadában, Ázsiában és Európában. Gyakorlati szempontból viszonylag könnyű ezekre az indexekre vonatkozóan jelentős mennyiségű historikus árazási adathoz jutni, ugyanakkor mégsem tökéletesen megfelelőek a tanulmány sikeréhez. A fentiekben kifejtettem azokat a nehézségeket, amelyek a korábban sorolt indexek használatával saját benchmark építését nehezítik, amelyek elsődleges kihívásai az adatok elérhetősége, az adat-megkettőzés veszélye, vagy egyszerűen annak a kockázata, hogy jelentősen eltérnek a globális szabványoktól az egyedi részvények súlya tekintetében. Annak érdekében, hogy ezeket a problémákat megoldjam, és a fent felsorolt indexekből valamilyen módon rengeteg egyedi részvényt és szektort be lehessen vonni, egy széles körben ismert indexet fogok használni, amely némileg hasonló céllal készült, vagyis a világgazdaság megértésére.

Ez az 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 indexet negyedévente felülvizsgálják – februárban, májusban, augusztusban és novemberben – azzal a céllal, hogy időben tükrözzék a mögöttes részvényt piacok változásait. Az index továbbá számos szektort is magába foglal, tovább fokozva annak diverzitását. A jelenlegi dokumentáció szerint az alábbi szektorok és súlyok mérvadóak:

- Informatika 22,9%
- Pénzügy 14%
- Egészségügy 12,34%
- Szolgáltatások 11,85%
- Ipar 10,05%
- Kommunikációs szolgáltatások 8,24%

- Fogyasztási cikkek 7,07%
- Anyagok 4,21%
- Energia 3,8%
- Közművek 2,78%
- Ingatlan 2,74%

Országok tekintetében ez az alábbiak szerint néz ki:

- Egyesült Államok 68,77%
- Japán 6,26%
- Egyesült Királyság 4,2%
- Kanada 3,41%
- Franciaország 3,28%
- Egyéb 14,08%.

Ezen információk alapján úgy gondolom könnyen érthető, hogy ennek az indexnek a használata miért segíti elő ezt a tanulmányt egy olyan dolog további hasznosításával, amit a befektetők már széles körben ismernek és használnak.

Az adatok kinyerését illetően egy korábbi fejezetben már tárgyaltam a yahoo finance-t (továbbiakban YF), és azt, hogy miként lehet azt kihasználni, hogy hozzáférhessünk a pénzügyi adatok tárházához. Erre a technológiára építve, a YF előre megírt API csatlakozását használva egyszerűen csak importáltam az adatokat 2015 és 2021 vége között, a lekérdezést a XWD.TO ticker-re szűrve.

A kutatásban használatos python kód importálja a program könyvtárat, hogy hozzáférjek a YF pénzügyi adataihoz, és lekérdezést futtat le, melynek megfelelően egy adathalmazt kapok az iShares MSCI World Index napi árait tartalmazva 2015 január és 2021 vége között. További teendő, hogy a jövőbeni modellezés elősegítése végett a jelen adathalmazt, mely nem tartalmazza az eszköz ticker szerinti azonosítóját, annak hozzáadásával gazdagítom a programozási környezeten egy egyszerű parancs segítségével.

A lekérdezés így már összekapcsolt eredményét a kutatáshoz épített postgre SQL adatbázisba mentettem. Ez ugyanaz a hely, ahol a makrogazdasági adatokat tárolom, hasonlóan a 2015-től kezdődő előzményekhez. Az adatokat tartalmazó tábla a historical_prices_indexes, melyet a disszertáció beadásának támogatása gyanánt csv fájlban is a kutatás rendelkezésére bocsátok.

7.2. Alacsony tőkeerejű vállalati részvények, a tőkeerő szerinti besorolás elkülönítése

A makrogazdasági helyzet és annak a globális tőzsdékkel való összefüggésének elemzése nem az egyetlen célja a kutatásnak. Ahogyan a célok és hipotézisek ismertetésénél is kiemeltem alapvetően arra törekszem, hogy megértem, hogy a makrogazdasági helyzet és annak számszerűsített mutatóinak változásai mennyiben hatnak másként a gyakorta filléresnek nevezett, alacsonyabb tőkeértékű vállalatok részvényeire. Már részleteztem, hogy mik azok a „filléres” részvények, melyek általában úgy írhatóak le, hogy 1 vagy 5 USD érték alatt cserélnek gazdát, vagy egyszerűen használhatjuk ezt a kifejezést az átlagosnál alacsonyabb piaci kapitalizációjú társaságok részvényeire.

A részvényárfolyamok kapitalizációja, volatilitása, illetve azok stabilitása számos dologtól függhet. Az US Securities and Exchange Commission (SEC) szerint a „low cap”, vagy alacsony kapitalizációval rendelkező részvények általában relatív kisebb cégek alacsony árú (5,00 USD alatti) értékpapírai, így a részvény árfolyamára való vonatkozásban is használatos a kifejezés, vagy a mögöttes vállalat tőkeerejére tőzsdei berkekben.

Ahogy (Liu et al., 2012) is írják, ezeket a részvényeket sokszor központi tőzsdén kívül jegyzik az OTC Hirdetőtáblán (OTCBB), de a New York-i Értéktőzsde (NYSE), az Amerikai Értéktőzsde (AMEX) és az amerikai NASDAQ tőzsdéin jegyzett részvények között is gyakran előfordulnak olyan részvények, amelyek kereskedési értéke 5,00 USD alatt van.

A szakirodalom megjegyezte, hogy az ilyen típusú részvényekkel gyakran tőzsdén kívül vagy egyszerűen offline kereskednek, ezért rendkívül nehéz elegendő adatot gyűjteni egy ilyen adatintenzív elemzéshez. Meg kell jegyezni, hogy a tőzsdén kívüli vagy közvetlen tranzakciók rögzítése, amelyek az eladók és a vevők között történnek bármely elektronikus kereskedelmi hálózat használata nélkül, gyakorlatilag lehetetlen feladat ilyen mennyiségű adat gyűjtése esetén és így jelen kutatás keretein belül. Szerencsére arra építve, hogy milyen megközelítést alkalmazok a globális tőzsde átváltozásainak monitorozásához, a filléres részvényekre is lehet index adatokat kapni. Mivel niche piacról beszélünk, nem olyan magas a rendelkezésre álló indexek száma. Ami az eddig tárgyalt általános részvényt piacokat illeti, könnyen szerezhettem adatokat a globális tőzsdére vonatkozóan, és ha valamilyen okból szükség lenne bizonyos ágazatokat is tudnék vizsgálni különösebb gond nélkül. Ezen a részipiacon viszont, amely a relatíve alacsonyabb kapitalizációjú vállalatok részvényeit fedi le, nem nézünk szembe olyan elképesztő számú elérhető indexszel és alappal, amelyek között válogathatok, viszont az MSCI, hasonlóan a korábban tárgyalt indexhez, a small-cap piacra is összeállítja globális indexét.

Az MSCI World Small Cap Index, ahogyan azt az arra vonatkozó (MSCI World Small Cap Index (USD) Prospectus, 2022) is írja, 23 fejlett országot és 4,543 egyéni értékpapírt foglal magába, mely ugyanakkor csupán a piaci kapitalizáció 14%-át fedi le ezeken a piacokon a korábbi, MSCI World index által lefedett 85%-hoz képest. Felépítését tekintve szintén számos szektor került be a súlyozásba:

- Ipari termékek 18,66%
- Pénzügyek 14,17%
- Szolgáltatás 13,22%
- Informatika 11,96%
- Ingatlan 10,57%
- Egészségügy 9,66%
- Anyagok 7,43%
- Fogyasztói kapcsolatok 4,37%
- Energia 4,08%
- Kommunikációs szolgáltatások 3,11%
- Közművek 2,79%.

Az országokat tekintve, hogy ilyen téren is kellő viszonyítási alapot nyújtsak a nem small-cap indexhez, az alábbiak szerint néz ki az összetétel:

- Egyesült Államok 59,25%

- Japán 10,1%
- Egyesült Királyság 6,55%
- Kanada 3,79%
- Ausztrália 3,43%
- Egyéb 16,88%.

Az összetétel némileg hasonló ahhoz, amit a szokásos világindexben láthattunk, ami jó jel a jövőbeni összehasonlíthatóság szempontjából. Miután az előző részben már betöltöttem a YF programozási könyvtárat, ezek az adatok egyszerűen lekérdezhetők, és elmenthetők az általam ehhez a tanulmányhoz tervezett PostgreSQL adatbázisba, így tehát a korábbi lekérdezéssel létrehozott adattáblát bővítettem a WSML.L ticker lekérdezésével. A lekérdezés eredményét elemezve azonban arra jutottam, hogy ez a ticker nem rendelkezik elegendő történelmi adatponttal az elemzéshez, az idősor túl rövid és csak pár évre nyúlik vissza a vizsgált 7 év helyett. A 2 index ára nem ugyanazt az időszakot fedi le. Az MSCI World Index Yahoo Finance-ből exportált adathalmaz a teljes lekérdezett időszakot, viszont ez nem mondható el a small-cap részvények indexéről. Másrészt, az is könnyen megfigyelhető, hogy a két index nominális ára szignifikánsan különbözik. Ez nem ideális e kettő egymással való összehasonlítására, ami egy olyan konfliktus, amelyet egy későbbi szakaszban fogunk feloldani mindkét eszköz újra-indexelésével.

A nem azonos időhorizonttal foglalkoznunk kell a kutatás ezen részében annak érdekében, hogy a modellezés során azonos időszakot tudjunk figyelembe venni, valamint minél több adat rendelkezésre bocsátásával. Az áruk közös nevezőre hozásáról a vizsgálat érdekében egy későbbi szekcióban lesz szó. Visszatérve úgy tűnik, hogy ezt a szűk keresztmetszetet az okozza, hogy milyen adatok állnak rendelkezésre a Yahoo Finance-ben, ezért gyakorlati okokból az iShares által kibocsátott alapot lecserélem egy kapcsolódó alapra, amelyet a State Street Global Advisors(SSGA) bocsát ki és a YF-ben a WOSC.SW ticker alatt található.

Ahogy 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 fenti ticker használatával helyesbítettem így a lekérdezést, így az az MSCI small-cap index az SSGA által kibocsátásra került alap árjegyzékének használatával az alábbi idősoros grafikont rajzolja.

ticker ● WOSC.SW ● XWD.TO



ábra 6: globális index és small-cap alap árai 2015-2021 között, (Saját forrás, 2022)

Így láthatóan megegyező időintervallumra szóló adathalmazt kapok, melyet már könnyűszerrel lehet majd összehasonlításra használni a makro-hírekkel kapcsolatosan.

7.3. Újra-indexálás és komparatív skála létrehozása

A makrogazdasági és a historikus árak adatkészleteinek áttekintése után jól látható, hogy különböző formátumú és különböző léptékű adatokkal kell dolgoznom. Az árazási adatokra fókuszálva - mivel az előző részben már végeztem adattisztítást a makrogazdasági adatsoron - meg kell tisztítani az adatokat. Először is a dátum oszlop mellett a következő további oszlopokat tartalmazza:

- az adott napi nyitóár
- az eszköz adott napon elért legmagasabb ára
- az adott napon az eszköz legalacsonyabb ára
- napi záróár
- Volumen, amely az adott napon forgalmazott részvények számát mutatja.

Ehhez a tanulmányhoz az egyes napok záróárait fogjuk használni. Ez azért indokolt, mert a gazdasági adatok napközben jelennek meg és árazódnak be, így ez lehetővé teszi, hogy az árakat azután vizsgáljam, miután a gazdasági sajtóközlemények hatása be van ágyazva az eszközök árába azok kereskedési zárása után. Ez természetesen interkorreláció esetén

torzíthatja az egyes prediktorok relatív fontosságát, de mivel idősoros adaton tanul a modell, képesnek kell lennie különbséget tenni az általában ugyanazon a napon megjelenő tényezők között, és megmondani, ezek közül melyik az árváltozások igazi mozgatórugója amennyiben ezek nem korrelálnak nagyon szorosan és szisztematikusan. A modelltől elvárható, hogy ezeket a tulajdonságokat egyenként és együtt is értékelje, valamint feltehetően az egyszerre megjelenő hírek nem mind korreálálnak szorosan így az idősorban megtalálható ez az információ. Ezzel összhangban a fenti oszlopok közül a modell 'Y', vagy függő változójának a záróárát fogom használni.

A másik nehézség, amit meg kell oldanom, az összes független idősor adat „újra-indexelése”, hogy használható legyen egyetlen idősoroként, amely a részvény piac globális árfolyamának alakulását reprezentálja összehasonlítható alapon. Erre azért van szükség, mert bár a két index hasonló skálán mozog, fontos a pontos összehasonlítás biztosítása. Az újra-indexálás előtt az adatsorok a korábbi ábrán rajzoltak szerint néznek ki, ahol láthatóan más árakon kereskedtek velük.

Ennek kiküszöbölésére és az összehasonlíthatóság könnyítésére egyszerűen átváltom a záróárát 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.

Ezt követően jön egy nagyobb loop a Python kódon belül, mely arra használatos, hogy minden ticker-en – tehát aktuális esetben az MSCI World index tickerjén, valamint a Small Cap tickeren - kalkulációkat tudjunk végezni az adatokkal az indexáláshoz, így kiszámolom például a napi %-os változást is a későbbi kalkulációhoz.

Ezután egy, a python programozási környezetben lévő loop operáción belül csinállok egy kisebb ismétlődő szakaszt, melynek lényege, hogy az aktuális sor előtti index értéket, melynek korábban kezdeti értékét 100-hoz rögzítettük, felülírja, így soronként, vagyis gyakorlatilag naponként az előző adatponthoz kifejezett változást naponta beleírjuk az adatbázisba, ennek segítségével pedig a napi % változás a 100-as értékhez képest hozzáadásra vagy kivonásra kerül napi ismétlődéssel, az előző napi értéket véve mindig alapul. Nagyon egyszerűen leírva, amennyiben adott index értéke például 50 volt az indexálás kezdetén és 100 lett az időszak végére, annak az indexnek a lenti operációval a kezdeti értéke 100-ra emelkedik, a zárási pedig 200-ra. Ez a módszer nagyon hasznos a korábban leírt, szignifikánsan eltérő skálán mozgó adatok közös nevezőre hozásában.

A fent leírt módszertant követően az adatok indexált formátumban használhatóak tovább. A módszer vizualizálva az alábbi átalakításokat végezte a korábbi ábrán mutatott, láthatóan nagyon különböző árú és nehezen összehasonlítható eszközökön.



ábra 7: Highcap és lowcap index és alap 100-hoz való indexálás utáni árai 2015-2021 között, (Saját forrás, 2022)

A fenti ábrán látható, hogy a korábban más skálán mozgó eszközöket, a penny tőzsdét kifejező alapot és a globális indexet is jól össze lehet hasonlítani a fenti operációt követően. Ez az átalakítás nem csak azért fontos, hogy vonzóbb grafikonokat tudjak létrehozni, hanem azért is, hogy hatékonyan kommunikálhassam e disszertáció eredményeit. Emiatt ezen eszközök árfolyamának változása is nagyon könnyen érthetővé válik a tárgyalt időszak tekintetében. Ezen túlmenően, a tiszta és egységes adatkészlet birtokában jobb helyzetben leszek a modellezési tevékenységek megkezdéséhez, valamint kezdeti betekintést ad e piacok közötti összefüggésekbe is – elég, ha a 2020-2021 közötti időszakra nézünk, látható, hogy két eszköz mennyire hasonló görbét rajzol a COVID hatására, de mégis indikálva a lowcap piac magasabb volatilitását kockázati reakció esetén.

