



Hogyan hat a FinTech cégek térnyerése a New York-i tőzsdén jegyzett inkumbens bankok részvényárfolyamára?

What effect does the rise of FinTech companies have on the share prices of incumbent banks listed on New York Stock Exchange?

Tudományos Diákköri dolgozat

Sáfi Lilla Tünde

Gazdaság- és pénzügy-matematikai elemzés, osztatlan képzés

III. Évfolyam

Témavezető: Dr. Neszveda Gábor

2021.04.11.

Absztrakt

A FinTech vállalatok korunk egyik legizgalmasabb jelenségei, robbanásszerű elterjedésük kevesebb, mint egy évtizede kezdődött. A pénzpiac új belépői élen járnak az újításokban, a bankokat is fejlődésre ösztönzik – kérdés azonban, hogy a FinTech cégek egyre növekvő térnyerése milyen hatással van a bankok árfolyamára. Vajon a bankok sikeresen felveszik a versenyt vagy alulmaradnak az innovációs- és árháborúban? A kutatás során azt vizsgáljuk, hogy vajon a New York-i tőzsdén 2004 és 2019 között jegyzett bankok árfolyamát befolyásolja-e a FinTech cégek egyre erősödő térnyerése és ha igen, hogyan. Azt teszteljük, hogy a Fama-French háromfaktoros modellbe beilleszthető-e egy FinTech cégek térnyerésével való együttmozgás mértékét mérő változó – ezen változó értékét pedig, a többi három Fama-French faktorhoz hasonlóan, egyváltozós sorbarendezéssel becsüljük. A hipotézisünk, miszerint a FinTech cégek térnyerése pozitívan befolyásolja a banki árfolyamokat csak részben igazolódik be: pozitív, de statisztikailag nem szignifikáns hatást kapunk.

Kulcsfogalmak: FinTech, bankrendszer, árfolyamkitettség, USA

JEL klasszifikáció: C32, G12, G21, E58

Tartalomjegyzék

Absztrakt.....	i
Táblázatok jegyzéke	iii
1. Bevezetés.....	1
2. Elméleti bevezetés.....	2
3. Adatok	6
4. Módszertan	10
5. Egyváltozós sorbarende-zés.....	12
5.1. A FinTech cégek iránt tanúsított érdeklődés hatása	13
5.2. A piaci kapitalizáció hatása	16
5.3. A piaccal való együttmozgás hatása	17
5.4. A könyv szerinti érték és a piaci érték hányadosának hatása	18
5.5. Az egyváltozós sorbarende-zés konklúziója	19
6. Keresztmetszeti (Fama-Machbet) regressziók	20
7. További vizsgálatok	22
7.1. Szezonálisan korrigált keresési adatok	22
7.2. Éves tendenciák	22
7.3. A jegybanki alapkamat hatása	23
8. Eredmények összevetése a szakirodalommal.....	25
9. Összefoglalás.....	28
Irodalom	I

Ábrajegyzék

1. ábra Az USA-ban a fintech szóra történő havi Google keresések számának százalékos alakulása 2004 és 2019 között. Látható, hogy 2014-től kezdve nőtt meg jelentősen a FinTech cégek iránt tanúsított érdeklődés. [Forrás: Google Trends, letöltés dátuma: 2020.11.05.].....	7
2. ábra: Észlelhető gyenge kapcsolat a FinTech változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.	16
3. ábra: Nem észlelhető erős kapcsolat a Size változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.	17
4. ábra: Észlelhető gyenge kapcsolat a Beta változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.	17
5. ábra: Nem észlelhető erős kapcsolat a B/M változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.	18
6. ábra: A Fama-Machbet regressziók együtthatóinak időbeli alakulása.	21
7. ábra: Az USA-ban a fintech szóra történő Google-keresések számának havi alakulása, százalékosan, szezonálisan korrigálva. [Forrás: Google Trends, letöltés ideje 2020.11.05.] ..	22
8. ábra: Az USA-ban a fintech szóra történő Google-keresések számának december havi alakulása, százalékosan, szezonálisan korrigálva. [Forrás: Google Trends, letöltés ideje 2020.11.05.].....	23
9. ábra: A jegybanki alapkamat alakulása az USA-ban 2004 és 2019 között, havonta. [Forrás: FREDFUNDS, letöltés ideje 2021.01.11]	24

Táblázatok jegyzéke

1. táblázat: Egyváltozós sorbarendezés eredményei	13
3. táblázat: Az eredmények robusztusságának igazolása	14
2. táblázat: A Fama-Machbet regressziók együtthatói (és szignifikanciaszintjei szögletes zárójelben) különböző változók elhagyása mellett	20

1. Bevezetés

Ebben a kutatásban azt vizsgáljuk, hogy vajon a pénzpiac legújabb belépői, a FinTech cégek befolyásolják-e a piacon hosszú ideje tevékenykedő kereskedelmi bankok árfolyamát. Arra vagyunk kíváncsiak, hogy ha számszerűsítjük a FinTech cégek térnyerését, akkor vajon van-e szignifikáns különbség azon bankok havi hozamai között, akik ezzel a térnyeréssel a legnagyobb mértékben és akik a legkisebb mértékben mozognak együtt.

Azt teszteljük, hogy beilleszthető-e a CAPM (Sharpe, 1964 és Lintner, 1965) modell egyik továbbfejlesztett változatába, a Fama-French háromfaktoros modellbe (1992) egy új változó, ami éppen ezt az együttmozgást méri. Egyváltozós sorbarendezés segítségével megbecsüljük a klasszikus Fama-French (1992) faktorokat (Béta, Small-Minus-Big, High-Minus-Low), valamint az új FinTech változót. Az eredeti, Fama-French (1992) modellhez képest annyi változtatással élünk, hogy az egyváltozós sorbarendezés után az egyes változók értéke szerint nem tercilis, hanem decilis portfóliókat képzünk és ezek közül a legnagyobb és legkisebb decilis átlagos hozamkülönbségének szignifikanciáját vizsgáljuk. 2004 és 2019 között a New York-i tőzsdén jegyzett, közel 250 bank árfolyamát elemezve arra jutunk, hogy a FinTech faktor pozitív, de nem szignifikáns hatást gyakorol a banki árfolyamokra, továbbá azt is látjuk, hogy a klasszikus Fama-French (1992) faktorok hatása sem szignifikáns. Fama-Machbet (1973) regressziók futtatása esetén is hasonló eredményre jutunk, mindegyik faktor inszignifikáns.

2. Elméleti bevezetés

Először is definiálnunk kell, hogy mit értünk FinTech cég alatt. A Financial Stability Board meghatározása szerint: „A FinTech olyan technológia okozta pénzügyi innováció, amely új üzleti modelleket, alkalmazásokat vagy termékeket eredményezhet, és amelyek jelentős hatással lehetnek a pénzügyi piacokra és intézményekre, valamint magukra a pénzügyi szolgáltatásokra is.” (FSB, 2017 alapján MNB, 2017).

FinTech cégek már nagyjából 20 éve jelen vannak a piacon, robbanásszerű elterjedésük azonban csak 2015 elején kezdődött. A Fintech cégek több területen is tevékenykedhetnek: bank- és tőkepiac, befektetésmenedzsment, biztosításpiac, ingatlanpiac (Deloitte, 2017). A legelső FinTech cégek alapvetően pénzforgalmi szolgáltatásokra (többek között fizetés, átutalás, devizakonverzió), (közösségi) finanszírozásra specializálódtak (Goldstein et al, 2019), sőt azóta is ez a legelterjedtebb tevékenységi területük (KPMG, 2019) – ezek a számunkra legizgalmasabb, bankokat legerőteljesebben érintő, bank- és tőkepiac kategóriába sorolható vállalatok. Több okból is népszerűek a FinTechek a felhasználók körében, de legfőbbképpen azért, mert olyan digitális szolgáltatásokat kínálnak, amelyek alkalmazkodnak a megváltozott fogyasztói igényekhez, lépést tartanak a korrallal (Gomber et al, 2017).

A FinTech cégek ún. *diszruptív innovációt (felforgató fejlesztést)* hordoznak magukban – akár csak az Uber a taxis piacon vagy az Airbnb a szállodapiacon – egy online, egyéneket közvetlenül összekötő platformot hoznak létre, gyökeresen átalakítják, felborítják az adott piac eddig megszokott rendjét (Cannon & Summers, 2014), képesek akár a legjobban működő, évtizedek óta sikeres nagyvállalatokat is térdre kényszeríteni (Christensen, 1997). Ez természetesen nem jelenti azt, hogy a pénzpiacra is elkerülhetetlenül ez a helyzet áll majd elő. A bankpiac erősen szabályozott, nagy az eredetileg is a piacon tevékenykedő (inkumbens) szereplők hálózati lefedettsége és ügyfélelérése. A bankok képesek a már meglévő, jól bejáratott szolgáltatásaikat a technológiai elvárásoknak megfelelően továbbfejleszteni (Navaretti és társai, 2018).

Említést tehetünk még a bankokat közvetlenül nem érintő, de FinTech cégekből kifejlődött, biztosítási- (InsurTech), befektetési- és ingatlanpiacra fókuszáló vállalatokról. Ugyan mind a négy szegmensben dinamikusan nő a befektetések volumene, továbbra is a pénzintézeteket leginkább érintő, bank- és tőkepiacra specializálódott FinTech cégek hatása a legjelentősebb, közel kétszer akkora befektetési volumennel, mint a másik három szegmensben együttevve (Deloitte, 2017).

A FinTech cégek rendkívül erős versenyhelyzetet teremtenek, innovációra ösztönzik a bankokat. Hagyományosan banki tevékenységekre specializálódtak – fizetés, átutalás (belföldi és nemzetközi), devizakonverzió, kölcsönnyújtás, befektetés – egyes esetekben alternatívákat kínálnak már meglévő szolgáltatásokra, más esetben hiányzó szolgáltatást pótolnak.

Pénzforgalmi szolgáltatások terén a FinTechek gyorsabb és alacsonyabb költségű alternatívát biztosítanak. Olyan szolgáltatásokat kínálnak, melynek során nem terhelik tranzakciós illetékek a belföldi és külföldi átutalásokat, valamint a pénzváltást. Sok kérdést felvet, hogy a FinTech cégeknek hogyan tudják ingyen biztosítani a fenti szolgáltatásokat. Fenntartható ez az üzleti modell? Elérhető hosszú távon a nyereségesség?

Hitelezés terén a FinTechek hiányzó szolgáltatási szegmenst pótolnak: lehetővé teszik a közösségi finanszírozást (crowdfunding) és a személyközi hitelnyújtást (peer-to-peer (P2P) lending) is. Tudjuk, hogy a bankok a biztonságra törekszenek, a 2008-as válság óta pedig különösen óvatosak lettek (Li et al, 2017), így az előbbieken említett szolgáltatások valóban hiánycikknek minősülnek. A crowdfunding és a P2P lending olyan alternatív hitelezési formák, melyek során magasabb kockázatú lakossági és vállalati hitelkérelmezők is befektetéshez juthatnak. Fontos megemlítenünk, hogy az Egyesült Államokban bonyolítják le a második legtöbb P2P ügyletet világszerte (Statista, 2019), és még ha a tranzakciós számok el is törpülnek Kína mellett, a személyközi hitelnyújtás így egy különösen fontos pillére az elemzésnek.

A crowdfunding ügyletek alapvetően olyan beruházásokat finanszíroznak, amelyeket a bankok túl kockázatosnak ítélnék meg ahhoz, hogy tőkét fektessenek belé. Természetesen a FinTech cégek szerint is túl kockázatosak, viszont ők képesek egy platformon összegyűjteni azokat a befektetőket, akik hajlandóak vállalni ezt a kockázatot. Közvetítő szerepet játszanak, a kockázatot így nem ők viselik, hanem a hitelezők (befektetők).

A P2P lending működési elve kockázatvállalás szempontjából hasonló. A hitelezni/befektetni kívánó ügyfél átutalja az összeget a FinTech platformnak, a platform egy mesterséges intelligencia által végzett hitelképességi vizsgálatot folytat (big data felhasználásával) és a választott kockázatú hitelfelvevőnek továbbutalja a befizetett összeget. Ez után a hitelfelvevő közvetlenül a hitelezőnek fizeti vissza a kamatokkal megnövelt kölcsön összegét, azonban minden ezen felül felmerülő szolgáltatási és késedelmi díj a FinTech céget illet. Tehát minden kockázat a befektetőé/hitelezőé (Thakor, 2020).

