

OTDK-dolgozat

2025

**NEUMANN JÁNOS EGYETEM
MNB INTÉZET: FENNTARTHATÓ PÉNZÜGYEK KÖZPONT
NEMZETKÖZI GAZDASÁG ÉS GAZDÁLKODÁS MESTERSZAK**



MNB INTÉZET
FENNTARTHATÓ PÉNZÜGYEK KÖZPONT



Neumann János Egyetem
Gazdaságtudományi
Kar

**AZ SVB BANKCSŐD AMERIKAI PÉNZÜGYI
VÁLLALATOK HOZAMÁRA GYAKOROLT
HATÁSA**

**THE IMPACT OF THE SVB BANK FAILURE ON
THE YIELDS OF AMERICAN FINANCIAL
COMPANIES**

Lanczová Nikoleta

Konzulens: Nagy Olivér

Kézirat lezárásának dátuma: 2024. 04. 14.

Tartalomjegyzék

Bevezetés és motiváció	1
Silicon Valley Bank csődjének körülményei	2
Módszertan és eredmények	2
Szakirodalmi áttekintés	4
Adatok	8
Módszertan	14
1. Eseményelemzés	14
2. Keresztmetszeti elemzés	18
3. Robusztussági vizsgálat	19
Eseményelemzés eredményei	21
Keresztmetszeti elemzés eredményei	24
Összefoglalás	29
Irodalomjegyzék	31

Táblajegyzék

1. Táblázat: Keresztmetszeti elemzéshez használt magyarázóváltozók számítása	10
2. Táblázat: Leíró statisztika a keresztmetszeti elemzéshez használt magyarázóváltozókról..	12
3. Táblázat: Leíró statisztika csak bankokon végzett keresztmetszeti elemzéshez használt magyarázóváltozókról	13
4. Táblázat: Aggregált abnormális loghozamok százalékos formában a megfelelő esemény időszakai napokra	21
5. Táblázat: GSI-B abnormális loghozamai a megfelelő esemény időszakai napokra	22
6. Táblázat: Kumulatív aggregált abnormális loghozamok a megfelelő esemény időszakai napokra	23
7. Táblázat: Keresztmetszeti elemzés eredményei	24
8. Táblázat: Legkisebb AIC értékkel rendelkező regressziós modell paraméterei	25
9. Táblázat: Robusztussági vizsgálat eredményei	27

Bevezetés és motiváció

Egy stabil és hatékony bankrendszer a jól működő gazdaság fontos támpillére. A hitelezés segít megvalósítani a beruházásokat és a fogyasztást, amely a GDP növekedéséhez jelentősen hozzájárul. A döntéshozóknak törekedniük kell arra, hogy a pénzintézeteket a gazdasági ciklus egésze során prudens működésre ösztönözzék. A bankok kockázatvállaló magatartásának alkalmazkodnia kell a gazdasági helyzethez és a pénzintézeteknek elegendő likviditással kell rendelkezniük ahhoz, hogy egy váratlan stresszes időszakot minimális veszteséggel vészeljenek át. A Silicon Valley Bank esete példa arra, hogy ezt szigorúbb szabályozásokkal kell ösztönözni.

A globalizációnak köszönhetően az országok, a pénzügyi rendszer, a piacok és a vállalatok is egyre szorosabban összekapcsolódnak. 2022 közepén a termékekkel való nemzetközi kereskedelem a pandémia előtti időszakot már 10 %-kal haladta meg, emellett a munkaerő vándorlása is felgyorsult. (Altman és Bastian, 2022) A globalizáció egyrészt dinamikus fejlődési lehetőséget biztosít, másrészt könnyebben terjednek, felerősödhetnek és nagyobb problémákat okozhatnak az esetleges sokkok, zavarok. Jó példa a 2008-as gazdasági világválság, amely az Egyesült Államokban történő felelőtlen jelzáloghitelezésből indult ki, de szinte az egész világot recesszióba döntötte. (Rodini, 2022) Silicon Valley Bank esetében a közvélemény tartott attól, hogy a bank csődje az egész pénzügyi rendszert megfertőzi, és megismétlődnek a 15 évvel ezelőtti események.

A kutatásom következtetései több szempontból is fontosak lehetnek. A felügyeleti döntéshozók az SVB példájából tanulva egy hasonló helyzetben akár előbb, a bankrohamot megakadályozva is közbe tudnak lépni. Az abnormális hozamok visszatükrözik a csődesemény fertőzői hatásait, amely támpontot nyújthat a bankokat érintő szabályozás módosítása során. Képesek lehetnek a többi pénzügyi vállalatra való negatív hatások áttérjedésének minimalizálására. Amennyiben látják, hogy a befektetői hangulat hasonlít az SVB csődjét megelőző állapotra, akkor minél hamarabb helyre kell állítaniuk a bankrendszer stabilitását és a befektetők nyugalma. Az eredményeim továbbá rávilágítanak a privát információk fontosságára, a hatékony piacok elméletének sérülésére. A hatékony piacok elmélete szerint a pillanatnyi részvényárak tartalmazzák adott pillanatig elérhető összes információt. (Brealey és szerzőtársai, 2023)

Silicon Valley Bank csődjének körülményei

A Silicon Valley Banket 1983-ban alapították, főként kockázati tőkével támogatott, nagy növekedési potenciállal rendelkező, innovatív start-upok finanszírozásával foglalkozott. (Yadav et al., 2023) 2022 végén az SVB mérlegében az eszközök értéke 209 milliárd dollárt is elérte, így a bank az Amerikai Egyesült Államok 16. legnagyobb pénzintézetének számított. (Federal Reserve, 2022) Silicon Valley Bank csődje esetében szintén felmerült a félelem, hogy megismétlődik a 2008-as világválság, ugyanis az USA-ban a Washington Mutual fizetéseképtelenné válása után ez volt a legnagyobb, pénzügyi intézményt érintő összeomlás. (Murray, 2023)

Az elemzés előtt érdemes áttekinteni az SVB csődjének idővonalát. Az eredmények értelmezéséhez szintén szükséges tudni, hogy mikor mi történt, milyen információk birtokában voltak a befektetők az esemény időszakban. Március 8-án bekövetkezett a Silvergate Bank összeomlása a gyors növekedéshez nem igazodó kockázatkezelés következtében. Aznap az SVB bejelentette, hogy körülbelül 1,75 milliárd dollárra lenne szüksége a veszteségek által keletkezett hiányok pótlására. Március 9-én a betétesek megrohamozták a Silicon Valley Banket, tíz óra leforgása alatt 42 milliárd dollárt szerettek volna kivonni a pénzintézetből, amely ezt nem tudta teljesíteni. Ugyanezen a napon az SVB részvénye 60 %-ot zuhant a tőzsdén. Március 10-én az SVB kénytelen volt csődöt jelenteni. Március 12-én a Signature Bank szintén csődbe ment nem megfelelő kockázatkezelés és vezetés miatt. Egyidejűleg a Pénzügyminisztérium, az FDIC és a Fed közös nyilatkozatot adott ki arról, hogy az SVB nem biztosított betétesei is teljeskörű kártérítést élveznek. Március 13-án Joe Biden, az USA elnöke megerősítette a nyilatkozat tartalmát, illetve a bankrendszer stabilitásáról biztosította a befektetőket. Március 14-én az Értékpapír- és Tőzsdefelügyelet az Igazságügyi Minisztériummal együtt vizsgálatot indított az SVB ügyében. Március 15-én a svájci Credit Suisse összeomlását jegyezték be, miután sorozatos botrányok sújtották. A bank részvényeinek árfolyama 24 %-kal esett a tőzsdén. (Giang és Dang, 2023)

Módszertan és eredmények

Tanulmányomban a Silicon Valley Bank csődjének hatását vizsgáltam az amerikai banki és pénzügyi szolgáltatók részvényeinek hozamára. Aharon és szerzőtársai (2023) érdekes módon Észak-Amerikában nem találtak szignifikáns abnormális hozamot, így én más paraméterekkel és más piaci portfólióval dolgoztam, hogy az intuíciókkal ellentétes eredményt igazoljam vagy cáfoljam. Az eredmények segítenek felmérni a pénzügyi vállalatok közötti összekapcsolódás mértékét, egymáshoz való viszonyukat. Eseményelemzést végeztem, ahol

piaci modell segítségével számoltam ki az abnormális hozamokat. Az ilyen típusú problémákra az eseményelemzés a bevett és elfogadott módszertan, ezért én is ezt alkalmaztam. Ahogy a szakirodalmi áttekintésben is látható, szinte minden említett szerző eseményelemzést végzett a bankcsőd hatásának vizsgálata érdekében, viszont a paraméterek megválasztásában eltérnek egymástól. Előzetes várakozásaim szerint a megfigyelési körbe tartozó bankok és nem-bankok részvényeinek abnormális hozama nullától különböző. A nullhipotézisemben egyenlőséget fogalmazok meg, azaz a vizsgált pénzügyi vállalatok részvényeinek abnormális hozama nullának tekinthető. Ez azt jelenti, hogy az SVB csődje nem volt hatással a többi amerikai pénzügyi vállalatra, a kereskedők nem gondolták, hogy emiatt kevésbé biztonságos befektetés lenne a pénzügyi szektor. A keresztmetszeti elemzést lineáris regresszió segítségével végeztem el, illetve LASSO modellel végeztem változószelekciót. Az eredmények szignifikanciájáról 5%-os szignifikancia küszöb mellett döntök. Amennyiben a p-értékem 5 % vagy ennél kisebb érték, elvetem a nullhipotézist, mert a tévedésem valószínűsége kisebb annál, amelyet én tolerálok.

Eredményül negatív, szignifikáns kumulatív aggregált abnormális hozamokat kaptam rendre a $[-10,10]$, $[-5,5]$, $[-3,3]$, $[-1,1]$ intervallumokon, ahol az esemény napját, 2023. március 10-ét jelöltem ki $t=0$ időpontnak és ehhez képest néztem az esemény időszak kezdő- és végpontját. Az aggregált abnormális hozamok az esemény napján, azt megelőző és azt követő kereskedési napokon szignifikánsak és negatívak voltak. Az esemény időszak kezdetén ($t-10$) láthatunk a piactól szignifikáns negatív reakciót, az esemény időszak végén ($t+10$) viszont szignifikáns, de pozitív az aggregált abnormális hozam. A keresztmetszeti elemzés alapján a Silicon Valley Bank csődjének a hatása a bankszektorra érintette főként a pénzügyi vállalatok közül, de a bankok állapotától függetlenül szabadultak a részvényeiktől.

Szakirodalmi áttekintés

Kutatásom során számos cikkre tudtam támaszkodni, mivel nem csak az SVB bukását, de korábbi, világszerte előforduló bankcsődöket is részletesen feldolgoztak. Az elemzések célja legfőképpen a globalizációnak köszönhető szoros országok, vállalatok, pénzügyi intézmények, piacok és szektorok közötti összefonódások következményéinek vizsgálata.

Johnson és Mamun (2011) következtetése alapján a Lehman Brothers csődje bankokra, elsődleges kereskedőkre, brókercégekre, megtakarításokra és hitelekre gyakorolta a legnagyobb hatást. Helwege és Zhang (2016) szerint a Lehman csődje rávilágított arra, hogy az információ gyorsabb terjedésének és szoros, cégek közötti összefonódásoknak köszönhetően egy intézmény bukása széles körű befolyással bír. Több vállalati csődöt elemezve arra jutottak, hogy a nagyobb, összetettebb kitettségű vállalatokat jobban érinti egy partnercég csődje. Az információ terjedéséből fakadó fertőződés erősebb egyazon piacon működő versenytársak esetében. A szigorú diverzifikációs szabályozások alá tartozó bankokra gyengébb hatást gyakorol egy partner csődje.

Az SVB csődjét illetően a legtöbben hasonló következtetésre jutottak – a pénzintézet összeomlásának hatása rövid idejű és korlátozott kiterjedésű volt. Martins (2023) Eikon Refinitivről gyűjtött adatok segítségével az SVB és a svájci Credit Suisse csődjének hatását vizsgálta a 100 legnagyobb piaci értékű, tőzsdén jegyzett európai bankra, az orosz pénzügyi intézeteket mellőzve. Eseményelemzést végzett, ahol a két bankcsőd bejelentésének időpontja $t=0$. A becslési időszakot $t=-140$ és $t=-21$ között, az esemény időszakát $t=-5$ és $t=10$ időszak között határozta meg. Adott részvény adott napon megfigyelhető hozamából kivonta a piaci modell és a Fama-French háromtényezős abnormális hozama alapján kalkulált várható hozamot. A kapott értékekből a kumulatív összegeket számolt $[-1,1]$, $[-5,5]$ és $[-5,10]$ eseményablakokra. Az európai bankok részvényei esetében negatív és statisztikailag szignifikáns abnormális hozamokat talált a két bank csődjének bejelentése körül, amelynek oka lehet a bizonytalanság és információs aszimmetria növekedése, a betétesek és befektetők pánikja, illetve rendszerszintű fertőzés lehetősége. A keresztmetszeti elemzés eredményei alapján az inkább kockázatkerülő, jövedelmezőbb, likvidebb és hatékonyabban működő bankok jobban felkészültek a két bank csődje okozta negatív sokk kezelésére. Az intézményi tulajdonosok csődközeleli helyzetben csökkentik a részesedésüket a bankszektorban.

Yousaf és szerzőtársai (2023a) a bankcsőd hatását vizsgálták regionális részvényindexekre, forex piacra, valutákra, részvényekre, nemesfémekre, energiára, olajra, kriptovalutákra. Eseményelemzést végeztek, ahol az esemény időszakot $[-1,6]$, a becslési

időszakot $[-92, -2]$ kereskedési napokban határozták meg, az együttthatókat pedig piaci modellel becsülték. Az adatokat investing.com-ról gyűjtötték, az esemény napjának ($t=0$) 2023. március 9-ét választották. A kumulatív abnormális hozamok alapján a bankroham jelentős hatással volt a nemzetközi bankszektorra, a GCC tőzsdére is, de az USA, Európa és Ázsia részvénytőzsdéi hosszú távon már nem reagáltak az eseményre. A legtöbb GBP/USD és a JPY/USD árfolyamok pozitív abnormális hozamot mutattak $t+2$ -től kezdődően, amely akár az amerikai dollár esésére vonatkozó spekuláció miatt lehetett vagy az UK és Japán gazdaságára különös módon hatott a bankroham. A fémek egyfajta „safe haven”-ként szolgáltak a befektetők számára a krízis alatt, vagyis biztonságosnak ítélték, ezért oda menekítették át befektetéseiket. A kriptovaluta piacok, bár érzékenyek a globális eseményekre, elhanyagolható mértékű reakciót adtak a bankrohamra.

Yadav és szerzőtársai (2023) Bloomberg napi frekvenciájú adatait felhasználva végeztek eseményelemzést a világ 10 legnagyobb részvényindexére. Esetükben a becslési időszak $t-128$ -tól $t-9$ -ig, az esemény időszak pedig $t-8$ -tól $t+8$ -ig terjed. Az esemény napjának 2023. március 10-ét jelölték ki. Az esemény előtt nagyobb pánikot figyeltek meg, mint az esemény után. Az esemény napján az SZSE 100 kivételével a részvényindexek hozamai szignifikáns, negatív abnormális hozamot mutattak.

Pandey és szerzőtársai (2023) bővített, 53 részvényindex hozamát érintő eseményelemzést végeztek. A várt hozamot piaci modellel becsülték, ahol piaci portfóliónak MSCI All Country World Indexet használták fel. Az adatokat Morgan Stanley Capital International oldaláról gyűjtötték össze. Több időszakot variáltak az abnormális hozamok kiszámításánál – $[-5, 1]$ és $[-3, -1]$ esemény előtti időszakként, $[1, 3]$ és $[1, 5]$ pedig esemény utáni időszakként szerepeltették –, az esemény napjának 2023. március 10-ét választották. A becslési időszak $t-215$ -től $t-6$ -ig terjed. Szignifikáns abnormális hozamokat kaptak eredményül még esemény után 4 nappal is. A fejlett országok piacát sebezhetőbbnek találták, illetve az SVB csődje hosszabb távon gyakorolt hatást az európai tőzsdére a többi régióhoz képest. Keresztmetszeti elemzés megmutatta, hogy a stabil bankszektorral rendelkező országok az esemény után pozitív abnormális hozamot élvezhettek. Az esemény utáni időszakban a globális piacok szignifikánsan nagyobb volatilitással rendelkeztek, mint az esemény előtti időszakban. A volatilitást az adott nap legmagasabb ár logaritmusának és a legalacsonyabb ár logaritmusának különbségeként értelmezték.

Aharon és szerzőtársai (2023) az Investing oldalán található részvényindexeket vizsgálták 34 országban, amelyeket fejlettségi szint és földrajzi elhelyezkedés alapján soroltak kategóriába. Az esemény napja 2023. március 10-e, az esemény időszak $[-6; 6]$, a becslési időszak pedig $[-96, -7]$ időintervallumot jelent. A legtöbb országban szignifikáns, negatív

abnormális hozamot tapasztaltak az esemény napján, illetve az azt követő kereskedési napon. Reputáció fertőzőttségi hatásnak nevezték az eredményeket, az SVB-hez hasonló pénzintézetekben megrendült a bizalom, ám a stabil bankrendszert pozitívan értékelték. A fejlett országokat ennek ellenére jobban érintette a csődesemény a fejlődő országokhoz képest. Érdekesség, hogy Észak-Amerikában nem találtak szignifikáns hatást.

Akhtaruzzaman és szerzőtársai (2023) Refinitiv Datastreamről gyűjtöttek adatokat piacokról, bankokról, pénzügyi vállalatokról és nem pénzügyi cégekről. 2021 januárjától 2023. március 9-éig határozták meg a krízis előtti időszakot, a krízis időszakot pedig 2023. március 10-étől egészen április 6-áig definiálták. Eseményelemzés helyett DCC–GARCH modellt illesztettek az adatokra. Azt találták, hogy az SVB csődje a bankszektorra gyakorolta a legnagyobb hatást. Az amerikai hozamoknak a francia, német, olasz és brit banki hozamokkal vett dinamikus korrelációi szignifikánsan megugrottak a 2023. március 6-án kezdődő héten.

Azmi és szerzőtársai (2023) elemzésükben arra voltak kíváncsiak, hogy a befektetők a bankcsőd okozta krízis következtében milyen eszközökbe menekítették befektetéseiket. Eseményelemzést végeztek, ahol a becslési időszak és az esemény időszak rendre a $[-120, -6]$ és $[-5, 5]$ kereskedési napokat tartalmazó intervallumok, az esemény napja 2023. március 10-e. A várt hozamokat átlagmodellel becsülték. Azt találták, hogy az arany az esemény napján szignifikáns, pozitív abnormális hozamot mutatott, ellenben az USA díszkontkincstárjegyének abnormális hozama szignifikánsan negatív volt. Brent és WTI Crude Oil-nál figyeltek meg az esemény után 3 kereskedési nappal szignifikáns, negatív reakciót, a többi eszköznél nem találtak szignifikáns abnormális hozamot.

Yousaf és Goodell (2023b) S&P Global oldaláról gyűjtötték össze több iparág adatait. Az eseményelemzésnél 2023. március 9-ét választották az esemény napjának, a becslési időszak $t-96$ -tól $t-7$ -ig tartott, az esemény időszak pedig a $[-6, 6]$ kereskedési napokat jelentette. Piaci modellt becsültek, ahol piaci portfólióként az MSCI World EX USA szolgált. A pénzügyi-, építőanyag- és az ingatlanszektorban tapasztaltak az esemény napján szignifikáns, negatív hozamot, a többi nap és szektor esetében nem kaptak szignifikáns eredményt.

Choi és szerzőtársai (2023) keresztmetszeti elemzést végeztek, ahol az eredményváltozóként az S&P 500 indexen felüli kumulatív többlethozam szerepelt. A nem biztosított betétek, a lejáratig tartott értékpapírok nem realizált veszteségei, a bankméret és a készpénzállomány jelentősen befolyásolták az abnormális hozamok alakulását, míg a jobb minőségű eszközök vagy a likvid értékpapírok állománya nem segített a negatív átgyűrűző hatások mérséklésében. Azok a pénzintézetek amelyek 2022-ben alacsonyabb hozamot tapasztaltak a részvényükön a szektor átlagos hozamához képest, az SVB csődjét követően is rosszabbul teljesítettek. Az SVB

bukása után közvetlenül a közepes méretű bankok reagáltak negatívan a hírre, a legnagyobb bankok nem mutattak szignifikáns, abnormális hozamot. Következtetéseik között szerepelt, hogy a részvénybefektetők előre látták a nem biztosított betéti függőséggel kapcsolatos kockázatokat, de nem látták előre a kamatemelésből fakadó potenciális veszteségek realizálódását.

Összefoglalva, a Silicon Valley Bank csődjének elemzéséhez különböző becslési és esemény időszakot választottak, ennek ellenére a várt hozam prediktálásához szükséges intervallum általában nem tolódott ki egy teljes évig, ezért nem biztos, hogy megfelelően ki tudták szűrni az abnormális hozamokból az esetleges bázishatásokat. Én 2022. április 8-ától, azaz 240 kereskedési nappal az esemény előtti időtől kezdve vizsgáloztam. Figyelembe kell venni, hogy a hosszabb becslési időszak potenciális veszélye, hogy valamelyik időpontban a hozamok jellemzői, mint a kockázati megítélés, strukturálisan megváltoztak. Egy év még rövid távnak felel meg, így azt feltételezem, hogy a vizsgált részvényhozamok a megfigyelt időperiódusban tipikusan viselkedtek, a közöttük fennálló kovarianciamátrix nem változott. Az eseménynapnak többségében 2023.03.10-ét választották, Yousaf és Goodell (2023b), illetve Yousaf és szerzőtársai (2023a) ragaszkodtak 2023.10.09-éhez, amikor a rekordmennyiségű betétkivonás játszódott le. Én szintén maradtam március 10-énél, mivel hivatalosan akkor jelentett csődöt a pénzügyintézet, ám 9-e az esemény időszak része marad, így tudunk rá abnormális hozamot számolni. Aharon és szerzőtársai (2023) nem találtak az észak-amerikai régióban szignifikáns abnormális és kumulatív abnormális hozamot. A reakció hiányát a piaci modell becsléséhez használt MSCI World Indexnek tulajdonították. Éppen ezért én a mintában lévő pénzügyi vállalatok súlyozott átlagának loghozamait szerepeltettem magyarázóváltozóként a várt loghozam becsléséhez, illetve az eseményelemzés paraméterein is változtattam az említett szakirodalomhoz képest.

Adatok

Kutatásomhoz a Refinitiv Datastream adatbázisából gyűjtöttem össze amerikai bankok és pénzügyi szolgáltatók részvényeinek adatait. A mintában kizárólag részvények szerepelnek, a befektetési alapokat és egyéb termékeket szűrtem. Minden vizsgált részvény esetén elvárás volt, hogy elsődleges részvény legyen, valamint a „fő” tőzsdei adatait vizsgáljam, kizárva ugyanazon részvény kisebb tőzsdékről származó adatait. A túlélési torzítás csökkentése érdekében minden Active és Dead azonosítóval rendelkező részvény a minta részét képezi. Ezáltal az esemény időszakban csődbe ment pénzügyi vállalatok is szerepelnek az elemzésben, ami azt jelenti, hogy a vizsgált hatásról valósághoz közelebb álló képet kaphatunk. A nem-naturális értékek mértékegységéül U.S. dollárt választottam. A letöltést követően 8225 amerikai pénzügyi vállalat napi frekvenciájú, 2022. 04. 07. és 2023. 03. 24. közötti időszakból származó adatai kerültek a mintámba. Kiemelt figyelmet érdemelnek a G-SI bankok, amelyek a Financial Stability Board (2022) listája alapján a következők: JP Morgan Chase & Company, Bank of America, Wells Fargo & Co, Citigroup, Goldman Sachs, Bank of New York Mellon, Morgan Stanley és State Street.

A hozam számításához a Total Return Index (teljes megtérülési index) mutatóból indultam ki, amely a záróárfolyamot korrigálja olyan pénzmozgásokkal, amelyek az árat igen, de az értéket nem befolyásolják. Például az osztalékfizetés következtében egy részvény ára csökken, ám a befektetők megkapják az osztalékot, ezért a befektetésük összértéke valójában nem változott. Én a részvény értékére voltam kíváncsi, nem az árfolyamára, hiszen így egy osztalékfizetés nem fogja torzítani az eredményeket, az abnormális hozam feltételezhetően a csődesemény hatását fogja tükrözni egyéb más hatásoktól megtisztítva. Napi frekvenciájú adatok esetében elmondható, hogy:

$$\frac{y_t - y_{t-1}}{y_{t-1}}$$

tört értéke abszolút értékben kicsi (0,01 vagy az alatti), ezért a hozam megközelítőleg megegyezik a következővel:

$$R_{it} = \log \left(\frac{TRI_{it}}{TRI_{i,t-1}} \right)$$

ahol az i -edik pénzintézet teljes megtérülési indexének t időpontban és az egy nappal korábban vett értéke szerepel U.S. dollárban.

Elsőként azokat a megfigyelési egységeket töröltem, amelyekhez nem találtam egyetlen számértéket sem. Ez a feltétel 630 pénzügyi vállalatot érintett, amelyek esetében már TRI

értékek sem szerepeltek az adattáblában, csak egy hibaüzenet arról, hogy a kért időszakban nem érhető el adat. Miután kiszűrtem azokat a megfigyelési egységeket, ahol NaN (nem számérték), -Inf (-végtelen), nulla értékek kombinációját vették fel, 6728 pénzügyi vállalat maradt az adattáblában. A Dead, Delist és a Merger azonosítójú pénzügyi vállalatok további szűrést igényeltek. Azokra a banki és nem-banki pénzintézetekre, amelyek 2022 előtt összeolvadtak egy másik megfigyelési egységgel, csődöt jelentettek vagy kivezették őket a tőzsdéről, már nem gyakorolható hatást a Silicon Valley Bank összeomlása, ezért őket kizártam a további elemzésből. Az adatbázisban úgy ismertem fel őket, hogy a vizsgált időszak alatt tapasztalt hozamuk maximuma és minimuma egyaránt 0. Ez azt jelenti, hogy nem vettek fel más értéket a releváns időperióduson, emiatt hatást sem lehet mérni. 5377 ilyen pénzügyi vállalat szerepelt az adatbázisban, így velük sem dolgoztam tovább a tanulmányomban. Ezután megnéztem azt, hogy mely részvényhozamok tartalmaznak továbbra is legalább egy üres értéket, 5 olyan esetet találtam, amely megfelelt a feltételeknek. A Bitcoin Depot Inc. az első 8 kereskedési napon, a Magic Empire Global Limited az első 87 kereskedési napon, a Top Financial Group Limited az első 40 kereskedési napon, az ECB Bancorp az első 81 kereskedési napon, a Hanover Bancorp pedig az első 25 kereskedési napon nem vesz fel értéket, utána viszont tudtam értelmes hozamot számolni mindegyik részvényénél. Yahoo Finance segítségével ellenőriztem a felsorolt pénzügyi vállalatok adatait, amely megerősítette, hogy előtte nem voltak jelen a tőzsdén. Őket bent hagytam a mintában, hiszen elegendő megfigyeléssel rendelkezem róluk az elemzéshez, így 1351 megfigyelési egység maradt. Továbbá megvizsgáltam, hogy a pénzügyi vállalatok részvényeiről legalább az esemény időszak felében, illetve a becslési időszak felében rendelkezem-e adatokkal. Ha túl kevés megfigyelésre szeretnék lineáris regressziót illeszteni, akkor a modell nagyobb eséllyel tanulja meg a zajokat is, így az általánosítás nehézségekbe ütközik. A becslés nagy bizonytalansággal fog rendelkezni abban tartományban, ahol a megfigyelések ritkán vesznek fel értékeket. A mintaméret befolyásolja a statisztikai erőt, amely annak valószínűsége, hogy megtaláljuk a hatást, amennyiben létezik. Minél kisebb a hatás, annál nagyobb elemszámra van szükség a hatás detektálására (Field, 2017) A részvények esetében fennáll annak a veszélye, hogy a modell a szezonális ingadozás helyett az egyszeri, kiugró eseményekre tanul rá, amelyet a szakirodalomi áttekintésben megismert kutatásokhoz képest hosszabb becslési időszak választásával szeretném elkerülni. Ha a becslési időszak több, mint a felében nem található megfigyelés, akkor a kevés adatpont a túltanulás valószínűségét növelheti. Miután kiszűrtem a becslési időszakban kevesebb, mint 120 értékkel rendelkező vagy az esemény időszakban kevesebb, mint 10 értékkel rendelkező megfigyelési egységeket, 632 pénzügyi vállalat maradt.

Az összes pénzügyi vállalatra kiterjedő keresztmetszeti elemzéshez a forgalomban lévő részvények számát, a kiigazítatlan árat, az összes eszközt, az összes adósságot, a működési bevételt használok fel. Havi gyakorisággal találtam meg a változókat, a tanulmányban vizsgált adatok 2022.12.31-én közzétett értékeknek felelnek meg. Az esetek nagy részében Refinitiv Datastream nem szolgáltatott ennél későbbi adatot, így jobbnak láttam egységesen az utolsó periódust választani, ahol az adattisztítás után maradt legtöbb pénzügyi vállalatról szerepelt adat. Kérdéses, hogy a befektetők számára a Silicon Valley Bank csődje idejében elérhető volt-e frissebb adat. Ezt a lehetőséget robusztussági vizsgálattal korrigálom, ahol a 2021. decemberi mérleg adatokat használok fel a magyarázóváltozók számításához. A számítási módjukról az 1. táblázatban értekezek.

1. Táblázat

Keresztmetszeti elemzéshez használt magyarázóváltozók számítása

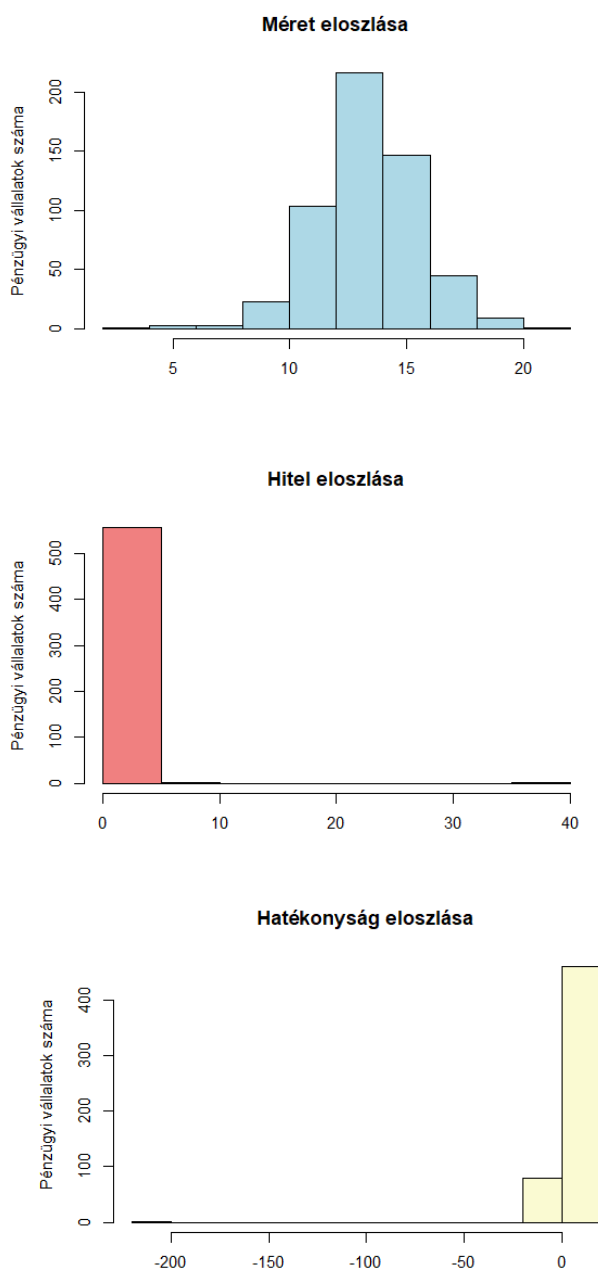
Saját szerkesztés

Változó neve	Számítási mód
Részvények száma	Kibocsátott részvények száma – Saját részvények száma
Kiigazítatlan ár	Záróárfolyam, amely nem volt kiigazítva a bónuszokkal és jogajánlatokkal a meglévő részvényeseknek, hogy kedvezményes áron vásárolhassanak további részvényeket.
Összes eszköz	Más bankoktól származó készpénz és esedékesség + Összes befektetés + Ügyfél átvételi kötelezettsége (ha szerepel az összes eszközben) + Nettó hitelezés + Nem konszolidált leányvállalatokba való befektetés + Ingatlan + Nettó tulajdon, gépek, berendezések és egyéb eszközök.
Összes adósság	Hosszú és rövid lejáratú adósság összege
Működési bevétel	Összes kamatbevétel + Összes nem-kamat bevétel – Összes Kamatkiadás – Összes nem-kamat kiadás – Céltartalék hitelveszteségekre

Megjegyzés: A táblázatban a keresztmetszeti elemzéshez felhasznált változók számítási módja szerepel. Az adatokat a Refinitiv Datastreamről töltöttem le, a 2022. decemberi értékek voltak elérhetőek a minta legnagyobb részére, ezért azokat használtam fel.

A korábban szűrt 632 pénzügyi vállalatra redukáltam a megfigyeléseket, hiszen az eredményváltozó a kumulatív abnormális hozam, ezért korlátozási feltétel, hogy adott pénzintézet esetében ki tudjuk számolni. Martins (2023) alapján kiszámoltam a keresztmetszeti elemzéshez felhasznált változókat, amelyek eloszlását az 1. ábra szemlélteti. Látható, hogy

csupán a méret változó közelíti a normális eloszlást, a többi eloszlás főként egy tartományban csoportosuló értékeket tartalmaznak. A 2. táblázatban pontos értékekkel szerepeltettem a főbb leíró statisztikai mutatókat.



1. ábra. Magyarázóváltozók eloszlása hisztogramon ábrázolva, saját szerkesztés.

Megjegyzés: Az y tengelyen adott rekeszbe tartozó bankok száma szerepel, az x tengelyen pedig mindig a feliratnak megfelelő változó. A Méret változó a Kiigazítatlan ár szorozva a Részvények számával és ennek a természetes alapú logaritmusa, a Hitel változó az Összes adósság elosztva az Összes eszközzel, a Hatékonyság a Működési bevétel elosztva a Működési költségekkel.

Van olyan pénzügyi vállalat a mintában, amelynek nincs hitele, illetve olyan is, amelynek az adóssága 37,11-szerese az összes eszközhöz képest. A hitel változó a normális eloszlásnál csúcsosabb és jobbra elnyúló. Az elemzésben szerepelnek olyan pénzügyi

vállalatok, amelynek a működési bevétele negatív, tehát a hatékonysága is negatív szám. A növekvő sorba rendezett értékek 50 %-a 0,43 alatt helyezkednek el. Martins (2023) tanulmányához képest én egy bank vagy nem bank dummyt is alkalmazok, hiszen az elemzést a pénzügyi szolgáltatókra is kiterjesztettem. 343 bank és 289 nem bank megfigyelési egység szerepel a mintában.

2. Táblázat

Leíró statisztika a keresztmetszeti elemzéshez használt magyarázóváltozókrol

Saját szerkesztés

	Méret	Hitel	Hatékonyság
Minimum	2,97	0	-214,16
Medián	13,26	0,07	0,43
Maximum	20,29	37,11	7,59
Q3 – Q1	2,67	0,12	0,41
Átlag	13,36	0,24	-0,04
Szórás	2,16	1,61	9,26
Ferdeség	-0,29	21,52	-22,91
Csúcsosság	1,87	486,68	526,50

Megjegyzés: A táblázatban a Refinitiv Datastreamről letöltött, 2022. decemberi adatokból számolt változók szerepelnek. A Méret változó a Kiigazítatlan ár szorozva a Részvények számával és ennek a természetes alapú logaritmusával, a Hitel változó az Összes adósság elosztva az Összes eszközzel, a Hatékonyság a Működési bevétel elosztva a Működési költségekkel. Az első oszlopban leíró statisztikai mutatók elnevezései szerepelnek, ahol Q3-Q1 az interkvartilis terjedelmet jelöli, a ferdeséget α_3 , a csúcsosságot pedig α_4 mutatóval számoltam.

A már bankokra szűkített mintában is megnéztem a leíró statisztikai mutatókat a kibővített magyarázóváltozók listájára, az értékeket a 3. táblázatban foglaltam össze. Martins (2023) változóit a következő faktorokkal egészítettem ki: A Momentum 2022. április 8-ától 2023. január 31-éig kumulált loghozamot, a Rövid távú hozam a 2023. február 1-jétől 2023. február 28-áig kumulált loghozamot jelenti. Az Értékeltség az Árfolyam osztva a Könyv szerinti értékkel, a Likviditás a Loghozam abszolút értéke elosztva a Kereskedett értékkel mennyiség szerint. Az Értékeltségnél és a Likviditásnál azonban az egyes részvények érzékenységei szerepelnek ezen mutatókra, amelyet úgy kaptam meg, hogy a loghozamokat regresszáltam a piaci indexre, az értékeltségre és a likviditásra, ebből pedig kiemeltem a megfelelő koefficienseket. A Méret változó a nem-banki pénzügyi vállalatok nélkül jobbra elnyúló eloszlást mutat. A hitel változó jobban koncentrált lett, a szélsőséges értékek tehát nem bankokhoz tartoztak. A hatékonyságra szintén jellemző, hogy egymáshoz közelebb eső értékek maradtak meg, enyhén jobbra elnyúló és a normális eloszlásnál kissé csúcsosabb eloszlást állapíthatunk meg a momentumokból. A profit esetében a medián és az átlag szinte egybeesik,

tehát nincsenek olyan nagy outlierok. Mivel a legtöbb érték egy helyen összpontosul, amelyet az alacsony interkvartilis terjedelem is jelez, az eloszlása a normális eloszlásnál jóval csúcsosabb. A piaci modellt kiegészítve megbecsült likviditási érzékenység a többihez képest nagyságrendekkel nagyobb értéket vett fel. A medián negatív kapcsolatra utal a loghozam és a likviditásra való érzékenység között, de vannak kiugró, pozitív értékek is. Az értékeltség és a rövid távú hozamok esetében ugyanúgy a megfigyelések csoportosulását láthatjuk.

3. Táblázat

Leíró statisztika csak bankokon végzett keresztmetszeti elemzéshez használt magyarázóváltozókról

Saját szerkesztés

	Méret	Hitel	Hatékonyság	Profit	Momentum	Értékeltség	Rövid	Likviditás
Minimum	9,06	0,00	-0,42	0,02	- 0,72	-0,0005	-0,14	-4122055
Medián	13,24	0,06	0,52	0,03	- 0,01	0,0005	0,005	-1131
Maximum	19,81	0,53	1,63	0,13	0,36	0,12	0,22	4236209
Q3 – Q1	2,23	0,07	0,27	0,005	0,21	$1,3 \cdot 10^{-4}$	0,05	19749
Átlag	13,42	0,07	0,53	0,03	- 0,01	$2,9 \cdot 10^{-5}$	0,01	-45421
Szórás	1,69	0,06	0,26	0,01	0,17	0,01	0,04	4676160
Ferdeség	0,66	2,26	0,41	5,77	-0,76	18,26	0,66	-0,19
Csúcsosság	0,78	10,94	2,26	54,93	1,63	333,21	2,43	45,85

Megjegyzés: A táblázatban a Refinitiv Datastreamről letöltött, 2022. decemberi adatokból számolt változók szerepelnek. A Méret változó a Kiigazítatlan ár szorozva a Részvények számával és ennek a természetes alapú logaritmusával, a Hitel változó az Összes adósság elosztva az Összes eszközzel, a Hatékonyság a Működési bevételek elosztva a Működési költségekre, a Profit változó a Nettó Kamatbevétel osztva az Összes eszközzel, a Momentum 2022. április 8-ától 2023. január 31-éig kumulált loghozam, a Rövid a 2023. február 1-jétől 2023. február 28-áig kumulált loghozam. Az Értékeltség az Árfolyam osztva a Könyv szerinti értékkel, a Likviditás a Loghozam abszolút értéke elosztva a Kereskedett értékkel mennyiség szerint. A táblázatban az Értékeltségnél és a Likviditásnál azonban az egyes részvények érzékenységei szerepelnek ezen mutatókra, amelyet úgy kaptam meg, hogy a loghozamokat regresszáltam a piaci indexre, az értékeltségre és a likviditásra, ebből pedig kiemeltem a megfelelő koefficienseket. Az első oszlopban leíró statisztikai mutatók elnevezései szerepelnek, ahol Q3-Q1 az interkvartilis terjedelmet jelöli, a ferdeséget α_3 , a csúcsosságot pedig α_4 mutatóval számoltam.

Módszertan

1. Eseményelemzés

MacKinlay (1997) standard eseményelemzési módszertanát alkalmazom a hipotézisem tesztelése során. Mindenekelőtt ki kell jelölnünk az esemény napját, amely $t=0$ időpontot fogja képviselni, ehhez képest indexelem majd a többi kereskedési napot. Esetemben ez 2023. 03. 10. lesz, amikor az SVB csődöt jelentett. 632 amerikai pénzügyi vállalat részvényéinek loghozamára vizsgálom az esemény hatását, vagyis azt, hogy az ex-post loghozamok szignifikánsan eltértek-e a várt loghozamtól vagy sem. A várt loghozam kiszámításához piaci modellt becsülök:

$$\begin{aligned} R_{it} &= \alpha + \beta_i R_{mt} + \varepsilon_{it} \\ E(\varepsilon_{it}) &= 0 \quad \text{var}(\varepsilon_{it}) = \sigma_{\varepsilon_i}^2 \end{aligned} \quad (1)$$

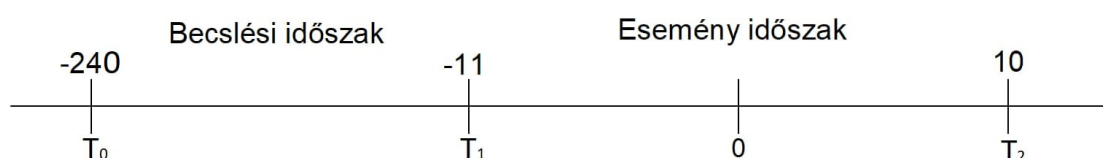
R_{it} az i -edik pénzügyi vállalat várt loghozama t -edik időpontban, az α és a β_i az együtthatók, R_{mt} a piaci portfólió loghozama t -edik időpontban, ε_{it} pedig a hibatag. A piaci portfóliónak egy hipotetikus indexet választottam, amely nem más, mint a mintában szereplő pénzügyi vállalatok loghozamainak súlyozott átlaga. A súlyok az egyes pénzügyi vállalatok piaci kapitalizációja, amely a kiigazítatlan ár szorzata a forgalomban lévő részvények számával. Minden amerikai bank és pénzügyi szolgáltató részvényének loghozamára megbecsülöm az OLS-elvű együtthatókat a becslési időszakban (estimation window). Esetemben ez az esemény napjától számított $[-240; -11]$ kereskedési napokat jelenti, vagyis 2022. 04. 08-ától 2023. 02. 23-áig tartó intervallumban megfigyelt részvényhozamokat veszem figyelembe. Feltételezem, hogy ebben az időtartományban az árfolyam relatíve jól viselkedett, nem voltak a vizsgált eseménnyel összefüggő történések. A piaci modellhez szükséges továbbá a feltevés, hogy az eszközök együttes loghozama normális, egymástól független és időben egyforma. Ha a normalitás feltétele sérül, minden eredmény aszimptotikus lenne. Az esettanulmányoknál azonban elmondható, hogy a tárgyalt tesztstatisztikák gyorsan konvergálnak. (Brown és Warner, 1985)

A piaci modell az átlagmodellhez képest kiszűri a piaci loghozam volatilitását, amely megragadja a minden részvényt érintő rendszerkockázatot. Az átlagmodellben a mintában szereplő pénzügyi vállalatok loghozamainak egyszerű átlagát tekinteném várt loghozamnak, és ezt kellene kivonni az ex-post loghozamból ahhoz, hogy megkapjam az abnormális loghozamokat. A piaci modell jobb becslést biztosít, hiszen így az ex-post loghozamnak a várt loghozamtól való eltérését csak az SVB csődjének tudhatjuk be, amennyiben egyéb, az

amerikai banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók részvényeit érintő esemény nem következett be az esemény időszaknak kijelölt periódusban.

Az esemény időszakának (event window) a $[-10;10]$ kereskedési napokat választottam, amely 2023. 02. 24-étől 2023. 03. 24-éig tart. Február 24-én ugyanis sor került a KPMG ellenőrzésére, amely ekkor már látta a Silicon Valley Banket érintő gondokat, ennek ellenére tiszta ellenőrzési eredményt adott ki. Fontos, hogy a becslési és az esemény időszak ne fedjen át, így feltételezhetjük, hogy a normális loghozamokra nincs hatással az SVB csődje, vagyis a várt hozam ténylegesen az a hozam lesz, amelyet akkor figyelhattünk volna meg a tőzsdén, ha az esemény nem következik be.

A becslés és az esemény periódusa a következőképpen ábrázolható idővonalon:



$L_1 = T_1 - T_0 + 1$ a becslési időszak hossza

$L_2 = T_2 - T_1$ az esemény időszak hossza

A piaci modell segítségével az esemény időszaki várt loghozamokat is megbecsülöm, ennek segítségével ki tudjuk számítani az abnormális loghozamokat:

$$AR_{it} = R_{it} - \alpha_b - \beta_{bi} R_{mt} \quad (2)$$

$$\sigma^2(AR_{it}) = \sigma_{\varepsilon_i}^2 + \frac{1}{L_1} \left[1 + \frac{(R_{mt} - \hat{\mu}_m)^2}{\hat{\sigma}_m^2} \right] \quad (3)$$

AR_{it} az abnormális loghozam, R_{it} a tényleges hozam, az α_b és a β_{bi} a becslt együtthatók, R_{mt} pedig a piaci portfólió, esetemben a mintában szereplő pénzügyi vállalatok loghozamainak súlyozott átlaga. Amennyiben a becslési időszakban a piaci modell segítségével megbecsülöm a várt loghozamokat, ki tudom számítani a minta varianciáját. Igaz nullhipotézist feltételezve az abnormális loghozam varianciája két tagból áll. Az első a piaci modell hibatagjának varianciája, a második tag az α_b és a β_b mintavételi hibájából ered. Az L_1 becslési időszak hosszának növekedésével a második tag a nullához közelít, ahogy a paraméterek mintavételi hibája eltűnik. Tehát az abnormális loghozam szórása az első tag lesz, és az abnormális hozamok idővel függetlenné válnak.

Ezután tesztelni tudom külön-külön minden amerikai pénzügyi vállalat részvényeinek loghozamára, hogy a különbség szignifikánsnak tekinthető-e, vagyis azt, hogy az abnormális loghozam szignifikánsan különbözik-e nullától vagy sem.

H0: Adott napon az abnormális loghozam nulla.

H1: Adott napon az abnormális loghozam nem nulla.

Kétoldali, egymintás T-próbáról van szó, amelyet az esemény időszak minden napjára külön elvégzem.

$$t = \frac{AR_{it}}{\sqrt{\sigma^2(AR_{it})}} \quad (4)$$

AR_{it} az abnormális loghozamot, a nevező pedig a mintából számolt variancia gyökét jelöli. Igaz H0 esetén a próbafüggvény $n-1$ szabadságfokú T-eloszlást követ, ahol n a megfigyelések számát jelenti. A próba előfeltételei között szerepel az alapsokaság normális eloszlása, FAE minta. ADF-tesztel ellenőrizve a loghozamok idősora stacionernek tekinthető, Breusch-Godfrey próbát elvégezve pedig a loghozamok idősorának többsége (544 a 632-ből) autokorrelálatlanak nevezhető 5 %-os szignifikancia szinten. Amennyiben egy idősor stacioner és autokorrelálatlan, fehérzaj-folyamatnak nevezzük, amely már FAE mintával egyenértékű. Azonban 88 pénzügyi vállalatnál az autokorrelálatlanság nem áll fenn, ezért a tanulmány eredményeinek ismertetése során figyelembe kell venni a próba előfeltételeinek részbeni sérülését. Az alapsokaság eloszlását nem tudom közvetlenül tesztelni, de a minta eloszlását már igen, amely segítségével tudunk következtetni az alapsokaság eloszlására. A loghozamok eloszlása normális eloszláshoz közelít, hiszen empirikusan megfigyelhető, hogy az árfolyam lognormális eloszlású.

Egyidejűleg nem csak egy adott napra, de az egész eseményablakra is tudunk T-próbát végezni. A kumulatív abnormális loghozamot, $CAR_i(t_1, t_2)$, tehát két tetszőleges időpontok között kapott abnormális loghozamok összeadásával kaphatjuk meg.

$$CAR_i(t_1, t_2) = \sum_{t=t_1}^{t_2} AR_{it} \quad (5)$$

$$\sigma_i^2(t_1, t_2) = (t_2 - t_1 + 1)\sigma_{\varepsilon_i}^2 \quad (6)$$

A variancia aszimptotikusan megegyezik a 6. egyenlettel, ahogy L_1 nő. Kis L_1 értékek esetében a képletet korrigálni kell a becslési hibával a 3. egyenlet második tagjával és még kisebb értékek esetén az abnormális hozam kovarianciáival. A kétoldali, egymintás T-próba előfeltételei megegyeznek az adott nap abnormális loghozamára kifejtett feltételekkel.

H0: A kumulatív abnormális loghozam nulla.

H1: A kumulatív abnormális loghozam nem nulla.

$$t = \frac{CAR(t_1, t_2)}{\sqrt{\sigma_i^2(t_1, t_2)}} \quad (7)$$

A nevezőben pedig a 6. egyenletben számított variancia gyöke szerepel. Igaz H0 esetén a próbafüggvény ebben az esetben is $n-1$ szabadságfokú T-eloszlást követ, ahol n a megfigyelések száma.

Meg lehet vizsgálni a teszt statisztikai erejét is, amely azt mondja meg, hogy amennyiben van hatás, azt milyen valószínűséggel találjuk meg.

$$P(\alpha, H_A) = pr(\theta_1 < c(\frac{\alpha}{2})|H_A) + pr(\theta_1 > c(1 - \frac{\alpha}{2})|H_A) \quad (8)$$

θ_1 adott próbafüggvény értéke, c a kritikus értéket jelöli $\alpha/2$ és $1 - \alpha/2$ helyen. A statisztikai erőt lehet növelni a mintanagyság növelésével, az esemény időszak szűkítésével. Minél nagyobb az abnormális loghozam, minél kisebb a varianciája, annál nagyobb valószínűséggel vethetem el a nullhipotézisemet.

Annak érdekében, hogy a tanulmányban könnyebben szerepeltetni tudjam az eredményeket, hiszen 632 pénzügyi vállalat abnormális hozamainak szignifikanciája külön-külön több oldalas táblázatban férne csak el, aggregáltam őket a 9. egyenlet alapján.

$$AAR_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AR_{it} \quad (9)$$

Ez azt jelenti, hogy az aggregált abnormális hozam t -edik időpontban nem más, mint a pénzügyi vállalatok abnormális hozamainak átlaga t -edik időpontban. MacKinlay (1997) felhívja a figyelmet arra, hogy az abnormális loghozamok aggregálásának alkalmazott módjánál problémát jelent az esemény nap tökéletes átfedése. Mi azzal a feltételezéssel élünk, hogy a részvények loghozamainak korrelációja az esemény után sem változott. Így az eredményeket ennek megfelelő óvatossággal kell kezelni.

$$\sigma^2(AAR_t) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sigma_{\varepsilon_i}^2 \quad (10)$$

A varianciát az abnormális hozamok varianciájának segítségével számoltam ki, a korábbi feltételezések érvényében elmondható, hogy az aggregált abnormális hozam varianciája az abnormális hozamok varianciájának összege osztva a megfigyelések számának négyzetével.

$$t = \frac{AAR_t}{\sqrt{\sigma^2(AAR_t)}} \quad (11)$$

Igaz H_0 esetén a tesztstatistika $n-1$ szabadságfokú t -eloszlást követ.

$$CAAR(t_1, t_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CAR_i(t_1, t_2) \quad (12)$$

$$\sigma^2(CAAR(t_1, t_2)) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sigma_i^2(t_1, t_2) \quad (13)$$

$$t = \frac{CAAR(t_1, t_2)}{\sqrt{\sigma^2(CAAR(t_1, t_2))}} \quad (14)$$

A kumulált abnormális hozamok aggregálása analóg módon történik az aggregált abnormális hozamokkal, csupán itt a kumulált abnormális hozamokból és azok varianciájából indulunk ki.

Igaz H_0 esetén a tesztstatistika $n-1$ szabadságfokú t -eloszlást követ.

2. Keresztmetszeti elemzés

Annak érdekében, hogy megvizsgáljam, milyen tényezők képesek esetlegesen az abnormális loghozamot növelni vagy csökkenteni, legkisebb négyzetek elvű, lineáris regressziót illeszték az adataimra. Az eredményváltozó a $CAR[-1;1]$, a mivel szakirodalom alapján azt feltételezem, hogy az esemény a bekövetkezésének közvetlen közelében fejtette ki a legnagyobb hatást, ezért ekkor lehet a legszemléletesebben látni, hogy mely tényező hatott a befektetők kereskedésére. Az egyenes egyenlete a következő:

$$CAR_{it} = \alpha + \beta_{i1}Méret + \beta_{i2}Bank + \beta_{i3}Hitel + \beta_{i4}Hatékonyság + \varepsilon_{it} \quad (15)$$

ahol α jelöli a tengelymetszetet és a β együtthatók adják meg a magyarázóváltozók várható marginális hatását az eredményváltozóra.

A magyarázóváltozókat Martins (2023) tanulmánya alapján választottam, nevük és jelentésük a következő:

Méret = $\ln(\text{Kiigazítatlan ár} \cdot \text{Forgalomban lévő részvények száma})$

Bank = 1 az értéke, ha adott pénzügyi vállalat iparági besorolása bank, különben 0

Hitel = $\text{Idegen források} / \text{Összes eszköz} (\%)$

Hatékonyság = $\text{Minden költség} / \text{Minden bevétel} (\%)$

A Bank változóval én egészítettem ki a magyarázóváltozók sorát, tekintettel arra, hogy Martins (2023) kizárólag bankokat vizsgált, az én mintámban pedig szerepelnek más iparági besorolású (befektetési szolgáltatások, eszközmenedzsment, fogyasztói hitelezés, pénzügyi szolgáltatások, jelzálog finanszírozás...) pénzügyi vállalatok.

Külön a bankokra LASSO modellt illeszttek, ahol a következő magyarázóváltozókat veszem figyelembe addicionálisan az előző modellhez képest:

Profit = Nettó Kamatbevétel/ Összes eszköz (%) ahol a Nettó Kamatbevétel a Kamatbevétel és a Kamatkiadás különbözetét jelenti

Momentum = 2022. április 8-ától 2023. január 31-éig kumulált napi loghozam

Rövid távú hozam = 2023. február 1-jétől 2023. február 28-áig kumulált napi loghozam

Értékeltség = Árfolyam / Könyv szerinti érték

Likviditás = | Loghozam | /Kereskedési érték mennyiség szerint

Mielőtt a LASSO regresszió inputjaként felhasználnom őket, először a piaci modellben faktorként felhasználva megbecsülöm az egyes részvények érzékenységet ezekre a mutatószámokra (az együtthatók értéke), majd az érzékenységet szerepeltetem a LASSO modellben.

A LASSO modell általános alakja (Tibshirani,1996):

$$\min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (16)$$

A második tag büntető tagnak nevezhető, amelynek célja, hogy kevésbé fontos prediktorok együtthatója nulla legyen. A modellben egyre kevesebb lesz magyarázóváltozó, ha a lambda értéke növekszik.

White teszt a hibatag homoszkedaszticitását vizsgálja egy olyan regresszióval, amelyben az eredményváltozó az eredeti regresszió hibatagjának négyzete, magyarázóváltozók pedig az eredeti modell magyarázóváltozóit és azok négyzeteit. Nullhipotézis szerint a hibatagok homoszkedasztikusak, vagyis a segédregresszió R^2 -e nulla.

White-féle korrigált standard hibák (White, 1980) robusztussá teszik az együtthatókhoz tartozó standard hibákat, így heteroszkedasztikus hibatag esetén sem veszti érvényét a becslés. Ebben az esetben a következő képlettel történik a standard hibák becslése:

$$\widehat{\text{Var}}[\hat{\beta}] \approx \frac{1}{N} \widehat{\text{AVar}}[\hat{\beta}] = \left(\sum_{i=1}^N x_i^T x_i \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N x_i^T x_i e_i^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N x_i^T x_i \right)^{-1} \quad (17)$$

3. Robusztussági vizsgálat

A keresztmetszeti elemzés esetében problémát jelenthet, hogy bizonyos pénzügyi vállalatokra a Datastreamen elérhetőek voltak 2022. decemberi adatnál frissebb értékek, ám nem ez volt a gyakori, így túl nagy megfigyelésvesztéssel járt volna a márciusi értékekkel dolgozni. Lehetséges megoldás az, hogy ahol a 2023. márciusi adat elérhető, ott használjuk azt,

különben dolgozzunk a 2022. decemberivel. Ennek hátránya, hogy a magyarázóváltozókat a letöltött adatokból képeztem, tehát további problémákat okozhatott volna az, ha például a nevezőben decemberi, a számlálóban viszont márciusi érték szerepel. Ez tekinthető forward filling módszernek, hogy az utolsó ismert adattal töltjük ki a hiányzó értékeket. Azonban, ahol nem volt márciusi adat, ott sem februári, sem januári nem szerepelt, így három hónapnyi változatlanságot feltételezve a pénzügyi vállalatok mérlegének számunkra releváns tételeiben túlzás lenne. Éppen ezért maradtam a keresztmetszeti elemzés során egységesen a 2022. december végi adatoknál.

A robosztussági vizsgálat során ugyanazt a modellt futtatom azzal a különbséggel, hogy a magyarázóváltozókat a 2021. decemberi adatokból számolom ki. Ezzel az információ szivárogtatás jelenlétére vagyok kíváncsi, hogy a befektetők számára elérhető volt-e a Silicon Valley Bank csődjének idején több adat, mint amennyi számomra a Datastreamen elérhető.

Eseményelemzés eredményei

4. Táblázat

Aggregált abnormális loghozamok százalékos formában a megfelelő esemény időszaki napokra

Saját szerkesztés

Szignifikancia kódok: '***' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

	AAR	
t - 10	- 0,59 % **	(- 2,97)
t - 5	- 0,33 % .	(- 1,66)
t - 3	0,37 % .	(1,85)
t - 1	- 0,48 % *	(- 2,44)
t = 0	- 1,08 % ***	(- 5,46)
t + 1	- 2,07 % ***	(- 10,49)
t + 3	0,13 %	(0,66)
t + 5	- 0,42 % *	(- 2,13)
t + 10	0,92 % ***	(4,67)

Megjegyzés: A táblázat első oszlopában az esemény időszak egyes napjai találhatóak, ahol t=0 időponthoz képest értelmezhető, hogy hány nappal előre vagy hátra tekintünk. A t=0 az esemény napját, 2023. március 10-ét jelöli. A második oszlopban adott naphoz tartozó aggregált abnormális loghozamok szerepelnek százalékos formában, amelyek a mintában szereplő vállalatok abnormális loghozamainak az átlaga adott napon. Az abnormális loghozamot piaci modell segítségével számoltam, ahol magyarázóváltozóként a mintában szereplő banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók loghozamainak piaci kapitalizációval súlyozott átlagát használtam. Az aggregált abnormális loghozam mellett a megfelelő szignifikancia kód, zárójelben pedig adott aggregált abnormális loghozamhoz tartozó T-statisztika értéke szerepel.

A 4. táblázatban láthatjuk az aggregált abnormális loghozamokat, amelyek adott kereskedési napon a pénzügyi vállalatok megfelelő abnormális loghozamainak átlaga. Azt láthatjuk, hogy az esemény napján a piac szignifikánsan negatívan reagált a hírre. Előtte egy nappal, amikor a rekordmennyiségű betétkivonás játszódott le, szintén negatív, 5 %-on szignifikáns aggregált abnormális loghozamot kaptam. A csőd bejelentése után egy nappal az aggregált abnormális loghozam szignifikánsan tovább csökkent. 2023. március 24-én a piac szignifikáns, pozitív reakcióját figyelhetjük meg, vélhetően a hatóságok fellépése megnyugtatta a befektetőket. Április 24-én és március 3-án 5 %-on szignifikáns negatív aggregált abnormális loghozam látható. Érdekes módon a Silvergate és Signature Bank csődjének napján nincs szignifikáns reakció a piactól. Aharon és szerzőtársaival (2023) ellentétben eredményül kaptam, hogy az SVB csődje hatással volt az amerikai pénzügyi vállalatok hozamára, amely az intuícióval megegyező következtetés, hiszen általánosan az emberek tartottak attól, hogy a bank

összeomlása a pénzügyi rendszer zavarait hozza magával. Ez kiderül az esemény környékén megjelent cikkekből, például Khadem (2023) vagy Condon (2023).

5. Táblázat

GSI-B abnormalis loghozamai a megfelelő esemény időszaki napokra

Saját szerkesztés

*Szignifikancia kódok: '****' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1*

	t - 10	t - 5	t - 3	t - 1	t = 0	t + 1	t + 3	t + 5	t + 10
MS	- 0,44 (- 0,53)	0,58 (0,70)	0,27 (0,32)	1,26 (1,50)	0,17 (0,20)	3,13 *** (3,72)	- 2,77 *** (- 3,29)	0,51 (0,60)	- 2,44 *** (- 2,91)
GS	- 0,09 (- 0,98)	0,66 (0,71)	- 0,63 (- 0,68)	2,78 *** (3,00)	- 1,94 * (- 2,10)	1,31 (1,41)	- 0,84 (- 0,91)	- 0,17 (- 0,18)	- 0,92 (- 1,00)
BK	0,20 (0,23)	0,72 % (0,81)	- 0,80 (- 0,91)	1,08 (1,22)	0,89 (1,00)	- 2,00 * (- 2,25)	- 1,56 (- 1,76)	- 0,68 (- 0,77)	- 1,30 (- 1,46)
STT	- 0,09 (- 0,68)	- 0,14 (- 0,10)	- 0,75 (- 0,56)	1,82 (1,36)	- 0,58 (- 0,43)	- 1,14 (- 0,85)	- 1,05 (- 0,78)	0,53 (0,40)	- 1,63 (- 1,21)
JPM	0,76 (0,95)	0,27 (0,33)	- 0,50 (- 0,62)	- 0,73 (- 0,92)	4,88 *** (6,10)	3,24 *** (4,06)	- 2,53 *** (- 3,17)	- 0,30 (- 0,37)	- 1,69 * (- 2,12)
BAC	- 0,21 (- 0,25)	0,37 (0,44)	- 0,41 (- 0,50)	- 1,00 (- 1,18)	1,81 * (2,17)	- 0,33 (- 0,39)	1,69 (2,02)	- 0,04 (- 0,05)	0,55 (0,65)
WFC	0,69 (0,73)	0,61 (0,65)	- 2,02 * (- 2,15)	- 1,05 % (- 1,12)	3,20 *** (3,39)	- 1,83 (- 1,95)	- 0,77 (- 0,82)	- 0,07 (- 0,07)	- 1,17 (- 1,25)
C	- 0,54 (- 0,51)	0,06 (0,06)	0,77 (0,73)	1,41 % (1,34)	2,22 * (2,12)	- 1,88 (- 1,80)	- 2,91 *** (- 2,77)	1,08 (1,03)	- 0,95 (- 0,90)

Megjegyzés: A táblázatban a következő globálisan és szisztematikusan fontos bankok szerepelnek: Morgan Stanley (MS), Goldman Sachs (GS), Bank of New York Mellon Corp (BK), State Street (STT), JPMorgan Chase & Co (JPM), Bank of America Corp (BAC), Wells Fargo (WFC), Citigroup (C). A páratlan sorban az abnormalis loghozamokat láthatjuk százalékos formában, a páros sorokban pedig zárójelben a hozzájuk tartozó t-statisztikákat. A fejlécben az esemény időszak egyes napjai találhatóak, ahol t=0 időponthoz képest értelmezhető, hogy hány nappal előre vagy hátra tekintünk. A t=0 az esemény napját, 2023. március 10-ét jelöli. Az abnormalis loghozamot piaci modell segítségével számoltam, ahol magyarázóváltozóként a mintában szereplő banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók loghozamainak piaci kapitalizációval súlyozott átlagát használtam. Az abnormalis loghozamok mellett a megfelelő szignifikancia kód is szerepel. Félkövérrrel jelöltem az 5 %-os szignifikancia szint mellett szignifikáns értékeket.

Az 5. táblázatban a globálisan és szisztematikusan fontos bankok abnormalis loghozamai láthatóak. A szakirodalommal egybecsengő eredményeket kaptam, vagyis a Silicon Valley Bank csődjének hatása rövid idejű és korlátozott kiterjedésű volt. J.P. Morgan esetében arra tudunk következtetni, hogy az SVB bukása napján és azt követő napon a befektetők nem fordultak el, az abnormalis loghozam pozitív. Az esemény után 3 és 10 nappal később

figyelhetünk meg negatív reakciót a piactól. Az esemény napján a GSI-B közül egyedül a Goldman Sachs mutat szignifikáns, negatív abnormális loghozamot. Az eredmények alapján egyelőre arra következtethetünk, hogy a kereskedők nem számítottak a globálisan és szisztematikusan fontos bankok csődjére, mivel az esemény napján és közvetlen közelében (± 1 nap) a szignifikáns abnormális loghozamok többségében pozitívak.

6. Táblázat

Kumulatív aggregált abnormális loghozamok a megfelelő esemény időszaki napokra

Saját szerkesztés

*Szignifikancia kód: '***' 0.01*

CAAR [-10;10]	CAAR [-5;5]	CAAR [-3;3]	CAAR [-1;1]
- 4,26 % ***	- 3,89 % ***	- 3,16 % ***	- 3,64 % ***
(- 4,70)	(- 5,93)	(- 6,05)	(- 10,62)

Megjegyzés: A szögletes zárójelben jelölöm az aggregált abnormális loghozamok kumulálásának kezdetének napját, illetve végének napját. Az esemény időszak egyes napjai $t=0$ időponthoz képest értelmezhető, hogy hány nappal előre vagy hátra tekintünk. A $t=0$ az esemény napját, 2023. március 10-ét jelöli. Az abnormális loghozamot piaci modell segítségével számoltam, ahol magyarázóváltozóként a mintában szereplő banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók loghozamainak piaci kapitalizációval súlyozott átlagát használtam. Az aggregált abnormális loghozamok a mintában szereplő vállalatok abnormális loghozamainak az átlaga adott napon. A kumulatív abnormális loghozamot az aggregált abnormális loghozamok megfelelő időszaki kumulálásával számítottam ki. A kumulatív aggregált abnormális loghozamok százalékos formában, szignifikancia kóddal együtt szerepel.

A 6. táblázatban a kumulatív abnormális loghozamokat foglaltam össze. CAR[-1;1] azt jelenti, hogy az SVB csődje előtti nap aggregált abnormális loghozama szerepel a t-1 oszlopban, majd a $t=0$ napi aggregált abnormális loghozamot ehhez hozzáadtam, így megkaptam a $t=0$ oszlopban szereplő értéket és így tovább. Látható, hogy ebben az esetben a piac szignifikánsan negatívan reagált a csőd hírére és szabadulni próbáltak a részvényeiktől. A GSI-B az abnormális loghozamokat illetően jól teljesített, de a minta nagy részét a Silicon Valley Bankhez hasonló méretű pénzügyi vállalatok alkotják, amelyek már nem tartoznak a „too big to fail” (túl jelentős ahhoz, hogy csődbe kerüljön) kategóriába, ezért a befektetők inkább általuk biztonságosnak ítélt részvényekbe, pénzügyi eszközökbe menekítették a pénzüket.

Keresztmetszeti elemzés eredményei

7. Táblázat

Keresztmetszeti elemzés eredményei

Saját szerkesztés

Változó	Koefficiens	Standard hiba	t-érték	Pr(> t)
<i>Tengelymetszet</i>	-1,69	5,42	-0,31	0,76
<i>Méret</i>	0,31	0,34	0,91	0,36
<i>Bank</i>	-9,72	1,47	-6,61	9,38*10 ⁻¹¹ ***
<i>Hitel</i>	0,26	3,99	0,07	0,95
<i>Hatékonyosság</i>	-0,86	0,72	-1,19	0,23
<i>Szignifikancia kódok</i>	‘***’ 0.01 ‘**’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1			
<i>R²</i>	0,1652			
<i>p-érték</i>	2,2*10 ⁻¹⁶ ***			

Megjegyzés: A táblázatban lineáris regresszió eredményei szerepelnek, ahol az eredményváltozó a kumulált abnormális loghozam, a magyarázóváltozók pedig a méret, bank, hitel, hatékonyság. A minta 528 pénzügyi vállalatot tartalmazott. Az adatok 2022. decemberi mérlegadatoknak felelnek meg, a Refinitiv Datastreamről töltöttem le őket. Az abnormális loghozamot piaci modell segítségével számoltam, ahol magyarázóváltozóként a mintában szereplő banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók loghozamainak piaci kapitalizációval súlyozott átlagát használtam. Az abnormális loghozamok kumulálását 2023. március 9-étől 2023. március 11-éig végeztem el. A Méret változó a Kiigazítatlan ár szorozva a Részvények számával és ennek a természetes alapú logaritmusával, a Hitel változó az Összes adósság elosztva az Összes eszközzel, a Hatékonyosság a Működési bevétel elosztva a Működési költségekkel, a Bank dummy értéke 1, ha adott pénzügyi vállalat iparági besorolása bank, különben 0. A második oszlopban a magyarázóváltozókhoz tartozó együtthatók szerepelnek, mellettük az együtthatókhoz tartozó White-féle korrigált standard hiba. A 4. oszlopban az első két oszlopból számolt t-érték, az 5. oszlopban pedig az n-1 szabadságfokú T-eloszlásból számolt p-érték található a megfelelő szignifikancia kóddal együtt. Az R² az illeszkedés jóságát méri, alatta a szignifikanciájára utaló p-érték szerepel.

A 7. táblázatban láthatjuk a keresztmetszeti elemzés eredményét, amelyet 528 pénzügyi vállalatra tudtam futtatni, mivel voltak olyan megfigyelési egységek, amelyek esetében a 2022. decemberi adat sem volt elérhető. Az eredményváltozónak CAR[-1;1] értékeket használtam fel. A p-értékekre hagyatkozva, a mintán kívül csupán a Bank dummy szignifikáns 5 %-on. Ez azt jelenti, hogy ceteris paribus, amennyiben a pénzügyi vállalat iparági besorolása bank, akkor a t-1 időponttól t+1 időpontig kumulált abnormális loghozam várhatóan 9,72 %-kal kisebb egy olyan pénzügyi vállalathoz képest, amely iparági besorolása nem bank. A pénzügyi vállalat mérete, hatékonysága és adósságának mértéke az összes eszközhöz képest nem szignifikáns. A modell a CAR[-1;1] varianciájának 16,52 %-át magyarázza. Az eredményeim alapján arra tudok következtetni, hogy a Silicon Valley Bank érdemi hatása valóban a bankszektorra korlátozódott.

A 7. táblázat eredményei alapján úgy gondoltam, hogy érdemes lenne a nem banki pénzügyi vállalatokat leválasztani, és úgy megnézni, hogy a bankok valamely jellemzője mérsékelte a befektetők pánikját vagy sem. Martins (2023) a 100 legnagyobb európai bankot vizsgálva azt állapította meg, hogy az inkább kockázatkerülő, jövedelmezőbb, likvidebb és hatékonyabban működő pénzintézeteket kevésbé rázta meg a csődesemény. Az eredményváltozó továbbra is a $CAR[-1,1]$. Különböző modelleket hasonlítottam össze Bayes-Schwarz és Akaike információs kritériummal. A Bayes-Schwarz szigorúbban bünteti a felesleges magyarázóváltozókat az Akaike információs kritériumnál. Ez alapján kerestem a legkisebb információs kritériummal rendelkező modellt, a BIC és az AIC eltérő eredményt adott. Az AIC igazából az egy magyarázóváltozóval bővített modellt preferálta a legkisebb BIC értékű specifikációhoz képest, így a 8. táblázatban a legkisebb AIC értékkel rendelkező modellt ábrázolom. Ehhez képest a BIC által preferált modellt a profit változó elhagyásával kapjuk meg.

8. Táblázat

Legkisebb AIC értékkel rendelkező regressziós modell paraméterei

Saját szerkesztés

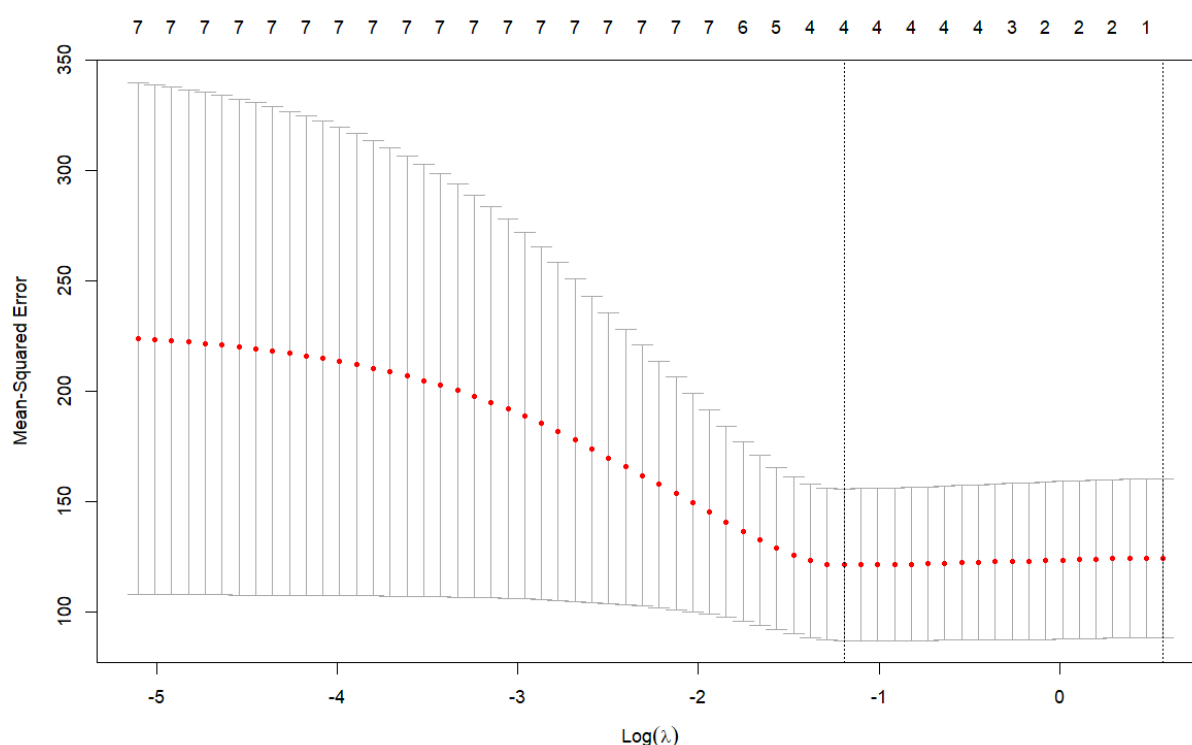
Változó	Koefficiens	Standard hiba	t-érték	Pr(> t)
Tengelymetszet	- 11,04	2,41	-4,58	$6,67 \cdot 10^{-6}$ ***
Profit	102,21	70,74	1,44	0,15
Momentum	0,097	0,04	-2,18	0,03 *
Rövid távú hozam	37,52	24,66	-1,52	0,13
Szignifikancia kódok	‘***’ 0.01 ‘**’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1			
R^2	0,05			
p-érték	$4,76 \cdot 10^{-4}$ ***			

Megjegyzés: A táblázatban lineáris regresszió eredményei szerepelnek, ahol az eredményváltozó a kumulált abnormális loghozam, a magyarázóváltozók pedig a profit, momentum és rövid távú hozam. A minta 342 bankot tartalmazott. Az adatok 2022. decemberi mérlegadatoknak felelnek meg, a Refinitiv Datastreamről töltöttem le őket. Az abnormális loghozamot piaci modell segítségével számoltam, ahol magyarázóváltozóként a mintában szereplő banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók loghozamainak piaci kapitalizációval súlyozott átlagát használtam. Az abnormális loghozamok kumulálását 2023. március 9-étől 2023. március 11-éig végeztem el. A Profit változó a Nettó Kamatbevétel osztva az Összes eszközzel, ahol a Nettó Kamatbevétel az Összes kamatbevétel és az Összes kamatkiadás különbsége. A Momentum 2022. április 8-ától 2023. január 31-ig kumulált loghozam, a rövid távú hozam pedig 2023. február elsejétől 2023. február 28-áig kumulált loghozam minden egyes banki részvényre. A második oszlopban a magyarázóváltozókhoz tartozó együtthatók szerepelnek, mellettük az együtthatókhoz tartozó White-féle korrigált standard hiba. A 4. oszlopban az első két oszlopból számolt t-érték, az 5. oszlopban pedig az $n-1$ szabadságfokú T-eloszlásból számolt p-érték található a megfelelő szignifikancia kóddal együtt. Az R^2 az illeszkedés jóságát méri, alatta a szignifikanciájára utaló p-érték szerepel.

Az eredményekből látszik, hogy külön a bankok kumulatív abnormális loghozamok varianciáját az általam előzetesen kiválasztott magyarázóváltozók közül a momentum változó

magyarázza szignifikánsan. Ez azt jelenti, hogy ceteris paribus ha egy bank részvényhozamának momentuma 1 %-kal nő, akkor várhatóan a $t-1$ időponttól $t+1$ időpontig kumulált abnormális loghozamok 0,097 %-kal nőnek. A modell a $CAR[-1;1]$ varianciájának 5%-át magyarázza.

A LASSO modellben minden magyarázóváltozót szerepeltettem, amely a 3. táblázatban fel volt tüntetve. A mintában a megfigyelési egységeket iparági besorolás alapján csak bankokra korlátoztam. Az optimális lambda értéket kerestem, amely minimalizálja az átlagos négyzetes hibát. Négyzetes hiba alatt a valós érték eltérését a becsült értéktől kell érteni, az eltérést pedig négyzetre emelem. Ezeknek az átlaga adja meg a négyzetes hibát. A 2. ábrán láthatjuk a különböző lambda értékeket és a hozzájuk tartozó átlagos négyzetes hibát.



2. ábra. Az átlagos négyzetes hiba a lambda paraméterek függvényében a LASSO modellhez. Saját szerkesztés.
Megjegyzés: Az y tengelyen az átlagos négyzetes hiba szerepel, amely a valós érték és a becsült érték közötti eltérés négyzetösszegét jelenti. Az x tengelyen a lambda paraméter logaritmus szerepel, amely a LASSO modellben azt mutatja meg, hogy mennyire szigorúan büntetjük a felesleges magyarázóváltozókat. Mindig két lambda érték van kitüntetve szaggatott vonallal: a bal oldali minimalizálja a négyzetes hibát, a jobb oldali pedig azt a lambdát jelzi, ahol még az átlagos négyzetes hiba nem nő szignifikánsan.

Mindig két lambda érték van kitüntetve szaggatott vonallal: a bal oldali minimalizálja a négyzetes hibát, a jobb oldali pedig azt a lambdát jelzi, ahol még az átlagos négyzetes hiba nem nő szignifikánsan. Parszímónia elve alapján az egyszerűbb modellt preferáljuk, amelyben kevesebb magyarázóváltozó van, de a becslés még nem romlik annyira, hogy a bonyolultabb modellre voksoljunk. Esetemben mindkét lambda együtttható mellett az átlag modell marad,

tehát egyik magyarázóváltozót sem érdemes a modellbe emelni, nem javít a magyarázóerőn annyival. Ez azt jelenti, hogy a 7. táblázat alapján hogy ceteris paribus, amennyiben a pénzügyi vállalat iparági besorolása bank, akkor a t-1 időponttól t+1 időpontig kumulált abnormális loghozam várhatóan 9,72 %-kal kisebb egy olyan pénzügyi vállalathoz képest, amely iparági besorolása nem bank. Azonban külön a bankokat vizsgálva nem volt olyan általam megfigyelt jellemző, amely mérsékelte volna a befektetők pánikját a tőzsdén. A nagyobb, likvidebb bankok részvényeitől ugyanúgy szabadulni akartak Amerikában, míg Martins (2023) eredményei szerint Európában ez kevésbé volt jellemző. A várakozásaimmal ellentétes eredménynek több oka lehet. Egyik lehetséges magyarázat, hogy a tőzsdei szereplők a Silicon Valley Bank hírére az amerikai bankokat állapotuktól függetlenül egyformán értékelték, amely könnyen előfordulhatott. Általánosan az emberek tartottak attól, hogy a 16. legnagyobb amerikai bank csődjé tovább terjed és megfertőzi az egész bankszektor, akár 2008-as globális pénzügyi válsághoz hasonló károkat okoz. Ellenben azt sem zárhatom ki, hogy a minta nem volt reprezentatív, a hiányzó adatok miatt ki kellett zárnom megfigyelési egységeket az elemzésből, tehát a következtetésem azokra a bankokra redukálódik, amelyek mérlegadatai 2022. decemberére vonatkozóan elérhetőek voltak Datastreamen. A lineáris regresszió modellfeltevései teljesülnek, a heteroszkedaszticitást White-féle korrigált standard hibával kezeltem.

9. Táblázat

Robusztussági vizsgálat eredményei

Saját szerkesztés

Változó	Koefficiens	Standard hiba	t-érték	Pr(> t)
Tengelymetszet	-2,88	5,20	-0,55	0,58
Méret	0,34	0,35	0,97	0,33
Bank	-9,04	1,40	-6,45	2,62*10 ⁻¹⁰ ***
Hitel	1,71	3,09	0,55	0,58
Hatékonyág	-0,62	0,95	-0,65	0,51
Szignifikancia kódok	**** 0.01 ** 0.05 . 0.1 ' ' 1			
R ²	0,1794			
p-érték	2,2*10 ⁻¹⁶ ***			

Megjegyzés: A táblázatban lineáris regresszió eredményei szerepelnek, ahol az eredményváltozó a kumulált abnormális loghozam, a magyarázóváltozók pedig a méret, bank, hitel, hatékonyság. A minta 528 pénzügyi vállalatot tartalmazott. Az adatok 2021. decemberi mérlegadatoknak felelnek meg, a Refinitiv Datastreamről töltöttem le őket. Az abnormális loghozamot piaci modell segítségével számoltam, ahol magyarázóváltozóként a mintában szereplő banki és nem-banki pénzügyi szolgáltatók loghozamainak piaci kapitalizációval súlyozott átlagát használtam. Az abnormális loghozamok kumulálását 2023. március 9-étől 2023. március 11-éig végeztem

el. A Méret változó a Kiigazítatlan ár szorozva a Részvények számával és ennek a természetes alapú logaritmus, a Hitel változó az Összes adósság elosztva az Összes eszközzel, a Hatékonyság a Működési bevétel elosztva a Működési költségekkel, a Bank dummy értéke 1, ha adott pénzügyi vállalat iparági besorolása bank, különben 0. A második oszlopban a magyarázóváltozókhoz tartozó együtthatók szerepelnek, mellettük az együtthatókhoz tartozó White-féle korrigált standard hiba. A 4. oszlopban az első két oszlopból számolt t-érték, az 5. oszlopban pedig az $n-1$ szabadságfokú T-eloszlásból számolt p-érték található a megfelelő szignifikancia kóddal együtt. Az R^2 az illeszkedés jóságát méri, alatta a szignifikanciájára utaló p-érték szerepel.

A robusztussági vizsgálat célja az volt, hogy megnézzem, volt-e információ szivárogtatás az SVB csődjének idejében. Ezt ismét az egész mintára, 528 pénzügyi vállalatra végeztem el, az eredeti magyarázóváltozókkal. A 9. táblázatban láthatjuk, hogy a 7. táblázathoz képest nem történt jelentős változás, az illeszkedés következtében a Hitel változó nagyobb együtthatót kapott, de továbbra sem lett szignifikáns, ahogyan a bank dummyn kívül a többi változó is inszignifikánsnak tekinthető 5 %-os szignifikancia szinten. Az illeszkedés valamivel javult, a modell a $CAR[-1;1]$ varianciájának 17,94 %-át magyarázza. Az eredmények alapján úgy gondolom, hogy a kereskedők nem rendelkeztek többletinformációkkal a mérlegadatokról.

Összefoglalás

Kutatásomban arra a kérdésre kerestem a választ, hogy a Silicon Valley Bank csődjé milyen hatással bírt az amerikai pénzügyi vállalatokra. A döntéshozók számára fontos ismerni a kapcsolódási pontokat, a piaci szereplők összefonódásának mértékét, hogy minél hatékonyabban kezeljék a mikropрудenciális kockázatokat. A pénzügyi stabilitás megőrzése érdekében minimalizálni kell a csődesemények áttérjedését, fertőzését, ehhez pedig szükséges tudni azt, hogy egyes pénzügyi vállalatok milyen kapcsolatban állnak egymással, hogyan reagálnak a befektetők bankok bukására. Eseményelemzést végeztem, az esemény napjának 2023. március 10-ét választottam, a csőd napját. Ezt megelőző és követő 10 kereskedési napot esemény időszakként jelöltem ki, illetve 230 kereskedési napot választottam becslési időszaknak. Refinitiv Datastream adatbázisából gyűjtött adatokon piaci modell segítségével számoltam várt loghozamokat. Piaci modell esetében magyarázóváltozóként a mintában szereplő pénzügyi vállalatok piaci kapitalizációjával súlyozott átlagát használtam fel. MacKinlay (1997) módszertani leírása alapján számoltam ki az abnormális loghozamokat, kumulatív abnormális loghozamokat, illetve ezek aggregált változatait. Előzetes várakozásaim szerint az esemény időszak valamekkora, pénzügyi vállalatonként akár eltérő részintervallumán negatív, szignifikáns abnormális loghozamot tapasztalok. Eredményül negatív, szignifikáns kumulatív aggregált abnormális loghozamokat kaptam rendre a $[-10,10]$, $[-5,5]$, $[-3,3]$, $[-1,1]$ intervallumokon. Az aggregált abnormális loghozamok a piac az esemény napján, azt megelőző és azt követő kereskedési napokon szignifikánsak és negatívak voltak. Az esemény időszak kezdetén ($t-10$) láthatunk a piactól szignifikáns negatív reakciót, az esemény időszak végén ($t+10$) viszont szignifikáns, de pozitív az aggregált abnormális loghozam. Az utóbbi jelezheti azt, hogy hatásos volt a Pénzügyminisztérium, az FDIC és a Fed közös intervenciója a betétesek kifizetésével kapcsolatban. Az eredmények a várakozásaimnak megfelelően alakultak, de Aharon és szerzőtársai (2023) elemzési következtetéseivel ellentétesek. Ők nem szignifikáns abnormális hozamokat kaptak Észak-Amerikában az általuk választott esemény időszakban, amelyet a várt loghozamok számításához használt piaci portfóliónak (MSCI World Index) tulajdonítottak. Ezzel szemben én a mintában szereplő pénzügyi vállalatok piaci kapitalizációjával súlyozott átlagát használtam fel erre a célra. Megnéztem továbbá, hogy volt-e olyan pénzügyi vállalatot jellemző specifikus tényező, amely mérsékelte a kereskedők pánikját vagy amelyik minél hamarabb visszaállította a nyugalmat a részvények piacán. Keresztmetszeti elemzés segítségével a $CAR[-1,1]$ -et magyaráztam a mérettel, profittal, hitellel, hatékonysággal, illetve bank vagy nem bank dummy változóval. Ebben az esetben a

dummy változó volt szignifikáns, amely azt jelezte, hogy a csődesemény hatása bankszektorra koncentrált. Tovább vizsgálódtam a mintát a bankokra szűkítve, emellett négy másik magyarázóváltozót is beemeltem a modellbe – momentum, rövid távú hozam, likviditásra való érzékenység, értékeltségre való érzékenység. LASSO modellel megnéztem, hogy ezek közül melyiket érdemes szerepeltetni a modellben, ám az optimális lambda értékek mellett mind felesleges magyarázóváltozónak bizonyult. Az előzetes várakozásaim és Martins (2023) tanulmánya alapján a nagyobb méretet, likviditást, jövedelmezőséget, hatékonyabb működést a kereskedők pozitívan értékelték, ám az eredményeim közömbösséget mutatnak. Erre magyarázatként szolgálhat az, hogy a befektetők a bank állapotától, jellemzőitől függetlenül szabadultak a részvényeiktől és más iparágba és más pénzügyi termékekbe menekítették a pénzüket.

Kutatásom limitációjaként meg kell említenem a feltételt, mely szerint az esemény hatására a vizsgált részvények hozamainak korrelációja nem változott. Érdekes lenne a továbbiakban más próbával is megnézni az abnormális loghozamok szignifikanciáját. Kolary és Pynnönen (2010) cikke több T-tesztet is ismertet erre a célra. Fontos megemlíteni, hogy a 2022. decemberi mérlegadatok hiányosak voltak, ezért nem minden pénzügyi vállalatot tudtam a keresztmetszeti elemzésben szerepeltetni, tehát a következtetéseimet csak arra a populációra tehetem, amely adatai elérhetőek voltak a vizsgált időpontban. MacKinlay (1997) módszertani leírásában szó volt arról, hogy a faktor modell elhanyagolható mértékben magyarázza jobban a loghozamok varianciáját, éppen ezért én az egyszerűbb, piaci modellel dolgoztam. Ennek ellenére további kutatási irány lehet, ha a várt loghozamokat faktormodellel becsüljük meg, majd ebből számolunk abnormális loghozamokat.

Irodalomjegyzék

Aharon, D. Y., Ali, S., & Naved, M. (2023). Too big to fail: The aftermath of Silicon Valley Bank (SVB) collapse and its impact on financial markets. *Research in International Business and Finance*, 66, 102036. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.102036>

Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., & Goodell, J. W. (2023). Did the collapse of Silicon Valley Bank catalyze financial contagion? *Finance Research Letters*, 56, 104082. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104082>

Altman, S. A., & Bastian, C. R. (2022). *DHL Global Connectedness Index 2022* (o. 304). DHL Initiative on Globalization. <https://www.dhl.com/content/dam/dhl/global/delivered/documents/pdf/dhl-global-connectedness-index-2022-complete-report.pdf>

Aragon, G. O., & Strahan, P. E. (2012). Hedge funds as liquidity providers: Evidence from the Lehman bankruptcy. *Journal of Financial Economics*, 103(3), 570–587. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.10.004>

Azmi, W., Anwer, Z., Azmi, S. N., & Nobanee, H. (2023). How did major global asset classes respond to Silicon Valley Bank failure? *Finance Research Letters*, 56, 104123. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104123>

Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F., & Edmans, A. (2023). *Principles of corporate finance* (Fourteenth edition). McGraw Hill.

Brown, S. J., & Warner, J. B. (1985). Using daily stock returns. *Journal of Financial Economics*, 14(1), 3–31. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(85\)90042-X](https://doi.org/10.1016/0304-405X(85)90042-X)

Choi, D. B., Goldsmith-Pinkham, P., & Yorulmazer, T. (2023). Contagion Effects of the Silicon Valley Bank Run (w31772; o. w31772). *National Bureau of Economic Research*. <https://doi.org/10.3386/w31772>

Condon, Ch. (2023). The SVB Collapse Threatens an Already Fragile Economy. *Bloomberg*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2023-03-15/svb-bank-collapse-raises-2023-us-recession-fears>

Financial Stability Board. (2022). *2022 List of Global Systemically Important Banks (G-SIBs)*. <https://www.fsb.org/wp-content/uploads/P211122.pdf>

Johnson, M. A., & Mamun, A. (2012). The failure of Lehman Brothers and its impact on other financial institutions. *Applied Financial Economics*, 22(5), 375–385. <https://doi.org/10.1080/09603107.2011.613762>

Khadem N. (2023). Will Silicon Valley Bank's collapse spark a US recession with ripple effects across the globe? *ABC News*. <https://www.abc.net.au/news/2023-03-14/silicon-valley-bank-collapse-us-recession-ripple-effects-world/102089926>

Kolari, J. W., & Pynnönen, S. (2010). Event Study Testing with Cross-sectional Correlation of Abnormal Returns. *Review of Financial Studies*, 23(11), 3996–4025. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhq072>

MacKinlay, A. C. (1997). Event Studies in Economics and Finance. *Journal of Economic Literature*, 35(1), 13–39. JSTOR.

Martins, A. M. (2023). Stock market effects of silicon valley bank and credit suisse failure: Evidence for a sample of european listed banks. *Finance Research Letters*, 58, 104296. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104296>

Pandey, D. K., Hassan, M. K., Kumari, V., & Hasan, R. (2023). Repercussions of the Silicon Valley Bank collapse on global stock markets. *Finance Research Letters*, 55, 104013. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104013>

Rodini, L. (2022, június 1). What Was the Great Recession? How Did It Affect the World? *The Street*. <https://www.thestreet.com/dictionary/great-recession>

Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267–288. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>

Yadav, M. P., Rao, A., Abedin, M. Z., Tabassum, S., & Lucey, B. (2023). The domino effect: Analyzing the impact of Silicon Valley Bank's fall on top equity indices around the world. *Finance Research Letters*, 55, 103952. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103952>

Yousaf, I., & Goodell, J. W. (2023). Responses of US equity market sectors to the Silicon Valley Bank implosion. *Finance Research Letters*, 55, 103934. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103934>

Yousaf, I., Riaz, Y., & Goodell, J. W. (2023). The impact of the SVB collapse on global financial markets: Substantial but narrow. *Finance Research Letters*, 55, 103948. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103948>