A korábbi műveletek végeredményeként átfogó képet kapunk a globális lowcap piacról, valamint a világ pénzügyi piacainak helyzetéről is. Vizsgálatom célja ugyanakkor az, hogy megnézzem a makroökonomiai környezet változásaira a piacok hogyan reagálnak, melyet kvantitatív módon fogok végrehajtani, modellek építésével.

8. MODELLEZÉSI ADATBÁZIS

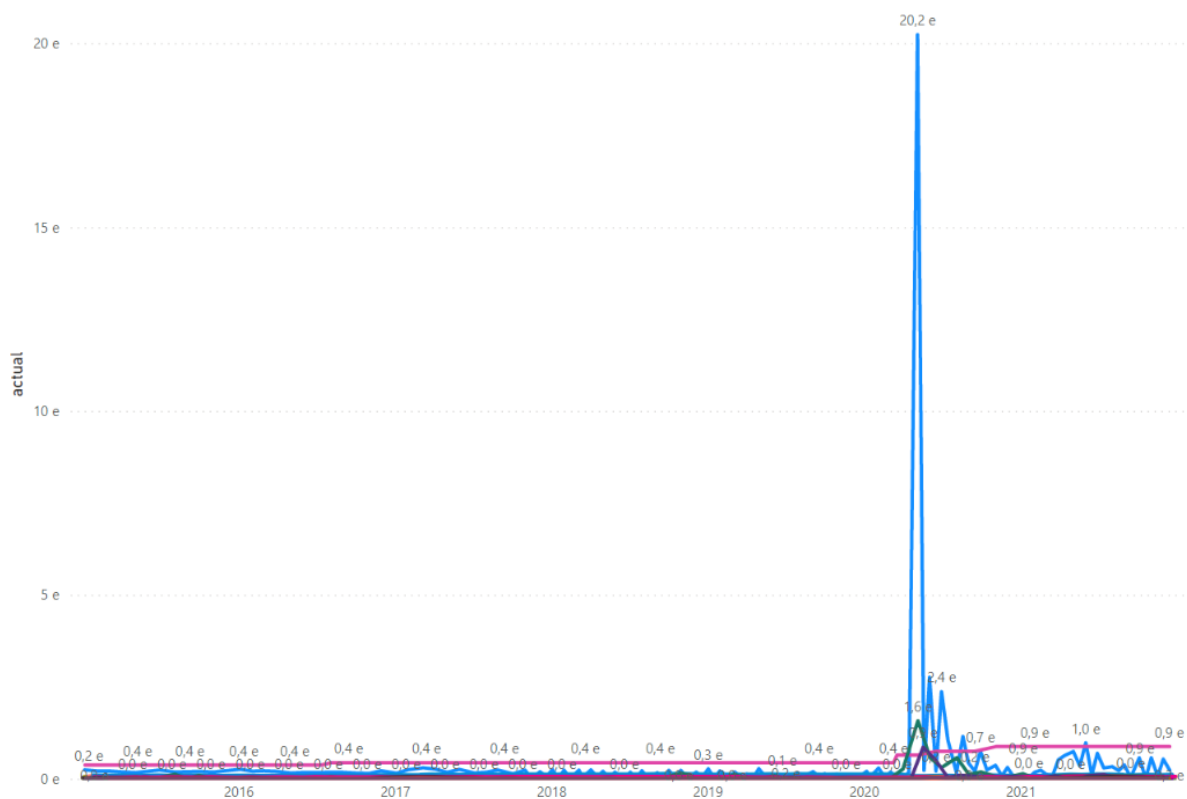
Ahogy a kutatás elején már szó volt róla, egy komplex architektúrát kell felépíteni, amely olyan modellezési technikát alkalmaz, amely képes összetett adatokon dolgozni, a független változók közötti komplex belső kapcsolatok figyelembevételével. A következő szekcióban mélyrehatóan belemerülök abba, hogy milyen további átalakítások szükségesek ahhoz, hogy az adatok könnyen emészthetőek legyenek egy olyan modell számára, amely képes a bemeneti változók közötti összetett kapcsolatokkal dolgozni. Mesterséges neurális hálózatot és EH-t fogok használni, amint azt részletesen tárgyaltam korábban, azok olyan jellemzői miatt, amelyek jó választássá teszik összetett kapcsolatok modellezésére.

Mindenekelőtt az adatkészleteket kell egyesítenünk egy modellezésre kész adathalmazban. Ez magában foglalja az összes adat összevonását, amellyel eddig dolgoztunk, beleértve a makrogazdasági adatokat, a globális benchmarkot, amelyet a globális részvénytőkepiac állapotának és árfolyamának alakulására hoztam létre, valamint a létrehozott alacsony kapitalizációs részvénytőkepiac állapotára létrehozott benchmarkot is. Végül soron az a célunk, hogy ezeket az adatokat egyetlen adatbázisban tároljuk, amelyből a modell tanulhat.

Miután ezt az összevont és tisztított adathalmazt az összes függő és független változóval egy szinguláris helyre betöltöttük a munkagép memóriájába, ahol a Python programozási nyelv segítségével elérhető – amelyet a modell felépítéséhez fogok használni –, a következő lépés az, hogy meghatározzuk a mesterséges neurális hálózatot. Kitérek arra, hogy milyen lépéseket és módszertanokat kell alkalmazni a modell szerkezetének meghatározásához.

Ezek után elkezdem a modell tanítását. Ez magában foglalja a korábbi darabok összeillesztését, és az adatbázis csatlakoztatását az általam épített modellhez. Ebben a részben elemzem a modellt és eredményeit minden egyes hipotézishez, amelyet a kutatás lezárásához tesztelnem kell. Ehhez szorosan kapcsolódóan, de egy külön fejezetben minden modellt lefutatok és értékelek technikai és statisztikai szempontból, mielőtt következtetéseket vonnék le a korábban tárgyalt hipotézisekre vonatkozóan.

A modellezés megkezdése előtt a következő lépés az újra-indexált áradatak összevonása a makrogazdasági adatsorral. Ez fontos ahhoz, hogy egy helyen elérhető legyen az összes független és függő változó adathalmaza, hiszen ez könnyebbé fogja tenni az egyes hipotézisek tesztelését néhány paraméter változtatásával. Ennek megkönnyítése érdekében az összes adatot a közös időtengely körül fogom elforgatni, így idősoros adatot kapni vissza eredményül a modellezési feladatokhoz. Az makroökonómiai adatok bármilyen további transzformáció előtt az alábbiak szerint ábrázolhatóak.



ábra 8: A teljes makroadatállomány nyers állapotban globálisan, 2015-2021 között (Saját forrás, 2022)

Ahogy az a ábrán látszik is, a 2020 elején bekövetkezett hirtelen emelkedés a munkanélküliség óriási növekedését jelzi az Egyesült Államokban a „ADP Non-Farm Employment Change” mutató óriási emelkedésével, amikor a COVID a világ minden nemzetében elkezdett hatni. Az ADP Nonfarm Payrolls a nem mezőgazdasági magánszektor béli foglalkoztatás mérőszáma, amelyet körülbelül 400.000 egyesült államokbeli vállalkozás névtelen részhalmazának felhasználásával nyernek, amelyek az ADP ügyfelei. A korábbi grafikonokat tekintve már láthatunk némi összefüggést ezek között az adatok és a némileg hasonlóan nagy mértékű süllyedést mutató világgpiaci indexet nézve, de ezeknek a mutatóknak a skálája igen eltérő és nehezen értelmezhető ily módon, emiatt a modellezést fogjuk segítségül hívni a mutatóink fontosságának interpretálásához. itt ugyanakkor nem fogom az index adatokhoz hasonlóan újra-indexálni a mutatókat, hiszen a modell szempontjából nem azok nagysága, hanem azok értékei lesznek fontosak, amikor a modellezési súlyok meghatározásra kerülnek mintegy árazási függvényt létrehozva.

Ennek segítésére először is tehát az eddigi adatok egyesítésére lesz szükség. Mivel az idő a közös kapcsolati pont ezek között az adathalmazok között, ezért először mindegyik nagyobb adathalmazt betöltöm egy változóba a programozási környezetem belül, majd az idő tengelyen kapcsolatot hozok létre köztük.

8.1. Modell bemeneti adatainak leképzése

Az előző fejezet bezárása előtt már kifejtettem egy egységes adathalmaz felépítésének fontosságát, amely a kutatási adathalmazként használható. Ennek megfelelően ebben a részben az a célom, hogy minden olyan adathalmazt egyesítsek, amelyeket ezeket a célnak megfelelő formátumba kell alakítanom. Ez természetesen számos kihívással jár, különösen a

makrogazdasági adatok esetében, amely adatbázis jelenleg soronként tagolt adatokkal rendelkezik, szemben a többi, inkább oszlopalapú szerkezettel rendelkező adathalmazzal.

A kutatás sikerességéhez meg kellett oldanom a fenti kihívásokat, és ebben a folyamatban az első lépés az egyes adatkészletek indexének alaphelyzetbe állítása, hogy soronként egyedi azonosítóik legyenek adatbázisonként. Ezek után át is nevezek néhány oszlopot a benchmark és az alacsony kapitalizációjú benchmark adatbázisokban, mert ennek a két adatkészletnek jelenleg ugyanazok az oszlopnevei, így a későbbi összeolvasztásukkor ez problémát okozna a kapitalizáció szerinti megkülönböztetésben.

Ezeket a lépéseket követve megtisztítom az adatbázist, és eltávolítom azokat az oszlopokat, amelyekre nincs szükség modellezési céljaim végrehajtásához, és amelyek a korábbi számítások során megmaradt műveletek hátramaradott elemei, mint például az újra-indexelésé. Összecsatolom az országneveket és indikátorneveket is, hogy elkerüljük a mutatók félreérthetőségét és segítsen a régiónkénti értelmezést. Az utolsó sor végül törli a már nem szükséges egyedi ország- és indikátoroszlopokat.

A műveleteket követően az úgynevezett aktuális makroadatok, tehát a kiadáskori időpontban, vagyis az adatbázis dátum vagy 'date' oszlopa szerinti időben publikált adatokat tartalmazó adathalmaz az alábbiak szerint néz ki, láthatóan soros formátumban, illetve a reprezentáció végett a fejléctet illetve az utolsó 10 sornyi adatot mutatva.

13. táblázat: makroökonomiai adatok soros formában, utolsó 10 sor (saját forrás, 2022)

index	date	actual	forecast	previous	macro_news
30988	2021.12.29	2.2	0.6	7.5	USA-Pending Home Sales m/m
30989	2021.12.29	3.6	2.7	4.7	USA-Crude Oil Inventories
30990	2021.12.30	1	0.5	0.9	UK-Nationwide HPI m/m
30991	2021.12.30	107	106.2	107.5	CH-KOF Economic Barometer
30992	2021.12.30	6.7	5.6	5.5	EU-Spanish Flash CPI y/y
30993	2021.12.30	198	205	206	USA-Unemployment Claims
30994	2021.12.30	63.1	61.9	61.8	USA-Chicago PMI
30995	2021.12.30	136	128	55	USA-Natural Gas Storage
30996	2021.12.31	50.3	50	50.1	CN-Manufacturing PMI
30997	2021.12.31	52.7	52	52.3	CN-Non-Manufacturing PMI

A következő feladat ennek az adatbázisnak az úgynevezett pivotálása lesz annak érdekében, hogy a modell számára egy pivotált formátummal rendelkező adatbázist kapjunk. Ehhez azért van szükség, hogy a 'macro_news' oszlopban lévő minden egyes sorból oszlopot csináljunk, melyet az alábbi lépések sorozatával érhetünk el, ahogyan a parancssorból látható, első sorban kizárólag az aktuális értékeket figyelembe véve.

Ezt a parancssorozatot a Python kódon belül természetesen meg kell ismételnem az aktuálison kívül az előrejelzés('forecast') és az előző ('previous') értékekkel is annak érdekében, hogy a pivotált formátumú adatokat az adatbázis dátum oszlopa szerinti időben előre jelzett, valamint az előző értéket is figyelembe vegyem az adatok formázásakor. Ezt az ismétlések elkerülése kedvéért itt nem írom le külön, viszont az így képzett 2 adathalmazt külön változóban (df_fc és df_prev) mentem a számítógép memóriájában a jövőbeni interpretálás megkönnyítése végett. Továbbá, az így kapott adatbázist nem teszem itt közzé, mert 537 oszloppal rendelkezik jelenlegi formájában darabonként (aktuális, előre jelzett és előző értékek), ami 1611 oszlopot tesz ki immáron, jelenlegi formájában.

8.2. Adatbázis egységesítése

A korábbi fejezetekben leírtak szerint jelenleg az adatok több egyedi adatbázis között vannak szegmentálva:

- globális részvénytapi benchmark az MCSI World Index alapján
- globális alacsony kapitalizációjú részvénytapi benchmark a kapcsolódó alap alapján
- a tényleges makrogazdasági adatközlések pivotált változata
- a makrogazdasági előrejelzések pivotált változata
- makrogazdasági korábbi adatpontok.

Egy mesterséges neurális hálózat vagy EH modell képes kapcsolatokat kezelni a modell által megtanuló bemeneti tényezők között, és a választott modell ezen képességét kihasználva egyetlen adatbázist kívánok építeni, amelyben minden adat egy helyen van. Ez segít az egyes hipotézisek tesztelésében azáltal, hogy egyszerűen el tudom választani az adatbázisból azokat az oszlopokat, amelyek a tesztelt hipotézishez nem kapcsolódnak, a szükségeseket megtartva. Példának okáért az egységes adathalmaz az összes fent felsorolt adatot tartalmazza majd, ezért a globális tőzsdei benchmark makrogazdasági és környezeti viszonyainak teszteléséhez egyszerűen eltávolítom az alacsony kapitalizációs benchmarkot, vagy fordítva. Ezenkívül, mivel az adatok úgy vannak felépítve, hogy napi részletességgel rendelkezzenek az időtengelyen, viszonylag egyszerű a modellbemenetek módosítása is, hogy lefedjék a különböző időhorizontokat vagy könnyen értelmezhető output-ot generáljon a modell. Az ilyenfajta átláthatóság elérése érdekében az egyes makrogazdasági adatbázisokban a dátumok megkettőzésének elkerülése érdekében mindegyiket újra pivotálom a dátumtengely körül.