Érdeemes azt is megvizsgálni, hogy a bankok hogyan viszonyulnak a FinTech cégekhez. Ellenfélnek tekintik őket vagy kollaborálni szeretnék? Sok bank alapított saját FinTech céget¹ vagy vásárolt fel már létező vállalatokat – számukra mindenképpen előnyös tehát, ha a FinTech cégek fejlődnek. Azok, akik nem fektettek tőkét FinTech beruházásokba, akik ellenfélként tekintenek a FinTech cégekre, potenciálisan hátrányban vannak és csak egyre inkább elmaradnak a versenyben.

Végül még említést tehetünk a szabályozás szerepéről ebben a folyamatban. Világszintű tendencia, hogy a FinTech cégekre nem vonatkoznak olyan szigorú szabályok, mint a bankokra, akiket általában túlszabályoznak a hatóságok. Európában már évek óta próbálja közelebb hozni a bankokat és a FinTecheket a központi, uniós szabályozás: a Második Pénzforgalmi Irányelv, a PSD2 (2015) kötelezi a bankokat az ún. *Open Bankig*-re, melynek értelmében a bankok kötelesek hozzáférést biztosítani a számlavezető rendszerükhöz és az abban tárolt adatokhoz (egy online interfészen keresztül) a TPP-k (harmadik feles szolgáltatók) számára. A PSD2 tehát egy fontos lépés az egységes versenyszabályozás felé. Az Egyesült Államokban azonban nem született megfelelője a Második Pénzforgalmi Irányelvnek, még nem olyan tiszták az erőviszonyok és a piaci szereplők kevésbé vannak kooperációra ösztönözve. Európában emellett a FinTechek alapvetően pénzforgalmi szolgáltatóként definiáltak, nem kapnak banki jogosultságokat – nem úgy, mint Amerikában, ahol az ún. FinTech Charter (2016) országszerte banki licencet biztosíthat egyes FinTech vállalatoknak, ezzel is növelve a versenyelőnyüket.

Összegezzük, amit eddig tudunk! Amennyiben a FinTechek helyettesítői a bankoknak, akkor két scenárió lehetséges. Az egyik szerint a bankok képesek lesznek felvenni a versenyt, behozni a technológiai lemaradást (Navaretti és társai, 2018) – eszerint a bankokra ösztönzőleg hat az új belépők jelenléte, fejlődnek, növekednek: pozitív a hatás a részvényárfolyamokra. A másik scenárióban a FinTechek átveszik az irányítást a pénzpiac felett, behozhatatlanná válik a technológiai fölényük (akárcsak az Uber és az Airbnb esetében (Cannon és Summers, 2014)). Ebben az esetben negatív lesz a banki részvényárfolyamokra gyakorolt hatás. Ezzel szemben, ha a FinTechek kiegészítik a bankokat, hiányzó szolgáltatást pótolnak, akkor a két csoport fejlődhet egymás mellett párhuzamosan – ennek nincs hatása a banki árfolyamokra. Nem tudjuk, melyik világállapotban vagyunk, talán még változhat, a verseny még csak most kezdődik.

Nem ismerjük továbbá, a tranzakciós számok közti nagyságrendi különbséget (hányszorososa a banki tranzakciók száma a FinTech tranzakciókéénak), vagyis nem tudjuk, hogy a bankok

¹ Hazai példa az OTP Simple.

érzékelik-e a működésük során a FinTechek jelenlétét, kimutatható-e ez többek között az ügyfelek számában. Nincsenek továbbá adataink a FinTechek üzleti modelljének profitabilitását illetően, nem tudjuk, hogy fenntarthatók-e hosszú távon a nulla közeli tranzakciós díjak több szolgáltatásnál. Ha idővel a FinTech cégek áremelésre kényszerülnek, csökken az erőfölényük az árversenyben. Ekkor csökken az általuk jelentett fenyegetettség, kevésbé befolyásolják a bankok versenyképességét.

A kutatási kérdésünket a fentiek alapján a következőképpen fogalmazhatjuk meg egy mondatban:

Milyen hatást gyakorol a FinTech cégek térnyerése a New York-i tőzsdén jegyzett banki árfolyamokra?

A fentebb felsorakoztatott, a FinTech cégek és bankok közötti verseny különböző kimenetelei mellett látott érvek és ellenérvek alapján úgy véljük, hogy a FinTechek hatással vannak a bankokra, még ha egyelőre a verseny nem is dőlt el. Ez alapján az első hipotézisünk a következő:

(H1): A FinTech cégek térnyerése szignifikáns hatást gyakorol a banki árfolyamokra.

Továbbá úgy gondoljuk, a FinTechek technológiai versenyelőnye nem behozhatatlan, a bankok képesek adaptálódni a megváltozott kihívásokhoz és fogyasztói igényekhez. A versenyszituáció tehát ösztönzőleg hat a bankokra. Ez alapján a második hipotézisünk a következő:

(H2): A FinTech cégek térnyerése pozitív hatást gyakorol a banki árfolyamokra.

Ahhoz, hogy az előbbieken felállított hipotéziseket igazolhassuk (vagy éppen cáfolhassuk), elemezzük a kérdést kvantitatív módszerekkel!

3. Adatok

Ebben a kutatásban tényekre alapozva, számszerűen szeretnénk megvizsgálni, hogy vajon milyen hatással van az új belépők terjeszkedése az inkubens bankok részvényárfolyamaira. Az első kérdés tehát az, hogy hogyan is mérjük a FinTech cégek térnyerését.

Komoly problémát jelent, hogy többségében nem tőzsdei cégekről beszélünk. A New York-i tőzsdén (a Thomson Reuters terminál szerint) csupán két FinTechként kategorizált cég található, ezeken kívül még azonosítható néhány ilyen vállalat, de nincs hozzájuk rendelve kategória. A NASDAQ-on (National Association of Securities Dealers Automated Quotations) jegyeznek ugyan FinTech vállalatokat (pl. PayPal), de itt is rendkívül keveset. Általános probléma, hogy tipikusan kevesebb mint 10 éve vannak jelen FinTech cégek a tőzsdéken, a kutatás során pedig 16 év adatain vizsgálódunk.

A FinTech cégekbe alapvetően kockázati tőkebefektetők invesztálnak pénzt. Ezen befektetések száma és értéke is egy stabilan növekvő tendenciát mutat; az USA-ban ez 2019-ben már közel 60 millió dollárt jelentett (KPMG, 2019) a 2010-es 4,6 millió dollárhoz képest (KPMG, 2016). Sajnos a kockázati tőkebefektetésekről nem érhető el ingyenes adat, így azt nem használhatjuk a FinTech cégek térnyerésének jellemzésére. Azonban, ha rendelkezniénk hozzáféréssel, akkor sem lehetne csupán ily módon mérni a FinTechek térnyerését, hiszen a kockázati tőkebefektetések rendszeressége, száma és volumene nagy mértékben ingadozó, éppen ezért csak negyedéves adatokat közölnek. Ilyen kevés megfigyeléssel nem volna célszerű dolgozni.

A FinTech cégek segítségével lebonyolított pénzforgalmi tranzakciók száma, nagysága vagy az ügyfelek száma is egy jó indikátor lehetne, de ezekről a vállalatok nem közölnek elegendő adatot. Ha ezt a változót használnánk, érdekes lenne összevetni a banki tranzakciós számokkal, amikhez azonban szintén nincs hozzáférésünk.

A választás az USA-ban a *fintech* szóra való Google-keresések számára esik. Ez jól jellemzi a fogyasztói/lakossági igények alakulását, az érdeklődés időbeni változását, vélhetően jól leképezi a felhasználási és befektetési tendenciákat is. A keresési adatok a Google Trends weboldalról származnak. A honlapon havi adatokhoz férhetünk hozzá, azonban nem a tényleges keresési számokhoz, hanem a kiválasztott időszak alatt mért maximális havi keresésszám százalékában meghatározott értékekhez.

Ha részvények teljesítményét szeretnénk vizsgálni, akkor a legjobb indikátor nem az árfolyam, hanem a hozam, így a Google-keresések esetében is a relatív változást fogjuk vizsgálni, amely érzékelteti a tendenciákat. Önmagában, persze, nincs értelme a *fintech* szóra való keresések számának alakulását elemezni, össze kell vetnünk egy bankspecifikus adattal: legyen ez a havi hozam. Képeznünk kell tehát egy *FinTech* változót, ami képes mérni a kovarianciát (együttlmozgást) a keresések számának relatív változása és a banki részvényhozamok között. A kovarianciát a vizsgált időszakot megelőző öt évben nézzük. Amennyiben nem áll rendelkezésre megfelelő mennyiségű (60 havi) adat, akkor is legalább egyéves, vagyis tizenkéthavi időtávot várunk el a kovarianciaszámításhoz. Ha minden esetben 60 havi adatot kérnénk, túl sok megfigyelést veszítenénk, ha pedig 12 havinál kevesebbet, akkor túl kevés adatpontra számolnánk kovarianciát, nagy lenne a torzítás.



1. ábra Az USA-ban a *fintech* szóra történő havi Google keresések számának százalékos alakulása 2004 és 2019 között. Látható, hogy 2014-től kezdve nőtt meg jelentősen a FinTech cégek iránt tanúsított érdeklődés. [Forrás: Google Trends, letöltés dátuma: 2020.11.05.]

A Google Trends weboldalon 2004-ig visszamenőleg érhetőek el keresési adatok, így mi is ettől az évtől kezdve vizsgálódunk. Ahogy az 1. ábrán is jól látható, már 2004-ben is kimutatható érdeklődést tapasztaltak a FinTech cégek iránt; ekkor már befektetői körökben mindenképp ismertek voltak, hiszen tudjuk, hogy a PayPal 2002-es IPO-ja a NASDAQ-on (Initial Public Offering, első belépés a tőzsdére) hatalmas siker volt (CNN, 2002). 2014-ben rohamos növekedésnek indult a keresések száma, tömegeket kezdtek foglalkoztatni a FinTech cégek.

A kutatásban a 2004 januárjától 2019 decemberéig tartó időszakot vizsgáljuk, havi adatokat felhasználva. Mind a 245, New York-i tőzsdén jegyzett bank részvényeinek korrigált- és piaci árfolyamát (*Price* és *Unadjusted Price*), kihelyezett részvényeinek számát (*Common Shares Outstanding*), havi forgalomadatait (*Turnover by Volume*), könyv szerinti értékét (*Book*

Value), valamint az osztalékkal és részvénytárszámmal korrigált hozamát (*Total Return Index*) letöltjük a Thomson-Reuters Terminálról. A Thomson-Reuters Terminál jó választásnak bizonyul, hisz egyrészt a nemzetközi szakirodalom szerint is az egyik legmegbízhatóbb forrás, másrészt tartalmazza az osztalékkal és a részvénytárszám változásával korrigált hozamokat. A jelenleg is működő bankok mellett a vizsgált időszak alatt csődbe ment pénzintézetek fent említett adatait is figyelembe vesszük az elemzés során, ezzel elkerülve a túlélési torzítást (*survival bias*). Fontos, hogy csak USD-ben jegyzett részvényeket vizsgálunk. A felhasznált piaci hozam és kockázatmentes hozam adatok Kenneth French weboldaláról származnak, a *Fama/Frech 3 factors* adatbázisból a megfelelő időszakra vonatkozóan.

Kezdetkor 42 836 megfigyelésünk van, az elemzés megkezdése előtt azonban az adatokat meg kell tisztítanunk. A tisztítást megelőzően létrehozunk néhány új változót: havi hozam (*Return*), következő havi várható hozam (*Expected Return*), piaci kapitalizáció (*Size*), könyv szerinti érték és piaci érték hányadosa (*Book to Market Value*) a következő képletek szerint:

$$Return_t = \frac{Total\ Return\ Index_{t+1}}{Total\ Return\ Index_t}$$

$$E(Return_t) = Return_{t+1}$$

$$Size = Unadjusted\ Price_t * Common\ Shares\ Outstanding_t$$

$$Book\ To\ Market\ Value_t = \frac{Book\ Value_t * Common\ Shares\ Outstanding_t}{Size_t}$$

Eszerint a t -edik időszaki hozam (*Return*) egyenlő a $t+1$. és a t . időszaki osztalékkal és részvénytárszámmal korrigált hozam hányadosával; a t -edik időszaki várható hozam (*Expected Return*) egyenlő a $t+1$. időszaki hozammal; a t -edik időszaki piaci kapitalizáció (*Size*) egyenlő a részvénytárszám változásokkal nem korrigált árfolyam és a kihelyezett részvények számának szorzatával; a könyv szerinti érték és a piaci érték hányadosát (*Book To Market Value*) pedig az elnevezése szerint képezzük.