Ennek sikeres megvalósítása után az adatok olyan formátumban jelennek meg, amely már nem tartalmaz külön sorokat ugyanarra a dátumra, és minden dátumsorban koncentrált formátumban szerepel minden, az adott dátumhoz kapcsolódó gazdasági adatpont. Ez mind az átlátható adatkezelést szolgálja. Az alábbi kód abban a programozási környezetben, amelyben ez a kutatás folyik, egyetlen „df” nevű változót generál, amely az összes gazdasági adatpontot a tárgyalta formátumban tárolja. Ezt követően a még fennmaradó 2

lépés egy adott oszlop létrehozására szolgál a kapcsolódó dátumok soronkénti tárolására, hogy az így keletkezett adatbázis idősor tekintetében is könnyen kezelhető legyen.

Tekintettel arra, hogy mindkét benchmark adatbázis nagyon hasonló felépítésű, bár oszlopszámukat tekintve jóval kisebbek a gazdasági társaiknál, most már könnyen összevonhatók az adatbázisok a közös nevezővel, ami a dátum oszlop. Eszerint az adatok összeolvasztását végre is hajtom, így a kívánt egyetlen adatbázist kapjuk, amely egységesen tárolja a kutatáshoz épített modellhez szükséges összes adatot.

8.3. Adattisztítás, hiányzó adatok pótlása

Az utolsó dolog, amit magának a modellnek a felépítése előtt szükséges megtennem a bemeneti adatok kapcsán az annak biztosítása, hogy minden bemeneti adat jó állapotban van. Az ANN-ek és a legtöbb hasonló modell valójában két féle adathibára is nagyon érzékenyek, amelyek a teljesítményt nagymértékben befolyásolhatják. Ilyenek a hiányzó adatpontok és a statisztikai szélsőséges értékek, utóbbiak csak esetenként. Érthető, hogy egy regressziós modell görbéjének meredekségét nagymértékben befolyásolja, ha a bemeneti adatok, amelyekre a modellt illesztették, nullákat vagy statisztikai kiugró értékeket tartalmaznak – bár ezek ritka előfordulása az ilyen előrehaladott modellek esetén nem okozna valószínűleg nagy bajt, mert lesúlyoznák a változókat a modellek. Ezzel viszont torzulhatna a bemeneti adatok információtartalma. Az ANN-ek esetében a hiányzó adatpontok vagy nullák akár leállíthatják a modell betanítási folyamatát.

A bonyodalmak elkerülése érdekében először is egyszerűen eltávolítok minden sort és oszlopot, ahol minden cella üres az adatbázisban – így ez után az oszlopok száma 1613-ról 1036-ra csökken, tekintve, hogy az olyan adatok, amelyek a nyers adattárházban benne voltak, de logikailag nem számszerűsíthetők eltűnnek. Ilyenek például a jegybanki írásos közlemények vagy politikai sajtónyilatkozatok, amelyek benne voltak a gazdasági naptárakban de nem számszerű adatok.

Ez természetesen továbbra is rengeteg üres cellát hagy az adatbázisban. Ez logikailag helytálló és várható is, mert nem minden makrogazdasági adatpont kerül egyszerre napvilágra, és nem is azonos gyakorisággal. Ha azonban nullákat hagyok az adatbázisban, akkor a modell ezeket az értékeket tényleges gazdasági adatközlésként értelmezi, ami jelentősen megváltoztatja a görbe illeszkedési képességeit. Mivel ennek a kutatásnak a célja a tőzsde és a makrogazdasági környezet közötti összefüggések feltárása, elegendő az adatbázis üres celláit egyszerűen feltölteni az utolsó elérhető adatpontokkal, amíg a következő tényleges értékbe nem ütközünk. Ettől a ponttól kezdve az üres cellák a legfrissebb elérhető értékkel lesznek feltöltve. Ezt egyszerűen a backfill és forward-fill parancsokkal érem el.

Ezután is még marad néhány üres cella az adatbázisban, mert nem minden indikátornak ugyanaz a kezdő dátuma, és az indikátorok kezdő dátumai gyakran eltérnek az adatbázisban elérhető első dátumtól. Annak érdekében, hogy a modell minden adatsort meg tudjon emésztetni, kompromisszumot kellett kötnöm, és ki kellett töltenem az adatbázis fennmaradó üres celláit. Ezt az említett backfill paranccsal érem el, mely tovább finomítja a „df” adatbázist. Ez nem minden esetben tökéletes megoldás, mert olyan adatpontokat tesz elérhetővé a modell számára, amelyeket az adott időpontban még nem publikáltak, másrészt ez extrémán kis mennyiségű adatot érint, és az előnyei várhatóan kompenzálni fogják a

hátrányokat, valamint csak kevés adatemnyiséget érint így hatása marginális. Továbbá, függetlenül attól, hogy egy indikátorértéket ténylegesen mikor publikáltak, jogos feltételezés, hogy a világgazdaság már korábban is ezt az állapotot tükrözte, különösen azért, mert a makrogazdasági mutatókat lemaradó mutatóknak tekintik.

Ezzel együtt, a fenti lépések egy tiszta, modellezéshez felkészített adatbázist eredményeznek. A következő lépés magának a neurális hálónak a megépítése, melyet utána az egyedi hipotézisek tesztelésére is tudunk majd használni, a fenti lépéseknek köszönhetően csupán a parancsok paraméterezésével.

9. MODELLEZÉS ÉS TÉZISEK MEGÁLLAPÍTÁSA

A neurális hálózatok és a mesterséges intelligencia alapvető jellemzőinek tárgyalása után egy átfogó adatbázist építettem, amely számos makrogazdasági adatkészletet, valamint globális benchmarkokat is tartalmaz. Ezek a benchmarkok alacsony kapitalizációjú és highcap tőzsdei benchmarkokra oszlanak, hogy segítsék a globális gazdasággal való kapcsolatuk vizsgálatát egyenként is.

Ennek az összefüggésnek, illetve a gazdasági környezet által az alacsonyan kapitalizált és a highcap piacokra gyakorolt hatás közötti különbség vizsgálatára három hipotézist állítottam fel. Amint azt az ehhez tartozó fejezetben tárgyaltam, ezek egyike egy rugalmassági vizsgálat a gazdasági változások okozta árváltozások nagyságának megértésére. A második az időfaktor megértése, amely lehetővé teszi az alacsony kapitalizációjú és a highcap piacok sebességének és hatékonyságának összehasonlítását. Végezetül azt is feltételezem, hogy a vezető gazdaságok súlya nagyobb lesz a modell együtthatók tekintetében, és ez a kapcsolat akkor is megfigyelhető, ha ezeket az együtthatókat exportáljuk a modelltől, és ezáltal lehetővé válik a legfontosabb makrogazdasági tényterületek azonosítása.

Ebben a fejezetben röviden ismertetem mindegyik hipotézis vizsgálatához felépített modellt, módszertant, valamint a kiértékelés eredményét is.

9.1. H1 hipotézis vizsgálata Elasztikus Háló segítségével

Ezt a hipotézist az úgynevezett Elasztikus Háló, vagyis EH modellel fogom megvizsgálni. A vizsgálat lényege, hogy a létrehozott adatbázison – mely tartalmazza az összes eddig tárgyalt makrogazdasági adatot, valamint a globális highcap piac helyzetét tükröző benchmark adatokat és az alacsony kapitalizációs benchmarkot - EH modellt illesztik.

A H1 hipotézis arra alapszik, hogy az alacsony és magas kapitalizációval rendelkező részvények árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében megkülönböztethetőek. Hipotézisem szerint a vállalatok méretüktől és tőkeerejüktől függően eltérően reagálnak a makrogazdasági hírek változásaira és egy erősebb tőkeszerkezettel rendelkező cég a környezetváltozás esetén kevésbé ingadozik a részvényárfolyam tekintetében, míg alacsonyabb tőkével rendelkező társaság, amelynek részvényárfolyama általánosan alacsonyabb, könnyebben ingadozik annak részvényeinek árfolyamát vizsgálva.

Ennek vizsgálatához az EH modell regressziós együtthatóit fogom megvizsgálni, melyek a 4.-es fejezetben tárgyalt képletek szerint kerülnek leképzésre és megadják, hogy az adott tényező változása mennyivel változtatja a részvény árfolyamát. Ezt a vizsgálatot a globális és az alacsony kapitalizációs benchmarkra is végrehajtom, majd a regressziós együtthatók mértékét átlagolom.

9.1.1. Adatszűrési módszer

Annak érdekében, hogy a kísérletet külön-külön lehessen futtatni a globális referenciaértékhez és az alacsony kapitalizációjú referenciaértékhez, mindegyikhez létre kell hoznom egy előre filterezett adatkészletet. Az ily módon szűrt adatok tartalmazni fogják az összes makrogazdasági mutatót, de csak az egyik benchmark történeti adatait, így két külön

modellt tudok betanítani: egyet a lowcap, és egyet a globális benchmark adathalmazra. Ez segít külön modellillesztési operációk végrehajtásában, a globális benchmark és az alacsony kapitalizációval rendelkező vállalati benchmark adatkészleteivel kapcsolatos eredmények létrehozásában.

Ezek után dátum szerint rendezem az adatokat, hogy minden logikai sorrendben legyen. A következőkben egyszerűen eltávolítom a dátum oszlopot, amely innentől kezdve csak az adatbázis indexeként marad meg. A következő műveletben a Python kód végrehajtása eltávolítja a redundáns oszlopokat, ami egy tiszta és modellezésre kész adatbázist eredményez. Ez, a kódban „Xb” néven emlegetett adatbázis minden makrogazdasági adatot tartalmaz a benchmark adatok nélkül. Az „yb” adatkészlet viszont egyetlen idősort tartalmaz, amely csak a globális referenciaértékeket tárolja naponta. Ugyanezt teszem az alacsony kapitalizációjú benchmark esetében is, és annak napi mennyiségeit a „lyb” változóban tárolom.

Egyszerűen fogalmazva, most van egy áttekinthető adatbázisom a modellezéshez, amely tárolja az összes gazdasági változót, de nincs független változó a modellhez. Ezekre az adatokra az „Xb” változó alatt hivatkozok. Összefoglalva, immáron egyedi és tiszta idősoros adatokkal rendelkezünk a globális highcap és az alacsony kapitalizációjú benchmarkra vonatkozóan, ahol az „yb” a globális benchmark és „lyb” az alacsony kapitalizációs mutatót jelölő változó.

9.1.2. Elasztikus Hálós Modellezés

Most, hogy a független változók tisztított és egységes formátumban és a számítógép memóriájában tárolt külön változóban vannak, valamint a globális benchmark is egy külön változóban van, hasonlóan ahhoz, ahogy az alacsony kapitalizációjú benchmarkot tároltam az elemzéshez, a modell illesztése következik. Az első dolog, amire szükség van, a számítógépes tanításhoz használt sklearn programozási könyvtár, melyet a kód ennél a résznél importál is a programozási környezetbe – az sklearn kínál egy előre létrehozott funkciót az EH modellezéshez, ezt fogom használni.

Ezt követően fixált 'random' állapotba állítom azokat a véletlen súlyokat, amelyekkel a regressziós modell elindul. Ez fontos a kutatás reprodukálhatósága szempontjából. A következő operáció ezután a globális benchmark adatkészleten a modell tanítása. Ez lényegében akkor történik, amikor a modell a Lasso és Ridge regresszió L1 és L2 büntetéseinek optimalizálásával, valamint az „X” változók súlyainak optimalizálásával tanul az „y” független változóra való legjobb illeszkedés érdekében.



ábra 9: Elastikus Háló általi értékek, valamint historikus értékek, globális benchmark (Saját forrás, 2022)

Ezzel innentől a modell képes illeszteni a függő változó adatait a független változók alapján, ahogyan a 9. ábra is mutatja. Ahogyan a vizualizáció is indikálja, az EH modell illeszkedése egészen jó, látható, hogy a makrogazdasági adatok alapján élethűen képes reprodukálni a valós adatokat.

A globális benchmark és az alacsony kapitalizációjú benchmark adatok gondos előkészítése után tehát az EH-modellt illesztettük a korábbi fejezetben, így azt már lehet futtatni bemeneti adatokon előrejelzés építésére. Az ezzel kapcsolatos fontos mutatókat a modellek betanításával külön tárolom a további elemzés végett.

Az eredmény egy regressziós modell, amelyet az L1 és L2 szabályozó büntetések, valamint β -ák szempontjából optimalizálnak tekinthetünk. A modellek egy R^2 (r négyzet) értéket is adnak – ami, ahogyan azt tárgyaltam is részletesebben egy korábbi fejezet során – olyan statisztikai mérőszám, amely a regressziós modellben a függő változóban bekövetkező varianciának független változókkal magyarázható arányát segít szemléltetni. Ezen kívül a regressziós modell együtthatói is elérhetőek a modell tanítása vagy illesztése után, melyet szintén tárolok a RAM-ban. A kód elmenti a regressziós együtthatókat, valamint a könnyebb összehasonlító vizsgálat érdekében azokat abszolút értéken is tárolja.

Az így kapott eredményeket természetesen az 'l' előtaggal jelölt, a RAM-ban tárolt adatbázisra is futtatom a modell alacsony kapitalizációval rendelkező benchmark adatokon történő tanítása végett. Ebben az esetben az összes megjelölt változó kap egy 'l' előtagot a globális benchmarkhoz hasonlítva, a transzparencia és könnyebb modellezés megőrzése végett. A regressziós együtthatók mellé az R^2 értéket is tárolom az R^2 és lowcap R^2 (IR^2) változókhoz.

Vizsgálatom célja a független változók relatív nagyságának összehasonlítása, nem pedig azok egyéni elemzése így tehát ezt az információhalmazt, melyet a 11. ábra részletez, összegezem a hipotézis vizsgálatához.

9.1.3. H1 kísérlet eredmények értékelése

A regressziós együtthatók magyarázzák a független változóban bekövetkező változás függő változóra gyakorolt hatását, így azok értékeinek összegéből lehet következtetni a függő változó volatilitására a pénzügyi piacokon megfigyelt záróárak tekintetében. Annak érdekében, hogy a pénzügyi eszközök volatilitására tudjak koncentrálni, ezek abszolút értékét vettem alapul.

Emellett vizsgáltam a regressziós együtthatók szórását is, hiszen a normalizált indexárfolyamokból álló adathalmaz esetén a regressziós együtthatók szórásának magasabb értéke szintén indikálja, hogy a pénzügyi volatilitás növekedik.

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.

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

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.