Létrehozuk továbbá a *FinTech* változónkat a már fentebb is említett módon, ahol is az új változó a kiválasztott bank részvényhozama és a *fintech* szóra való havi keresések számának relatív változása között vett kovariancia az adott hónapot megelőző 5 évben (60 hónapban):

$$FinTech_T = cov(Return_t, Search_t), \quad t \in [T - 60, T - 1]$$

A tisztítás első lépésében elhagyjuk azokat a sorokat, amihez nem tartozik várható havi hozam – így marad 41 781 megfigyelésünk. Erre azért van szükség, hogy minden esetben tudjuk majd ellenőrizni a későbbiekben alkotott modellünk becslésének helyességét.

A második lépésben elhagyjuk azokat a sorokat, amelyekhez nem tartozik piaci kapitalizáció, nincs jelen a tőzsdén az adott bank. Csupán 7 763 megfigyelésünk marad – sok csődbe ment cég és tőzsdén még nem jegyzett cég adatait is lekértük, a letöltött üres soroktól most mind meg kellett tisztítanunk az adatbázisunkat.

A harmadik lépésben elhagyjuk a könyv szerinti érték és piaci érték hányadosát nem tartalmazó sorokat, hisz ezek is az adott hónapban tőzsdén nem jegyzett cégre utalnak. Ebben a lépésben nem veszítünk sok adatot, 7 681 megfigyelésünk marad.

A negyedik lépésben töröljük azokat a sorokat, amelyeknél kevesebb, mint 12 megfigyelésből számoltunk kovarianciát a *FinTech* változó meghatározásához. Így marad 7 093 megfigyelésünk. Mivel a változónkat úgy állítjuk elő, hogy az adott időszakot megelőző öt, de legalább egy évben nézzük a *fintech* szóra való keresések számának relatív változása és a banki részvények várható hozama közti kovarianciát, így az első egy évet minden esetben elveszítjük. Ennek következtében módosul a vizsgált időszakunk, 2005 januárja és 2019 decembere közötti értékekkel számolunk tovább.

Az ötödik lépésben töröljük minden hónapban a piaci kapitalizáció szerinti első 5 percentilisbe tartozó megfigyeléseket, így 6 822 sorunk marad az adatbázisban. Erre azért van szükség, mert a túl kis méretű cégek esetén egy alacsony összegű befektetés is hatalmas növekedést eredményezne a hozamokban, ez torzítaná a becsléseket.

A hatodik lépésben töröljük az adatbázisból azokat a cégeket, ahol a vizsgált 15 év alatt kevesebb, mint 30 hónapban volt megfigyelés. Mindez azt jelenti, hogy nem vesszük figyelembe azokat a bankokat, amelyek a vizsgált időszak alatt kevesebb, mint 2,5 évet voltak tőzsdén jegyezve, hiszen hosszútávú adatok hiányában torzítanak a tendenciákat. Ezzel a tisztítási lépéssel nem veszítettünk megfigyelést. Ha mindezzel megvagyunk, elkezdhetjük elemezni az adatokat.

4. Módszertan

Azt fogjuk megvizsgálni, hogy a Sharpe (1964) és Lintner (1965) által megalkotott, az eszközárzásban évtizedekig elfogadott hozam-előrejelzési modell, a CAPM modell Fama és French (1992) által kibővített, háromfaktoros továbbfejlesztésének változói közé bevehető-e a *FinTech* változó, ha banki részvények hozamát szeretnénk előrejelezni a New York-i tőzsdén.

A CAPM modell (*Capital Asset Pricing Model*, *Tőkepiaci árfolyamok modellje*) (Sharpe, 1964, Lintner, 1965) azt állítja, hogy egy adott részvény várható hozama meghatározható a kockázatmentes hozam, a piaci hozam és az adott részvény piaci tendenciákra való érzékenységének ismeretéből, vagyis:

$$E(r_i) - r_f = \beta_i(r_m - r_f)$$

ahol $E(r_i)$ az i -edik részvény várható hozama a következő időszakban, r_f a kockázatmentes hozam, r_m a piaci hozam, β_i pedig az i -edik részvény piaccal való együttmozgásának mértéke, melyet a következő módon határozunk meg:

$$\beta_i = \frac{\text{cov}(r_i, r_m)}{\sigma_m^2}$$

Ez tehát azt jelenti, hogy az i -edik részvény piaccal való együttmozgásának mértéke (β_i) egyenlő az adott részvény hozama (r_i) és a piaci portfólió hozama (r_m) közti kovarianciának, valamint a piaci hozam szórásnégyzetének (σ_m^2) a hányadosával. A modell különlegessége az egyszerűségében rejlik: csupán a piaci hozamprémiumtól ($r_m - r_f$) teszi függővé egy részvény várható hozamprémiumát ($E(r_i) - r_f$).

Fontos megjegyeznünk, hogy a CAPM modell teljesülését rendkívül sok és erős feltételhez kötik a szerzők (Sharpe, 1964, Lintner, 1965): a piaci portfólió hatékony, minden részvény folytonosan osztható, nincsenek súrlódások a piacon, nincsenek tranzakciós díjak, az információk ingyenesen elérhetők, minden szereplő profitmaximalizáló és tökéletes információval bír stb. Ezek olyan szigorú megkötések, amelyek a valóságban nem teljesülnek, még a tőzsde „tökéletesnek” tekintett piacán sem. Ezen felül a gyakorlatban a piaci portfólió hozamát tőzsdeindexekkel szokták helyettesíteni. Éppen ez utóbbin alapszik a CAPM modell (Sharpe, 1964, Lintner, 1965) egyik leghíresebb kritikája, amelyet Roll (1997) alkotott. Véleménye szerint nem is a modell eredményeit kell empirikusan tesztelnünk, hanem a modell fő feltevését, miszerint a piaci portfólió hatékony.

Rollon kívül is rengeteg kritikája akadt a CAPM modellnek (Sharpe, 1964, Lintner, 1965), melyek a gyakorlatban megcáfolták a modell érvényességét. Ezen vizsgálatok során múltbéli adatokon tesztelték, hogy valóban csak a piaci hozamprémium van-e hatással a részvények árfolyamára, valamint, hogy az alábbi egyenletben a konstans (α) nulla-e:

$$r_{i,t} - r_{f,t} = \alpha + \beta_i(E(r_{m,t}) - r_{f,t}) + \varepsilon_{i,t}$$

(Az egyenletben $r_{i,t} - r_{f,t}$ az i -edik részvény t -edik időszaki hozamprémiuma, β_i az i -edik részvény piaccal való együttmozgásának mértéke, $E(r_{m,t}) - r_{f,t}$ a t -edik időszaki piaci hozamprémium, $\varepsilon_{i,t}$ pedig az adott részvényre és adott időszakra vonatkozó hibatag.) Az eredmények azt mutatják, hogy a piaci hozamprémium önmagában nem magyarázza a részvényhozamok alakulását, valamint a konstans (α) szignifikánsan eltér nullától, ami egyértelműen cáfolja a modellt.

A CAPM modellnek (Sharpe, 1964, Lintner, 1965) több alternatív, kibővített változata született az évek során. Ezek közül a Fama és French (1992) által alkotott háromfaktoros modell az egyik legismertebb. Ebben a részvény várható hozamprémiumát a piaci hozamprémium mellett a *Small-Minus-Big (SMB)* és a *High-Minus-Low (HML)* faktorokkal magyarázzák – ahol a *Small-Minus-Big* a kis és nagy piaci kapitalizációjú vállalatokból képzett tercilis portfóliók átlagos hozamkülönbsége, a *High-Minus-Low* pedig a magas és alacsony könyv szerinti érték és piaci érték hányadosával rendelkező részvények által alkotott tercilis portfóliók átlagos hozamkülönbsége. A modell a következő alakban írható fel:

$$E(r_i) - r_f = \beta_{i,1}(r_m - r_f) + \beta_{i,2}SMB + \beta_{i,3}HML$$

ahol $\beta_{i,k}$ jelöli az i -edik részvény k -adik faktorra való érzékenységet.

Ebben a kutatásban azt fogjuk tesztelni, hogy vajon bevezethető-e egy új faktor a háromfaktoros Fama-French-modellbe (1992), ha banki részvényeket elemzünk a New York-i tőzsdén. Először azt fogjuk megvizsgálni, hogy az új FinTech változónk szignifikáns előrejelző képességgel rendelkezik-e a banki részvények jövőbeni hozamának megbecsülésében: ezt *egyváltozós sorbarendezéssel* ellenőrizzük. Másodszor azt teszteljük majd, hogy vajon portfóliószintű helyett részvényt szintű regressziókat (Fama & Machbet, 1973) futtatva más eredményre jutunk-e. Ha ezzel megvagyunk, további alternatív modelleket vizsgálunk meg, hogy vajon egybeesnek-e az addigi eredményeinkkel.

5. Egyváltozós sorbarendezezés

Az egyváltozós sorbarendezezés, vagyis *Univariate Sort* előnye az egyszerűségében rejlik. Bármely új változóról meg tudja mondani, hogy szignifikáns-e az eredményváltozó értékének előrejelzésében, függetlenül az adott változó többi változóval való kapcsolatától. A hátránya is épp az egyszerűségében rejlik: nem tudja meghatározni, hogy az új változó valóban az újdonság erejével hat-e vagy csupán a már meglévő változók újrakombinálása, amely ugyanazt a hatást jeleníti meg más formában (Mérő et al, 2019).

Az egyváltozós sorbarendezezés módszertana a következő. Először is kiválasztjuk azokat a változókat, melynek banki részvényhozamokra gyakorolt hatását vizsgáljuk: legyenek ezek a piaci kapitalizáció (*Size*), a piaccal való együttmozgás (*Beta*), a könyv szerinti érték és a piaci érték hányados (*Book-to-Market Value*), valamint a fentiekben bevezetett *FinTech* faktor. Ezen négy változó szerint a részvényekből decilis portfóliókat képzünk: az első decilisbe az adott faktor értéke szerinti legalacsonyabb 10%, a tizedik decilisbe pedig a legmagasabb 10% kerül. A képzett portfóliókon belül meghatározzuk az átlaghozamot, valamint az adott változó átlagos értékét. Azt kell megvizsgálnunk, hogy vajon szignifikánsak-e a tizedik és az első decilisekbe tartozó portfóliók hozamkülönbségei. Vagyis azt kell belátnunk, hogy a banki részvények hozamaira kimutatható hatást gyakorol-e, hogy mennyire kitett a *FinTech* cégeknek, mekkora a piaci kapitalizációja, mennyire mozog együtt a piaccal vagy éppen mi a könyv szerinti és a piaci értékének a hányadosa. A kérdés tehát az, hogy építhetünk-e a New York-i tőzsdén egy olyan kereskedési stratégiát, mely szerint minden hónapban megvesszük a legalacsonyabb és eladjuk a legmagasabb *FinTech* értékkel rendelkező banki portfóliókat.

Az alábbi táblázatban (1. táblázat) mind a négy változónk (*FinTech*, *Size* (piaci kapitalizáció), *Beta* (piaccal való együttmozgás mértéke), *B/M* (a könyv szerinti érték és a piaci érték hányadosa)) szerint képzett egyváltozós sorbarendezezés eredménye. A HOZAM oszlopokban található az egyes változók szerint képzett decilis portfóliókon belüli átlaghozamok, a FINTECH, SIZE, BETA és B/M oszlopokban pedig az adott változók átlagos értékei az egyes deciliseken belül. Az alsó sorban láthatók a legnagyobb (10.) és legkisebb (1.) decilisekbe tartozó portfóliók hozamkülönbségei, valamint ezek t- és p-értékei, melyek a szignifikanciát hivatottak mérni. A t- és p-értékeket a Newey-West-féle (1987) korrigált t-statisztikából nyerjük, mely képes semlegesíteni a heteroszkedaszticitás és az autokorreláció hatásait és torzítatlan eredményeket adni. A statisztika számolásánál – a leggyakrabban használt – 12-havi késleltetést (*lag*) alkalmazunk, ezzel kiszűrve az éves szezonális hatásait.