9.2. H2 hipotézis, régiós hatások és hírek fontosságának rangsorolása

A második hipotézis vizsgálatához az első hipotézishez már betanított modellt tudom használni, hiszen az már tartalmazza a vizsgálathoz szükséges adatokat granulásabb formában. Ahhoz, hogy meg tudjuk mondani, hogy a makroökonómiai környezet szerint mely országok a legbefolyásosabbak a hangulatra tehát, az Elasztikus Háló regressziós együtthatóit fogom az adott független változót kibocsátó országhoz vagy régióhoz rendelni. Ez tulajdonképpen egy egyszerű azonosítót eredményez az adatbázisban, mely a 10-es ábrán felrajzolt egyéni együtthatókat fog segíteni ország vagy régió szinten összegezni. Erre azért van szükség, mert bár a 10. ábra már jó áttekintést adott arra vonatkozóan, hogy nagyjából milyen együtthatók a meghatározóak – láthattuk például, hogy a kínai non-manufacturing PMI láthatólag a legszámottevőbb makroökonómiai adat a lowcap piacot

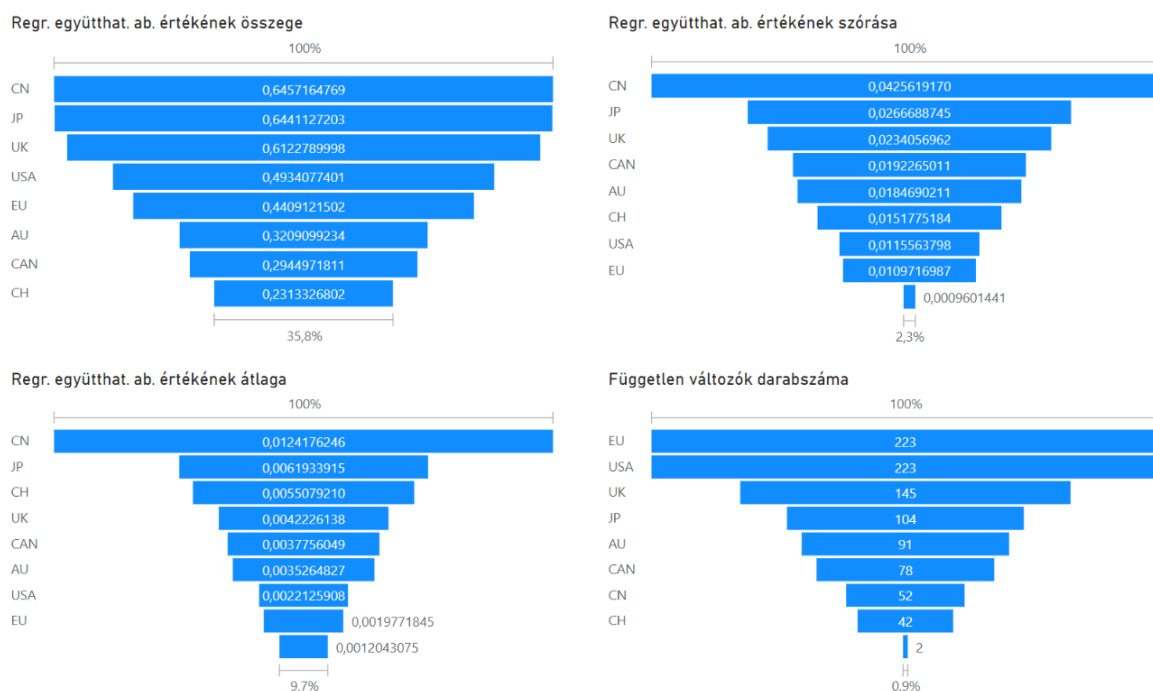
nézve, míg a globális highcap benchmarkot nézve a UK államháztartási egyenleg (UK current account) tűnt a legfontosabbnak a regressziós együtthatók alapján.

9.2.1. Modellezés és eredmények értékelése

Ahogy korábban is írtam, közel 1000 darab független változóról beszélünk melyek benchmarkként megegyezők, így nehézkes egyesével értelmezni ezeket, valamint célszerű a H2 vizsgálatához azok csoportosítása. Ahhoz, hogy teljes képet kapjunk tehát szükséges az együtthatók regionális szinten való vizsgálata országok szerinti bontásban. Szerencsére minden független változó neve tartalmazza a makroökonómiai adatkiadásának országát, melyhez már a korábbi fejezetben, az első hipotézis tesztelésekor betanítottunk 2 Elasztikus Hálót – egyet külön a globális highcap benchmarkhoz, és egyet a lowcap benchmarkhoz.

Így tehát, a korábban betanított EH modellek regressziós együtthatóit egyszerűen csoportosítom a kiadás országa szerint. Mivel a kiadási ország mindig a '_' és a „-„ karakterek között található, így egyszerűen létrehozok egy oszlopot az adatbázisban, amely ezzel a logikával az ország nevének kódját fogja jelölni ahol a makroökonómiai adatkiadásra került. Ezt természetesen a lowcap és a highcap benchmark adatbázis esetén is meg kellett tenni. Ezeket követően a regresszió β értékeinek az abszolút értékének összegeztem országonként.

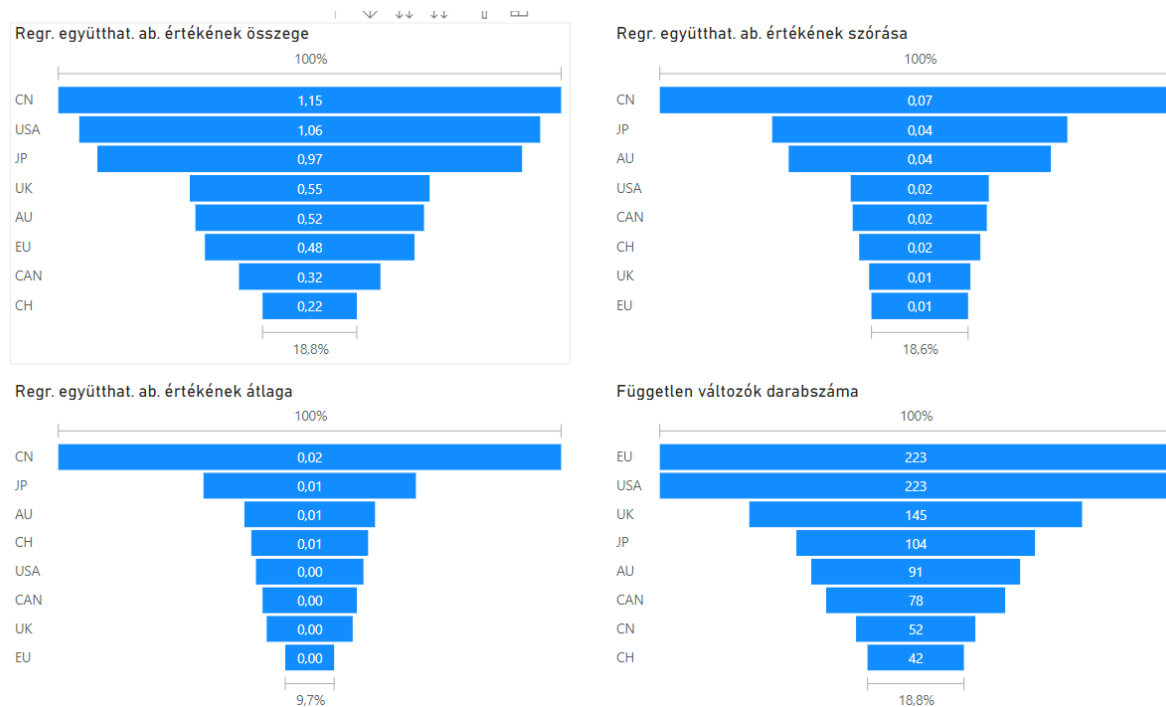
Amennyiben az összes régió együtthatóit felrajzoljuk azok értékeinek összegét így csoportosítva először a highcap benchmarkot vizsgálva, az alábbi képet kapjuk.



ábra 11: Globális highcap benchmark regressziós együtthatók abszolút értékeinek összege, szórása, átlaga és darabszáma (Saját forrás, 2022)

Látható, hogy az országok és régiók között látható különbségek rajzolódnak ki. Az együtthatók összegét vizsgálva a kínai együttes a legbefolyásosabb az adatok alapján, 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 az egyéni, relatív kisebb, de szintén nyugati gazdaságok. A szórást vizsgálva nagyjából hasonló képet kapunk, ami várható, hiszen az általánosan magasabb értéken lévő együttthatók magasabb szórással fognak rendelkezni – feltételezve, hogy a változók száma egyezik, mely az USA vagy az EU esetében nem igaz, hiszen ezek a többiekhez képest relatív magas számú adatközléssel rendelkeznek.



ábra 12: Globális lowcap benchmark regressziós együttthatók abszolút értékeinek összege, szórása, átlaga és darabszáma (Saját forrás, 2022)

A lowcap benchmark esetén ez az összesítő grafikon a fenti módon néz ki, ahogyan a fenti ábra mutatja. Itt látható, hogy a lowcap benchmark esetében a regressziós együttthatók összege alapján szintén Kína vezet 1.15-ös értékkel, amit az USA követ 1.06-al nagyon szorosan. Ezt Japán követi 0.97-el, utána pedig a többi ország az UK-val az élen amely 0.55-ös értékkel rendelkezik az együttthatók abszolút értékét összegezve.

9.2.2. H2 kísérlet eredmények értékelése

A 14. táblázatban összegzem a lowcap és highcap benchmark együttthatóinak abszolút értékeinek az összegét, mind a két benchmarkot átlagolva. Ez egyértelműen mutatja Kína 0,9-es értékével annak dominanciáját bármely más országgal szemben, ha arról beszélünk, hogy egy ország makrogazdasága mekkora befolyással bír a globális részvényt piacon. 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 átlagértékkel, melyet az Egyesült Királyság és az Európai Unió követnek 0.58 és 0.46-os értékekkel. A relatív kisebb gazdasági területek, mint Ausztrália 0.42, Kanada 0.31 és Svájc 0.23 értékükkel a befolyásossági skálának a kevésbé nyomós végén helyezkednek el. Ez arra enged következtetni, hogy az egyes gazdaságok egyértelműen egymástól megkülönböztethető módon befolyásolják makrohíreikkel a világgazdaságot és a tőkepiacokat – látható, hogy Kína és USA a top 3-ban, illetve az ázsiai régió alapvetően

megnövekedett fontossággal szerepel hiszen Japán is az élmezőnybe került. Ez mind regionális, mint gazdasági méretbeli kapcsolatokat enged feltételezni.

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

Ország	Együtthatók 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 (β 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) követték az Elasztikus Háló modell β értékeinek régióként való összegzése alapján.

9.3. H3 hipotézis vizsgálata, 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. Emellett a neurális hálóba a validációs adathalmazt is bevezetem. Az EH modell az összes X változón tudott tanulni a minél jobb illeszkedés végett, de az adatok 20%-át validációs adathalmaznak megtartottam a túltanítás miatt. Így a Neurális Háló valószínűbb szimulációt fog eredményezni az adatok időszerűségének vizsgálata esetén, annak eredményeit megbízhatóbban lehet értékelni.

Ezt figyelembe véve, valamint a szakirodalom nyomán feldolgozott anyag figyelembevételével a Python 3 programozási környezetben a Google által kiadott és mesterséges intelligencia építésére széles körben alkalmazott Tensorflow csomaggal megépítem a Neurális Hálót.

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 itt 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. Ahogyan látható a képletből, a ReLU aktivációs függvényt használom. A modell tanulásának kiértékelésére a MAPE mutatót fogom használni, ahogyan korábban említettem a hipotézis kifejtésekor. A MAPE a szakirodalom és véleményem szerint is megfelelő annak egyszerű interpretálhatósága miatt a regressziós problémák taglalásakor.

Ezt követően a modell tanítása következik. A modell számára megadjuk a korábban meghatározott függő változókat (`input_yb`) és független változókat is (`input_Xb`). Ezek a korábbi 'df' változóban tárolt adatbázis halmazai. A modell innentől addig ismétli a propagálást mindkét irányba, ameddig az 'early_stopping' paraméter engedi: így tehát a modell addig tanul az előre és visszaterjedések ismétlésével, ameddig az kódban indikált ismétlési szám után sem tud jobb eredményt elérni mind addig. Ezen kívül, ahogyan a 'validation_split' változó mutatja, a Mesterséges Neurális Háló az adatok 20%-át elrejt saját maga elől, így azon nem tanul: ezt használja fel az eredmények validálására. Ezeket az adathalmazokat a továbbiakban validációs vagy 'validation' adathalmaznak is nevezem, illetve 'train' vagy tanulási adathalmaznak is.

Ezt a folyamatot természetesen megismétljük mind a lowcap, mind pedig a highcap adatokon való tanulás végrehajtására is. Az így betanult modell már képes a független változókat használva előrejelzést generálni a részvényárfolyamokat tekintve – pontosabban, a vizsgált indexekre. Ahogyan a lenti ábra is sugallja, a modell relatív jól reprodukálja a valódi árfolyamok mozgását a makrokörnyezet alapján.



ábra 13: Neurális Háló árfolyam összevetve valódi árfolyammal – highcap benchmark felül, lowcap alul (Saját forrás, 2022)

9.3.1. H3 kísérlet eredmények értékelése

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

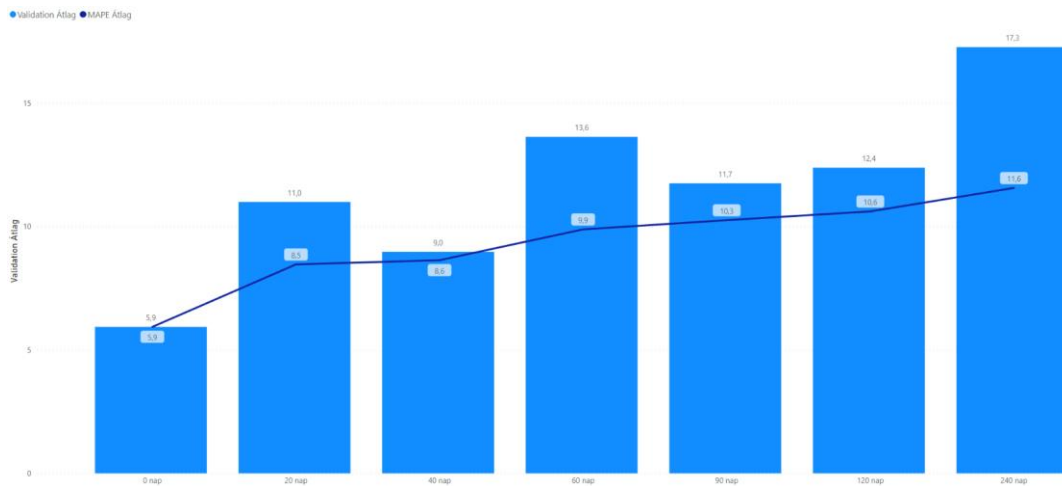
adatsorokat csúsztatom – így tehát előfordulhat némi eltérés amennyiben például egy adott héten nem volt minden nap makroökonómiai adat kiadva munkaszüneti nap miatt vagy hasonló okokból. Ez nagyjából ugyanakkor munkanapnak felel meg, hiszen a makroökonómiai híreink általában csak hétköznapokon kerülnek kiadásra, az ebből adódó kisebb eltéréseket elfogadom.

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, mert a neurális háló komplexitása megengedi a hálónak a tanulási adathalmazon való nagyon szoros illeszkedést.

15. 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

Ahogy látható a 15. táblázat Validation Átlag oszlopából, a MAPE értékeket elemezve az látható, hogy a kísérlet során az időtengely csúsztatásával a makroökonómiai adatokat az y változóhoz képest virtuálisan késleltetve a független változók kevésbé sikeresen engedték az indexárfolyamok előrejelzését. Ugyanakkor, ahogyan a 14. ábra mutatja, a kapcsolat nem tökéletesen lineáris, a 20 napos csúsztatás 11%-os MAPE értéke például nagyobb, mint a 40 napos MAPE 9%-a, illetve a 60 napos csúsztatás is nagyobb hibát produkált a validációs MAPE tekintetében, mint a 90 napos – viszont ezen a két időszakon kívül az időbeli csúsztatás növelése konzisztensen rontotta a MAPE értéket is. Amennyiben a grafikonon lévő vonalat nézzük, amely az addig elérhető MAPE-ek átlagát jelöli, úgy nagyon tisztán kirajzolódik az emelkedő trend.



14. ábra: Validation MAPE és időbeli csúsztatás nagysága

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.

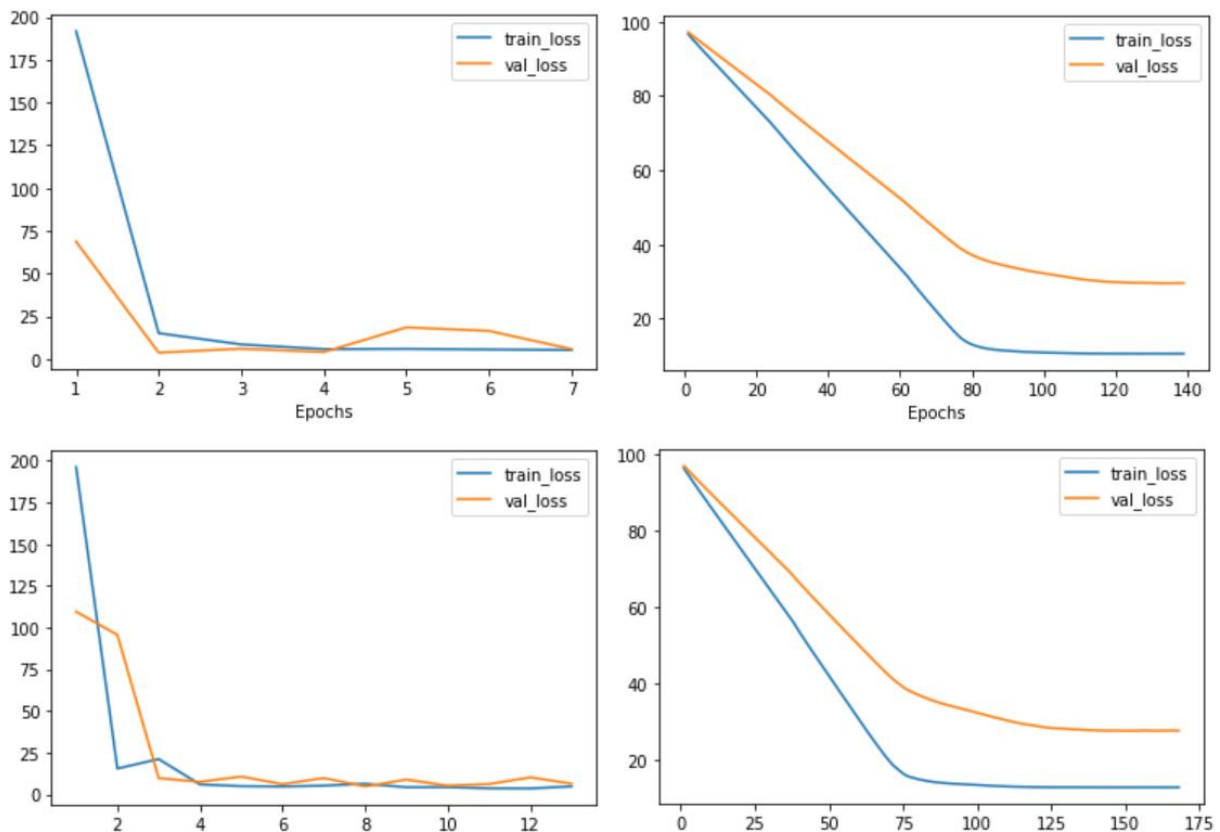
9.4. H4 hipotézis vizsgálata, a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények tanulási hatékonyságra gyakorolt hatása

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.

Az algoritmus sikerességének értékelését két módszerrel fogom végrehajtani. Az egyik, hogy milyen MAPE és R^2 értéket produkáltak a különböző aktivációs függvények, tehát a modell illeszkedése a highcap és lowcap adatokon. A másik szempont, amit szintén figyelembe veszek, az a tanulási hatékonyság. Ezt a Mesterséges Neurális Háló előre és

visszaterjedésének ismétlésszámával tudom mérni – minél kevesebbszer kellett a hálónak ezt megtennie, annál hatékonyabban tanult.

Amennyiben ezt az információt vizsgálni szeretnénk, érdemes vizuálisan megjeleníteni az eredményeket. A tensorflow log-ok egyenként annyi sorból állnak, ahány epoch került végrehajtásra, így a tanulási görbe időrendben felrajzolható.



ábra 15: MAPE és Epoch szám összehasonlítása highcap ReLU bal felül, highcap Sigmoid jobb felül, lowcap ReLU bal alul, lowcap Sigmoid jobb alul. Loss = MAPE (Saját forrás, 2022)

Ahogy a 15. ábra is mutatja, az eredmények szerint a highcap és a lowcap adaton tesztelt ReLU függvény a validációs és a tanulási adathalmazon is kevesebb epoch-ot hajtott végre mire nem tudta tovább optimalizálni a MAPE-et. Ezzel szemben pontosan ugyanaz a háló és adathalmaz a Sigmoid aktivációs függvény használatával mindkét esetben több ismétlést hajtott végre. Az eredményeket a következő fejezetben összegzem.

9.4.1 H4 kísérlet eredményeinek értékelése

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 szigma 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 igénybevételével.

16. 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 fentieket átlagolva elmondható tehát, hogy a ReLU jelentősen kevesebb epoch-ot vett igénybe (highcap/lowcap ReLu: 7 és 13, Sigmoid: 139 és 168), illetve annak MAPE értékei is jelentősen alacsonyabbak voltak a validációs adathalmazon (highcap/lowcap ReLu 5.8425% és 6.4727%, Sigmoid validation MAPE: 29.5432% és 27.5036%).

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

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

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%).

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

A szakirodalom sikeresen összehasonlítja a CAPM modelleket, de az eredmények nem egyértelműek – tipikusan a portfóliók összetételétől függ a FF3 és a CAPM eredményessége. Ezen kívül az irodalom tett megjegyzéseket a modellek relatív hatékonyságára is a hozamok előrejelzésének tekintetében, mely szerint magyarázóerejük korlátozott. Az elérhető kutatások ugyanakkor nem, vagy csak nagyon limitáltan foglalkoznak a makroökonómiai paraméterek használatával, azok használatának lehetőségével a CAPM modellekben.

A következő részben arra igyekszek választ adni, hogy a várható hozamok vagy árfolyammozgások modellezésének esetén mennyire hatékony módszerek az EH és ANN modellek, a CAPM alapú modellek viszonylatában. Ez a kutatás hipotéziseinek utolsó eleme, melyet rendkívül aktuálisnak tartok, hiszen fontos a tudományág szemszögéből is

részletekbe menően megvizsgálni ezeket a modellezési technikákat, hogy az akadémiai ajánlást, melyet (Bartholdy & Peare, 2005) is említettek munkájukban napra készen tartsuk.

Fontosnak tartom a vizsgálatot ezzel összhangban az összes modellre végrehajtani, hogy átfogó képet kaphassunk. Ezen túl, a makroökonómiai adatok közötti kapcsolatok és a részvényárfolyamok modellezésénél feltételezhető, hogy mindegyik modellnek van előnye a másikhoz képest, így hasznos ezek összevetése a 7 éves vizsgált periódusra. A neurális háló például számos előnyt élvez az elasztikus hálóval és a CAPM modellel szemben, mert a gazdasági kapcsolatok sokszor nem lineárisok. A CAPM előnye, hogy a piaci mechanizmusok kockázatközpontúak, és így az adott tényezők – amelyek a modell bemeneti adatait képzik – jól tükrözhetik a piaci hangulatot az elvárt hozamot illetően. Az EH pedig, az L1 és L2 paramétereken keresztül jól kezeli a magas számú bemeneti adatok közötti interkorrelációt. Mindezek fényében úgy gondolom, hogy e három modellezési technika közül mindegyiknek megvan a maga helye és előnye, és a jövőbeni hasznosítás érdekében érdemes összehasonlítani őket.

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

A NH esetén a hálót lehetne az egész adathalmazon tanítani a jelenlegi 20%-os validációs adathalmaz helyett, de így annak szerkezete engedné a nagyon alacsony MAPE értékre való illeszkedést, várhatóan rossz generalizálódás mellett, így megtartom a validációs adathalmazt.

Így tehát a már korábban használt EH és Neurális Háló modellek mellett építettem és végrehajtottam 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 – így összesen 4 modell kerül futtatásra: 1 egyfaktoros CAPM a lowcap és 1 egyfaktoros CAPM a highcap indexekre, valamint további 1-1- 3 faktoros CAPM is.

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. Ahogyan a weboldalon írják, az Rm-Rf magában foglalja az összes NYSE, AMEX és NASDAQ céget. Az SMB és a HML a t év júliusától t+1 júniusáig tartalmazza az összes NYSE, AMEX és NASDAQ részvényt, amelyekre vonatkozóan elérhető piaci részvényadat t-1 decemberére és t júniusára. A Fama-French modellben az alfát nem használtam, mert egyrészt a gyakorlatban az kevésbé gyakori, másrészt nem releváns a kutatás eredményeinek szempontjából.

A hagyományos CAPM modell eredményei az alábbiak szerint alakultak a highcap(XWD.TO) és lowcap(WOSC.SW) indexekre illesztve.

17. táblázat - CAPM modell eredményei

Év	ER	Ticker	Nyitóár Y	Záróár (ACTUAL)	(CAPM FORECASTED)	MAPE
2015	0.000482	XWD.TO	36.663326	41.91383	36.68099772	12.48473899

2016	0.007211	XWD.TO	41.372746	42.805611	41.67108487	2.650414518
2017	0.022528	XWD.TO	43.066132	48.176353	44.03632582	8.593483982
2018	-0.002503	XWD.TO	48.266533	46.573147	48.14572187	3.37656991
2019	0.012495	XWD.TO	46.553104	55.551102	47.13478503	15.15058507
2020	0.014491	XWD.TO	55.961926	61.182365	56.77287027	7.20713351
2021	0.011393	XWD.TO	60.901806	74.209999	61.59566028	16.99816587
2015	0.002839	WOSC.SW	53.330002	53.080002	53.48140588	0.756224304
2016	0.002839	WOSC.SW	53.080002	61.080002	53.23069613	12.85086054
2017	0.011929	WOSC.SW	61.080002	70.949997	61.80862534	12.8842453
2018	0.032633	WOSC.SW	70.949997	61.18	73.26530825	19.75369116
2019	-0.003357	WOSC.SW	61.18	76.599998	60.97461874	20.39866797
2020	0.023819	WOSC.SW	76.599998	81	78.42453335	3.179588454
2021	0.023555	WOSC.SW	80.040001	97.050003	81.92534322	15.58439908

A Fama-French 3 tényezős modell pedig az alábbi számokat produkálta.

18. táblázat - Fama-French 3 faktoros modell eredményei

Év	ER	Ticker	Nyitóár Y	Záróár Y (ACTUAL)	(CAPM FORECASTED)	MAPE
2015	0.025366851	XWD.TO	36.663326	41.91383	35.73329288	14.74581806
2016	0.057111817	XWD.TO	41.372746	42.805611	43.73561868	2.172630312
2017	0.139449407	XWD.TO	43.066132	48.176353	49.07167857	1.85843368
2018	0.077747652	XWD.TO	48.266533	46.573147	52.01914259	11.69342409
2019	0.062679543	XWD.TO	46.553104	55.551102	49.47103126	10.94500473
2020	0.058849008	XWD.TO	55.961926	61.182365	59.25522983	3.149821311
2021	0.036468924	XWD.TO	60.901806	74.209999	63.12282936	14.94026383
2015	0.096198533	WOSC.SW	53.330002	53.080002	58.46026994	10.13614871
2016	0.109474929	WOSC.SW	53.080002	61.080002	58.89093145	3.583939873
2017	0.179165626	WOSC.SW	61.080002	70.949997	72.02343882	1.512955407
2018	0.12458234	WOSC.SW	70.949997	61.18	79.78911368	30.41698869
2019	0.117559402	WOSC.SW	61.18	76.599998	68.37228424	10.74114097

2020	0.100806627	WOSC.SW	76.599998	81	84.3217854	4.100969628
2021	0.081849742	WOSC.SW	80.040001	97.050003	86.59125442	10.77665972

A tárgyalt modelleket a MAPE értékek szerint hasonlítom össze, hiszen a Neurális Háló nemlineáris modell mely esetén így az R^2 érték használata megkérdőjelezhető lenne – lásd (Kva°Lseth, 1983), (Neumeyer, 2010).

9.5.1. H5 kísérlet és eredményei

Miután az előző fejezetben leírtaknak megfelelően 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 adathalmaz 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.

A CAPM és FF3 modellek MAPE értékeit az adott évi nyitóár és elvált hozam szorzata, valamint az adott évi záróár vonatkozásába állapítom meg.

19. 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
Neurális Háló	5.8425	6.021	5.93175

Az eredmények alapján látható, hogy a CAPM és FF3 modellek átlag MAPE értékeit tekintve minimális az eltérés azok hozam előrejelzési képességét tekintve.

Az EH nagyon jó illeszkedést produkált, bár itt fontos megjegyezni, hogy előnyt élvezett a neurális hálóval szemben hiszen az EH a teljes adathalmazon tanulhatott – egyéb esetben a neurális hálót minimális MAPE értékig lehetne tanítani.

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.

10. KÖVEKEZTETÉSEK ÖSSZEFOGLALÁSA ÉS JAVASLATOK

10.1. Az alacsony és magas kapitalizációval rendelkező részvényindexek árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében

A disszertáció kísérletet tett a makroökonómiai adatok és a globális highcap és lowcap index piacok árfolyamainak kapcsolatának feltárására. A bemeneti adatok közel 1000 makroökonómiai tényezőtől 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 részvénypiacán. 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 hipotézis elfogadásra került, ugyanis a disszertáció hipotézisében az került felvetésre, hogy a lowcap piac várhatóan magasabb volatilitással rendelkezik. Ezek alapján feltételezhető, hogy az alacsonyabb tőkeerővel rendelkező vállalatok számára a piaci környezet magasabb befolyással bír, hiszen ezek a vállalatok feltételezhetően általában jobban függenek egy régiótól, vagy kisebb befolyással rendelkeznek azok makrokörnyezetét tekintve. A magasabb kapitalizációval rendelkező vállalatok ezzel szemben stabilabban viselkednek, környezetük változása némileg kevésbé ingatja meg azok részvényárfolyamát.

A H1 hipotézis 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 alacsonyán 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.

10.2. Regionális befolyások a pénzpiacok vonatkozásában regressziós együtthatók elemzésével

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 értékkel, majd a relatív kisebb, de szintén nyugati gazdaságok. A szórást vizsgálva nagyjából hasonló képet kapunk. Ez nem okozott meglepetést, hiszen az általánosan magasabb értékű együtthatók magasabb szórással rendelkeznek.

Az alacsonyán 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.