Érdekes eredményeket kapunk: egyik hozamkülönbség sem szignifikáns! Nem csupán a saját *FinTech* változónk, hanem a klasszikus Fama-Frech (1992) modellben található változók sem. Vizsgáljuk meg a kapott eredményeket változónkként, majd keressük meg az inszignifikancia lehetséges okait!

Decilisek	Fintech kitettség		Piaci kapitalizáció		Piaccal való együtt- mozgás		Könyv szerinti- és piaci érték hánya- dosa	
	alapján képzett portfóliókon belüli átlaghozam és az adott változó átlagos értéke							
	HOZAM	FINTECH	HOZAM	SIZE	HOZAM	BETA	HOZAM	B/M
Min.	0,008	-0,009	0,003	466 875	0,008	0,002	0,01	0,409
2	0,01	-0,006	0,014	800 052	0,004	0,006	0,001	0,598
3	0,005	-0,004	0,004	1 186 692	0,006	0,008	0,005	0,691
4	0,005	-0,003	0,008	1 727 031	0,003	0,009	0,007	0,769
5	0,007	-0,002	0,013	2 524 601	0,009	0,01	0,004	0,844
6	0,006	-0,001	0,006	3 728 711	0,005	0,012	0,007	0,921
7	0,01	0	0,008	7 133 152	0,006	0,014	0,015	1,007
8	0,007	0,001	0,006	1,31E+07	0,013	0,015	0,012	1,132
9	0,008	0,003	0,007	2,71E+07	0,008	0,018	0,011	1,781
Max.	0,012	0,008	0,01	1,47E+08	0,015	0,026	0,002	8,274
A 10. és 1. decilis átlag- hozama közti különbség	0,004 t = -0,95 p = 0,345		0,006 t = -1,44 p = 0,151		0,007 t = -1,03 p = 0,303		-0,008 t = 1,20 p = 0,230	

1. táblázat: Egyváltozós sorbarendezés eredményei.

A HOZAM oszlopokban található a *FinTech*, a *Size*, a *Beta* és a *B/M* változók által sorbarendezett decilis portfóliók átlagos hozamai, a *FINTECH*, a *SIZE*, a *BETA* és a *B/M* oszlopokban pedig ezen változók átlagos értékei a deciliseken belül. Az alsó három sorban látható az egyes változók szerint képzett tizedik és első decilis portfóliók átlaghozamának különbsége, és ennek a különbségnek a Newey-West t-statisztikája és p-értéke. Láthatjuk, hogy egyik hozamkülönbség sem szignifikáns, a p-érték egyik esetben sincs 0,05 alatt.

5.1. A *FinTech* cégek iránt tanúsított érdeklődés hatása

Ha a *FinTech* változó szerint rendezzük sorba a részvényeinket, akkor azt kapjuk, hogy a *FinTech* változóval legkevésbé együttmozgó, első decilisbe tartozó részvények átlagos havi hozama 0,8%, míg a *FinTech* változóval leginkább együttmozgó 10. decilis átlaghozama 1,2%. Vegyük észre továbbá, hogy az összes decilis közül a 10.-ben a legmagasabb az átlaghozam. Ha minden hónap elején megvennénk a legalacsonyabb *FinTech* értékű banki részvényeket és eladnánk a legmagasabb értékűeket, akkor 0,4%-os havi hozamot realizálnánk. A hozamtöbblet azonban, nem szignifikáns, 34,5%-os a p-érték.

Lehet, hogy a 60 hónapra számolt, legalább 12 havi adatot megkövetelő kovariancia a *fintech* szóra való keresések havi relatív változása és a havi részvényhozamok között nem volt

megfelelő választás? Lehet, hogy más időtávot kellett volna néznünk? Szignifikáns eredményeket kaptunk volna, ha nem 5, hanem 1, 2, 3, 6 vagy éppen 15 év adatain vizsgáltunk volna? Ha nem minimum 12, hanem 0, 6, 9 vagy 24 havi adatot követeltünk volna meg a kovariancia-számításhoz? Esetleg nem is az időtávval, hanem a *FinTech* változó meghatározásával volt a probléma? Jobb lett volna a havi adatok abszolút vagy éppen logaritmikus változását néznünk? Talán, ha nem decilis-, hanem tercilis portfóliókat képzünk a sorbarendezésnél, jobb helyzetben lennénk? A válasz: *nem*. A fent említett kombinációkat megvizsgálva azt találjuk, hogy egyik esetben sem kapunk szignifikáns eredményt (lásd 2. táblázat). Maradunk tehát az öt éves, minimum egyéves adatokon vett kovarianciánál, a relatív változásoknál és a decilis portfólióknál.

Kovariancia hónap	Minimum hónap	Newey-West t-statisztika eredménye				
		search	search ^{abs}	search ^{rel}	search ^{log}	search _{m.á.} ^{rel}
12	0			-0,50		
12	6	-0,79	-1,40	-0,25		-0,74
12	9		0,80	-0,07	0,22	
12	10			0,02		
12	11			-0,10		
12	12	-1,02	0,67	0,07	0,43	-0,86
24	12	0,29	0,54	-0,50	-0,07	
24	24			-0,66		
36	12	0,98	0,15	-0,38	0,93	
60	0		-0,60			
60	12		0,79	-0,95	0,23	-0,16
72	0			-0,26		
72	12		0,25	-1,34	-0,46	
72	24		-0,03			
72	6		0,05			
192	0			-0,60		
192	12		0,26	-0,29		

Változók	Tartalom	Képlet
search	havi százalékos keresési értékek	search _t
search ^{abs}	havi abszolút változás mértéke	search _{t+1} -search _t
search ^{rel}	havi relatív változás mértéke	(search _{t+1} /search _t)-1
search ^{log}	havi logaritmikus változás mértéke	log(search _{t+1})-log(search _t)
search _{m.á.} ^{rel}	havi mozgó átlagolású relatív változás mértéke	(m.á.search _{t+1} /m.á.search _t)-1

2. táblázat: Az eredmények robusztusságának igazolása.

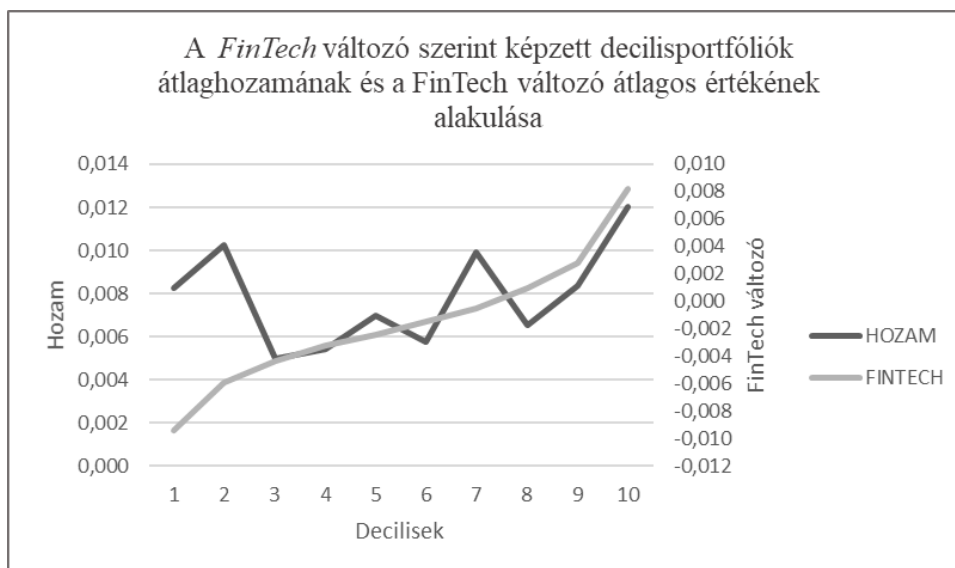
5-féleképpen határoztuk meg a *FinTech* változót. Minden esetben az USA-ban a *fintech* szóra történő havi Google-keresések számából indultunk ki, *Search* oszlop: a keresések számának alakulása és a banki hozamok közti kovarianciát vettük. *Search_abs* oszlop: a keresések számának abszolút változásával számoltunk. *Search_rel*: keresések számának relatív változásával számoltunk. *Search_log*: keresések számának logaritmikus változásával számoltunk. *Search_rel_ma*: a keresések számának relatív változásának mozgóátlagolású értékeivel számoltunk. Az első oszlopban láthatjuk, hogy ha megfelelő

mennyiségű adat állt rendelkezésre, hány hónap a alapján számoltunk kovarianciát, a másodikban pedig, hogy adathiány esetén is legfeljebb hány havi adattal dolgoztunk.

A táblázat elemei a különböző módokon legenerált FinTech változók értéke szerint képzett banki decilis portfóliók közül a tizedik és első decilisbe tartozók átlagos hozamkülönbségének szignifikanciája (t-értéke). Látható, hogy ésszerű volt a választásunk, miszerint 5 év, de legfeljebb 1 év alapján számolunk kovarianciát a keresések számának relatív változása és a banki hozamok között.

Fontos megemlítenünk a párhuzamot a Li és társai (2017) által folytatott kutatással, mely szintén a FinTech cégek amerikai bankok részvényárfolyamaira gyakorolt hatását vizsgálta. Ugyan ők csupán 47 bank részvényárfolyamait elemezték 6 éven keresztül, volt hozzáférésük kockázati tőkebefektetési adatokhoz, ebből képezték a saját *FinTech* változójukat. Az eredmény ugyanaz volt, mint a mi esetünkben: az új változó hatása pozitív, de nem szignifikáns. A kockázati tőkebefektetésekkel elemzési szempontból az a probléma, hogy rendszertelen időközönként és túl nagy mértékben ingadozó összegben történő pénzmozgásokat jelentenek. Sok esetben ezért például csupán negyedéves adatokat közölnek, amelyek már olyan csekély számú megfigyelést eredményeznek, hogy értelmetlen regressziót futtatni.

Térjünk azonban vissza az 1. táblázat elemzéséhez. Az első decilisbe tartozó részvények átlagos *FinTech* értéke -0,009, míg a tizedik decilisbe tartozóké 0,008. Az átlagos havi hozam az első decilis esetében 0,8%, a tizedik esetében 1,2%. Mit jelenthet vajon, hogy a *FinTech* cégekkel legnagyobb pozitív együttmozgást mutató bankoknak többlethozama van (még ha nem is szignifikáns) azokhoz a bankokhoz képest, amelyek a *FinTech* cégekkel a legnagyobb negatív együttmozgást tanúsítják? Vélhetően azt, hogy a *FinTech* cégekkel inkább egyirányban mozgó bankok innovatívabbak és vagy sikeresebben felvették a versenyt a pénz- és tőkepiac új belépőivel vagy felvásároltak/alapítottak egy *FinTech* céget, ezzel ténylegesen beépítve a profitjukba ezen vállalatok teljesítményét. Fontos megjegyeznünk, hogy a bankok mindig is élen jártak az innovációban, a többi iparághoz képest viszonylag hamar alkalmazkodtak az új kihívásokhoz és építették be az üzleti modelljükbe a legújabb digitális megoldásokat. Elképzelhető tehát, hogy a bankokra nem hat negatívan a *FinTech* cégek előretörése, épp ellenkezőleg, serkentő, ösztönző hatást gyakorol rájuk – ezért is lehet, hogy azoknak a bankoknak a legmagasabb a havi átlaghozama, amelyek leginkább együttmozognak a *FinTech* cégekkel.



2. ábra: Észlelhető gyenge kapcsolat a *FinTech* változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.