A fenti vizsgálat szerint kutatás sikeresen sorrendet állított a globális részvényt piacot leginkább befolyásoló országok és régiók között a vizsgált országok és időszak vonatkozásában, illetve kimondja azt is – ami némi meglepetést kelthet a nyugati országok számára, hogy a kínai piac a legbefolyásosabb annak makroadatainak pénzpiacokra gyakorolt hatását vizsgálva, a vizsgált részvények mögötti vállalatok kapitalizációjától függetlenül is.

Eszerint a H2 hipotézis elfogadásra került, mely szerint az egyes területek makroökonómiai hírei megkülönböztethető befolyásossággal bírnak a részvényárfolyamok tekintetében, 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.

10.3. A makroökonómiai hírek árfolyamokra gyakorolt befolyásának időbeli csökkenésének bizonyítása

A makroökonómiai környezet időbeliségét is vizsgáltam a MAPE mutató és az idősoros adatok idő tengelyen való csúsztatásával. Mesterséges Neurális Hálót illeszttem a megközelítőleg 1000 darab bemeneti makroadatra, majd annak illeszkedését hasonlítottam össze egy 20, 40, 60, 90, 120 és 240 nappal időben elcsúsztatott 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 eredményeket a 15. táblában összegeztem a rövid és célratörő áttekintés végett. A kísérlet értékelése során a validációs adathalmazra koncentráltam, mert a neurális háló komplexitása lehetővé teszi a nagyon jó illeszkedést a tanulási adathalmazon.

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. A kapcsolat nem lineáris, az egyes MAPE értékek között előfordult például, hogy a lowcap 20 napos csúsztatás MAPE értéke jobb volt, mint az eredeti adatbázison – a MAPE értékek átlagát tekintve ugyanakkor az időtengely csúsztatásának növekedése általánosan rosszabb MAPE értékeket eredményezett, 5.93175%-ról 17.26765%-ra rontva azt.

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.

10.4. A ReLU és Sigmoid aktivációs függvények hatékonyságának kvantitatív elemzése

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 vizsgálatot úgy hajtottam végre, hogy ugyanazt a Neurális Hálót amit a H3 vizsgálatánál is használtam betanítottam a makroadatokon mind ReLU, mind pedig Sigmoid aktivációs függvénnyel. 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. 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 fentiek alapján elmondható, hogy a ReLU függvény jelentősen jobban teljesített, mint a Sigmoid a makroökonómiai adatokon való tanulás során az adott indexek és időintervallum tekintetében, 1031 bemeneti neuronnal rendelkező majd 2062, 515 és 50 rejtett neuronos háló esetén. Az elemzés alapján a H4 hipotézis elutasításra került, mely szerint a ReLU és Sigmoid aktivációs függvények hasonlóan hatékonyak a makroökonómiai környezet és az indexárfolyamok kapcsolatának modellezésére a mesterséges neurális hálóban.

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%).

10.5. A CAPM, a FF3, az Elasztikus háló és a Neurális Háló MAPE értékei, a makroökonómiai tényezők fontossága

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.

10.6. 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 Hálók. Bizonyosságot tett a makroökonómiai adatok és a részvénypiacok közötti kapcsolatáról, illetve bemutatta az eltéréseket a magas és alacsony kapitalizációval rendelkező részvények piaci között azok makrokörnyezetükkel való viszonyát taglalva. Mindezt kvantitatív módon, a tárgyalt regressziós együttthatók segítségével, a globális skálán megvalósított benchmarkokat használva. Érdemes lehet ugyanakkor ezt a kapcsolatot még részletesebben vizsgálni: tehát akár az egyedi részvények mögötti vállalati tőkeerő vonatkozásában is vizsgálni, hogy ezt a kapcsolatot bizonyos iparágra összeállított részvényklaszteren 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 fókuszot 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.

11. ÖSSZEFOGLALÁS

A disszertáció az MSCI World és az MSCI World Small Cap indexekre épülő alapokon keresztül elemzi a magas és alacsony kapitalizációval rendelkező vállalatok részvénytársaságainak makroökonómiai környezettel való összefüggését. Az elemzés módszertani alapokon alkalmazza a CAPM, a Fama-French 3 tényezős modellt, Mesterséges Neurális Hálót és Elasztikus Hálót és azok modellezési hatékonyságát. Ehhez a 2015-2021 közötti periódust vizsgálja, melyhez az iShares MSCI World Index ETF és a SPDR MSCI World Small Cap UCITS ETF tőzsdén kereskedett alapok a periódus kezdetekor való újra-indexelésével 100-as értéken összehasonlíthatóságot teremt a lowcap és highcap piacok között.

A H1 hipotézis, mely szerint az alacsony és magas kapitalizációval rendelkező részvényindexek árfolyamának változásai a makroökonómiai környezet tekintetében megkülönböztethető mértékűek, elfogadásra került az EH modell regressziós együtthatóinak vizsgálata alapján. Az alacsony kapitalizációval rendelkező vállalatok részvényindexe nagyobb érzékenységet mutatott a makroökonómiai környezetre (β -ák összege highcap 4.65 és lowcap 5.41). A modellek magyarázóereje is számottevő volt (R^2 0.99 és 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 árfolyamát függő változóként használva a modell számára

Az Elasztikus Háló regressziós együtthatóinak összegét a disszertáció tovább bontja a makroökonómiai hírek szerinti országokra a H2 hipotézis vizsgálatakor, a gazdasági területek adatközléseinek befolyásosságát vizsgálva. Kína 0,9-es értékével vezető szerepet tölt be, ha arról beszélünk, hogy egy ország makrogazdasága mekkora befolyással bír a globális részvénytársaságon. Utána 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 átlagértékkel, melyet az Egyesült Királyság és az Európai Unió követnek 0.58 és 0.46-os értékekkel. A relatív kisebb gazdasági területek, mint Ausztrália 0.42, Kanada 0.31 és Svájc 0.23 értékükkel a befolyásossági skálának a kevésbé nyomós végén helyezkednek el a vizsgált országok között. Eszerint a H2 hipotézis elfogadásra került, és az imént taglalt adatokkal a T2 tézissel kiegészítésre került.

A H3 hipotézis tesztelésekor a Mesterséges Neurális Háló illesztése során a disszertáció azt is megállapította, hogy a makroökonómiai adatok befolyása azok kiadása után idővel csökken. Ehhez a valódi adatbázishoz képest késleltettem a makroadatokat értékét y változóhoz képest való 0, 20, 60, 90, 120 és 240 adatbázisnapos csúsztatásával is (bizonyos időszakok eltolódhatnak, lásd 9.3.1.). A Mesterséges Neurális Háló mindegyik adathalmazon betanításra került – egy tanulási és egy validációs adathalmazon is, mely esetben a tanulási adathalmaznál az adatok 20%-a elrejtésre került a modell illeszkedésének validálásának céljából. A H3 hipotézis elfogadásra került, és jelentősen pontosítva is lett T3 tézissel: a makroökonómiai hírek és az indexárfolyamok közötti kapcsolat a neurális háló MAPE értékeinek vizsgálata szerint az idő múlásával csökkenő tendenciát mutat, 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.

A H4 hipotézis a neurális háló ReLu és a Sigmoid aktivációs függvényeinek hatékonyságát vizsgálta az adott hálóméret és probléma megoldása kapcsán, a szakirodalom alapján azok hasonló hatékonyságát feltételezve. A ReLu-t a Sigmoid függvénnyel összehasonlítottam, hogy kvantitatív módon elemezzem annak hatékonyságát az makroökonómiai adatpontok segítségével való indexárfolyam-modellezéshez. Ehhez ugyanazt a Neurális Hálót betanítottam a makroadatokon mind ReLU, mind pedig Sigmoid aktivációs függvénnyel. A H4 hipotézis elutasításra került, mert a makroökonómiai adatok és indexárfolyamok kapcsolatát vizsgáló kísérlet 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 jelentősen alacsonyabbak voltak a validációs adathalmazon (highcap/lowcap ReLu 5.8425% és 6.4727%, Sigmoid validation MAPE: 29.5432% és 27.5036%).

A disszertáció továbbá összehasonlítja a CAPM, FF3, Mesterséges Neurális Háló és az Elasztikus Háló modellezési technikák hatékonyságát az adott időperiódusra, a hozam-előrejelzési képesség tekintetében. A H5 hipotézis, mely a szakirodalmi feldolgozás szerint feltételezi, hogy 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, elfogadásra került. Kiegészítésként a T5 tézis további információt ad: a MAPE értékek mind a highcap, mind a lowcap piacon alacsonyabbak a CAPM és FF3 modellekhez képest. A highcap/lowcap MAPE átlagok az a következők - CAPM: 10.8%, FF3: 9.3%, EH: 5.3%, NH: 5.9%. Ez indikálja a makrokörnyezeti adatok fontosságát a hozamelvárások realitásának tekintetében, illetve kiemeli a Neurális Hálók és Elasztikus Hálókban rejlő lehetőségeket.

12. SUMMARY

The dissertation analyzes the correlation of the stock indexes of companies with high and low capitalization with regards to the macroeconomic environment & through funds based on the MSCI World and MSCI World Small Cap indices. The analysis uses the CAPM, the Fama-French 3-factor model, an Artificial Neural Network and an Elastic Net to measure their effectiveness. The paper examines the period between 2015 & 2021, for which the iShares MSCI World Index ETF and the SPDR MSCI World Small Cap UCITS ETF exchange-traded funds are re-indexed at the beginning of the period at a value of 100 to create comparable scales between the low-cap and high-cap markets.

Hypothesis H1, according to which changes in the price of stock indices with low and high capitalization are distinguishable in terms of the macroeconomic environment, was accepted based on the examination of the regression coefficients of the EN model. The stock index of companies with low capitalization showed greater sensitivity to the macroeconomic environment (sum of β values highcap 4.65 and lowcap 5.41). The explanatory power of the models was also significant (R^2 0.99 and 0.74) examining the period between 2015 and 2021 using the iShares MSCI World Index ETF and SPDR MSCI World Small Cap UCITS ETF exchange-traded funds as dependent variables for the model.

The thesis then summarizes the regression coefficients of the Elastic Net when examining the H2 hypothesis, which studies the influence of the data releases of the economic areas. With a value of 0.9, China is the leader when it comes to how much influence a country's macroeconomics has on the global stock market. Japan came in second place with a value of 0.81, indicating the overall dominance of the Asian continent. Amongst the others, the United States leads with an average value of 0.78, followed by the United Kingdom and the European Union with values of 0.58 and 0.46. Relatively smaller economic areas such as Australia (0.42), Canada (0.31) and Switzerland (0.23) are at the low end of the influence scale amongst the studied countries. Accordingly, the H2 hypothesis was accepted, and extended with the regression β values as per the T2 thesis.

When testing the H3 hypothesis during the fitting of the Artificial Neural Network, the dissertation also found that the influence of macroeconomic data decreases over time after its released. Compared to real release dates, macroeconomic data was artificially delayed by 0, 20, 60, 90, 120 and 240 database rows closely translating to days, compared to the y variable (certain periods can be shifted, see 11.3.1.). The Artificial Neural Network was trained on each data set - both a training and a validation data set, in which case 20% of the data in the training data set was hidden for the purpose of validating the fit of the model. Based on findings Hypothesis H3 was accepted and significantly clarified with thesis T3: the relationship between macroeconomic news and index prices shows a non-linear decreasing trend over time according to the analysis of the MAPE values of the neural network. With delays of 0, 20, 40, 60, 90, 120 and 240 days, the highcap/lowcap average MAPE values were: 5.93175, 10.99585, 8.97215, 13.63185, 11.7465, 12.3829, 17.26765.

Hypothesis H4 examined the difference between applying the ReLu and Sigmoid activation functions in the Neural Network. The experiment was applied with constantly held network size, and H4 assumed similar effectiveness based on the literature lacking details on

comparing the functions for macroeconomic problems. For the experiment, I trained the same Neural Network on the macroeconomic data with both ReLU and Sigmoid activation functions. Hypothesis H4 was rejected because during the experiment examining the relationship between macroeconomic data and index prices, whether in highcap or lowcap markets, the Neural Network used fewer epochs using ReLU (highcap/lowcap ReLu: 7 and 13, Sigmoid: 139 and 168), and its MAPE values were significantly lower on the validation dataset (highcap/lowcap ReLu 5.8425% and 6.4727%, Sigmoid validation MAPE: 29.5432% and 27.5036%).

The dissertation also compares the effectiveness of the CAPM, Fama-French 3 Factor model, Artificial Neural Network and Elastic Network modeling techniques for the given period, in terms of yield forecasting ability. Hypothesis H5, which, according to the literature, assumes that the MAPE values of the Elastic Net and the Neural Net fitted to the macroeconomic data set are lower than the MAPE values of the returns calculated based on the CAPM and Fama-French 3-factor models for forecasting the annual return, was accepted. As a supplement, thesis T5 provides additional information: the MAPE values are lower in both the highcap and lowcap markets compared to the CAPM and FF3 models. The highcap/lowcap MAPE averages are as follows - CAPM: 10.8%, FF3: 9.3%, EH: 5.3%, NH: 5.9%. This indicates the importance of macro-environmental data for return expectations and emphasizes the benefits of using EN or ANN models.