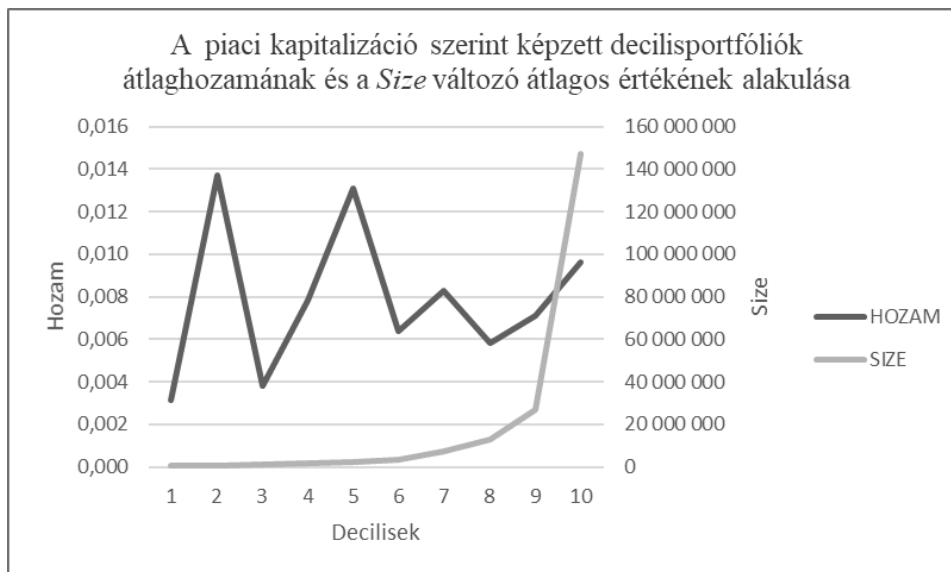
A 2. ábrán láthatjuk, hogy megfigyelhető egy bizonyos mértékű együttmozgás a decilis átlaghozamai és a *FinTech* változó értékei között, amely a *Fintech* változó értékének növekedésével erősödik. Ez összhangban van az előző bekezdés konklúziójával.

5.2. A piaci kapitalizáció hatása

Nézzük, milyen eredményeket kapunk a *Size* változó, vagyis a piaci kapitalizáció szerint sorbarendezett portfóliók esetén! A legnagyobb piaci kapitalizációjú cégek átlagos havi hozama 1%, míg a legkisebbeké 0,3%, ami azt jelenti, hogy 0,7% hozamtöbbletre tehetnénk szert havonta egy olyan kereskedési stratégiával, melynek során minden hónapban megvennénk a legkisebb és eladnánk a legnagyobb piaci kapitalizációjú cégeket. Ez a különbség a Fama-French (1992) háromfaktoros modellben már definiált *Small-Minus-Big (SMB)* változónak felel meg, csupán annyi a különbség, hogy most tercilisek helyett deciliseket alkalmazunk. Ez az érték sem szignifikáns, a p-érték 15%. Ezzel nincs igazán összhangban a 3. ábra, melyen úgy tűnik, rendkívül gyenge a kapcsolat a piaci kapitalizáció és a hozam között, alig észlelhető együttmozgás.

A kis kapitalizációjú bankok feltehetőleg újabbak, dinamikusabban fejlődnek és többet áldoznak az innováció oltárán, hogy minél gyorsabban felvehessék a versenyt a már nagy bankokkal. A kis és nagy kapitalizációjú bankok esetén az első decilisbe tartozók átlagosan 466 875 dollár, míg a tizedik decilis bankjai átlagosan 147 000 000 dollár értékben helyeztek ki részvényeket. A három nagyságrend kis eltérésnek számít az összpiaci eltérésekhez képest, ez is szerepet játszhat abban, hogy a hozamkülönbség nem szignifikáns. A másik oka az lehet, hogy ha

megfigyeljük a piaci kapitalizáció átlagos értékét az egyes deciliseken belül (3. ábra), akkor azt látjuk, hogy az első 9 decilisben alig van eltérés, az összes nagy bank a 10. decilisbe esik.



3. ábra: Nem észlelhető erős kapcsolat a *Size* változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.

5.3. A piaccal való együttmozgás hatása

Most vizsgáljuk meg a piaccal való együttmozgás mértéke, vagyis a *Beta* változó szerint sorbarendezett portfóliókat! Azt látjuk, hogy a legmagasabb bétával rendelkező bankok havi átlagos hozama 1,5%, míg a legalacsonyabb bétájúaké 0,8%, ez tehát 0,7%-os hozamtöbbletet eredményez, ha a már korábbiakban is említett kereskedési stratégiát alkalmazzuk. Ez esetben is azt tapasztaljuk azonban, hogy a hozamtöbblet inszignifikáns, a p-érték 30,3%. Ez összhangban áll a nemzetközi szakirodalom által talált eredményekkel (Baker et al, 2011). Viszont, ha megfigyeljük, a 4. ábrán felfedezhetünk egy bizonyos mértékű együttmozgást a hozamok és a béta értékek között: a növekedési ütem hasonló, bár a hozamok volatilisabbak.

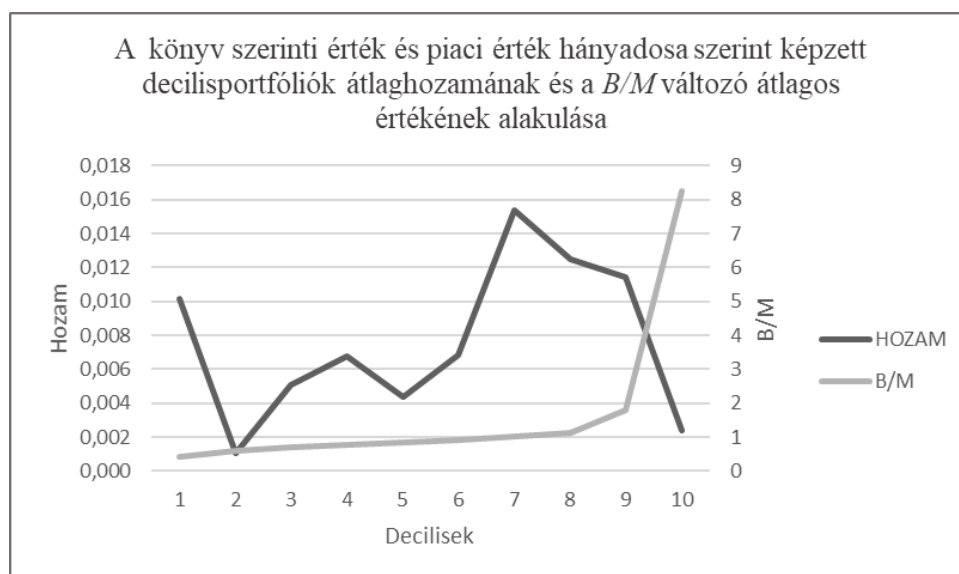


4. ábra: Észlelhető gyenge kapcsolat a *Beta* változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.

Vegyük észre továbbá, hogy a legmagasabb bétájú banki részvényportfólió átlaghozama a legmagasabb. A 10. decilisbe tartozó részvények átlagosan 2,6%-os béta értékkel, míg az 1. decilisbe tartozók csupán 0,2%-ossal rendelkeznek; azt láthatjuk tehát, hogy a bankokra alapvetően nem jellemző, hogy nagy mértékben együttmozognának a piaccal.

5.4. A könyv szerinti érték és a piaci érték hányadosának hatása

A *Book To Market Value*, vagyis a könyv szerinti érték és a piaci érték hányadosa alapján sorbarendezett portfóliók vizsgálatával a következőket kapjuk: a 10. decilisbe tartozók átlagos havi hozama 0,2%, míg az 1. decilisbe tartozóké 1%. Ha a könyv szerinti érték és piaci érték hányadosára alapozva szeretnénk kereskedési stratégiát építeni, akkor minden hónapban a legmagasabb *B/M* értékkel rendelkező részvényeket kell megvásárolnunk, a legalacsonyabbal rendelkezőket pedig eladnunk, ezzel havi 0,8%-os hozamtöbbletre tehetünk szert. A hozamok különbsége azonban, nem szignifikáns, a *p*-érték 23%. Ez a különbség megfeleltethető a Fama-French (1992) háromfaktoros modellben definiált *High-Minus-Low (HML)* faktornak, azzal a különbséggel, hogy tercilisek helyett deciliseket képzünk.



5. ábra: Nem észlelhető erős kapcsolat a *B/M* változó és az eszerint képzett decilis portfóliók átlaghozamának alakulása között.

Nem azoknak bankoknak a legmagasabb a várható hozama, amelyek könyv szerinti értékének és piaci értékének hányadosa (*B/M*) a legmagasabb, hanem a 7. decilisbe tartozóké 1,5%-kal, de a 8. és 9. decilis részvényei is jobban teljesítenek az 1. decilis részvényeinél. Érdekes, hogy éppen a 10. decilisre esik vissza a hozam, a 9. decilisbeli érték közel ötödére. Vegyük észre azt is, hogy bár az 1. decilis részvényeinek várható hozama a többihez képest viszonylag magas, a 2. decilisre ez a hozam a tizedére esik vissza. Meglehetősen ingadozó tehát

a könyv szerinti érték és piaci érték hányadosa, valamint a hozam kapcsolata, láthatóan gyenge köztük az összefüggés (5. ábra).

5.5. Az egyváltozós sorbarendezés konklúziója

Azt láttuk, hogy a banki részvényhozamokra nemcsak a saját *FinTech* változónk, hanem piaccal való együttmozgás mértéke (*Beta*), a piaci kapitalizáció (*Size*) és a könyv szerinti érték és piaci érték hányadosa (*Book-to-Market Value, B/M*) sem hat szignifikánsan. Ez azt jelenti, hogy nem csupán a CAPM (Sharpe, 1964, Lintner, 1965), hanem a Fama-French modell (1992) állítási sem teljesülnek 2005 és 2019 között a New York-i tőzsdén jegyzett banki részvények árfolyamaira. Ennek több oka is lehet. Egyrészt az, hogy nem a New York-i tőzsdén jegyzett összes részvényt vizsgáljuk, hanem csupán egy részpiacot, ami azt eredményezi, hogy nem eléggé (sőt egyáltalán nem) diverzifikált a merítés. Másrészt a bankpiac működése meglehetősen sajátos, sok általános elemzésnél nem is veszik figyelembe.

6. Keresztmetszeti (Fama-Machbet) regressziók

Ahogy az már az Egyváltozós sorbarendezés c. fejezet első bekezdésében is ki-fejtettük, a módszertan sok előnye mellett hátrányokkal is rendelkezik: egyszerre csupán egy változó hatását hivatott vizsgálni, valamint a portfóliószintű elemzések következtében sok értékes, egyedi információt elveszít. Ezen hiányosságokat a Fama-Machbet (1973) regressziók hivatottak pótolni, ahol is nem portfóliószintű, hanem keresztmetszeti, részvénytípusú regressziókat futtatunk. Így nem veszítünk információt az aggregálással, ezen felül pedig egyszerre több változóra is tudunk kontrollálni, vagyis egy időben nem csak az egyedi változók hatását vagyunk képesek vizsgálni (Mérő et al, 2019).

Azt szeretnénk megtudni, hogy mi lesz annak a négy magyarázóváltozónak (*FinTech*, piaci kapitalizáció (*Size*), piaccal való együttmozgás (*Beta*), könyv szerinti érték és piaci érték hányadosa (*B/M*)) a regressziós együtthatója, valamint szignifikanciaszintje, amelyek lineáris függvényeként szeretnénk meghatározni a banki részvényhozamokat. A regresszió, amit futtatunk a következő:

$$R_{i,t+1} = \alpha_i + \gamma_{1,t}FinTech + \gamma_{2,t}Size + \gamma_{3,t}Beta + \gamma_{4,t}B/M$$

ahol $R_{i,t+1}$ az i -edik bank következő időszakos hozama, α_i a konstans, a γ együtthatók pedig a regressziós koefficiensek. A következő táblázatban (3. táblázat) láthatjuk a fenti egyenlet becsült paramétereit (5-ös számú regresszió), továbbá az egyes változók elhagyásával kapott regressziókból nyert paraméterek értékeit és ezen paraméterek p -értékeit (Newey & West, 1987) szögletes zárójelben.

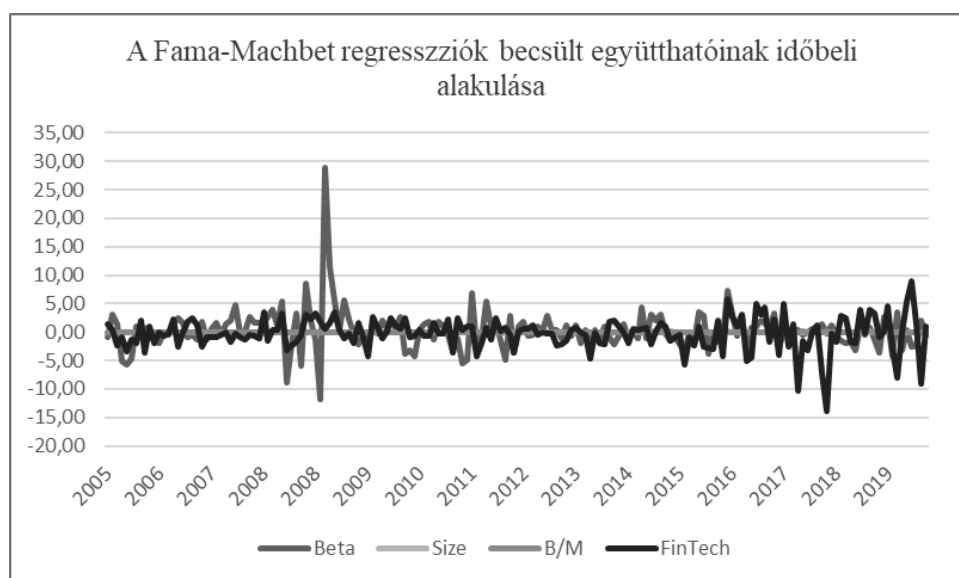
Változók		Regressziók						
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
FINTECH	Koeff.	0,064				-0,215	-0,221	-0,086
	p-érték	[0,788]				[0,314]	[0,293]	[0,729]
SIZE	Koeff.		0,000			0,000		
	p-érték		[0,496]			[0,744]		
BETA	Koeff.			0,298		0,301	0,286	0,288
	p-érték			[0,309]		[0,288]	[0,306]	[0,309]
B/M	Koeff.				0,001	0,002	0,002	
	p-érték				[0,517]	[0,438]	[0,381]	

3. táblázat: A Fama-Machbet regressziók együtthatói (és szignifikanciaszintjei szögletes zárójelben) különböző változók elhagyása mellett.

(1)-(4): A banki hozamok csak a *FinTech/Size/Beta/BM* változótól függenek, az együttható értéke és szignifikanciaszintje a megfelelő oszlopól leolvasható. (5): A banki hozamokat mind a négy változótól függővé tettük. (6) A *Size* változót kihagytuk a regresszióból. (7): A *Size* és a *B/M* változókat kihagytuk a regresszióból. Egyik esetben sem kaptunk szignifikáns eredményt.

Az eredmények részben összhangban vannak az egyváltozós sorbarendezés során kapottakkal: egyik változó sem rendelkezik szignifikáns előrejelző képességgel. Vegyük észre azonban, hogy a FinTech cégekkel való együttmozgás itt negatív előjellel szerepel.

Az alábbi grafikonon (6. ábra) láthatjuk az egyes regressziós együtthatók időbeli alakulását. A piaci kapitalizáció (*Size*), valamint a könyv szerinti érték és piaci érték hányadosa (*B/M*) lényegében végig zérus. A FinTech cégekkel való együttmozgás mértékének (*FinTech*) együtthatója nulla körül ingadozik, egyre nagyobb volatilitással, és csupán 2016 és 2017 között felüldominált a negatív hatás. A piaccal való együttmozgás mértékének (*Beta*) együtthatója szintén nulla körül mozog, habár a 2008-as válság ideje alatt hatalmas mértékű kilengés volt megfigyelhető. Ez érthető: az Egyesült Államokbeli bankok jelzáloghiteleinek bedőlésével kezdődött a válság.



6. ábra: A Fama-Machbet regressziók együtthatóinak időbeli alakulása.

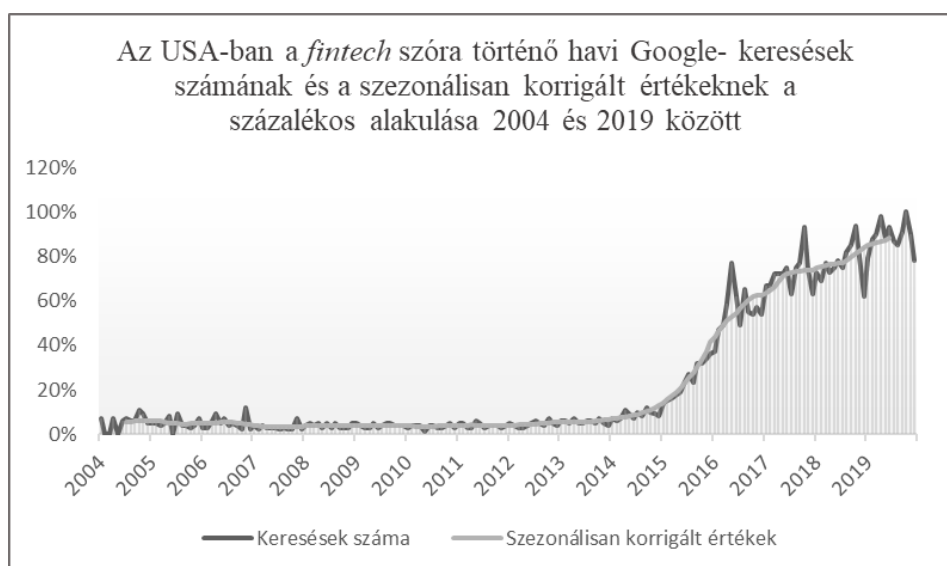
A Fama-Machbet (1973) regressziók más módon közelítik meg az egyes együtthatók által gyakorolt hatást, mint az egyváltozós sorbarendezés: nem portfóliószintű regressziókat végeznek, hanem részvénytípusokat, ezzel megőrizve az egyedi információkat. Fontos hibájuk azonban, hogy a multikollinearitást nem képesek kezelni és a hibatagok közti autokorreláció nagy mértékben torzíthatja a becslés eredményét (Mérő et al, 2019). Mivel az eredmények nem estek egybe az egyváltozós sorbarendezéssel (csupán minden regresszor inszignifikanciája), így valószínűsíthető, hogy az imént említett multikollinearitás okozhatta a problémát, hiszen a Li és társai (2017) által kapott eredmények is (inszignifikáns, de) pozitív hatást mutattak ki a FinTech cégek térnyerése és a banki hozamok között.

7. További vizsgálatok

Az előző két fejezetben arra jutottunk, hogy egyik változó sem hat szignifikánsan a banki részvényárfolyamok alakulására, így hát ebben a részben olyan alternatívákat igyekszünk találni, amelyek szignifikáns előrejelző képességgel rendelkeznek.

7.1. Szezonálisan korrigált keresési adatok

Az 1. ábrán láthattuk, hogyan alakul a *fintech* szóra való havi keresések száma 2004 és 2019 között. Viszonylag erős szezonalitást figyelhetünk meg az adatokon, érdekes lenne tehát megvizsgálni, hogy a szezonalitást kiszűrve (mozgóátlagolást használva) milyen erős lenne a már korábban definiált *FinTech* változónk (a havi keresések számának relatív változása és az adott bank havi hozama közti 5-éves kovariancia) hatása a banki részvények árfolyamára. A 7. ábrán a havi keresések számának szezonálisan korrigált alakulását láthatjuk.



7. ábra: Az USA-ban a *fintech* szóra történő Google-keresések számának havi alakulása, százalékosan, szezonálisan korrigálva. [Forrás: Google Trends, letöltés ideje 2020.11.05.]

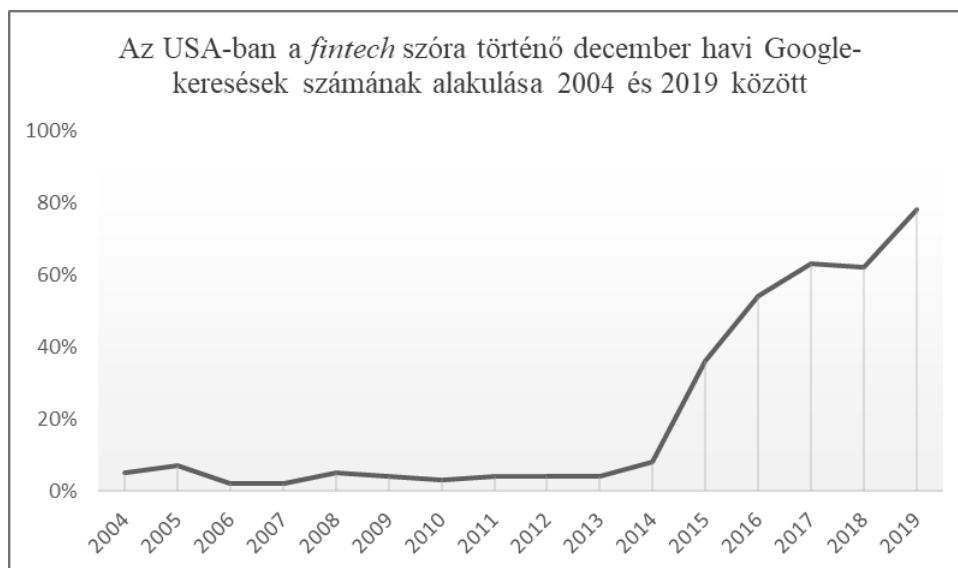
Ha a szezonálisan korrigált keresések számának relatív változásait felhasználva készítjük a *FinTech* változónkat (ugyanúgy a havi hozamokkal vett 5-éves kovarianciával, minimum 12-havi adatot megkövetelve), majd ennek a változónak a banki hozamokra gyakorolt hatását vizsgáljuk, akkor a szignifikancia szintje még alacsonyabb, mint a szezonálisan nem korrigált esetben (p-érték: 87,6%). Más időtávokat vizsgálva sem kapunk szignifikáns eredményt, így hát elvetjük ezt az alternatívát.

7.2. Éves tendenciák

A szezonalitást úgy is ki tudnánk küszöbölni, ha éves változásokkal dolgoznánk: minden év decemberében összevetnénk a havi záróárfolyamot és a havi keresések számát az előző

év azonos időszakával. Ezzel ugyan rengeteg adatot veszítünk – már nem 12-szer 15 megfigyelésünk van egy bank esetében, csupán 15 –, de a szezonalitást sikeresen kiszűrjük, simítjuk a grafikont.

A 8. ábrán látható a december havi keresések számának alakulása (a 2004 januárja és 2019 decembere között tapasztalt legmagasabb havi keresésszám százalékában). Jól megfigyelhető a növekvő trend.



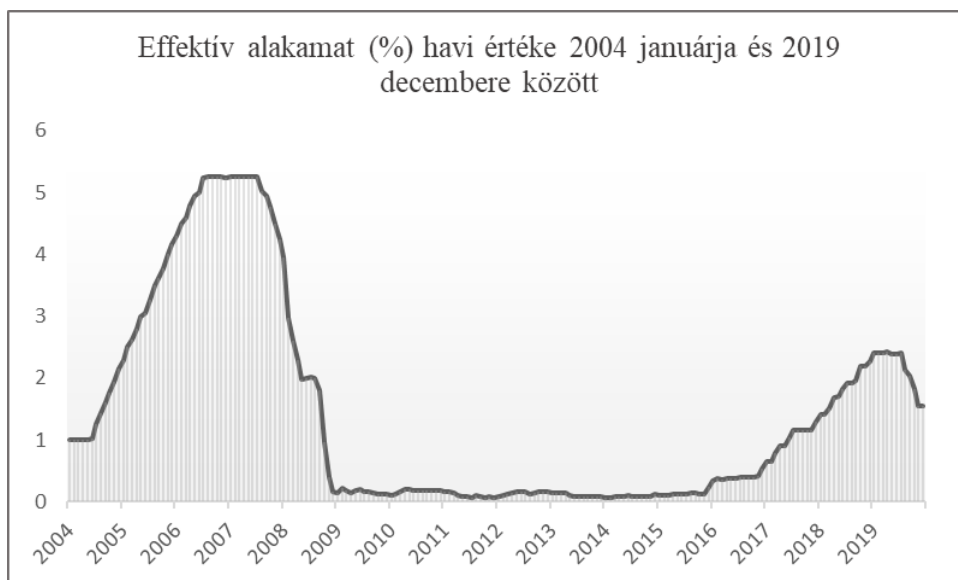
8. ábra: Az USA-ban a *fintech* szóra történő Google-keresések számának december havi alakulása, százalékosan, szezonálisan korrigálva. [Forrás: Google Trends, letöltés ideje 2020.11.05.]

Vizsgáljuk most meg, hogy az éves adatokból képzett, új *FinTech* változónk szignifikánsan befolyásolja-e a banki árfolyamokat! A módszertan itt is ugyanaz: a *FinTech* változó értéke szerint sorba rendezzük az adatokat, majd decilis portfóliókat képzünk és Newey-West-féle (1987) t-statisztikával (kiszűrve az autokorrelációt és a heteroszkedaszticitást) megvizsgáljuk, hogy az első és tizedik decilis átlagos hozama közti különbség szignifikáns-e. Ugyanarra jutunk, mint a fenti összes esetben: a különbség nem szignifikáns (p-érték: 70,0%). Természetesen a becslést nagy mértékben torzította, hogy ilyen kevés adatpontra illesztettünk regressziót, az eredmény azonban így is egybevág az eddigiekkel. Elvethetjük tehát, hogy éves adatokon vizsgálódva a *FinTech* cégek kimutatható hatást gyakorolnának a banki árfolyamok alakulására.

7.3. A jegybanki alapkamat hatása

Azt láttuk, hogy a banki részvényhozamok, semmilyen változóra sem reagálnak szignifikánsan. Ez meglepő ugyan, bár tudjuk, hogy a banki részvények meglehetősen sajátosan viselkednek, ami alapvetően abból fakad, hogy az üzleti modelljük, a bevételeik és kiadásaik nem hasonlítanak egy szokványos vállalatéra, nem is ugyanazok a hatások érik őket. A bankok

legfőbb bevételi forrása a hitelek után kapott kamatok, a kamatlábakat pedig a Jegybank (Federal Reserve) által meghatározott alapkamathoz (FED Fund Rate) igazítják. Érdekes lenne tehát megvizsgálni, hogy vajon az alapkamat kimutatható hatást gyakorol-e a banki részvények árfolyamára. A *FinTech* változónk mintájára képezhetünk egy bankspecifikus *Rate* változót, amely az alapkamat (relatív változása) és a banki hozamok közötti 5-éves korreláció értékével egyenlő.



9. ábra: A jegybanki alapkamat alakulása az USA-ban 2004 és 2019 között, havonta. [Forrás: FREDFUNDS, letöltés ideje 2021.01.11]

A 9. ábrán látható az alapkamat időbeli alakulása. Ránézésre nem mozog együtt a *FinTech* cégek iránt tanúsított érdeklődéssel, így tehát lenne esély arra, hogy a banki részvények esetleg kimutathatóan reagálnak az alapkamat változására. Az eredmény azonban ez esetben is változatlan: inszignifikáns az alapkamat (relatív változásának) hatása a banki árfolyamokra, a p -érték 90,9% (61,0%). Megállapíthatjuk tehát, hogy az alapkamat alakulása sem gyakorol kimutatható hatást a banki részvényárfolyamokra.

8. Eredmények összevetése a szakirodalommal

Ebben a részben azt vizsgáljuk, hogy az általunk kapott eredmények mennyire esnek egybe a szakirodalom hasonló kutatásaival. Három típusú kutatás eredményeivel vetjük össze a sajátjainkat. Egyrészt üzleti szemléletű elemzésekkel, melyek számszerű adatok használata nélkül, esettanulmányokra alapozva alkotják meg elméleteiket a FinTech cégek és a bankok versenye kapcsán. Másrészt olyan írásokat is vizsgálunk, melyek hozzánk hasonlóan a FinTechek hatását a bankokra kvantitatív eszközökkel igyekeztek megjósolni. Harmadszor pedig olyan kutatásokat is megnézünk, amelyek specifikusan a bankpiaccal, a banki kockázati faktorkkal, a banki részvények árfolyamalakulásával foglalkoznak.

Először nézzük az üzleti írásokat! Thakor (2020), valamint Navaretti és társai (2018) hasonló álláspontot képviselnek. Véleményük szerint a FinTechek komoly versenyhelyzetet teremtenek mind a pénzforgalom, mind a hitelezés terén, az ár- és technológiai versenyben meglévő előnyük azonban nem behozhatatlan. Ahelyett, hogy elrettentenék a bankokat, gyors fejlődésre ösztönzik őket. A bankipar mindig is relatíve korán beintegrálta a működési modelljébe a technológiai újdonságokat – most csupán annyi történik, hogy az új versenytársak miatt kénytelenek még gyorsabban fejleszteni. A bankpiac erőteljesen szabályozott, különösen a 2008-as válság óta; ezzel szemben a FinTechek alulszabályozottak. Ha a FinTechekre vonatkozó szabályozások, törvények is szigorodnak, akkor kénytelenek lesznek az ügyfelek adatainak és betéteinek védelmére nagyobb összegeket áldozni, ezzel párhuzamosan pedig árat emelni. A szabályozásból származó versenyelőny megszűnése jelentősen megtöri majd a FinTechek dinamikus fejlődési pályáját.

Az üzleti írások másik csoportja a fogyasztóelméletre hivatkozva úgy véli, a FinTechek azonos szolgáltatást nyújtanak, mint a bankok, csak magasabb minőségben, így elkerülhetetlenül ki fogják szorítani a pénzpiac inkumbens szereplőit. Ferrari (2016) szerint a FinTechekben rejlő diszruptív technológia olyan erőteljesen forgatja majd fel a bankpiacot, hogy idővel átveszi az irányítást. Christensen (1997), a diszruptív technológia fogalmának megalkotója úgy véli, ezek a technológiai újítások akár jól működő nagyvállalatokat is képesek megdönteni, ha elég erőteljes az újdonságtartalmuk.

Az üzleti kutatások tehát nem képviselnek egységes álláspontot a kérdést illetően. Ha kvantitatív kutatásokat keresünk, akkor azzal kell szembesülünk, hogy rendkívül kevés írás elemzi numerikusan a FinTech cégek bankokra gyakorolt hatását. Csupán két olyan kutatást

találtunk, amelyek a FinTech cégek térnyerésének banki árfolyamokra gyakorolt hatását elemzik. Mindkettő arra a következtetésre jut, hogy a hatás nem szignifikáns.

Li és társai (2017) az Egyesült Államok 47 kereskedelmi bankját vizsgálják 2010 és 2016 között, havi adatokon. Arra a kérdésre keresik a választ, hogy vajon a FinTech cégekbe történő kockázati tőkebefektetések száma és volumene befolyásolja-e a kereskedelmi banki részvényárfolyamokat. A Fama és French által alkotott három- (1992) és ötfaktoros modellekbe (2015) igyekeznek beilleszteni a kockázati tőkebefektetések számának és nagyságának standardizált értékeiből képzett új *FinTech* változót. Fontos megemlítenünk, hogy a befektetési adatok meglehetősen volatilisak: mind a befektetések nagysága, mind gyakorisága rendszertelen, így a szerzők simítják, standardizálják az adatokat a könnyebb használhatóság érdekében. Arra a megállapításra jutnak, hogy a FinTech befektetések tendenciája pozitívan, de nem szignifikánsan befolyásolja a banki részvények árfolyamát. Ezt azzal magyarázzák, hogy a FinTech vállalatokon keresztül lebonyolított pénzügyi tranzakciók száma ugyan dinamikusan nő, volumene továbbra is eltörpül a banki tranzakciós számok mellett.

Asmarani és Chandra (2020) Indonéziában folytatnak hasonló vizsgálatot: 8 Indonéz tőzsdén jegyzett kereskedelmi bank részvényeit vizsgálják 2016 és 2018 között. A szerzők Li és társaihoz (2017) hasonlóan a kockázati tőkebefektetések számának és volumenének standardizált értékeiből, valamint ezek megváltozásából képeznek négy alternatív *FinTech* változót. Minden esetben arra jutnak, hogy a FinTech változó együttthatója inszignifikáns. Egy esetben pozitív, három esetben negatív együttthatót kapnak: mindegyik 0-hoz közeli, legfeljebb 10^{-3} nagyságrendű. Li és társai (2017) kutatására hivatkozva Asmara és Chandra is a tranzakciós számok nagyságrendi különbségével magyarázza, hogy az eredmények nem szignifikánsak: mind a tranzakciós volumen, mind a folyósított hitelek volumene közt 4 nagyságrend eltérés látható.

Kutatásunkban azt láttuk (1. táblázat), hogy a banki részvényekre nem csupán a saját FinTech változónk nem hat szignifikánsan, a Fama-French háromfaktoros modell (1992) többi változója sem. Ezzel nagyjából összhangban van Schuermann és Stiroh (2006) kutatása, mely szerint a banki hozamokat csupán a piaci faktor jelzi előre szignifikánsan, a többi faktor magyarázóereje nem jelentős. Ez a hatás is inkább a nagybankoknál figyelhető meg, a kisebbekre nem jellemző. A mi esetünkben a piaci változó (BETA) együttthatója nem volt szignifikáns, ez azonban adódhatott a különböző módszertanok alkalmazásából. A szerzők továbbá azt is megállapítják, hogy a referencia kamatlábtól függő változók a várakozásokkal ellentétben elhanyagolható hatást gyakoroltak a banki hozamokra – ez összhangban van a mi eredményeinkkel is.

Emellett azt is kiemelik, hogy bármilyen piaci modellt is használtak, a hibatagok közti korreláció erős volt – emiatt juthattunk enyhén más eredményre a Fama-Machbet (1973) regressziók során, mint az első esetben: ugyanis a Fama-Machbet regressziók eredményét nagy mértékben torzítja a hibatagok közti autokorreláció.

Ezzel egybeesnek Viale és társai (2009) által kapott eredmények. Eszerint a banki árformákat a Fama-French (1992) háromfaktoros modell paraméterei közül csupán a piaci faktor szignifikáns (de az is csupán 5%-on), a SMB és HML faktorok nem rendelkeznek kimutatható magyarázóerővel.

Érdekes, hogy a mi kutatásunkban a piaci faktor együttthatója sem szignifikáns. Ennek az lehet az oka, hogy míg a fentiekben említett két kutatás az Egyesült Államok egészén vizsgálódik, mi csupán a New York-i tőzsdén, továbbá mindkét kutatás kihagyja az elemzésből a 2008-as válság időszakát. Viale és társai (2009) ráadásul nem 10-15 éven vizsgálódnak, mint mi, hanem 50-60 éven.

Összességében azt látjuk tehát, hogy eredményeink egybevágóak a szakirodalomban foglaltakkal. Sem az üzleti, sem a kvantitatív elemzések nem jutnak egyértelmű konklúzióra, ahogy mi sem. Nincs „lejátszva” még a verseny a bankok és FinTechek között, még csak most kezdődik igazán. Azt is láttuk továbbá, hogy a banki hozamokra lényegében csak a piac gyakorol hatást, minden más faktorra érzéketlenek – ez is alátámasztja, hogy nem mutatható ki szignifikáns reakció a FinTechek támasztotta versenyhelyezetre.

9. Összefoglalás

Ebben a kutatásban azt vizsgáltuk, hogy hogyan hat a FinTech cégek térnyerése a New York-i tőzsdén jegyzett banki részvények hozamaira. Nem volt (és nem is lett) egyértelmű, hogy a hatás pozitív vagy negatív, vagyis, hogy ösztönzőleg vagy hátrányosan hat a FinTech cégek teremtette versenyhelyzet a bankokra.

Az üzleti kutatásokat olvasva is arra következtettünk, hogy a hatás nem lesz egyértelmű. Ugyan fennáll a veszélye, hogy a FinTechek mint diszruptív technológiák felborítják a pénzpiac természetes rendjét és kiszorítják az inkumbens szereplőket, ezt az eshetőséget kevés kutatás tartotta valószínűnek. Sokkal inkább az az irány dominált, hogy a FinTechek éppen egy egészséges versenyhelyzetet teremtenek, amely serkentőleg hat a bankokra. A bankok mindig gyorsan adaptálódtak az új technológiai elvárásokhoz, hamar beépítették az üzleti modelljükbe a legújabb fejlesztéseket – most csupán annyi a különbség, hogy „erőltetett menetben” kell mindent megtenniük. Azt jósolták még, hogy ha a FinTechek már nem „alulszabályozottak”, akkor egy sokkal kiegyenlítettebb verseny várható.

Azt sem dönthetjük el egyértelműen, hogy helyettesítő vagy kiegészítő szolgáltatást kínálnak a FinTech cégek. Pénzforgalmi ügyletek (fizetés, átutalás, pénzváltás) terén alapvetően meglévő szolgáltatásokra kínálnak gyorsabb, egyszerűbb, olcsóbb alternatívát. Ez negatívan hathatna a bankokra, de a tranzakciós számok közti több nagyságrendi különbség miatt még nem érzékelhető. Hitelezés terén kiegészítő szolgáltatást nyújtanak a FinTech cégek: a közösségi finanszírozás (crowdfunding) és személyközi hitelnyújtás (Peer-To-Peer lending) révén olyan személyeket és vállalatokat is hitelhez juttatnak, akiket a bankok túl kockázatosnak ítélnék meg.

Azt mindenesetre kijelenthetjük, hogy azokra a bankokra, melyek felveszik az új belépők által diktált magasabb tempót, nagyfokú modernizációba és digitalizációba kezdenek, saját FinTech céget alapítanak vagy felvásárolnak egy már meglévőt, minden bizonnyal pozitívan hat a FinTech cégek folyamatos térnyerése.

Azt láttuk tehát, hogy a FinTechek által kiváltott hatás elméleti szinten sem egyértelmű nagyságú és irányú, mégis egy kimutatható pozitív hatást vártunk. Az első hipotézisünk ezek alapján az volt, hogy a FinTechek térnyerése szignifikáns hatást gyakorol a banki árfolyamokra, a második pedig az, hogy ez a hatás pozitív.

Hipotéziseink igazolására számadatokhoz, piaci modellekhez és kvantitatív elemzési módszerekhez folyamodtunk. Letöltöttük 2004 és 2019 között minden New York-i tőzsdén jegyzett bank (245 db) részvényeinek adatait és megkezdtük az elemzést.

Első körben meg kellett határoznunk, hogy hogyan szeretnénk mérni a FinTech cégek térnyerését. A választás az USA-ban a *fintech* szóra történő Google-keresések számára esett, ugyanis ez jól leképezi a fogyasztói érdeklődést, valamint más potenciális indikátorok – úgy, mint kockázati tőkebefektetési adatok, tranzakciós számok, ügyfélszámok, FinTech részvény-adatok – nem álltak rendelkezésre. Ahhoz, hogy minden bankra egyedi változót képezhessünk ezekből a megfigyelésekből, össze kellett vetnünk egy bankspecifikus adattal, a havi hozammal. Képeztünk tehát egy *FinTech* változót úgy, hogy vettük a havi keresések számának relatív változása és a havi banki hozamok közti kovarianciát az adott időszakot megelőző 5, adathiány esetén minimum 1 évben.

Azt vizsgáltuk meg, hogy vajon a CAPM modell (Sharpe, 1964, Lintner, 1965) egyik továbbfejlesztése, a Fama-French háromfaktoros modell (1992) vajon kibővíthető-e a *FinTech* változónkkal. Első lépésben egyváltozós sorbarendezeit (univariate sort) végeztünk a négy változónk szerint: FinTech cégekkel való együttmozgás mértéke, piaci kapitalizáció, piaccal való együttmozgás mértéke, valamint a könyv szerinti érték és piaci érték hányadosa. Ezen értékek szerint decilis portfóliókat képeztünk és megvizsgáltuk, hogy a tizedik és az első decilisbe eső részvények átlagos hozama közti különbség szignifikáns-e. Arra jutottunk, hogy az első három különbség együtthatója pozitív (tehát a FinTech cégekkel való együttmozgásé is), a negyedik negatív, azonban egyik különbség sem szignifikáns.

Az egyváltozós sorbarendezeit alapján a konklúzióink az volt, hogy az inszignifikancia lehetséges oka a bankpiac rendkívül sajátos működésében (érzéketlenség a külső faktorokra), valamint a nem diverzifikált portfólióban keresendő. Továbbá megállapítottuk, hogy a FinTech cégek térnyerésének banki árfolyamokra gyakorolt pozitív hatása valószínűleg annak köszönhető, hogy a FinTech cégek ösztönzőleg hatnak a bankokra, kikényszerítik az innovációt és a költséghatékony megoldásokat.

Ez után megközelítést váltottunk és portfóliószintű elemzés helyett részvény szintű elemzést végeztünk, Fama-Machbet (1973) regressziókat futtattunk más-más változóra kontrollálva. Abból a szempontból hasonló eredményre jutottunk, mint az egyváltozós sorbarendezeit esetében, hogy egyik változó sem gyakorol szignifikáns hatást a banki hozamokra, ellenben most a *FinTech* változó együtthatója negatív volt. Mivel a Li és társai (2017) által készített

kutatásban is (ahol a FinTech cégek térnyerését kockázati tőkebefektetési adatokkal jellemezték) pozitívan hatott a *FinTech* változó a banki árfolyamokra, valamint az eredmény itt sem volt szignifikáns, így a Fama-Machbet (1973) háromfaktoros modell alapján kapott negatív együtthatót a modell (multikollinearitásból adódó) hibájának tudtuk be.

Végül alternatív modelleket kerestünk, amelyek esetleg szignifikánsan előrejelzik a banki hozamokat. Először megnéztük az eredeti egyváltozós sorbarendezeit a *fintech* szóra történő keresések számának relatív változása mellett más időtávokra, majd relatív változások helyett abszolút, logaritmikus és szezonálisan kiigazított változásokra is. Az eredmény minden esetben pozitív, de nem szignifikáns hatást mutatott. Ezek után megnéztük havi változások helyett éves időtávon, ugyanazt az eredményt kaptuk. Végül azt is megvizsgáltuk, hogy vajon a jegybanki alapkamat szignifikánsan hat-e a banki árfolyamokra, révén, hogy a bankok fő bevételi forrása a folyósított hitelek után szedett kamat. Itt sem kaptunk szignifikáns eredményt.

Azt láttuk tehát, hogy banki részvényekre (nem kimutatható mértékben ugyan, de) pozitívan hat a FinTech cégek terjeszkedése. Ez alapján azt a következtetést vonjuk le, hogy a bankok és a FinTech cégek közti verseny még nem dőlt el, épp csak most kezdődik! Azt jósoljuk továbbá, hogy a bankoknak sikerül felvenni a versenyt a FinTech cégekkel, ösztönzőleg hat rájuk az intenzívebb versenyhelyzet.

Úgy véljük, ezt a kutatást érdemes lenne néhány évvel később újra elvégezni, amikor már erősödik a verseny a pénzpiacon. Remélhetőleg, addigra több FinTech cég lesz fellelhető a tőzsdéken – ez bizonyára így lesz, hiszen csak 2021-ben több IPO is várható, köztük olyan ismert cégeké is, mint a Robinhood vagy az Ant Group. Érdekes lehet továbbá havi adatokon banki és FinTech tranzakciós számokat és volumeneket összevetni. Az is izgalmas kutatás lehet, hogy vajon az Unióban mennyiben más a helyzet: itt szigorúbb a szabályozás, a FinTech cégek pedig nem olyan fejlettek, mint tengeren túli társaik (ráadásul Európa legnagyobb FinTech cége, a Wirecard éppen 2020 nyarán jelentett csődöt egy hatalmas könyvelési botrány kirobbanása után). Az ázsiai piac vizsgálata talán még nagyobb potenciált rejt: ott sikerült a leginkább berobbanniuk a FinTech cégeknek, valamint ott Európával és Amerikával ellentétben inkább a hitelezési szolgáltatások dominálnak. A kérdés tehát nyitott, sok irányból megközelíthető, sok kontinensen vizsgálható. Izgatottan várjuk a későbbi eredményeket!

Irodalom

1. Asmarani, S. C., & Wijaya, C. (2020). Effects of Fintech on Stock Return: Evidence from Retail Banks Listed in Indonesia Stock Exchange. *The Journal of Asian Finance, Economics, and Business*, 7(7), 95-104.
2. Baker, M., Bradley, B., Wurgler, J. (2011). Benchmarks as limits to arbitrage: Understanding the low-volatility anomaly. *Financial Analysts Journal*, 67(1), 40-54. <https://doi.org/10.2469/faj.v67.n1.4>
3. Cannon, S., Summers, L. (2014, 10.13.). How Uber and the Sharing Economy Can Win Over Regulators. *Harvard Business Review*.
4. Christensen, C. (1997). The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail. *Harvard Business Review Press*, Boston.
5. CNN Money Report (2002.02.14.). PayPal IPO: Best First Day – letöltés ideje 2021. 01. 12.
6. Deloitte Centre for Financial Services (2017). Fintech by the numbers – Incumbents, startups, investors adapt to maturing ecosystem.
7. Európai Parlament és Tanács. (2015). EU 2015/2366 Irányelve
8. Fama, E F., French, K R. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *Journal of Finance*, 47(2), 427-465. <https://doi.org/10.2307/2329112>
9. Fama, E F., Macbeth, J D. (1973). Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *Journal of Political Economy*, 607-636. <https://doi.org/10.1086/260061>
10. Fama, E. F., & French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of financial economics*, 116(1), 1-22.
11. Financial Stability Board. (2017). Financial Stability Implications from FinTech.
12. Goldstein, I., Jiang, W., Karolyi, G A. (2019). To FinTech and Beyond. *The Review of Financial Studies* / v 32 n 5 2019.
13. Gomber, P., Koch, J., Siering, M. (2017). Digital Finance and FinTech: current research and future research directions. *Journal of Business Economics* 87, 537–580.
14. Google Trend. „fintech” szóra történő keresések relatív mennyiségének alakulása 2004 januárja és 2019 decembere között az USA-ban. <https://trends.google.com/trends/explore?date=2004-01-01%202019-12-31&geo=US&q=fintech>– letöltés ideje: 2020.11.05.
15. Kenneth French weboldala. Fama/French 3 Factors. https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html – letöltés ideje: 2020.11.05.
16. KPMG. (2016). Pulse of FinTech.

17. KPMG. (2019). Pulse of FinTech.
18. Li, Y., Spigt, R., Swinkels, L. (2017). The impact of FinTech start-ups on incumbent retail banks' share prices, *Financial Innovation* 3, Article number: 26.
19. Lintner, J. (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37.
<https://doi.org/10.2307/1924119>
20. Magyar Nemzeti Bank. (2017). Innováció és stabilitás – Fintech körkép Magyarországon; Konzultációs dokumentum; kiadva: Budapest, Magyar Nemzeti Bank.
21. Mérő B., Nagy O., Neszveda G. (2019). Új faktorok tesztelése az empirikus eszközárzásban. *Sigma*, L. (2019) 4., 263-280.
22. Navaretti, G. B., Calzolari, G., Mansilla-Fernandez, J. M., & Pozzolo, A. F. (2018). Fintech and Banking. Friends or Foes?. *Friends or Foes*.
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3099337>
23. Newey, W., West, K D. (1987). A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroscedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix, *Econometrica* 55(3), 703-708.
<https://doi.org/10.2307/1913610>
24. Office of the Comptroller of the Currency. (2016). Exploring Special Purpose National Bank Charters for Fintech Companies. FRED: Effective Federal Funds Rate.
<https://fred.stlouisfed.org/series/FEDFUNDS> - letöltés ideje: 2021.01.11.
25. Roll, R. (1977). A Critique of the Asset Pricing Theory's Tests' Part I: On Past and Potential Testability of the Theory. *Journal of Financial Economics*, 4(2), 129-176.
[https://doi.org/10.1016/0304-405x\(77\)90009-5](https://doi.org/10.1016/0304-405x(77)90009-5)
26. Schuermann, T., & Stiroh, K. J. (2006). *Visible and hidden risk factors for banks* (No. 252). Staff Report.
27. Sharpe, W F. (1964): Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *Journal of Finance*.
28. Statista (2019): FinTech - Countries with the highest Alternative Lending transaction value worldwide* in 2019
29. Thakor, A. V. (2020). Fintech and banking: What do we know?. *Journal of Financial Intermediation*, 41, 100833. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2019.100833>
30. Thomson Reuters Eikon Datastream. Részvényadatok – letöltés ideje: 2020.11.05.
31. Viale, A. M., Kolari, J. W., & Fraser, D. R. (2009). Common risk factors in bank stocks. *Journal of Banking & Finance*, 33(3), 464-472.