13. MELLÉKLETEK

M1. Irodalomjegyzék

1. A. Colin Cameron & Frank A. G. Windmeijer (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
2. A. Colin Cameron, Frank A.G. Windmeijer, (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
3. Ableeva A.M, (2014), Trend Studies Of Macroeconomic Indicators In Comparable Prices, *International Journal Of Experimental Education* №6, 2014
4. Acker, Kevin and Bräutigam, Deborah and Huang, Yufan, Debt Relief with Chinese Characteristics (June 2020). Acker, Kevin, Deborah Brautigam, and Yufan Huang. 2020. Debt Relief with Chinese Characteristics. Working Paper No. 2020/39. China Africa Research Initiative, School of Advanced International Studies, Johns Hopkins University, Washington, DC., Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3745021> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3745021>
5. Adam Suhajda (2021), A magas frekvenciás kereskedés piaci mechanizmusának hatásvizsgálata, a regulációs környezet és a BÉT stratégiájának revíziója, *Controller Info* X. évf. 1. szám
6. Adam Suhajda, Balogh Antal (2020), The role of big data and analytics to support decision making in business, 1st Online International Scientific Conference : Economics and Management in times of change
7. Ádám Suhajda, Márk Tóth, Zoltán Zéman, (2020) Application of artificial neural networks in continuous auditing systems, VI. International Winter Conference of Economics PhD Students and Researchers: Conference Proceedings
8. Adam Suhajda, Toth Mark (2022), Adam_Suhajda_Competition between Stock Exchanges and Alternative networks, , DOSZ Közgazdász Doktoranduszok és Kutatók VIII. NemzetköziTéli Konferenciája, ISBN 978-615-6457-03-5
9. Aguirre, S., Rodriguez, A. (2017),Automation of a business process using robotic process automation (RPA): A case study. In J. Figueroa-García, E. López-Santana, J. Villa-Ramírez, & R. FerroEscobar (Eds.), *Applied computer sciences in engineering* (pp. 65-71). Berlin Springer
10. Ajit Singh (2021) The myth of 'debt-trap diplomacy' and realities of Chinese development finance, *Third World Quarterly*, 42:2, 239-253, DOI: 10.1080/01436597.2020.1807318
11. Amith Vikram Megaravalli & Gabriele Sampagnaro | Louis Murray (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
12. Andrei Kirilenko, Albert S. Kyle, Mehrdad Samadi, Tugkan Tuzun (2017), The Flash Crash: High-Frequency Trading in an Electronic Market, <https://doi.org/10.1111/jofi.12498>
13. Andrew McAfee, Erik Brynjolfsson (2012), Big Data: The Management Revolution, *Harvard Business Review*
14. Arnaud de Myttenaere, Boris Golden, Bénédicte Le Grand, Fabrice Rossi, (2016), Mean Absolute Percentage Error for regression models, *Neurocomputing*, Volume 192, Pages 38-48, ISSN 0925-2312
15. Arthur E. Hoerl & Robert W. Kennard (1970) Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems, *Technometrics*, 12:1, 55-67, DOI: 10.1080/00401706.1970.10488634

16. Asparouhova, Elena N. and Bossaerts, Peter L. and Rotaru, Kristian and Wang, Tingxuan and Yadav, Nitin and Yang, Wenhao, Humans in Charge of Trading Robots: The First Experiment (January 9, 2020). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3569435> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3569435>
17. Aurélien Géron (2019), Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools and Techniques to Build Intelligent Systems, O'Riley Media
18. Autor, David H. (2015),. "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation." *Journal of Economic Perspectives*, 29 (3): 3-30., DOI: 10.1257/jep.29.3.3
19. Balyne Haggart, (2001), Canada And The United States: Trade, Investment, Integration And The Future, Parliamentary Research Branch
20. Bangti Jin, Dirk A Lorenz, Stefan Schiffler (2009), Elastic-net regularization: error estimates and active set methods, IOP Publishing Ltd Inverse Problems, Volume 25, Number 11
21. Barrie Dyster, David Meredith (1999), Australia in the Global Economy: Continuity and Change, Cambridge University Press, ISBN: 978-1-107-68383-9
22. Barry J. Epstein, William R. King, (1982), An experimental study of the value of information, *Omega*, Volume 10, Issue 3, 1982, Pages 249-258
23. Belen Blanco (2012). The use of CAPM and Fama and French Three Factor Model: portfolios selection. *Public and Municipal Finance*
24. Bello, Zakri Y., A Statistical Comparison of the CAPM to the Fama-French Three Factor Model and the Carhart's Model (July 8, 2008). *Global Journal of Finance and Banking Issues*, Vol. 2, No. 2, 2008, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1536149>
25. Bottou L. (2012) Stochastic Gradient Descent Tricks. In: Montavon G., Orr G.B., Müller KR. (eds) *Neural Networks: Tricks of the Trade*. Lecture Notes in Computer Science, vol 7700. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-8_25
26. Bruce Momjian, (2004), *Postgresql: Introduction And Concepts*, ADDISON–WESLEY
27. C. Zhang, Philip C. Woodland (2015), Parameterised Sigmoid and ReLU Hidden Activation Functions for DNN Acoustic Modelling,
28. China Securities Index (2022.02.19), Methodology of SSE Composite Index, http://english.sse.com.cn/indices/indices/list/indexmethods/c/000001_000001hbooken_EN.pdf
29. Chollet, F. & others, 2015. Keras. Available at: <https://github.com/fchollet/keras>
30. Chris Hans (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
31. Christine De Mol, Ernesto De Vito, Lorenzo Rosasco, 2009, Elastic-net regularization in learning theory, *Journal of Complexity*, Volume 25, Issue 2, ISSN 0885-064X
32. Chung-Ming Kuan Tung Liu (1995), Forecasting exchange rates using feedforward and recurrent neural networks, *Journal of Applied Econometrics*, Vol 10, Issue 4, pp. 347-364
33. Cumhuri Erdem, Cem Kaan Arslan & Meziyet Sema Erdem (2005) Effects of macroeconomic variables on Istanbul stock exchange indexes, *Applied Financial Economics*, 15:14, 987-994, DOI: 10.1080/09603100500120365
34. Czapkiewicz Anna; Jamer Paweł; Landmesser Joanna; (2018), Effects of Macroeconomic Indicators on the Financial Markets Interrelations, *Finance a Uver: Czech Journal of Economics & Finance* . 2018, Vol. 68 Issue 3, p267-292. 26p.
35. Daniel Mügge (2016) Studying macroeconomic indicators as powerful ideas, *Journal of European Public Policy*, 23:3, 410-427, DOI: 10.1080/13501763.2015.1115537
36. Daniel Svozila, Vladimír Kvasnickab, Jiří Pospichalb (1997), Introduction to multi-layer feed-forward neural networks, Volume 39, Issue 1, Pages 43-62

37. Dariusz Wójcik (2007), Geography and the Future of Stock Exchanges: Between Real and Virtual Space, Growth and Change: A journal of urban and regional policy, pp. 200-223
38. David R. Harper (2020), Getting to Know the Stock Exchanges, Investopedia
39. Donatas Pilinkus (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
40. Dror Parnes (2020) Exploring economic anomalies in the S&P500 index, The Quarterly Review of Economics and Finance, Volume 76, Pages 292-309, ISSN 1062-9769
41. Duong, T.V.P., Lin, S.-H., Lai, H.-H. and Chang, T.-P. (2021), "Macroeconomic variables for predicting bear stock markets of Taiwan and China", International Journal of Emerging Markets, Vol. ahead-of-print No. ahead-of-print. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-09-2020-1034>
42. Eduardo Ortas & José M. Moneva (2011) Sustainability stock exchange indexes and investor expectations: Multivariate evidence from DJSI-Stoxx, Spanish Journal of Finance and Accounting / Revista Española de Financiación y Contabilidad, 40:151, 395-416, DOI: 10.1080/02102412.2011.10779706
43. Erb, R.J. (1993), Introduction to Backpropagation Neural Network Computation. Pharm Res 10, 165–170 (1993). <https://doi.org/10.1023/A:1018966222807>
44. Eugene F. Fama, Kenneth R. French, The Cross-Section of Expected Stock Returns, The Journal of Finance, <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04398.x>
45. Eun, C., Huang, W., & Lai, S. (2008). International Diversification with Large- and Small-Cap Stocks. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 43(2), 489-524. doi:10.1017/S0022109000003604
46. F.-C. Chen(1990), Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control, EEE Control Systems Magazine, Volume: 10, Issue: 3, DOI: 10.1109/37.55123
47. F.S. Wong (1991), Time series forecasting using backpropagation neural networks, Neurocomputing, Volume 2, Issue 4, ISSN 0925-2312
48. Fabian Pedregosa, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, Andreas Müller, Joel Nothman, Gilles Louppe, Peter Prettenhofer, Ron Weiss, Vincent Dubourg, Jake Vanderplas, Alexandre Passos, David Cournapeau, Matthieu Brucher, Matthieu Perrot, Édouard Duchesnay, Scikit-learn: Machine Learning in Python,
49. Federico Di Gregorio, Daniele Varrazzo, (2021), Psycopg 2.9.3 documentation
50. Georgios Paliouras, Vangelis Karkaletsis, Constantine D. Syropoulos Machine Learning and Its Applications (2001), Advanced Lectures
51. Giri A. K, Joshi Pooja (2017), The Impact Of Macroeconomic Indicators On Indian Stock Prices: An Empirical Analysis, Studies in Business and Economics no., DOI 10.1515/sbe-2017-0005
52. Hock Hung Chieng, Noorhaniza Wahid, Pauline Ong, Sai Raj Kishore Perla (2018), Flatten-T Swish: a thresholded ReLU-Swish-like activation function for deep learning, Cornell University, 10.26555/ijain.v4i2.249
53. Hong Zhu, Zhi-Qiang Jiang, Sai-Ping Li, Wei-Xing Zhou, (2015) Profitability of simple technical trading rules of Chinese stock exchange indexes, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Volume 439, ISSN 0378-4371
54. Hosseini Seyed Mehdi, Ahmad Zamri, Lai Yew Wah (2011): The Role of Macroeconomic Variables on Stock Market Index in China and India. Published in: International Journal of Economics and Finance
55. Hough, Peter, (2010), International political economy, Part II: key factors and controversies. In: World politics : international relations and globalization in the 21st Century. Haynes, Jeffrey, Hough, Peter ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1209->

- 1654, Malik, Shahin and Pettiford, Lloyd, eds. Pearson Longman, pp. 342-359. ISBN 9781408266557
56. Howarth, R.J. (2017). R. In: Dictionary of Mathematical Geosciences . Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57315-1_18
 57. Howlett, Michael H. & Ramesh, M. R. & Netherton, Alex N., 1999. "Political Economy of Canada: An Introduction," OUP Catalogue, Oxford University Press, edition 2, number 9780195413489.
 58. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1201.0490>
 59. Hui Zou, Trevor Hastie (2003), Regression Shrinkage and Selection via the Elastic Net, with Applications to Microarrays, Department of Statistics, Stanford University
 60. 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>
 61. Hussainey, K. and Khanh Ngoc, L. (2009), "The impact of macroeconomic indicators on Vietnamese stock prices", Journal of Risk Finance, Vol. 10 No. 4, pp. 321-332. <https://doi.org/10.1108/15265940910980632>
 62. Issa, Sun, And Vasarhelyi, (2016): American Accounting Association: Research Ideas For Artificial Intelligence In Auditing: The Formalization Of Audit And Workforce Supplementation, Journal Of Emerging Technologies In Accounting, Vol 13.
 63. Iyetomi, H., Aoyama, H., Fujiwara, Y. et al. Relationship between Macroeconomic Indicators and Economic Cycles in U.S.. Sci Rep 10, 8420 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-65002-3>
 64. J Ranstam, J A Cook, LASSO regression, British Journal of Surgery, Volume 105, Issue 10, September 2018, Page 1348, <https://doi.org/10.1002/bjs.10895>
 65. Jakab Tekla, Suhajda Ádám (2020), A háztartási szféra hitelállományának alakulása Magyarországon 2015 és 2018 között, XVII. Nemzetközi Tudományos Napok - Abstract Book : 17th International Scientific Days - Abstract Book, 245 p. pp. 115-115. , 1 p.
 66. Jan Bartholdy, Paula Peare, (2005), Estimation of expected return: CAPM vs. Fama and French, International Review of Financial Analysis Volume 14, Issue 4, Pages 407-427 ISSN 1057-5219
 67. Jareño Cebrián Francisco, Negrut Loredana (2016), US Stock Market and Macroeconomic Factors, <http://hdl.handle.net/10578/7960>
 68. Johan Perols (2011), Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms
 69. Jordi McKenzie,(2011), Mean absolute percentage error and bias in economic forecasting, Economics Letters,Volume 113, Issue 3,Pages 259-262, ISSN 0165-1765
 70. Joshua D. Drake, John C. Worsley, (2002), Practical Postgresql, O'Reilly Media, Inc.
 71. Joshua V. Dillon, Ian Langmore, Dustin Tran, Eugene Brevdo, Srinivas Vasudevan, Dave Moore, Brian Patton, Alex Alemi, Matt Hoffman, Rif A. Saurous (2017), TensorFlow Distributions, Cornell University
 72. 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>
 73. Justin Yifu Lin (2011) China and the global economy, China Economic Journal, 4:1, 1-14, DOI: 10.1080/17538963.2011.609612
 74. Kaan Celebi, Michaela Höning, (2019), The Impact of Macroeconomic Factors on the German Stock Market: Evidence for the Crisis, Pre- and Post-Crisis Periods, Int. J. Financial Stud. 2019, 7(2), 18; <https://doi.org/10.3390/ijfs7020018>
 75. Karan, Pradyumna P. (2005) Japan in the twenty-first century : environment, economy, and society ISBN-10: 0-8131-2342-9 (alk. paper) — ISBN-10: 0-8131-9118-1
 76. Kenneth Lam (2005), Is the Fama-French three factor model better than the CAPM?, Simon Fraser University Thesis

77. Kenneth R. French online adatkönyvtár, (2022), <https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/index.html>
78. Konstantina Kappou, Chris Brooks, Charles Ward,(2010) The S&P500 index effect reconsidered: Evidence from overnight and intraday stock price performance and volume, *Journal of Banking & Finance*, Volume 34, Issue 1, Pages 116-126, ISSN 0378-4266
79. Kva°Lseth, T.O. Note on the R2 measure of goodness of fit for nonlinear models. *Bull. Psychon. Soc.* 21, 79–80 (1983). <https://doi.org/10.3758/BF03329960>
80. Kyereboah-Coleman, A. and 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>
81. Landmann, Oliver (2011) : On the Macroeconomics of European Divergence, CESifo Forum, ISSN 2190-717X, ifo Institut - Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung an der Universität München, München, Vol. 12, Iss. 2, pp. 19-25
82. Linda Y. Yueh (2010), *The Economy of China*, ISBN 9781845421946
83. Lombardi, D., And R. Dull. (2016): The Development Of Audex: An Audit Data Assessment System. *Journal Of Emerging Technologies In Accounting* 13 (1): 37–52
84. Lorne N. Switzer,(2010), The behaviour of small cap vs. large cap stocks in recessions and recoveries: Empirical evidence for the United States and Canada, *The North American Journal of Economics and Finance*, Volume 21, Issue 3, ISSN 1062-9408
85. Lucey, Brian M. and Nejadmalayeri, Ali and Singh, Manohar, Impact of US Macroeconomic Surprises on Stock Market Returns in Developed Economies (January 2008). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1083656> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1083656>
86. Machteld Van den Bogaerd (2012), Applying machine learning in accounting research
87. 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,
88. Martín Abadi (2016,) TensorFlow: learning functions at scale. *SIGPLAN Not.* 51, 9 (September 2016), 1. DOI:<https://doi.org/10.1145/3022670.2976746>
89. Martín Abadi, Ashish Agarwal, Paul Barham, Eugene Brevdo, Zhifeng Chen, Craig Citro, Greg S. Corrado, Andy Davis, Jeffrey Dean, Matthieu Devin, Sanjay Ghemawat, Ian Goodfellow, Andrew Harp, Geoffrey Irving, Michael Isard, Yangqing Jia, Rafal Jozefowicz, Lukasz Kaiser, Manjunath Kudlur, Josh Levenberg, Dan Mane, Rajat Monga, Sherry Moore, Derek Murray, Chris Olah, Mike Schuster, Jonathon Shlens, Benoit Steiner, Ilya Sutskever, Kunal Talwar, Paul Tucker, Vincent Vanhoucke, Vijay Vasudevan, Fernanda Viegas, Oriol Vinyals, Pete Warden, Martin Wattenberg, Martin Wicke, Yuan Yu, Xiaoqiang Zheng (2016), TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems, Cornell University, arXiv:1603.04467
90. Martín Abadi, Ashish Agarwal, Paul Barham, Eugene Brevdo, Zhifeng Chen, Craig Citro, Greg S. Corrado, Andy Davis, Jeffrey Dean, Matthieu Devin, Sanjay Ghemawat, Ian Goodfellow, Andrew Harp, Geoffrey Irving, Michael Isard, Rafal Jozefowicz, Yangqing Jia, Lukasz Kaiser, Manjunath Kudlur, Josh Levenberg, Dan Mané, Mike Schuster, Rajat Monga, Sherry Moore, Derek Murray, Chris Olah, Jonathon Shlens, Benoit Steiner, Ilya Sutskever, Kunal Talwar, Paul Tucker, Vincent Vanhoucke, Vijay Vasudevan, Fernanda Viégas, Oriol Vinyals, Pete Warden, Martin Wattenberg, Martin Wicke, Yuan Yu, and Xiaoqiang Zheng, (2015), TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems, doi: 10.5281/zenodo.4724125
91. Martín Abadi, Michael Isard, and Derek G. Murray. 2017. A computational model for TensorFlow: an introduction. In *Proceedings of the 1st ACM SIGPLAN International Workshop on Machine Learning and Programming Languages (MAPL 2017)*.

- Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1–7.
DOI:<https://doi.org/10.1145/3088525.3088527>
92. Michael G. Alles, Alexander Kogan, And Miklos A. Vasarhelyi (2008): Putting Continuous Auditing Theory Into Practice: Lessons From Two Pilot Implementations. *Journal Of Information Systems*: Fall 2008, Vol. 22
 93. Michael I. C. Nwogugu, (2021), Cross-Border Spillover Modeling, Concepts of “Geopolitical Risk” and “Transition Economies”, and the 2010–2020 Financial Stability Recommendations by the IMF, G20/G30 and the EU
 94. Miklos A. Vasarhelyi , Fern B. Halper, (1991): The Continuous Audit Of Online Systems, *Auditing: A Journal Of Practice And Theory*
 95. MSCI World Index (USD) Prospectus, (2022), <https://www.msci.com/documents/10199/178e6643-6ae6-47b9-82be-e1fc565ededb>
 96. MSCI World Small Cap Index (USD) Prospectus, (2022), <https://www.msci.com/documents/10199/a67b0d43-0289-4bce-8499-0c102eaa8399>
 97. Muhammad, Sulaiman D. and Hussain, Adnan and Ali, Adnan and Jalil, M. Anwar, 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>
 98. Nikkei Indexes, (2022.02.19), <https://indexes.nikkei.co.jp/en/nkave/index/profile?idx=nk225#:~:text=The%20Nikkei%20225%20is%20calculated,calculating%20the%20price%2Dweighted%20index.>
 99. P. J. Werbos (1990), "Backpropagation through time: what it does and how to do it," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 10, pp. 1550-1560, Oct. 1990, doi: 10.1109/5.58337.
 100. Palașcă, Silvia & Jaba, Elisabeta. (2014). Leading and Lagging Indicators Of the Economic Crisis. *Romanian Statistical Review*. 3. 31-47.
 101. Paul Alpar, Moshe Kim (1990) A Microeconomic Approach to the Measurement of Information Technology Value, *Journal of Management Information Systems*, 7:2, 55-69, DOI: 10.1080/07421222.1990.11517889
 102. Pavel V. Limarev; Yulia A. Limareva; Irina S. Akulova; Galina S. Khakova; Natal'ya 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*, ISSN 0798 1015
 103. Pavel V. Limarev ; Yulia A. Limareva ; Irina S. Akulova ; Galina S. Khakova ; Natal'ya 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
 104. Peter Goldsborough (2016), A Tour of TensorFlow, Cornell University
 105. Petram, L. O. (2011), The world's first stock exchange: how the Amsterdam market for Dutch, East India Company shares became a modern securities market, 1602-1700. *Eigen Beheer*
 106. Pierre Cizeau, Yanhui Liu, Martin Meyer, C.-K. Peng, H. Eugene Stanley, (1997) Volatility distribution in the S&P500 stock index, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Volume 245, Issues 3–4, Pages 441-445, ISSN 0378-4371
 107. PostgreSQL website, (2022), <https://www.postgresql.org/about/>
 108. Prajit Ramachandran, Barret Zoph, Quoc V. Le (2017), Searching for Activation Functions, Cornell University
 109. Qianqiu Liu, S. Ghon Rhee, Liang Zhang (2012), Too Good to Ignore? A Primer on Listed Penny Stocks
 110. R. Glen Donaldson Mark Kamstra (1996), Forecast combining with neural networks, *Journal of Forecasting*, pp. 49-61
 111. Raúl D. Navas, Ana Paula Matias Gama, Sónia R. Bentes (2019) The Relevance of Using Accounting Fundamentals in the Euronext 100 Index

112. Raúl Daniel Navas, (2017) Accounting Fundamentals and Volatility in the Euronext 100 index, Universidade da Beira Interior, ProQuest Dissertations Publishing
113. Real Carbonneau, Kevin Laframboise, RustamVahidov (2008): Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting, European Journal of Operational Research, Volume 184, Issue 3, 1 February 2008, Pages 1140-1154
114. Rim M. El Khoury (2015), Do macroeconomic factors matter for stock returns? Evidence from the European automotive industry, In Volume 8, Issue 1 International Journal of Monetary Economics and Finance
115. Robert Hecht-Nielsen (1989), Theory of the Backpropagation Neural Network**Based on “nonindent”, Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks 1, 593–611
116. Robert Tibshirani (2006), Regression shrinkage and selection via the lasso, Department of Statistics and Biostatistics, Stanford University
117. Rojas R. (1996) The Backpropagation Algorithm. In: Neural Networks. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-61068-4_7
118. S&P Dow Jones Indices (2022), S&P/TSX Canadian Indices Methodology, <https://www.spglobal.com/spdji/en/documents/methodologies/methodology-sp-tsx-canadian-indices.pdf>
119. Santanu Pattanayak (2017), Pro Deep Learning with TensorFlow: A Mathematical Approach to Advanced Artificial Intelligence in Python, Springer Link, ISBN: 978-1-4842-3096-1
120. 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.
121. Selim Koray Demirel, Seyfettin Artan, (2017) The Causality Relationships between Economic Confidence and Fundamental Macroeconomic Indicators: Empirical Evidence From Selected European Union Countries, ISSN: 2146-4138
122. Semmler, Willi and Semmler, André, The Macroeconomics of Fiscal Consolidation in the European Union (July 2, 2013). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2320198> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2320198>
123. Sendhil Mullainathan, Jann Spiess (2017), Machine Learning: An Applied Econometric Approach, Journal Of Economic Perspectives, Vol. 31, No. 2, Spring 2017
124. Siddharth Sharma, Simone Sharma, Anidhya Athaiya (2020), Activation Functions In Neural Networks, International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology, Vol. 4, Issue 12, ISSN No. 2455-2143, Pages 310-316
125. 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
126. Spiess, AN., Neumeyer, N. An evaluation of R2 as an inadequate measure for nonlinear models in pharmacological and biochemical research: a Monte Carlo approach. BMC Pharmacol 10, 6 (2010). <https://doi.org/10.1186/1471-2210-10-6>
127. Steffen Eger, Paul Youssef, Iryna Gurevych (2019), Is it Time to Swish? Comparing Deep Learning Activation Functions Across NLP tasks, arXiv:1901.0267
128. Steve Lawrence, Giles C. Lee, Tsoi Ah Chung (1998): What Size Neural Network Gives Optimal Generalization? Convergence Properties of Backpropagation, <http://hdl.handle.net/1903/809>
129. Suhajda Ádám, Jakab Tekla, 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
[Publications][Publicatione]

130. Sven Van Kerckhoven, (2021), Post-Brexit Leadership in European Finance, Vol 9, No 1 ,What Brexit Means for Europe: EU Institutions and Actors after the British Referendum, ISSN: 2183-2463
131. Theophano Patra & Sunil S. Poshakwale (2008) Long-run and short-run relationship between the main stock indexes: evidence from the Athens stock exchange, Applied Financial Economics, 18:17, 1401-1410, DOI: 10.1080/09603100701704314
132. Tianqi Chen, Mu Li, Yutian Li, Min Lin, Naiyan Wang, Minjie Wang, Tianjun Xiao, Bing Xu, Chiyuan Zhang, Zheng Zhang (2015), MXNet: A Flexible and Efficient Machine Learning Library for Heterogeneous Distributed Systems, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.01274>
133. Tingting Chen; Sheng Zhong (2009), Privacy-Preserving Backpropagation Neural Network Learning, IEEE Transactions on Neural Networks, Volume: 20, Issue: 10, DF.-C. ChenOI: 10.1109/TNN.2009.2026902
134. Tom Hope, Yehezkel S. Resheff, Itay Lieder (2017), Learning TensorFlow: A Guide to Building Deep Learning Systems, O'Riley Media
135. Tomáš Plihal, (2016) Stock Market Informational Efficiency in Germany: Granger Causality between DAX and Selected Macroeconomic Indicators, Procedia - Social and Behavioral Sciences, Volume 220, Pages 321-329, ISSN 1877-0428
136. W. Scott Bauman, C. Mitchell Conover & Robert E. Miller (1998) Growth versus Value and Large-Cap versus Small-Cap Stocks in International Markets, Financial Analysts Journal, 54:2, 75-89, DOI: 10.2469/faj.v54.n2.2168
137. Walter Wasserfallen (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
138. Warwick McKibbin, David Vines, Global macroeconomic cooperation in response to the COVID-19 pandemic: a roadmap for the G20 and the IMF, Oxford Review of Economic Policy, Volume 36, Issue Supplement_1, 2020, Pages S297–S337, <https://doi.org/10.1093/oxrep/graa032>
139. Wei-Xing Zhou, Didier Sornette, (2003) Renormalization group analysis of the 2000–2002 anti-bubble in the US S&P500 index: explanation of the hierarchy of five crashes and prediction, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Volume 330, Issues 3–4, Pages 584-604, ISSN 0378-4371
140. Yves Chauvin, David E. Rumelhart (1995), Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications, Stanford University
141. Z. Zhang, Z. Lai, Y. Xu, L. Shao, J. Wu and G. Xie, 2017, "Discriminative Elastic-Net Regularized Linear Regression," in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 26, no. 3, pp. 1466-1481, doi: 10.1109/TIP.2017.2651396

M2. Táblajegyzék

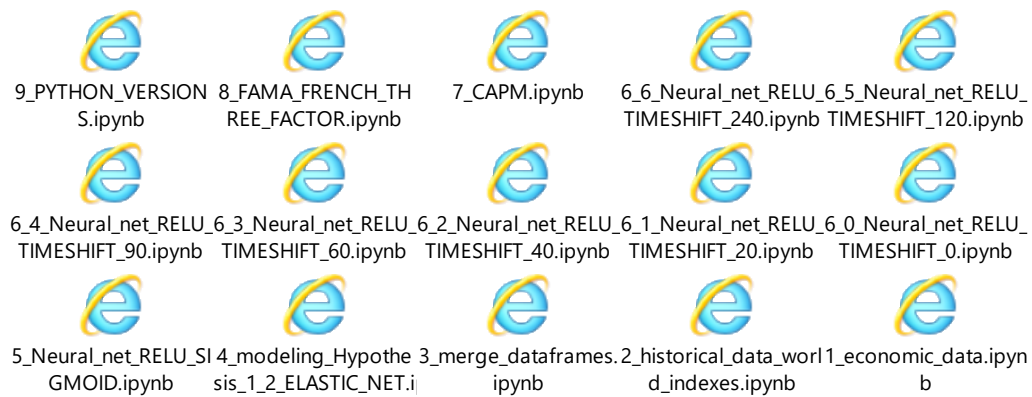
1. táblázat: az USA fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	36
2. táblázat: az EU fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	38
3. táblázat: a UK fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	40
4. táblázat: Ausztrália fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	41
5. táblázat: Kanada fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	42
6. táblázat: Svájc fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	43
7. táblázat: Japán fő makroökonómiai adatai (saját forrás, 2022).....	44
8. táblázat: Kína fő makroökonómiai hírei (saját forrás, 2022).....	45
9. táblázat: fő makroökonómiai hírek és ahány ország jelenti őket (saját forrás, 2022).....	46
10. táblázat: a nyers adathalmaz első 10 sora képernyőre nyomtatva Python 3 programozási környezetben (saját forrás, 2022).....	49
11. táblázat: időbeli adatok tisztítása (saját forrás, 2022).....	50
12. táblázat: tisztított makroökonómiai adatok (saját forrás, 2022).....	51
13. táblázat: makroökonómiai adatok soros formában, utolsó 10 sor (saját forrás, 2022).....	64
14. táblázat: Együtthatók abszolút értékének összegének átlaga a lowcap és highcap benchmarkot átlagolva (saját forrás, 2022).....	75
15. táblázat: MAPE összehasonlítása 60 napos csúsztatással és anélkül (Saját forrás, 2022).....	78
16. táblázat: ReLu és Sigmoid tanulási eredmények.....	81
17. táblázat - CAPM modell eredményei.....	82
18. táblázat - Fama-French 3 faktoros modell eredményei.....	83
19. táblázat: CAPM, FF3 és Neurális Háló és Elasztikus Háló MAPE értékeinek összehasonlítása.....	84

M3. Ábrák jegyzéke

ábra 1: Mesterséges Neurális Háló üres vázlata, (Saját forrás, 2021)	17
ábra 2: Mesterséges Neurális Háló előrefelé való terjedésének számítása, (Saját forrás, 2021).....	18
ábra 3: ReLU példa, (Saját forrás, 2021)	20
ábra 4. : Sigmoid függvény ábrázolása (Saját forrás, 2022)	21
ábra 5: EU makroökonómiai adatai adattisztítás után (Saját forrás, 2022).....	52
ábra 6: globális index és small-cap alap árai 2015-2021 között, (Saját forrás, 2022).....	59
ábra 7: Highcap és lowcap index és alap 100-hoz való indexálás utáni árai 2015-2021 között, (Saját forrás, 2022).....	61
ábra 8: A teljes makroadatállomány nyers állapotban globálisan, 2015-2021 között (Saját forrás, 2022).....	63
ábra 9: Elasztikus Háló általi értékek, valamint historikus értékek, globális benchmark (Saját forrás, 2022).....	70
ábra 10: Globális és Lowcap benchmark regressziós együtthatók abszolút értékei (Saját forrás, 2022).....	71
ábra 11: Globális highcap benchmark regressziós együtthatók abszolút értékeinek összege, szórása, átlaga és darabszáma (Saját forrás, 2022).....	73
ábra 12: Globális lowcap benchmark regressziós együtthatók abszolút értékeinek összege, szórása, átlaga és darabszáma (Saját forrás, 2022).....	74
ábra 13: Neurális Hálós árfolyam összevetve valódi árfolyammal – highcap benchmark felül, lowcap alul (Saját forrás, 2022)	77
14. ábra: Validation MAPE és időbeli csúsztatás nagysága.....	79
ábra 15: MAPE és Epoch szám összehasonlítása highcap ReLU bal felül, highcap Sigmoid jobb felül, lowcap ReLU bal alul, lowcap Sigmoid jobb alul. Loss = MAPE (Saját forrás, 2022)	80

M4. További mellékletek

A számítógépes modellezéshez írt programok a kísérletek eredményeivel, és a programozási környezet pontos leírása:



A makroökonómiai, gazdasági és részvényárfolyam adatok:

