

OTDK-dolgozat

2023

Budapesti Corvinus Egyetem



**A működési kockázati modellek vizsgálata az extrém értékek
és a forgatókönyv-elemzés tekintetében**

**Examination of operational risk models based on extreme
values and scenario analysis**

Rajka László

Konzulens: Badics Milán Csaba

Kézirat lezárásának dátuma: 2023. 01. 10.

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	1
2. A szabályozói keretek és a tudomány álláspontjának összefoglalása	3
2.1. Az operációs kockázatokkal kapcsolatos szabályozások	3
2.2. Az AMA modellek jellemzői szabályozói oldalról	5
2.3. A tudományos megközelítés	7
3. Az AMA módszertan gyakorlati bemutatása	12
3.1. A Monte Carlo szimuláció	13
3.2. Az eloszláfüggvények kiválasztása	14
3.2.1. Alkalmas diszkrét eloszlások a gyakoriságok szimulálásához	14
3.2.2. Folytonos eloszlások bemutatása a veszteségösszegek szimulálásához .	16
3.3. A VaR számítás menete	17
3.4. A forgatókönyv-elemzés módszere	18
4. Az adatok és a Monte Carlo szimuláció eredményeinek bemutatása	19
4.1. Az adatbázis bemutatása leíró statisztikák alapján	20
4.2. Eredmények a csoportösszevonás nélküli szimuláció alapján	22
4.3. A szimuláció eredményei csoportösszevonások alapján	26
4.4. A forgatókönyv-elemzéssel kiegészített szimulációs eredmények	28
5. Összefoglalás	31
Hivatkozások	33

Táblázatok jegyzéke

1.	A veszteség- és üzleti kategóriák bemutatása. Forrás: Gáll és Nagy (2007) alapján.	6
2.	A veszteségek gyakorisága és összértéke éves bontásban. Forrás: Saját szerkesztés	20
3.	A veszteségek főbb jellemzői kategóriák szerint. Forrás: Saját szerkesztés . . .	21
4.	Eredmények csoportösszevonás nélkül. Forrás: Saját szerkesztés	23
5.	Szimuláció eredményei csoportosítással. Forrás: saját szerkesztés	27
6.	Szimuláció eredményei forgatókönyvelemzés bevonásával. Forrás: saját szer- kesztés	30

Ábrák jegyzéke

1.	A VaR bemutatása lognomális eloszláson. Forrás: Hajnal, Kállai, és Nagy (2007)	18
----	--	----

1. Bevezetés

„*Ami elromolhat az el is romlik*” - híresült el szállóige-ként a mondat, melyet Murphy törvényeként szokás emlegetni (Meriam-Webster Dictionary, n.d.). Nincs ez másképp a hitelintézetek világában sem, hiszen rengeteg olyan folyamatot és tevékenységet végeznek, amely során veszteségeket szenvednek el. Természetesen a kockázatoknak széles skálája ismert, így a hitelintézeteknek is széleskörűen kell felmérniük az őket érintő kockázatokat. A működési kockázatokat a következőképp definiálhatjuk: „*nem megfelelő vagy rosszul működő belső folyamatokból és rendszerekből, személyek nem megfelelő feladatellátásából vagy külső eseményekből eredő veszteség kockázata*” (Kovács és Marsi, 2018, 101. o.). A működéssel kapcsolatos kockázatok jelentősen elkülönülnek a piaci és hitelezési kockázatoktól. Az említett kockázattípus nehezen körülhatárolható, statisztikailag nehezebben kezelhető és alacsony mérési megbízhatósággal rendelkezik (Kovács és Marsi, 2018). A működési kockázatok sok rétegűek lehetnek, hiszen az adott fogalom igen tág kört határoz meg az intézetek pedig szerteágazó folyamatokkal rendelkeznek. A Risk.net (2021) felmérésében 100 kockázatkezelési igazgató adott információt arról, hogy mely operációs kockázatok a legjelentősebbek véleményük szerint. A kutatásból a következő rangsort állapították meg:

- 1. IT zavarok
- 2. Adatok sérülése
- 3. Rezilienciakockázat
- 4. Lopás és Csalás
- 5. Outsourcingkockázat

A listára került még a jogi kockázat, a szervezeti változásokkal kapcsolatos kockázat, a geopolitikai kockázat és a munkavállalói jólét. Ahogy látható a működési kockázatok kezdve a HR területtől az informatikai részlegig mindenhol jelen vannak. Látható, hogy mérésük és gyűjtésük kihívást jelent, hiszen rengeteg irányba kell figyelni, emellett pedig szakértői felméréseket is szükséges végezni. A működési kockázatok fedezésére tőketartalékot kell elkülöníteni, ám jelenleg három módszert is alkalmaznak ennek meghatározására. A legfejlettebbnek jelenleg az AMA módszertan számít, amely során tapasztalati adatok alapján Monte Carlo szimuláció segítségével határozzuk meg a kockázatos tőke értékét (BIS, 2001). A szakirodalomban számos

kritika érte a modellt az instabilitás tekintetében, így 2023-ra kivezetik a módszert (Frachot, Georges, és Roncalli, 2001), (Gáll és Nagy, 2007), (Gáll, Nagy, és Szini, 2019). Úgy gondolom, hogy a kérdés ennek ellenére aktuális, hiszen több cikk is kiemeli azt, hogy az AMA modell jobb körülhatárolása és standardizálása egy jó irány lehet a továbbiakban is (Ariane, Peters, Hassani, és Shevchenko, 2016). A koronavírus válság során igen nagy összegű működési veszteségeket szenvedtek el a hitelintézetek, mely okozhat extrémebb kilengéseket az instabilabbnak számító AMA modellben (Vőneki, 2020).

A dolgozatomban azt szeretném bemutatni, hogy a hitelintézetek hogyan és milyen módszerekkel kezelik a működési kockázatokat. A kutatásom során azt vizsgálom, hogy milyen hatása van az extrém értékeknek az iparban is használatos AMA megközelítésben a tőkekövetelmény becslésére, emellett pedig szeretném azt is körüljárni, hogy a modell becslésének kilengései mögött milyen egyéb okok állnak. Az extrém értékek mellett azt is szeretném megvizsgálni, hogy a forgatókönyv-elemzés bevonása, illetve a veszteségcsoportok összevonása, milyen hatást gyakorol a modell értékeire. Hipotézisem szerint a kockáztatott tőke becsült értéke érzékenyen reagál tapasztalati adatokból érkező extrém értékekre. A kérdés kapcsán megvizsgálom a csoportosítások és a forgatókönyvek alkalmazásának hatását is.

Már az egyetemi tanulmányaim kezdete óta foglalkoztat a bankrendszer és a kockázatkezelés világa. Az egyetemi ismeretek mellett szakkollégiumi tanulmányaim és a szakmai gyakorlatom során szorosabban megismerkedhettem a kockázatok mérésének és feltérképezésének módszereivel és elméletével. A téma választásom mögött főként az állt, hogy a szakmai gyakorlatom elvégzése során találkozhattam az operációs kockázatokat mérő AMA modellek problémáival. Megtapasztalhattam, hogy a koronavírus hatására jelentkező igen magas veszteségértékek, milyen kilengéseket okozhatnak az AMA modellekben. Amikor feladatként megkaptam, hogy keressem meg a probléma gyökerét, akkor mélyültem el jobban a témában és fedeztem fel azokat a kérdéseket és mélységeket, amelyeket a dolgozatomban szeretnék bemutatni.

A bevezetőt követően összefoglalom, hogy milyen eredményeket találhatunk a szakirodalomban. Mivel a működési kockázatok mérése és a tőkebecslése szabályozói definiáláson alapul, így az irodalomösszefoglalót ezzel szeretném kezdeni, ezt követően pedig a tudomány álláspontjára szeretnék kitérni. A dolgozat harmadik fejezetében foglalom össze a működési kockázatok becslése során alkalmazott AMA módszertant. A módszertani kitérő után a negyedik fejezetben a felvetett kérdésre szeretnék választ adni a kutatási eredményeim bemutatásával. A fejezetet az adatbázis leírásával kezdem, majd bemutatom, hogy milyen tőkebecslési eredményeket találtam

különböző szempontok mentén. A dolgozatot az eredmények összefoglalásával zárom.

2. A szabályozói keretek és a tudomány álláspontjának összefoglalása

A működési kockázatokkal kapcsolatosan számos szakmai folyóirat és tanulmány jelent meg mind külföldi mind a hazai szakmai platformokon az elmúlt időszakban, melyeket a dolgozat következő részében szeretnék részletesebben bemutatni. Általánosságban elmondható, hogy az előző évtizedekben sokat fejlődött a hitelintézetek kockázatkezelési megközelítése, így előtérbe került '90-es évek elején a működési kockázatok modellezése, vizsgálata és módszertani leírása is. (Homolya, 2011). Először szisztematikusan bemutatom a szabályozói szempontokat és a törvényi környezetet, majd a fejezet következő részében a tudomány megközelítését, a kutatások eredményeit foglalom össze.

2.1. Az operációs kockázatokkal kapcsolatos szabályozások

Az operációs kockázatok definiálását a Basel Committee on Banking Supervision (2001) kezdte el, melynek háttérében a jelentősen növekvő működési kockázati kitettségek álltak. Ezen kitettségek alapját az újonnan integrált rendszerek életképessége, a növekvő e-kereskedelem, a nagyszabású fúziók és akvizíciók jelentették. A bemutatott fejlemények tükrében meghatározásra került 1999-ben a működési kockázatokra egy tőkekövetelményekkel kapcsolatos szabályozás. A működési kockázat fogalma is ekkor került meghatározásra. Működési kockázat alatt az olyan veszteségek kockázatát értjük, melyek emberek, rendszerek, folyamatok nem megfelelő, esetleg hibás működéséből, vagy külső eseményekből fakadó veszteségekből származnak (BIS, 2001).

A működési kockázatok meghatározására három megközelítést határoz meg a Bázeli III (2017) szabályozás, melyeket a következőkben szeretnék bemutatni. A szabályozás arra ösztönzi a bankokat, hogy valamilyen egységes út mentén határozzák meg a működési kockázataikat. A bizottság (2004) megfogalmazása alapján elvárás a nemzetközileg aktív bankoktól és a jelentős működési kockázatokkal rendelkező hitelintézetektől, hogy az alapmutatóra épülő módszer helyett kifinomultabb megközelítést alkalmazzanak. Fontos viszont megjegyezni, hogy az AMA módszer feltételéhez szükségesek bizonyos minimális feltételek is (BIS, 2004).

Az első megközelítés az alapmutatóra épülő módszer (Basic Indicator Approach - BIA).

Ahogy a BIA neve is bemutatja egy egyszerűbb és módszertanilag könnyen alkalmazható technikáról beszélünk, melyhez nem szükséges modellezési csoportot alkalmaznia a hitelintézetnek ahhoz, hogy a működési kockázatait meghatározza. Az alapmutató módszer alkalmazása a bruttó jövedelemből indul ki, emiatt a módszer során kizárásra kerülnek az olyan évek, amelyekben az éves bruttó jövedelem nulla vagy negatív értéket vesz fel. Az alapmutató szerinti számítás a következő módon történik:

$$K_{BIA} = [\sum(GI_{1...n} \times \alpha)]/n \quad (1)$$

ahol,

- K_{BIA} - a Basic Indicator Approach szerinti tőkekövetelmény,
- GI - éves bruttó jövedelem ha pozitív, az előző három évben,
- n - Évek száma az előző három évben, amelyben volt pozitív bruttó jövedelem,
- α - 15% amelyet a bázeli bizottság határoz meg

A második megközelítés a sztenderdizált módszer (The Standardised Approach – TSA). A módszer kissé hasonló az előzőekben bemutatott alapmutató módszerhez, viszont itt az üzletágak is megjelennek a kockázati kitettség meghatározásában. Bizonyos beta paraméterek mellett kerül meghatározásra az egyes üzletágak kockázati kitettsége és ezek összege fogja kiadni a teljes kockázati kitettséget a következő módon:

$$K_{TSA} = \{ \sum_{y:1-3} \max[\sum(GI_{1-8} \times \beta_{1-8}), 0] \} / 3 \quad (2)$$

ahol,

- K_{BIA} - a sztenderdizált módszer szerinti tőkekövetelmény,
- GI - éves bruttó jövedelem üzletáganként a alapmutató módszer szerint
- β - Az értéke 12-15% között mozog amelyet a bázeli bizottság határoz meg üzletáganként

A harmadik megközelítés a fejlett mérési módszer (Advanced Measurement Approach – AMA). Ezen technikát már nem lehet leírni az előzőekben részletezett módon, mivel egy jóval összetettebb folyamatot takar, emellett pedig rugalmasság tükrözi a módszert. A kockázati mérés során a múltbeli adatok mellé a fejlett módszer esetén szimulált vagy scenáriókon alapuló adatok

is bekerülnek. A módszer során a 99,9%-os VaR (*value-at-risk* mutató), azaz a kockáztatott érték kerül kiszámításra, amely egy nagyon ritkán látható veszteségösszeget takar. Az AMA megközelítést a dolgozat kifejezetten vizsgálja, így ennek egyes lehetőségeit és az iparági gyakorlatot külön a dolgozat módszertani részében fogom részletesebben bemutatni (BIS, 2004). A fentebb részletesen bemutatott szabályozás hazai viszonylatban 2007-ben került törvényi alapokon bevezetésre. A magyar törvény értelmében itthon is mindhárom tőkekövetelmény számítási módszer és megközelítés is alkalmazható (Magyarország Kormánya, 2007). A BIS által bemutatott szabályozásokat emellett kiegészíti még a (CEBS, 2006) által közölt tanulmány, amely főként iránymutatást ad a modell építés validálás folyamatában.

2.2. Az AMA modellek jellemzői szabályozói oldalról

Láthatóan az AMA modellek bonyolultabb és összetettebb folyamatnak számítanak, így számos részletszabályozás kidolgozása volt szükséges. A modellépítés szempontjából releváns szabályozásokat fontos megvizsgálni, mind a bázeli mind a hazai sztenderdek mentén, amennyiben szeretnénk a témában gyakorlatias szemlélettel is elmélyülni. Ezeket a szabályozásokat tételesen Gáll és Nagy (2007) tanulmánya a következőképpen foglalja össze:

- A modell a várható, és a nem várt veszteségeket is kell mérje.
- A tőkefedezetet 99,9 %-os VaR mellett kell meghatározni 1 éves időtávon.
- A modellnek tartalmaznia kell belső adatokat, külső adatokat, üzleti környezeti tényezőket, szcenárió elemzést.
- A múltbeli adatokat legalább 5 éves időtávon kell alkalmazni.
- Meg kell határozni intézményi szinten egy veszteség minimumot, amely felett bekerül a modellbe az adott veszteség érték.
- A veszteségeket kategóriák szerint kell megfeleltetni.

A veszteségek kategóriák fontos részét képezik a modellezési folyamatnak, hiszen ezek egyedi adatai bemeneti paraméterként szolgálnak a becslések során. Az említett tanulmány ezeket a kategóriákat is részletesen bemutatja, melyek az iparági gyakorlatot tükrözik inkább, mivel a kategóriákat a szabályozók ajánlatként fogalmazzák meg. Ezen értékeket két kategória mentén

vizsgálják, melyet a veszteségkategóriák és az üzleti kategóriák jelentenek, melyeket az 1. táblázatban mutatok be. Az így meghatározható két tengely mentén kapunk egy 56 elemű mátrixot, mely 7x8-as méretet vesz fel. Fontos megemlíteni, hogy Gáll és Nagy (2007) tanulmánya is ajánlást tesz azzal kapcsolatban, hogy a csoportokat érdemes összevonni bizonyos logika szerint, mivel túl alacsony elemszám mellett a paraméterek jelentősen torzíthatják a modell által adott becslést. A tanulmány emellett megjegyzi, hogy a hibák kiküszöbölése érdekében érdemes lehet külsőadatbázist is bevonni a modellezéshez, ezt segítve pedig 2007 óta létezik a HUNOR adatbázis (Homolya és Gergely, 2008).

Veszteségkategóriák	Üzleti Kategóriák
(a) belső csalás	(a) vállalati pénzügyek
(b) külső csalás	(b) kereskedés és értékesítés
(c) munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	(c) lakossági közvetítői tevékenység
(d) ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing- és termékpolitika	(d) kereskedelmi banki tevékenység
(e) tárgyi eszközökben bekövetkező károk	(e) lakossági banki tevékenység
(f) tevékenységbeli zavar vagy rendszerhiba	(f) fizetési és elszámolási tevékenység
(g) végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés.	(g) a pénzügyi szolgáltatás közvetítése (ügynöki) tevékenység
	(h) vagyonkezelési tevékenység

1. táblázat. A veszteség- és üzleti kategóriák bemutatása. Forrás: Gáll és Nagy (2007) alapján.

Az AMA modellek alkalmazása során is több megközelítés létezik, melyből két főbb módszer érdemes kiemelni. A CEBS (2006) által javasolt dokumentumok ajánlást tesznek a Monte Carlo szimuláció alkalmazására, melynek megközelítését a következő két csoport szerint érdemes szétválasztani:

- LDA (Loss Distribution Approach) - veszteségeloszlási- megközelítés
- SBA (Scenario Based Approach) - szcenárió alapú megközelítés

Az LDA megközelítés során általában a tényleges tapasztalati adatokra épülő szimuláció történik a modellezéskor, míg az SBA megközelítés esetén konstruált forgatókönyvek jelentik az indulási

alapot. A tanulmány kitér arra is, hogy a két módszer együttesen egy hibrid modellben is alkalmazható, ahol a két módszer kombinálásával végezhető a kockázati becslés.

Az MNB (2020) által készített kézikönyv ebben konkrétabb megfogalmazást tesz. Hazai viszonylatban akkor tekintik teljesnek a működési kockázatok felmérését, amennyiben az a múltbeli adatokon túl alkalmazza az intézményes kapcsolódó jelen és jövőbeni kockázatok felmérését is, melyre a következő lehetőségeket sorolja fel:

- forgatókönyv-elemzés, amely olyan kockázatokot azonosít, melyek bekövetkezési valószínűsége alacsony, ám potenciálisan magas veszteségérték társul ehhez.
- A kulcskockázati indikátorok (KRI) meghatározása, mely azt jelzi, hogy milyen módon és mértékben mozdulnak el a kockázati szintek.
- Az operációs kockázatok önértékelése, mely folyamat szemlélettel vizsgálja az intézményhez kapcsolódó kockázatok és azok vizsgálatát.

A dolgozatomban nagyobb hangsúlyt helyezek a modellezés során a forgatókönyv-elemzésre, így szeretném a kapcsolatos ajánlásokat is bemutatni. Elvárás, hogy felderítésre kerüljenek minden kapcsolódó bázeli eseménykategóriában forgatókönyvek. A scenáriók elemzése során be kell vonjon minden olyan területet az adott intézet, amelyek valamilyen módon kapcsolódnak a kérdéshez. Fontos elvárás, hogy az értékelés során biztosított legyen minden olyan információ, amely kapcsolódik az elemzéshez. Az intézményeknek minden esetben részletesen kell indokolniuk, hogy miért tartják relevánsnak a meghatározott becslési eredményeket. Fontos kritérium, hogy az arányossági szempontokat is figyelembe kell venni. Az intézetek számára tehát feladat, hogy lekövezzék utólag is az adott scenáriókat és szűrjék indokolatlanul magas vagy alacsony értékkel rendelkezőket (MNB, 2020).

A szabályozói keretek konkrét matematikai megvalósulása is fontos kérdés mely szorosan kapcsolódik a dolgozat módszertani részéhez, így ennek kifejtését még a későbbiekben megteszem, ám előtte röviden szeretném bemutatni a tudomány álláspontját is a következő alfejezetben.

2.3. A tudományos megközelítés

Az eddigiekben részletesen bemutatam a jogi és szabályozó oldalát az operációs kockázatok becslésének kérdése szempontjából, viszont a szabályozói oldalon a túl számos tanulmány

vizsgálja a kérdést módszertani megközelítésből. Ahogy az előzőekben is részleteztem, igazán szofisztikált modelltől kizárólag abban az esetben lehet beszélni, amennyiben az adott hitelintézet az AMA megközelítést alkalmazza, így a módszertani tanulmányok is többségében ezt az esetet vizsgálják.

Ha a kockázati modellezés alapjait szeretnénk megérteni, akkor alaplőműnek számít a témában Panjer (2006) könyve, amely széleskörű bemutatást ad az operációs kockázatok kvantitatív elemzéséről. A könyv sok tanulmányt alapoz meg, amely az aktuáriusi és pénzügyi modellezési kérdésekkel foglalkozik. A kötet számos statisztikai és valószínűség számítási módszer mellett kitér az eloszlási függvények és a kapcsolódó fogalmak bemutatására is, a modell szelekciókra, az aggregált adatokból származó modellezésre és a jelentkező extrém értékek kezelésére. Fontos megemlíteni, hogy a könyv nem feltétlenül a gyakorlatias szemléletet képviseli, viszont az előforduló gyakorlati problémákra megfelelő háttértudás mellett alapos választ tud adni.

A tőkekövetlemény meghatározása során érdemes figyelmet fordítani a veszteségeloszlás vizsgálatára. Fontos módszertani vizsgálatot és javaslatot tesz egy cikk ezzel kapcsolatban. A tanulmányban megállapítják, hogy fontos ellenőrizni a modellek robusztusságát, viszont az AMA módszer során alkalmazott LDA (loss development approach) megközelítést erősen ajánlják az operációs kockázatelemzési módszerek közül, mivel fontosnak tartják fejlett kvantitatív modellek használatát ebben az iparágban is. A sok pozitív jellemzés mellett a cikk kifejezi azonban, hogy találhatók olyan problémák is a modellezés során, amelyeket szükséges kezelni. Ezen cikk is megnevezi problémának például, hogy a Monte Carlo szimuláció során becsült kvantilis értékek (VaR) nagyon messze lehetnek a valóságtól, mely az eloszlásfüggvényekből adódó torzításból következhet (Frachot et al., 2001).

Hajnal és társai (2007) a tanulmányukban a szcenárióelemzéssel kapcsolatos kérdésekre fektették a hangsúlyt. Megemlíti, hogy a szcenárióelemzés hátrányaként, hogy az egyes időszakok során nehézkessé válhat az eredmények összehasonlíthatósága, főként a jelentős szervezeti változások esetén. Kiemelik, hogy a jövőbeni kiugró értékek becslésére hasznos eszköztárat biztosít a szcenárió alapú előrejelzés. A cikk a kockázati önértékelések kérdését is vizsgálja. A kockázati értékelők sok esetben egyedi módon értékelnek egyes eseményeket, így számukra egy megfelelő eszközt biztosít az LDA és SBA ötvözése. A kockázati önértékelések fő kiritkájaként a szubjektivitást nevezi meg a tanulmány, emellett kiemeli, hogy nem csak szervezeti egységek szerint lenne érdemes vizsgálni a kérdést, hanem a folyamat szemléletet is érdemes bevenni az értékelésbe, hiszen ugyanazon eredményt kellene szolgáltatassa.

Az AMA modellek során alkalmazott LDA szimuláció érzékenységére Gáll és Nagy (2007) tanulmánya hívja fel a figyelmet. Három szimulációs példát mutatnak be, amelyeken a romlik a VaR becslés hatékonysága. Ezek a mintapéldák szándékosan szélsőséges eseteket vizsgálnak, amelyek illusztratív módon jellemzik a modell érzékenységét a paraméterekre. Az LDA szimuláció amennyiben túl kevés adatból indul ki, úgy nagy fokú lehet a becslés során a bizonytalanság, amely akár használhatatlan VaR értékekhez vezethet. A veszteség mátrixban sokszor előfordulhatnak, olyan csoportok melyek esetén igen kis előfordulásról beszélhetünk, viszont tapasztalati adatok révén a modellben mindenképp fel kell használni. A problémát azért is fontos bemutatni, mivel a hitelintézetek általánosságban nem rendelkeznek túl sok adattal az egyes veszteségkategóriákon belül. Az említett problémára a tanulmány ajánlja a külső adatforrás felhasználását. A megfelelő eloszlás család választása is kritikus kérdés a modellezési megközelítés során, mivel egy rosszul leíró görbe nagyban befolyásolhatja a becslés hatékonyságát. A kutatás bemutatja, hogy az egyes eloszlás családok során nem kis eltérések tapasztalhatók. A harmadik példán keresztül a tanulmány a becslési hibákat emeli ki, melynek forrásaként a rossz szakértői véleményeket vagy külső hatásokat (infláció, növekedés) nevezi meg. Ilyen esetben például bizonyos várható értékek eltolódhatnak a valóságostól, viszont a modellek az ilyen esetekre rendkívül érzékenyek. Eredményük alapján egy nagyobb becslési hiba akár 30-40%-os félrebecslést okozhat. Úgy gondolom, hogy a paraméterek becslése valóban egy fontos és kritikus pont, melyet az előbbi kutatás is jól igazol. A dolgozatom és a kutatásom során ennek a pontnak jelentős szerepe volt.

Az adatok és bemeneti értékek minőségével kapcsolatban kivetni valót fogalmaz meg Homolya és Benedek (2007) is. Megfogalmazzák, hogy fontos a paraméterérzékenységet komolyan venni, továbbá felhívják a figyelmet a kismintán építkező módszerek veszélyeire is. A tanulmány ezeken túl megállapítja, hogy a Poisson-eloszlás jól közelíti az előfordulási gyakoriságot az értékeket pedig az ő mintájukon Pareto-eloszlás írja le jól.

Cope, Mignola, Antonini, és Ugoccioni (2009) tanulmánya szerint a működési kockázatok során alkalmazott 99,9 százalékos percentilis mérése során alkalmazott metodika alkalmazásában komoly aggályok merülhetnek fel az eredmények megbízhatóságával kapcsolatban. A cikk megfogalmazza, hogy a tőkebecsléseket mindenképpen körültekintően kell kezelni, mert a szélsőséges adatpontok, továbbá az instabil becslések miatt jelentős torzítások jelentkezhetnek. Cope et al. (2009) megállapítja, hogy a lognormális eloszlás esetén még így is a valósághoz jobban közelítő eredményt kaphatunk, ám a pareto vagy logisztikus eloszlások esetén a becslési

hibák megjelenése még drámaibb lehet. Fontos megemlíteni, hogy az elemzés során a szerzők kiemelik, hogy a kockázati mérések komoly dilemmákat okozhatnak az iparban azzal kapcsolatban, hogy mennyire kell, továbbá mennyire érdemes egyáltalán fedezni az alacsony gyakoriságú eseményeket. Megjelenik az egyenlőtlen játéktér fogalma is, mely azon alapszik, hogy az egyes hitelintézetek veszteségadatai erősen véletlenszerű hatásokkal vannak összefüggésben, így a nagyon érzékeny és bizonytalan modellek jelentős különbségeket okoznak. Cope et al. (2009) viszont kiemeli, hogy kockázatok mérésére nagy szükség van, így fontos találni alternatív lehetőségeket, mint a külső adatbázisok bevonása vagy dinamikus modellek létrehozása, amelyek tartalmazzák az operációs kockázatok közötti ok-okozati összefüggéseket. Az ilyen modellek véleményük szerint növelnék a validálási folyamatokba vetett bizalmat, továbbá javítanák a szcenáriók szisztematikusabb alkalmazását. Cope et al. (2009) megemlíti, hogy a döntéshozatalhoz tartozó kapcsolata az operációs modelleknek igen alacsony, holott hasznosak lehetnének annak meghatározásában, hogy milyen folyamatokba érdemes befektetni. Végző megoldásként a szerzők felvetik annak a lehetőségét, hogy a standardizáltabb megközelítések jelenleg igen egyszerűnek számítanak, viszont a továbbfejlesztésük (például skálázási szempontok alapján) segítené a pontosabb becsléseket és csökkentené a hitelintézetek közötti egyenlőtlen játéktér (Cope et al., 2009).

Homolya (2011) disszertációja 3 főszempont szerint vizsgálja az operációs kockázatok kérdését és modellezését. A tanulmány első részében modellezés módszertani szempontból közelíti a kérdést és megállapítást tesz azzal kapcsolatban, hogy a kockázati események gyakorisága jól közelíthető a Poisson-eloszlással. A dolgozat egy ATM hibákról szóló adatbázison vizsgálja a problémát és abban is megállapítást tesz, hogy a lognormális eloszlás helyett a Pareto-eloszlás jobban alkalmazható a modellezés során. A továbbiakban az intézményméret és a megjelenő működési kockázatokból eredő összeveszteség kapcsolata kerül vizsgálatra hazai mintán. Érdekes megfigyelés, hogy az intézményméret a veszteség gyakoriságokkal erősen összefügg, míg a veszteségösszeggel kapcsolatban már nem figyelhető meg az erős kapcsolat. A disszertáció végén a módszertani fejlettség kerül vizsgálatra, ahol a hazai mintán az intézményméret nagysága szignifikánsnak bizonyult, míg a nyereség kapcsolatában nem figyelhető meg a magyarázó erő.

Gáll, Nagy és Szini (2019) bemutatják egy részletes tanulmányban az instabilitási problémák kérdését, melyben átfogó képet adnak a modellezés során jelentkező nehézségekről és kitérnek az extrém értékek esetén megjelenő torzítási problémákra is. A tanulmány megnevez négy fontos tényezőt, mely a tőkekövetelmények szabályozási definícióiból adódnak:

- Jelentős becslési pontatlanságok.
- Outlier értékekre való érzékenység.
- Nem feltétlenül található megfelelő eloszlás, amely leírja az adatbázist.
- A becslési módszerek eredményei jelentősen eltérnek egymástól.

A cikk megnevezi aktualitásának, hogy a Bázeli Bizottság kivezeti az AMA módszert a Bazel IV szabályozás megjelenésével, melynek oka, hogy egy újabb módszertant kidolgozni egyszerűbb, mint a régihez hozzányúl. Gáll et al. (2019) egyik legfőbb megállapítása, hogy az egyes hitelintézetek adatainak elemszáma rendkívül alacsony és ez nem ad kellő biztonsági szintet egy jó becsléshez, így bemutatásra kerül, hogy a becsült VaR értékek nagyon érzékenyek mind a választott eloszlásfüggvényekre mind a bemeneti paraméterekre. A tanulmány arra problémára is kitér, hogy a hitelintézetek a modellezés előtt alkalmaznak egy szűrést bizonyos küszöb érték mellett, amelynek célja lenne az eloszlás-illeszkedés javítása, viszont a kutatás igazolja, hogy így a paraméterek konfidenciaintervalluma egy tágabb skálára kerül, mellyel sok információ veszik el az adatból. Gáll et al. (2019) továbbá azt is részletezi, hogy érdemes megvizsgálni a várható értékek szempontjából az eloszlásokat abban az esetben, ha a várható értékek nagyon alacsony tartományba kerülnek. Gáll és Nagy (2007) tanulmánya általánosságban ajánlja, hogy a veszteségesemények előfordulásának becslésekor a modellben Poisson-eloszlást érdemes használni, így fontos új információt ad ebben is a fentebb részletezett kutatás.

Az irodalomösszefoglaló végén szeretnék egy kicsit visszatérni a szabályozói oldalra, mivel a jövőben változás várható az operációs kockázatok becslésével kapcsolatban. Ahogy az előző forrásokból is láthattuk sok kutatás szól az alkalmazott AMA modell ellen, ilyen az egyenlőtlen játéktér, továbbá a bemutatott becslési és modellezési problémák. Az okok támogatják azt az elképzelést, hogy az SMA megközelítés egy bővített változatával igazságosabb és jobb megközelítés adható a tőkekövetelmény tekintetében. A problémát vizsgálta is a bázeli bizottság és kidolgoztak 2006-ban egy dokumentumot, mely bemutatja az elképzeléseket (BIS, 2016). Az SMA eddigi megközelítéséhez képest egy sokkal strukturáltabb és összetettebb számítási folyamatot ajánl a tanulmány. Új tényezőként megjelenik a *BI* (Business Indicator), amely hasonló az eddigi bruttó jövedelem mutatóhoz azzal a különbséggel, hogy a kombinálás során az egyes nyereség-veszteség adatok során szűri a nem negatív hozzájárulást a tőkekövetelményhez (például a könyvszerinti negatív PnL értékek). A *BI* valójában egy sokszorosán összetett mutató, amelynek meghatározása során külön figyelembe veszik például az osztalékjövedelmet,

a kamatjövedelmet, lízing költséget, lízing jövedelmet, egyéb bevételeket és ráfordításokat és még egyéb adatokat. A *BI* meghatározása után a tőkeszámításhoz egy *BI* komponenst nevű változót kell kiszámolni, amely a *BI* értékkel arányosan skálák szerint elkülönülve növekszik. A tanulmány emellett kiemeli, hogy az adatokkal való játszadozás megelőzése érdekében továbbra is be kell tartani az első pillérben megfogalmazott minimum szabályokat. A felügyeleteknek fontos szerepe lesz az adatminőségi vizsgálatokban és csak azon intézetek használhatják a módszert, amelyeknél fenáll, hogy a tőke minimum a *BI* komponens 100 %-os értékének felel meg. Az új megközelítést eredetileg 2022 januárjától tervezte bevezetni a bizottság, viszont a koronavírus járvány miatt egy évvel eltolta a dátumot (BIS, 2020).

Bár a dolgozatom alapvetően az AMA módszer problémáit kívánja bemutatni fontos megemlíteni, hogy az új szabályozásra is érkeztek negatív reakciók, annak ellenére, hogy láthatóan a szakirodalomban számos tanulmány ellenzi az AMA módszer alkalmazását. Ariane et al. (2016) összegyűjtötték az SMA módszer problémáit is. A tanulmány az SMA módszer fő problémáiként a szuperadditivitást, az instabilitást és a rendszerszintű kockázati kapcsolatokat nevezi meg. A megfogalmazott kritikák mellett egy tételesen bemutatott ajánlást tesz, azzal kapcsolatban, hogy az AMA modellt milyen argumentumok mentén lehetne tovább standardizálni, amelyek javulnának az előbbieken is említett hibák.

3. Az AMA módszertan gyakorlati bemutatása

A dolgozat ezen fejezetében a működési kockázatokhoz használatos modellezési módszertant szeretném bemutatni. Ahogy az irodalom összefoglaló során is kiemeltem, igazán összetett technikai módszer az AMA modellek esetén alkalmazhatók. A hitelintézetek alapvetően számos statisztikai technikát használhat a veszteségek becslésére. Ilyen metódusok közé tartoznak a Fourier transzformációk és a Panjer algoritmusok (EBA, 2014). A dolgozatom során azonban a Monte Carlo szimulációkon alapuló becselő modelleket vizsgálom, melynek oka, hogy a gyakorlatban gyakran alkalmazzák az ilyen eljárásokat (Homolya, 2011). A módszer előnye, hogy a becslés során közvetlenül adhatunk becslést a VaR értékre, amely a 0,999-ik percentilis értéke (Gáll és Nagy, 2007). A Monte Carlo szimuláció eloszlás függvények is felhasználásra kerülnek, így a módszertani részben ezek bemutatására is szeretnék kitérni.

3.1. A Monte Carlo szimuláció

A Monte Carlo szimulációs módszer kifejlesztése Neumann János és Stanislaw Ulam nevéhez fűződik, melynek a második világháborúban az atombomba fejlesztése során kulcs szerepe volt (Robert és Casella, 2011). Mivel a projekt titkosan futott, így egy elnevezést is választottak a módszernek, melyhez inspirációt Ulman nagybátyja adott, aki pénzt kölcsönzött a családjától azzal az indokkal, hogy a kaszinóiról híres Monte Carloba kellett mennie (Metropolis, 1987).

A Monte Carlo szimuláció alkalmazása során a célunk az, hogy az összes lehetséges kombinációt egy szimuláció segítségével megvizsgálhassunk. A módszer felhasználását a pénzügyekben David Hertz nevéhez köthetjük. Brealey és Meyrs (2011) egy egyszerű ám szellemes példát is hoz a módszer bemutatására, mely egy Monte Carloi kaszinóban indít. Amennyiben a ruletthez egy bonyolult stratégiát választunk és nem igazán vagyunk tisztában a valószínűség törvényeivel, úgy a példa szerint két módszert választhatunk arra, hogy információt szerezzünk a stratégia hatásosságáról. Az egyik lehetőség, hogy elkezdjük a játékot és kis időután a pörgetésekből levonjuk a következtetést, ám kihasználhatjuk a számítástechnika adta kapacitásokat is a probléma feltárására. Így a számítógéppel szimulált esetben véletlenszám generálásával térképezzük fel a lehetséges kimeneteket, ebből pedig jó közelítés adható azzal kapcsolatban, hogy a stratégia valóban kecsegtet a feltételezett haszonnal vagy sem. (Brealey és Meyrs, 2011).

A gyakorlati probléma során a működési veszteségekből kiindulva szeretnénk megbecsülni azt, hogy mekkora tőkét kell egy hitelintézet elhatároljon ahhoz, hogy nem várt nagy veszteség esetén is fizetőképessé maradjon. A modellezés során 2 dimenzió mentén kell becslést végezni, hiszen az egyes veszteségcsoportok jellemzői alapján állapíthatjuk meg a szimuláció paramétereit.

- diszkrét eloszlás választása - a gyakoriság szimulálásához
- folytonos eloszlás választása - a költségek összegének szimulálásához

A szimulációs folyamat során az egyes veszteség csoportokban (részsokaságok) kapunk egy tapasztalati előfordulást, melyhez társítani kell egy diszkrét eloszlásfüggvényt. A veszteség összegekből is számolhatunk paramétereket, amelyek felhasználásával folytonos eloszlású függvények mentén folytathatjuk a becslést. A függvényekhez tartozik egy 0 és 1 közé eső véletlenszerű szám, így a sokasági ismérvek mentén kerülnek előállításra randomizált értékek. A szimuláció során először a diszkrét eloszlásból kapott előfordulási értéket vesszük, amely egy hipotetikus évre vonatkozó veszteség előfordulási gyakoriságot jelent. Ezen érték adja meg, hogy hány

darab folytonos eloszlás mentén szimulált értéket összegzünk az adott évhez. Az így megkapott éves aggregált veszteség értékből egy új eloszlás képezhető, amely 99,9%-os VaR értéke lesz az elhatárolt tőketartalék (Gáll és Nagy, 2007).

A dolgozatomat módszertani szempontból az AMA modelleket vizsgálja, melyet az iparági gyakorlat szerint szeretnék alkalmazni. A témában részletes módszertani leírást találhatunk a következő szerzők tanulmányaiban is: Ariane et al. (2016), Cope et al. (2009), Gáll és Nagy (2007), Gáll et al. (2019) Hajnal et al. (2007), Homolya és Benedek (2007).

3.2. Az eloszláfüggvények kiválasztása

Ahogy azt az előzőekben kifejtettem a két dimenzióhoz szükséges választani egy-egy eloszlás családot. A működési kockázatok pozitív értéket vesznek fel mind a gyakoriság mind az összeg tekintetében, így megállapítható, hogy ehhez nem negatív eloszlásokat érdemes választani (Gáll és Nagy, 2007). A szakirodalomban több eloszlás függvényt is bemutatnak és használnak, melyeket szeretnék részletesen bemutatni, mivel érdemes megismerni a működésüket a gyakorlati probléma könnyebb elsajátításához. Az ajánlásokon túl a mintához is szükséges igazítani az adott eloszlás családot, melyhez illeszkedés vizsgálatot kell végezni (Goodnes of Fit - GOF statisztika). Ilyen módszerként szeretném megemlíteni a KS (Kolmogorov-Smirnov) vagy AD (Anderson-Darling) statisztikákat (Gáll et al., 2019).

3.2.1. Alkalmas diszkrét eloszlások a gyakoriságok szimulálásához

A diszkrét eloszlásokkal az előfordulás gyakoriságát közelíthetjük, mivel a gyakoriság egy megszámlálhatóan végtelen előfordulást vesz fel. A diszkrét eloszlást a következőképpen definiálhatjuk: „Ha a ξ valószínűségi változó lehetséges értékeinek a száma véges vagy megszámlálhatóan végtelen (sorozatba rendezhető), akkor diszkrét vagy diszkrét eloszlású valószínűségi változónak nevezzük” (Csernyák, 2007, 96. o.). Három nevezetes diszkrét eloszlást szeretnék bemutatni, amelyeket a veszteség modellezési eljárások során szoktak alkalmazni:

1, Elősként a binomiális eloszlás szeretném bemutatni, amely a következőképp írható le függvényszerűen:

$$f(x; n; p) = P(X = x) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x} \quad (3)$$

ahol,

$$\bullet \ 0 \leq p \leq 1$$

- $x = 0, 1, \dots, n$

A binomiális eloszlás várható értékét np adja meg, míg varianciáját az $np(1-p)$ összefüggésből számolhatjuk ki. A binomiális eloszlás a visszatevéses mintavétellel jellemezhető, amely során a véletlen kísérletet tetszőleges számban ismételhetjük (Kroese, Taimre, és Botev, 2011).

2, A második eloszlás típus a negatív binomiális eloszlás, amely következő módon írható le:

$$f(x; r; p) = \frac{\Gamma(r+x)}{\Gamma(r)x!} p^r (1-p)^{k-r} \quad (4)$$

ahol,

- $0 \leq p \leq 1$
- $r \geq 0$
- $x = 0, 1, 2, \dots$

A negatív binomiális eloszlás azt mondja ki, hogy pontosan k -szor kell a mintavételt megismételni ahhoz, hogy r darab előfordulást kapjunk. A negatív binomiális eloszlás használata során a várható értékét $\frac{r(1-p)}{p}$ adja meg, míg a varianciát $\frac{r(1-p)}{p^2}$ adja meg (Kroese et al., 2011).

3, Az utolsó a poisson eloszlás, amelyet a következő függvény ír le:

$$f(x; \lambda) = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda} \quad (5)$$

ahol,

- $\lambda > 0$
- $x = 0, 1, 2, \dots$

A poisson eloszlás alapvetően egy adott időperiódus alatt tapasztalt gyakoriságok eloszlását írja le. Az említett eloszlás várható értéke és varianciája is λ -val egyezik meg (Kroese et al., 2011). Amikor működési kockázatokat vizsgálunk, akkor alapvetően kis gyakorisággal előforduló eseményekről beszélünk. A bemutatott eloszlások közül az összes alkalmas arra, hogy jól használható becslést adjunk az egyes szimulációk során, viszont a szakirodalomban is több kutatás ajánlja a poisson eloszlás alkalmazását (Gáll et al., 2019). A poisson előnye továbbá az, hogy itt csak egy bemeneti paramétert kell felhasználni a szimuláció során (Gáll és Nagy, 2007).

3.2.2. Folytonos eloszlások bemutatása a veszteségösszegek szimulálásához

A veszteségeloszlások alkalmazása során is három eloszlás függvényt emel ki a szakirodalom (Gáll és Nagy, 2007), (Homolya, 2011). Azt is fontos megjegyezni, hogy a szimuláció alkalmazása során azzal a feltételezéssel élünk, miszerint az előforduló egyes veszteségek függetlenek és azonos eloszlásúak (Hajnal et al., 2007).

1, A pareto eloszlást a következő függvénnyel írhatjuk le:

$$f(x; \alpha; \lambda) = \alpha \lambda (1 + \lambda x)^{-\alpha+1} \quad (6)$$

ahol,

- $\lambda > 0$
- $\alpha > 0$
- $x \geq 0$

A pareto eloszlást más néven Lomax eloszlásnak is szokták nevezni. A pareto eloszlás várható értékét a $\frac{1}{\lambda(\alpha-1)}$ adja meg, míg a varianciát a következőképp számolhatjuk ki: $\frac{\alpha}{\lambda^2(\alpha-1)^2(\alpha-2)}$ (Kroese et al., 2011).

2, Az exponenciális eloszlás is használatos a veszteségmodellezés során, melyet a következő függvénnyel írunk le:

$$f(x; \lambda) = \lambda e^{-\lambda x} \quad (7)$$

ahol,

- $\lambda > 0$
- $x \geq 0$

Az exponenciális eloszlás a geometriai eloszlás folyamatos változataként is tekinthető. Az eloszlás függvény várható értékét a $\frac{1}{\lambda}$ adja, míg a varianciát az $\frac{1}{\lambda^2}$ összefüggésből számolhatjuk ki (Kroese et al., 2011).

3, A lognormális eloszlás függvényt a következő módon fejezhetjük ki:

$$f(x; \mu; \sigma) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

ahol,

- $\lambda > 0$
- $\sigma > 0$

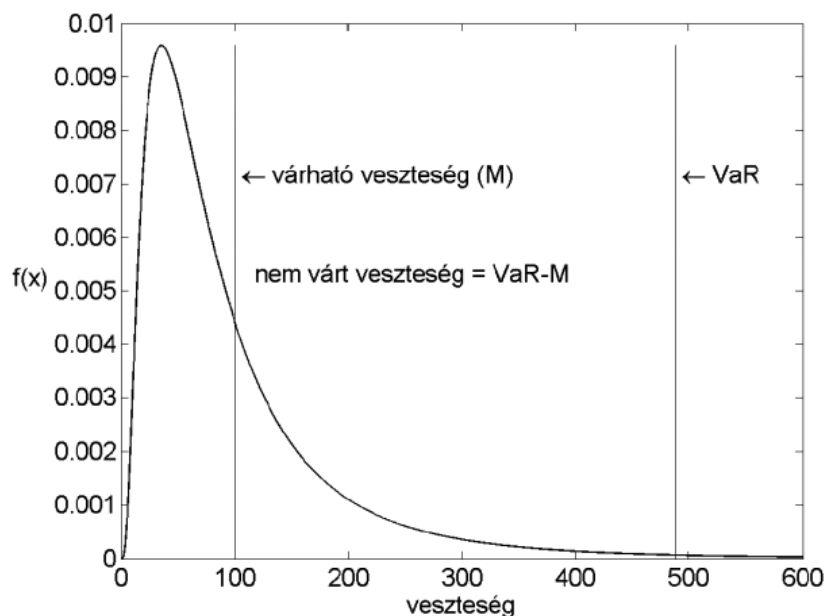
A lognormális eloszlás függvény várható értékét pedig a $e^{\mu+\sigma^2/2}$ adja meg, míg a varianciát a $e^{2\mu+\sigma^2}(e^{\sigma^2} - 1)$ kiszámításával kaphatjuk meg (Kroese et al., 2011).

A szakirodalom a veszteség eloszlások esetén nem ad abban egyértelmű állásfoglalást, hogy melyiket érdemes alkalmazni, hanem további vizsgálatok tekintetében hoznak döntést arról, hogy mely eloszlás jellemzi a sokaságot. Például Homolya (2011) ATM hibákat vizsgáló adatbázison arra jutott, hogy a Pareto-eloszlás a legalkalmasabb a szimuláció során, míg Gáll et al. (2019) a HUNOR adatbázison végzett szimulációs vizsgálataik során a lognormális eloszlást választották. Cope et al. (2009) az ORX adatbázison végzett vizsgálataik során is a lognormális eloszlás illeszkedett legjobban a mintára.

3.3. A VaR számítás menete

A VaR számítás egy összetett kockázatértékelési módszer, amelyet más technikai területeken is rutin szerűen alkalmaznak. Könnyedén fogalmazva a VaR összefoglalja a legrosszabb világállapotban jelentkező veszteségeket. Jorion (2006) álláspontja szerint a VaR mutató a felhasználók számára egy összefoglaló mérőszámot ad a kockázatokról. A VaR-t kockázatotott értéként szokás megnevezni, amely egy adott valószínűség mellett feltételez egy veszteségösszeg bekövetkezését. Például ha a $VaR_{0,999}$ értéke 5 milliárd forintot jelent, akkor azt mondhatjuk, hogy 99,9 %-os valószínűséggel a veszteség nem fogja meghaladni az 5 milliárd forintot (Jorion, 2006). Tehát azt is mondhatjuk, hogy a működési kockázatok kezelése során a $VaR_{0,999}$ egy 1000 évente bekövetkező veszteség értéket feltételez, melyre tartalékot képeznek a hitelintézetek (Homolya, 2011). A VaR haszna, hogy egyetlen számként összefoglalja az intézetek kockázatoknak való kitettségét, valamint a kedvezőtlen lépések kitettségét. A VaR számítása nem csak az operációs kockázatok területén jelenik meg, hiszen a számos intézet használ VaR számítása módszereket a világ minden pontján (Jorion, 2006). A VaR elnevezést a működési kockázatok modellezése kapcsán használják CaR (Capital at Risk) néven is, ám OpVaR (Operational Value at Risk) néven is szoktak hivatkozni a mutatóra (Böcker és Klüppelberg, 2010), (Hajnal et al., 2007).

A VaR számítás a törvényileg meghatározott 99,9%-os szint mellett történik, amely a szignifikancia szintet is jelenti, tehát ezen VaR mellett az $\alpha = 0,001$. Hajnal et al. (2007) ajánlják, hogy az egyes intézetek határozzanak meg különböző VaR értéket is, hiszen ez fontos információkat



1. ábra. A VaR bemutatása lognormális eloszláson. Forrás: Hajnal et al. (2007)

közölhet. Ahogy az 1. ábrán is láthatjuk, a lognormális eloszlás hosszan elnyúló, így a farok eloszlásoknál bizonyos szignifikancia szintek mellett, nagyot ugorhat a VaR értéke.

Látható, hogy a becslés során nem csak a kockáztatott értéket lehet kiolvasni, hiszen a szimulált veszteségek átlagában megkaphatjuk a várható veszteséget is, ám a tőkekövetelmény nem a várható érték becslésére hivatott. A várható veszteség és a VaR értéke között helyezkedik el az adott szignifikancia szint mellett feltételezett nem várható veszteség értéke. A gyakorlatban a VaR értékét a szimulált eloszlás 99,9-ik percentilisében kaphatjuk meg.

3.4. A forgatókönyv-elemzés módszere

Ahogy a bevezetőben is említettem módszertani szempontból hibrid modelleket is szoktak alkalmazni a tőkekövetelmény becslése során. Az eddigiekben olyan módszert vizsgáltunk, amely során a múltbeli adatokra támaszkodik a modell, ám a szakértői várakozásokból érkező információkat is érdemes bevonni az elemzésbe. A hitelintézetek az önértékelési folyamatok során határozzák meg, hogy szükség van a KRI-k (Key Risk Indicator) vagy scenáriók (forgató-könyvek) bevezetésére. A scenárió elemzés során olyan veszteségesemények felderítése történik, amelyek nem várt extrém esetek, így előfordulásuk is jellemzően ritkábban történik. A gyakorlatban általában workshopok keretein belül az adott területek szakértőinek a bevonásával végzik az önértékelést. A workshopokon egy előzetesen kialakított kérdőív segítségével

történik a kockázatok felderítése, amelyben az értékeket egy meghatározott skálán helyezik el a résztvevők. A kérdőív kitöltése során olyan számszerűsített adatok is rögzítésre kerülnek, mint a várható gyakoriság, várható veszteség és extrém veszteség előfordulása. A forgatókönyv elemzés során cél az olyan környezet kialakítása is, amely mellett jobban fel tud készülni az adott hitelintézet az extrém helyzetekre, például biztosítások megkötésével (Kovács és Marsi, 2018).

A workshopokon becsült várható veszteséget és extrém előfordulást a modell számára bemenetként egy μ és σ értéként kell meghatározni, hogy szimulációt tudjunk vele végezni. Az előfordulás várható értéke adja meg a λ paramétert. A szakértői becslésekből érkező adatokat a választott eloszlásra kell illeszteni, melyet a paraméterek megfeleltetésével kell végezni. Az illesztés megközelítésére egy példát Nikházy (2007) cikkében találunk, aki a medián oldaláról közelítette meg a becslést. A számolás során a modellben a tipikus elfordulási értékből indulok ki, amely így a módusznak felel meg, ehhez pedig az extrém értéket veszem, amely az eloszlás 99,9-ik percentilisét jelenti. A két érték segítségével célérték keresés futtatásával megállapítható a μ és σ értéke (Rippel és Teplý, 2008). A módszert részletesebben kifejtem a következő fejezetben.

4. Az adatok és a Monte Carlo szimuláció eredményeinek bemutatása

Az előző szekcióban részletezett módszertani szempontok alapján vizsgáltam, hogy az extrém értékekre, hogyan reagál az AMA modell során alkalmazott Monte Carlo szimuláció eredménye. Az extrém értékek mellett kerestem olyan tényezőket is, amelyek a modell érzékenységet bizonyítják. Az eredményeimet ezen fejezetben szeretném részletesen bemutatni.

Az elemzés során felhasznált adatbázist egy névtelenséget kérő magyar hitelintézet biztosította számomra. Az említett intézet a HunOR adatkonzorcium tagja. A felhasznált adatbázis egy reális eshetőséget mutat egy magyar piacon működő intézetről, ám a felismerhetetlenség érdekében az eredeti tapasztalati adatokhoz képest az értékek eltolásra kerültek. Az adatbázisról az elemzés érthetősége segítése érdekében a következő alfejezetben leíró jellegű bemutatást készítek. A módszertani elemzéseket a Python programnyelvben végeztem, melyben több bővítményt is felhasználtam. A futtatott kódokat és eredményeket összefoglaltam egy Python notebookban is, melyet ezen a kattintható [linken](#) tettem elérhetővé.

4.1. Az adatbázis bemutatása leíró statisztikák alapján

Az adatbázisban kapott veszteség eseményeken elsődlegesen néhány szűrést kellett elvégezni ahhoz, hogy felhasználhassam a szimuláció elvégzéséhez. Az olyan veszteség eseményeket kizártam az adatbázisból, amelyek hitelkockázathoz kapcsolódó működési kockázati események voltak. Mivel az adatbázisban még 2021-re nagyon kevés lezárt operációs kockázati eseményt volt található, így a becslést a 2020 évi adatokig végeztem, míg a 2008 előtt eseményeket kizártam, mivel ott kevés eseményt lehetett találni. Az összesített veszteség összegeket és gyakoriságokat a 2. táblázatban foglaltam össze.

Év	Veszteség darabszám	Veszteség összesen (ft)
2008	498	764 419 028
2009	542	844 525 302
2010	509	917 699 981
2011	570	719 685 368
2012	543	511 898 960
2013	452	2 653 826 018
2014	383	660 204 332
2015	465	880 922 234
2016	466	478 922 347
2017	446	1 698 524 527
2018	525	1 192 502 172
2019	667	778 091 186
2020	403	1 647 457 853

2. táblázat. A veszteségek gyakorisága és összértéke éves bontásban. Forrás: Saját szerkesztés

A 2. táblázatban látható, hogy a veszteség események előfordulása 400 és 700 között mozog, míg az összes működési veszteség 400 millió és közel 2,5 milliárd közötti értékeket vesz fel. A 2. táblázatból azt is leszűrhetjük, hogy a veszteségértékek igen különbözőek, mivel bizonyos években kis előfordulás mellett láthatunk nagy veszteségértéket, míg például 2019-ben a legnagyobb előfordulással bíró évben kisebb volt az összveszteség.

Az egyes eseménycsoportok szerint is szeretném megmutatni, hogy milyen előfordulásokkal és értékekkel lehet számolni. Mivel a szimuláció során az átlag és szórás értékek kerülnek

felhasználásra így ezen jellemzőket is feltüntettem a 3. táblázatban. A táblázat jól bemutatja,

Veszteségkategóriák	Gyakoriság	Átlag	Szórás	Minimum	Maximum
1. Belső csalás	31	15 979 201	34 438 215	56 699	176 043 589
2. Külső csalás	2372	638 707	5 577 352	51 931	251 589 652
3. Munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	95	5 880 658	15 960 947	55 000	101 563 396
4. Ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	278	12 332 555	71 096 065	52 800	872 293 406
5. Tárgyi eszközökben bekövetkező károk	1414	779 061	7 214 770	55 000	221 598 490
6. Üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	254	8 721 400	48 464 918	55 000	704 256 334
7. Végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	2025	2 189 811	30 347 856	52 800	1 288 100 000
Összesen	6469	2 125 317	25 239 836	51 931	1 288 100 000

3. táblázat. A veszteségek főbb jellemzői kategóriák szerint. Forrás: Saját szerkesztés

hogy mekkora eltérések tapasztalhatók az egyes részcsoportok között. Az eltérések mind az előforduló átlagos veszteségekben, mind a gyakoriságban jelentősek. A becslési hibát maga a szórás értéke adja meg, amely láthatóan itt egy jelentős érték minden csoportban főként, ha az átlagos értékekhez hasonlítjuk. A hitelintézetek alapvetően több milliárdos tételeket határolnak el tőkekövetelményként, így ezen becslési hiba elfogadható, ám érdemes olyan módszertani eszközöket bevetni a modellépítési folyamatban, amelyek a hiba csökkentését segítik. Ilyen lehet például bizonyos logika mentén csoportok összevonása. Az összevonási folyamat jelentőségét a következő két alfejezetben fogom részletesebben bemutatni. Mivel magas szórás értékeket látunk nem meglepő, hogy az egyes részsokaságok minimum és maximum értéke között is jelentős eltérés tapasztalható. A nagyon alacsony és nagyon magas értékekre érzékenyen reagál a modell, mely fontos kérdésnek számít a modellezés szempontjából (Cope et al., 2009).

A veszteségesemények előfordulása az üzletágak szerinti bontásban hasonlóan aránytalannak tekinthető. A kérdést nem tartottam indokoltnak külön táblázatban bemutatni, viszont röviden számot adok róla. A kereskedelmi banki és a lakossági banki tevékenységek esetében találhatunk csak 1000-nél nagyobb előfordulási értékeket. Az ügynöki szolgáltatások, a fizetési és kiegyenlítési szolgáltatások, a lakossági közvetítő tevékenység, a vagyonkezelés és az ügynöki szolgáltatások esetén igen alacsony 100 darabnál kisebb előfordulást lehet tapasztalni. A vállalati pénzügyek és kereskedelem és értékesítés üzleti kategóriákban találhatunk 100-nál nagyobb előfordulási értékeket. Mivel láthatóan sokkal aránytalanabb az eloszlás az üzletágak esetén, így érdemes a veszteségkategóriák mentén folytatni az elemzést. Fontos kiemelni, hogy az üzletágak szerinti bontás is fontos információt szolgáltat, hiszen egy ilyen fajta becslés segítheti annak meghatározását, hogy mely üzletágba érdemes tőkét fektetnie a döntéshozóknak, ám a nagyon

alacsony gyakoriságok jelentősen bizonytalanná tehetik a VaR becslését.

4.2. Eredmények a csoportösszevonás nélküli szimuláció alapján

Ahogy a módszertani rész során is ismertettem, a modellezési folyamatot, a megfelelő eloszlás függvények kiválasztásával kell kezdeni. Gáll és Nagy (2007) is ajánlást tesz abban, hogy a gyakorisági eloszlások során a Poisson eloszlást érdemes használni, így én is ezt fogom tenni. A megfelelő folytonos eloszlás kiválasztásához szükséges statisztikai vizsgálatot folytatni. Én a Kolmogorov-Smirnov tesztet választottam, hogy meghatározzam mely eloszlás írja le jól a veszteségösszegeket. A p-érték összehasonlításában a lognormális eloszlás bizonyult az adatot legjobban leíró eloszlásnak. Az illesztés során a természetes alapú logaritmusát vettem a veszteségértékeknek, mivel a logaritmus függvénnyel készített szimuláció során ezen szórás- és átlagértékét szükséges bemeneti adatként felhasználni. Mivel 50 000 forint alatti veszteségértékek nem kerülnek felhasználásra a modellben, így az eloszlás illesztés javítása szempontjából csökkentettem 50 000-el a veszteség értékeket, mely eredményeként jelentősen javult az illeszkedés a Kolmogorov-Smirnov teszt értékei alapján.

Az előző alfejezetben bemutatott veszteségkategóriák szerint végeztem el a csoportosítást az első veszteség modellben. Bizonyos csoportokban nem található megfelelő számú veszteségelem, amely negatívnak számít modellezési megközelítésből, viszont a dolgozat kérdésének szempontjából jó példát láthatunk így a becslés bizonytalanságával kapcsolatban. A következő alfejezetben részletesen bemutatom, hogy a csoportosítást mi alapján érdemes elvégezni.

A Monte Carlo szimuláció során a modell tehát két eloszlás függvényt is felhasznál, emellett számolni kell a korrekciós tételekkel is, továbbá valahogy közelíteni kell a VaR értéket megfelelő számú szimuláció elvégzésével. A program, így első körben rögzítette az egyes csoportok lambda, μ és szigma értékeit. Az elemzés során a következő évet szimulálok ahhoz, hogy megkapjam a megfelelő tőkeértéket, így lambdaként egy átlagos gyakorisági változót kellett számolnom. A 2008 és 2020 közötti időszak valójában 13 évet jelent, így 13-mal osztottam el a teljes gyakoriságot csoportonként, mely a lambdát, azaz az átlagos éves gyakoriságot jelenti. A μ paramétert az 50 000-el csökkentett veszteség értékek természetes logaritmusa átlagaként kaptam meg. A σ paraméter meghatározásához veszteség minta lévén a mintaszórás képletét használtam. A szimuláció bemeneti értékeit feltüntettem a 4. táblázatban, ahol a modell becslési eredményeit is bemutatom.

A Monte Carlo szimuláció következő lépéseként az ismertett bemeneti paraméterek alapján

szimulálunk számos lehetőséget a következő évre. Valójában feltérképezzük, hogy a tapasztalati adatok alapján, milyen évre van kilátás a legrosszabb és a legjobb eshetőségek szerint. A program n darab évet szimulál, mely évekhez random poisson gyakorisági értékeket rendel. Én a szimulációban 100 000 darab λ -t generáltam. Ezek a generált gyakorisági értékek adják meg, hogy hány darab random lognormális veszteségértéket generálok, melyeket utána összegezek. Ez alapján 100 000 év szimulálása történik meg, melynek a 99.9-ik percentilise fogja megadni a $VaR_{0,999}$ értékét. A percentilis értéket pedig N darabszor generálok annak érdekében, hogy minél jobban közelítsem a becsléssel a valós VaR-t. Az N darab VaR értékének végül veszem az átlagát, mely a szimuláció által előállított végső VaR értéket jelenti, amely egyben a szükséges tőkekövetelmény. N értéként a szimulációban 100-at állítottam be. Gáll és Nagy (2007) vizsgálta, hogy a N és n értékek meghatározása milyen hatást fejt ki a szimuláció szempontjából. Az eredményikből látható, hogy bizonyos darabszám fölött már elhanyagolható a szimuláció eredményére való hatása. A cikk számbavételével úgy ítélem meg, hogy az $N = 100$ és $n = 100\,000$ megfelelő mennyiséget jelent a pontos becsléshez.

Veszteség kategóriák	λ	μ	σ	$VaR_{0,999}$
1. Belső család	2,38	14,4170	2,4837	7 427 359 003
2. Külső család	182,46	11,8335	1,4130	153 343 299
3. Munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	7,30	13,3352	2,4068	4 016 967 017
4. Ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpólitika	21,38	12,5729	2,3574	2 908 456 061
5. Tárgyi eszközökben bekövetkező károk	108,76	12,3300	1,2098	104 729 411
6. Üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	19,53	13,1062	2,3716	5 035 295 037
7. Végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	155,77	12,07655	1,8470	719 518 812
Összesen				20 365 668 642

4. táblázat. Eredmények csoportösszevonás nélkül. Forrás: Saját szerkesztés

A szimuláció eredményeit a 4. táblázatban mutatom be. Az eredményeket vizsgálva megállapítható, hogy a milliárdot túl lépő és a milliárdos érték alatt maradó csoportok jól elkülönülnek egymástól. A kis λ -dal rendelkező csoportokban nagyobb μ és σ értékeket figyelhetünk meg. Az eredményem is bizonyítja Gáll et al. (2019) eredményeit, amely bemutatja, hogy nagy lehet a bizonytalanság abban az esetben, ha túl kevés adattal rendelkezünk, mivel a poisson-lognormális modell kifejezetten érzékeny a bemeneti paraméterekre. Véleményem szerint itt nem csak a kis adatmennyiség, hanem a mintához képest jelentősen eltérő értékek is felelősek a túlbecslésért. A problémát szeretném is bemutatni az első csoporton végzett részletesebb

vizsgálatommal.

Ahhoz, hogy megtaláljam mi okozza a nagy σ értéket először a veszteségeket sorba rendeztem. Ebből láttam, hogy volt egy igen magas 176 milliós értékű veszteségösszeg, továbbá egy 61 és egy 64 milliós összeg. Az említett belső csalás csoport emellett tartalmazott két darab százezer forintot meg nem haladó veszteség összeget is. A többi érték kisebb ugrásokkal de egyenletesen növekedett a sorba rendezés után 110 000 forinttól egészen 35 millióig. Mivel a túl magas és túl alacsony veszteség értékek is jelentős hatással lehetnek a paraméterekre, így ezen értékek hatását is külön vizsgáltam.

Első körben futtattam egy szimulációt, ahol azt néztem meg, hogy mi történne a becslés eredményével abban az esetben, ha nem történt volna meg a 176 milliós veszteség, melynek eredményei a következők voltak:

- $\lambda = 2, \quad \mu = 14,2647, \quad \sigma = 2,4188$
- $VaR_{0,999} = 4\,384\,628\,682$

Ha ezt hasonlítjuk az eredeti 7,4 milliárdos értékhez, akkor láthatjuk, hogy csak egy darab bekerülő extrém érték közel 70%-al növelte az adott csoport miatt képzett tőkekövetelmény. Fontos megemlíteni, hogy a nagyon magas értékeknek főként az egyenlő játéktér elméletekkel kapcsolatban lehet relevanciája, hiszen szabályozói szempontból nem engedélyezett ezek kizárása még akkor sem, ha outlier értékek nevezzük meg. A bekerülő kis értékek is befolyással vannak a becslésre, így megvizsgáltam, hogy abban az esetben, ha a két 100 000 forint alatti veszteség érték nem következett volna be, milyen irányba tolódik el a tőkekövetelmény. Az így futtatott szimuláció a következő eredményt adta:

- $\lambda = 2, \quad \mu = 14,7674, \quad \sigma = 2,2441$
- $VaR_{0,999} = 3\,904\,639\,844$

Látható, hogy a bekerülő kis értékeknek a hatása már közel 90%-al növelte meg a tőkekövetelmény értékét. Ahhoz, hogy a problémát jobban szemléltessem egy hipotetikus példát szeretnék bemutatni. Vegyünk egy hitelintézetet, ahol rögzítenek több nagy és közepes nagyságú veszteség eseményt, majd például két fióktelepéről ellopnak egy-egy kis értékű monitort, amely már meghaladja az 50 000-es küszöb értéket. A két kis monitor értéke nem jelent túl nagy veszteséget a hitelintézet számára ahhoz képest, hogy bizonyos években több száz milliót is bukik az intézet. A Monte Carlo szimuláció során viszont már a megnövekedett szórásértékekkel fogjuk

szimulálni az éveket, így akár az eredetihez képest ceteris paribus 90%-al is megnövekedhet tőkekövetelmény az adott csoportban. A hitelintézet tartalékként fogja elkönyvelni ezt és nem használhatja fel például befektetésre, hitelezésre. Ahogy a példa is bemutatja igen abszurd, hogy kvázi két jelentéktelen esemény, miatt a hitelintézeteknek sokkal magasabb tőkét kell képeznie.

A problémát többféleképpen is meg lehet oldani véleményem szerint. Jó irány lehet ilyenkor esetlegesen megemelni a bekerülési küszöböt, akár ebben a csoportban külön, hiszen indokolható, hogy ne várjuk a világkatasztrófát két kis tétel miatt. Másik irány lehet további csoportok összevonását eszközölni, hiszen ezzel több adat mellé fog bekerülni az adott részsokaság így jobban enyhül majd a kiugró értékek hatása. A csoportosítás hatását és eredményeit a következő alfejezetben fogom bemutatni.

A becslés okozta problémát szeretném egy aktuális kérdésen keresztül is körüljárni, hiszen jelenleg a koronavírus okozta lezárások során a hitelintézetek számára is megjelent több nem várt veszteségösszeg. A bankszektor több szempontból is érintett a koronavírus válság kapcsán, hiszen a működési kockázatok mellett számolni kell stratégiai, hitelezési és rendszerszintű kockázatokkal is. Vőneki (2020) tanulmánya összefoglalja a bankszektorra érintő változásokat, amelyek a működési kockázatok szempontjából relevánsnak bizonyultak az elmúlt időszakban. A 10 legjelentősebb működési kockázat bekövetkezési esélye jelentősen megnövekedett. A ranglista élén az IT-rendszerekkel kapcsolatos leállások szerepelnek. A járvány terjedését csökkentő távolságtartás jelentős igénynövekedést jelent az IT rendszerek szempontjából. Jellemzővé vált az otthoni munkavégzés, amely során bizonyos rendszerfennakadások nagyobb veszteségeket okozhatnak, emellett a kibertámadások vagy az adatvesztések esélye is megnövekedett. Az IT rendszereken túl a pandémiás helyzet hatásai megjelennek a rezilienciakockázat, az outsourcing-kockázat de a lopás és csalás kategóriájában is. A tanulmány is kiemeli, hogy a járvány még nem ért véget és nem rendelkezünk elegendő tapasztalati adattal ahhoz, hogy széleskörű használható elemzéseket végezzünk, viszont az operációs kockázatok becslésénél már számolhatunk a veszteségértékekkel.

A bemutatott példa is jól reprezentálja, hogy a bekerülő extrém értékek, milyen hatással lehetnek becslésre. Ahogy Vőneki (2020) cikke is kitér rá a válságnak jelentős hatása lehet a működési kockázatokra. Mivel az AMA modellben a gyökér okra kell visszavezetni és aszerint kell megvizsgálni a veszteség összegeket, a koronavírus válság okozhat egy igen jelentős kilengést, ha összesítünk minden kapcsolatos költséget (BIS, 2004). Gondoljunk arra, hogy a megnövekedett IT-val kapcsolatos fennakadásoktól kezdve egészen az eszközbeszerzésekig számos veszteség

jelentkezik, hiszen az intézeteknek a fióktelepeiken biztosítaniuk kell védőeszközöket, fertőtlenítőszeret, maszkokat, de a home office lehetőségét is gyorsan meg kellett teremteniük. Nem kötelező, de az intézetek segíthetik az üzletmenetet bizonyos esetben a dolgozóik tesztelésével, mely további költségeket jelent. Az összesített érték igen megnövelheti mind a μ és σ értékét, melynek hatása az előző példa tekintetében akár 70%-os tőkekövetelmény növekedést is okozhat a részcsoportokban. Az aktuális kérdések vizsgálatában is fontos kiemelni, hogy érdemes a VaR becslés során jól kezelhető csoportokat kialakítani annak érdekében, hogy a modell ilyen esetben ne okozzon túlzott kilengéseket. Természetesen a hatásnövekedés a jól kezelhető csoportok mellett is meg kell jelenjen, mivel a koronavírus válság tapasztalati adatként jelenik meg a szimulációban és így már egy pandémiás helyzettel is számol a szimuláció.

4.3. A szimuláció eredményei csoportösszevonások alapján

Ahogy kiemeltem a csoportosítás jó eszköz lehet arra vonatkozóan, hogy csökkentsük a becslés bizonytalanságát. A csoportosítás során azt is fontos kiemelni, hogy érdemes valamilyen közgazdasági szempontból is jól magyarázható megközelítéssel élni. Azt is fontos viszont kiemelni, hogy ha túl sok csoportot összevonunk annak is meglehet a negatív hatása, hiszen így sok információ gyengülhet és végül alulbecslést eredményezhet. Az alulbecslés veszélyét fontos komolyan venni, hiszen az eljárás eredeti célja, hogy szélsőséges években is szolvens tudjon maradni az intézet. Így ahhoz, hogy összevonható csoportokat keressünk a statisztikai és közgazdasági indokokat egyaránt figyelembe kell venni.

Ahogy bemutattam az előző alfejezetben is az 1. csoport, azaz a belső csalás eloszlása olyan paramétereket eredményez, amelyek nagyon torzítják a becslést. A torzítás nem meglepő, hiszen rendkívül kevés múltbeli adattal rendelkezünk. Az alacsony mintaelemszámhoz tartozó magas μ és σ értékek indokoltá teszik az összevonást. Közgazdasági szempontból pedig jó irány lehet azt mondani, hogy képezzünk egy egységesített csalás kategóriát, ahol nem mérjük azt, hogy maga a csalás külső vagy belső irányból történt. A külső csalás kategóriájában elegendő gyakorisági értéket találhatunk ahhoz hogy kiegyensúlyozottabb becslést végezzünk. A két kategória összevonására számos példát láthatunk a szakirodalomban.

A második és harmadik csoportban egyaránt kevés adatot találhatunk, viszont a két csoport összevonásával már egy jobban kezelhető csoportot alkothatunk. Igaz láthatóan a szórás szempontjából nem különül el jelentősen a két csoport így a becslés hibája nem csökken, ám összértékben enyhíti az összevonás a túlbecslés esélyét. Az így képzett csoport véleményem

szerint közgazdasági értelemben is jobban magyarázható, hiszen mindkét kategória az intézethez kapcsolódó gyakorlatokból eredő veszteségeket jelöli. Az összevonások utáni becslést az 5. táblázatban mutatom be.

Veszteség kategóriák	λ	μ	σ	$VaR_{0,999}$
1. Belső és külső csalás	184,84	11,8668	1,4613	181 253 372
2. Gyakorlat	28,69	12,7670	2,3902	4 941 714 440
3. Tárgyi eszközökben bekövetkező károk	108,76	12,3300	1,2098	104 729 411
4. Üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	19,53	13,1062	2,3716	5 035 295 037
5. Végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	155,77	12,07655	1,8470	719 518 812
Összesen				10 982 511 072

5. táblázat. Szimuláció eredményei csoportosítással. Forrás: saját szerkesztés

Az eredmények megmutatják, hogy a csoportosításoknak jelentős hatásai vannak a tőkekövetelmény értékére. Az eredményeket az 5. táblázatban foglaltam össze. Az első két csoport összevonása után a 7 milliárdos tőkeérték kvázi eltűnt, hiszen csak 28 millióval növekedett az eredeti külső csalás értéke. A hatás jól magyarázható, ha összehasonlítjuk a bemeneti paramétereket. Az összevont csoportban a szórás értéke 1,5-re mérséklődött, míg eredetileg a belső csalás esetén külön véve ez 2,5 környékén volt.

A gyakorlat csoportnál a két összevont kategóriában csökkent a teljes tőkekövetelmény összege, hiszen előzőleg a két csoport közel 7 milliárdot tett ki. A μ értékek igen eltérőek voltak, ám a szórás közel azonos. Eredetileg az ügyfél, üzleti gyakorlat marketing és termékpolitika kategória nagyobb elemszámmal rendelkezett, így nem meglepő, hogy ennek hatása volt jelentősebb a becslés során, így a μ értéke is ehhez állt közelebb. A hatás a teljes $VaR_{0,999}$ értékének vizsgálatában igen látványos, hiszen közel felére csökkent a tőkekövetelmény. A számolt eredmények is jól reprezentálják azt, hogy mennyire instabil tud lenni az AMA modell, hiszen ugyanazon adatok kerültek a szimulációba csak két csoport összevonása történt meg, melynek eredményeként felére csökkent a tőkekövetelmény. Az előző alfejeztben bemutattam, hogy a nagyon alacsony és nagyon magas értékeknek a bekerülése milyen jelentős hatást fejt ki. A nagyon különböző értékek hatása igaz csökken, ám a csoportosításnál is fontos kiemelni, hogy érdemes lehet a σ csökkentése szempontjából a hasonló csoportokat összevonni.

4.4. A forgatókönyv-elemzéssel kiegészített szimulációs eredmények

Ahogy a módszertani rész során is kiemeltem a hitelintézetek alkalmaznak olyan modelleket is, amelyek nem csak kizárólag múltbeli adatokon alapulnak, hanem felhasználnak szakértői elemzéseket is a becslés során. Erre jó opció a forgatókönyvek azaz a scenáriók bevonása az elemzésbe. A scenáriók meghatározása nem nevezhető túlságosan egzaktnak, hiszen olyan veszteségeseményeket kell megbecsülni, amelyek még nem következtek be, ám reálisan bekövetkezhetnek. Az MNB (2020) ajánlása rögzíti, hogy az alacsony bekövetkezési valószínűséggel, de potenciálisan nagy veszteségeket magukban hordozó eseményeket, az arányosság elvének figyelembevételével az intézményeknek mérniük kell. A forgatókönyv-elemzés bevonásával a kockázatokat szélesebb körben tudják a hitelintézetek megragadni (MNB, 2020).

Ahogy az irodalmösszefoglalóban is bemutattam a szabályozói oldalról elvárás, hogy a minden veszteség kategóriában felállításra kerüljenek scenáriók. Mivel a forgatókönyv elemzés módszertana nagyon szerteágazó, így nem szeretném minden egyes részcsoport esetén részletesen bemutatni, hogy miként végezhető egy forgatókönyv-elemzés, ám két rövid példán keresztül szeretném részletezni a gyakorlatot. Az MNB (2020) kiemeli, hogy szerintük a szakértői csoport segítségével meghatározott forgatókönyvek jó gyakorlatnak bizonyulnak. Amikor egy scenárió rögzítésre kerül, akkor sok irányból elkezdhetjük körül határolni a témát, ilyen lehet például a belső vagy külső csalás kategória esetén más intézményekben feltárt jelentősebb események megvizsgálása, például a Deutsche Bank körül kirajzolódott botrányból kiindulva (BuzzFeedNews, 2020), ám kereshetünk természeti katasztrófát is, de talán a járványos megbetegedés sem ismeretlen számunkra manapság. Az ilyen scenárióknak problémája, hogy részleteiben is szerteágazhat, így egy jobban körülhatárolható témát választottam arra, hogy prezentáljam a forgatókönyvek meghatározását.

A hitelintézetek több belső rendszert is alkalmaznak a működésük során, amelyhez IT szakembereket is kell alkalmazzanak, akik általában igen speciális tudással bírnak az adott informatikai környezettel kapcsolatban. Veszteségeseményt az jelenthet, ha például egy kulcs ember távozik az IT csoportból. Ilyen lehet például egy vagy több vezető, aki az adatbázisok vagy a szoftverek működtetéséért felel. Amennyiben nincs megfelelő módon képzett utánpótlás, úgy az adott szervezetnek sürgős toborzásba kell kezdenie. Ameddig nem találnak házon belül megfelelő jelöltet az IT feladatokat ellátására, akkor pótolni kell ezt a személyt, melynek további magas költségei lehetnek. Ennek következtében bizonyos folyamatok lassabban fognak végbe menni, amelyek további veszteségeket jelentenek. Továbbá az új IT vezető számára is kell idő

ahhoz, hogy mindent megtaláljon és átlásson, így a folyamatok lassulása tovább is fennállhat. Az IT területeken kívül több olyan szakterület is van, ahol például a nem megfelelő gyakorlat miatt bírságot is kaphat az adott hitelintézet, így ezzel is számolni kell. Az intézet mérheti, hogy hány évente mondanak fel kulcsemberek. Tételezzük fel most ebben az esetben, hogy a munkavállalói környezet és a belső adatok alapján 4 évente találkozhatunk tipikusan olyan felmondással, amely során távozik egy kulcsembert, és 40 millióra becsülhető annak a költsége, amelyet ez magával hordoz. Módszertani megközelítésben az így képzett éves gyakoriság, vagyis a λ értéke egyenlő lesz 0,25-el.

Ahhoz, hogy a többi paramétert meghatározzuk, szükség van egy másféle megközelítésre is, melyet az extrém előfordulás irányából szeretnék megragadni. A taglalt témában extrém eshetőséget jelenthet például, ha egy adott osztály vagy csoport adja be a felmondását hirtelen. Ilyen esetben, például a teljes IT csapat felmondása esetén az adott intézetben a támogatói folyamatok leállnak a pótlás idejéig. A szerencsétlen helyzetben valószínűleg, ha találnak is gyorsan átmenetileg munkaerő pótlást, a folyamatok akkor is jelentős veszélybe kerülnek. Az új dolgozók toborzása és csapat felépítése jóval nagyobb költségeket jelent. Tételezzük fel, hogy ez várhatóan háromszor akkora költséget generál az adott intézet számára, mintha csak a vezető mondana fel. Ebben az esetben 120 milliót is elérheti a veszteség. Ilyen esetben természetesen a gyakoriságra is ritkább értéket kell meghatározni. Mondhatjuk például azt, hogy az előfordulás csak minden 5. felmondási ciklus során elképzelhető, így várhatóan ez csak 20 évente következik be. A 120 milliót így extrém értéként az eloszlás 0,999-ik percentilisében határoztam meg.

A μ és a σ értékek meghatározásához egy célérték keresést végeztem, hiszen már két információ is adott az eloszlás függvényével kapcsolatban (Rippel és Teplý, 2008). A móduszt lognormális esetben a következő összefüggéssel lehet leírni: $e^{\mu - \sigma^2}$, melyet 40 millióként rögzítettem (Kroese et al., 2011). Az eloszlás 0,999-ik percentiliseként az említett 120 milliót adtam meg. Így az excel solver bővítményének használatával meghatároztam, hogy mely paraméterek mellett teljesülnek a meghatározott feltételek. Az így meghatározott értékeket a 6. táblázat második sorában láthatjuk. A további scenáriókat már nem vezettem ennyire részletesen végig, ám a modellezési szempontok miatt igyekeztem jellegükben különböző forgatókönyveket rögzíteni, hogy statisztikai szempontból is alaposabban körüljárható legyen a kérdés.

A modellezés következő lépésként meg kell határozni a bekeverés arányát. Így azt a kérdést vizsgáljuk, hogy milyen mennyiségben kerül figyelembevételre a szimulált évek során az információ. A relevancia és a modellhez való kapcsolhatóság tekintetében alaposan alátámaszthatóvá

kell tenni az egyes scenáriókat. Az AMA modell használata, ahogy már bemutattam, sok részletesen kidolgozott szabályhoz van kötve, így a felügyelet és az adott intézet közös döntése az, hogy milyen arányban indokolt figyelembe venni a jövőbeni adatokon alapuló forgatókönyveket. Szeretném kiemelni, hogy fontos követni a felügyelet által megfogalmazott arányossági kritériumokat is (Kozma, 2020). Én a modellezés során a Pareto-elvet választottam annak érdekében, hogy megvizsgáljam a scenáriók hatását a tőke értékére, ez 80-20%-os arányt jelent. Tehát a szimulált 100 000 eseményhez hozzá vettem még 25 000 scenárió alapú veszteséget, így az egyes években 80% múltbeli és 20% jövőbeli információon alapuló veszteség esemény került a modellbe. A futtatott szimuláció során külön mértem azt, hogy az eredmény milyen értéket venne fel scenárió nélkül és a scenárióval együtt a $VaR_{0,999}$ értékeként. Az eredeti $VaR_{0,999}$ meghatározásához ugyanúgy az 5. táblázat paramétereit használtam fel.

Kategóriák	Módusz (tipikus)	Extrém érték	λ	μ	σ	$VaR_{0,999}$ eredeti	$VaR_{0,999}$ forgatókönyvvel	Forgatókönyv hatás
1. forgatókönyv	450 000 000	1 600 000 000	0,125	20,0593	0,3669	181 201 827	1 121 812 431	940 610 604
2. forgatókönyv	40 000 000	120 000 000	0,25	17,6080	0,3220	4 880 292 132	4 322 810 446	- 557 481 686
3. forgatókönyv	220 000 000	1 100 000 000	0,05	19,4153	0,4541	104 688 702	498 697 275	394 008 573
4. forgatókönyv	30 000 000	200 000 000	0,5	17,4921	0,5247	5 009 672 725	4 422 291 239	-587 381 486
5. forgatókönyv	35 000 000	150 000 000	0,33	17,5432	0,4152	720 679 655	674 608 963	- 46 070 692
Összesen						10 896 535 041	11 040 220 354	143 685 313

6. táblázat. Szimuláció eredményei forgatókönyvelemzés bevonásával. Forrás: saját szerkesztés

A meghatározott forgatókönyv értékekből kiszámoltam a paramétereket, majd minden csoportra újrafuttattam a szimulációt, viszont ebben az esetben már bővítettem a scenáriókkal is a modellt az említett arányban. A kategóriák fölön jelöltem a forgatókönyvek számát, melyet az azonos számmal jelölt 5. táblázatban bemutatott csoporthoz rendeltem. Minden csoporthoz 1 darab scenárió-t társítottam. A becslés során így az eredeti $VaR_{0,999}$ értékeknél látható minimális eltérés az előző alfejeztben bemutatott értékekhez képest. A szimuláció pontosságát is igazolja, hogy lényegesen nem térnek el egymástól így sem a becsült értékek, melyek a scenáriók alkalmazása nélküli oszlopban találhatók. Ha megvizsgáljuk az eredeti $VaR_{0,999}$ képest a forgatókönyvek hatását, akkor megállapítható, hogy lényegesen különböző a tőkekövetelményre gyakorolt hatás. Ennek vizsgálatát legjobban az eloszlás irányából érdemes megközelíteni, mivel egy percentilis értéket keresünk melyet a forgatókönyvek bevonása módosít.

Az első forgatókönyv példáján keresztül szeretném szemléltetni első körben a hatást, amelyet a scenáriók bekeverése okoz. Láthatjuk, hogy egy igen magas módusz és extrém értékből indul ki a forgatókönyv becslése, így a μ és σ értéke is magas lesz. A magas értékek egy alacsony λ -

hoz társulnak, amely gyakorisági érték főként nullát vagy egyet fog felvenni a szimuláció során. Ez a gyakorlatban az jelenti, hogy az eloszlási görbe tovább bővül sok nulla értékkel, továbbá feltöltjük az adatsort néhány nagyon magas értékkel is. Láthatóan az első csoportban kifejezetten domináns hatása volt a scenáriónak, hiszen közel 1 milliárdal növelte meg a tőkekövetelményt. Ennek oka, hogy a bekerülő magas értékek miatt jobbra tolódott a 99,9%-os percentilis, hiszen a scenárió nagyobb összegeket generál az eredeti csoportra jellemző veszteségekhez képest. Úgy gondolom a scenáriók hatása szempontjából az számít kritikusnak, hogy az eredeti csoporthoz képest az eloszlást melyik részénél bővítik a scenárió által szimulált értékek.

Ha kiragadjuk a 2. forgatókönyvet, amelyet az előzőekben részletesen is levezettem, akkor láthatjuk, hogy a kulcsemberek távozásáról szóló forgatókönyv ebben az esetben közel 557 millióval csökkenti a tőkekövetelményt. A jellemző értékekből kiindulva itt láthatjuk, hogy az eloszlásgörbét a szimuláció értékei főként az eredeti VaR-hoz képest balra töltik fel, mind a nulla mind a nagyobb veszteség értékekkel. Az alacsonyabb μ és σ paraméterek hatása jelentősnek számít. Így eltolódik balra, azaz csökken a tőkekövetelmény ebben az esetben. A második forgatókönyv vizsgálatában is kirajzolódik, hogy a forgatókönyvek hatásának kritikus pontját az eredeti csoporttól vett különbözőség jellemzi a legmarkánsabban. Összességében megállapítható, hogy nagyon különböző módon hatott a scenáriók alkalmazása az egyes csoportokra, viszont a teljes tőkekövetelmény értéke végül csak 143 millióval növekedett meg. Az általam bemutatott példa során a forgatókönyvek által hozzáadott ellentétes irányok miatt nem alakult ki nagyobb hatás, ám szeretném kiemelni, hogy a módszertan alapján bőven van tere a forgatókönyveknek arra, hogy kilengéseket okozzanak.

5. Összefoglalás

A dolgozatomban a működési kockázatok mérésének kérdéseit és a fejlett mérési módszertan (AMA modell) jellemzőit vizsgáltam. Az irodalmi fellevezető részben összegyűjtöttem részletesen a szabályozói szempontokat és a tudományos álláspontot az operációs kockázatok mérésével és kezelésével kapcsolatban. Az AMA modellezés során az iparági gyakorlatot követve Monte Carlo szimuláció segítségével egy hazai bankra jellemző adatbázison végeztem el a számításaimat. Kutatási kérdésként azt fogalmaztam meg, hogy a felügyelet által is előírt forgatókönyvek alkalmazása, továbbá az extrém értékek megjelenése milyen hatást gyakorol a becsült tőkekövetelményre.

Ahogy számos tanulmány is bemutatja, úgy az én eredményeim is alátámasztják a jelentős instabilitási problémáit az AMA módszertan során alkalmazott iparági gyakorlatnak. A Monte Carlo szimuláción alapuló becslési metódus rendkívül érzékeny a bemeneti paraméterekre, amely teret ad az extrém értékek befolyásoló erejének. Megállapítottam, hogy az egyes veszteség-kategóriákon belül végzett becslések során az extrém értékek akár 70 %-al is megnövelhetik a becsült tőke értékét. A modellezés során felhasználásra kerülhetnek olyan alacsony értékek (bekerülési küszöb feletti értékek), amelyek nagyságrendben eltérnek az adott veszteségkategoriatól és jelentősen megnövelhetik a σ paramétert. Abszurd módon, így az intézet számára jelentéktelen veszteségek miatt a becsült $VaR_{0,999}$ érték kategórián belüli növekedése elérheti a 90%-ot. A forgatókönyvek alkalmazása is okozhat jelentős kilengéseket a modellben. Attól függően, hogy az adott csoport veszteségének eloszlásában hova fognak kerülni a szimulált veszteségek, a $VaR_{0,999}$ értéke csökkenhet és növekedhet is igen drámaian. A csoportosítások hatását is vizsgáltam, amely során kirajzolódott, hogy a csoportok egybemosása csökkentheti, akár felezheti is a tőkekövetelményt.

Úgy gondolom, hogy jelentős hátránya az AMA modellnek, hogy több oldalról is található olyan megközelítés, amely a becslés érzékenységet igazolja. Az MNB megfogalmazza a hitelintézetek számára, hogy milyen arányossági elveket kell figyelembe venniük a tőketartalék meghatározásakor (Kozma, 2020), ám véleményem szerint a modell instabilitása ad főként lehetőséget arra, hogy az AMA módszert az arányossági elvben megfogalmazottakhoz igazítsuk, amely jelentősen rontja a becslés megbízhatóságát és relevanciáját, hiszen apró változtatások markáns hatást váltanak ki. Az eredményeim tekintetében továbbá az összehasonlíthatóság és az egyenlő játéktér (Cope et al., 2009) szempontjából pozitívnak ítélem meg azt a döntést miszerint a jövőben egy részletesebb és egységesebb SMA módszertan kerül alkalmazásra. Szeretném viszont kiemelni én is, hogy a Monte Carlo szimulációval becsült VaR értékek a megfelelő standardizációs lépések mellett jó információt szolgáltathatnak egy változóként a döntéshozók számára, így a modell megtartása indokolt lehet, hiszen a segítségével jobban mérhető, hogy mely üzletágakba érdemes inkább tőkétallokálni.

Hivatkozások

- Ariane, C., Peters, G., Hassani, B., és Shevchenko, P. V. (2016). Should ama be replaced with sma for operational risk? *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.2788920
- BIS. (2001). *Basel committee on banking supervision working paper on the regulatory treatment of operational risk*. Letöltés dátuma: 2021 március 14. Hozzáférés: https://www.bis.org/publ/bcbs_wp8.pdf
- BIS. (2004). *Basel committee on banking supervision international convergence of capital measurement and capital standards*. Letöltés dátuma: 2021 március 5. Hozzáférés: <https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>
- BIS. (2016). *Standardised measurement approach for operational risk*. Letöltés dátuma: 2021 március 7. Hozzáférés: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d355.pdf>
- BIS. (2017). *Basel iii: Finalising post-crisis reforms*. Letöltés dátuma: 2021 március 5. Hozzáférés: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf>
- BIS. (2020). *Governors and heads of supervision announce deferral of basel iii implementation to increase operational capacity of banks and supervisors to respond to covid-19*. Letöltés dátuma: 2021 március 8. Hozzáférés: <https://www.bis.org/press/p200327.htm>
- Brealey, R. A., és Meyers, S. C. (2011). *Modern vállalati pénzügyek*. Budapest, Magyarország: Panem Kiadó.
- BuzzFeedNews. (2020). *How deutsche let dirty clients run rampant*. Letöltés dátuma: 2021 április 4. Hozzáférés: <https://www.buzzfeednews.com/article/tomwarren/deutsche-bank-money-laundering-mirror-trades>
- Böcker, K., és Klüppelberg, C. (2010). Multivariate models for operational risk. *Quantitative Finance*, 10(8), 855-889. Hozzáférés: https://www.researchgate.net/publication/227623967_Multivariate_Models_for_Operational_Risk doi: 10.1080/14697680903358222
- CEBS. (2006). *Guidelines on the implementation, validation and assessment of advanced measurement (ama) and internal ratings based (irb) approaches*. Letöltés dátuma: 2021 március 12. Hozzáférés: <https://www.eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/16094/525151b9-ea22-42b2-bd28-00e35a0add7e/GL10.pdf?retry=1>
- Cope, E. W., Mignola, G., Antonini, G., és Ugoccioni, R. (2009). Challenges and pitfalls in measuring operational risk from loss data. *Journal of Operational Risk*, 4(4), 3-27. Hozzáférés: https://www.researchgate.net/publication/288898664_Challenges_and_pitfalls_in_measuring_operational_risk_from_loss_data doi: 10.21314/JOP.2009.069

- Csernyák, L. (2007). *Valószínűesszámitás - matematika a közgazdasági alapképzés számára*. Budapest, Magyarország: Nemzeti Tankönyvkiadó.
- EBA. (2014). *Draft regulatory technical standards on assessment methodologies for the advanced measurement approaches for operational risk under article 312 of regulation eu no 575/2013*. Letöltés dátuma: 2021 március 14. Hozzáférés: <https://www.eba.europa.eu/documents/10180/724762/EBA-CP-2014-08+CP+on+draft+RTS+on+AMA+assessment.pdf>
- Frachot, A., Georges, P., és Roncalli, T. (2001). Loss distribution approach for operational risk. *SSRN Electronic Journal*. Hozzáférés: <http://thierry-roncalli.com/download/lda.pdf> doi: 10.2139/ssrn.1032523
- Gáll, J., és Nagy, G. (2007). A működési kockázat veszteségeloszlás-alapú modellezése (loss distribution approach-lda). *Hitelintézeti szemle* 6. évf. 4. sz. (2007.). Hozzáférés: http://epa.oszk.hu/02700/02722/00029/pdf/EPA02722_hitelintezeti_szemle_2007_04_386-412.pdf
- Gáll, J., Nagy, G., és Szini, R. (2019). Instabilitási problémák ama modellekben. *Sigma* 2019 / 3 szám. Hozzáférés: <https://journals.lib.pte.hu/index.php/sigma/article/view/348/263>
- Hajnal, B., Kállai, Z., és Nagy, G. (2007). Működési kockázati önértékelések veszteségeloszlás-alapú modellezése. *Hitelintézeti szemle* 6. évf. 5. sz. (2007.). Hozzáférés: http://epa.oszk.hu/02700/02722/00030/pdf/EPA02722_hitelintezeti_szemle_2007_05_506-519.pdf
- Homolya, D. (2011). *Banki működési kockázat és intézményméret, ph.d. disszertáció*. Letöltés dátuma: 2021 március 5. Hozzáférés: <https://core.ac.uk/download/pdf/153149401.pdf>
- Homolya, D., és Benedek, G. (2007). Működési kockázati önértékelések veszteségeloszlás-alapú modellezése. *Hitelintézeti szemle* 6. évf. 4. sz. (2007.). Hozzáférés: http://epa.oszk.hu/02700/02722/00058/pdf/EPA02722_hitelintezeti_szemle_2012_2_111-142.pdf
- Homolya, D., és Gergely, S. (2008). Működési kockázati adatkonzorciumok és alkalmazásuk – hunor: a hazai bankok lehetősége. *Hitelintézeti szemle* 7. évf. 1. sz. (2008). Hozzáférés: https://www.bankszovetseg.hu/Content/Hitelintezeti/homolya_0801.pdf
- Jorion, P. (2006). *Value at risk, 3rd edition: The new benchmark for managing financial risk*. New York, USA: McGraw-Hill Education.
- Kovács, L., és Marsi, E. (2018). *Bankmenedzsment banküzemtan*. Budapest, Magyarország: Bankárképző. Hozzáférés: https://www.bankszovetseg.hu/Public/publikacio/Bankmenedzs_bank%C3%BCzemtan.pdf

- Kozma, N. (2020). Arányossági elvek a hitelintézetek működési kockázatkezelésében. *Hitelintézeti szemle* 19. évf. 3. sz. (2020 szeptember). Hozzáférés: <https://hitelintezetiszemle.mnb.hu/letoltes/hsz-19-3-t3-kozma.pdf>
- Kroese, D. P., Taimre, T., és Botev, Z. I. (2011). *Handbook of monte carlo methods*. Hoboken, New Jersey, Egyesült Államok: Wiley Online Library.
- Magyarország Kormánya. (2007). *200/2007-es számú kormányrendelet a működési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről*. Letöltés dátuma: 2021 március 17. Hozzáférés: <http://www.jogiportal.hu/index.php?id=25fu72fwcag00y5z8&state=20131230&menu=view>
- Meriam-Webster Dictionary. (n.d.). *Murphy's law*. Letöltés dátuma: 2021 április 4. Hozzáférés: <https://www.merriam-webster.com/dictionary/Murphy%27s%20Law>
- Metropolis, N. (1987). *The beginning of the monte carlo method*. Hozzáférés: <https://permalink.lanl.gov/object/tr?what=info:lanl-repo/lareport/LA-UR-88-9067>
- MNB. (2020). *A tőke megfelelés belső értékelési folyamata (icaap), a likviditás megfelelőségének belső értékelési folyamata (ilaap) és felügyeleti felülvizsgálatuk, valamint az üzleti modell elemzés (bma)- módszertani kézikönyv a felügyelt intézmények részére*. Budapest, Magyarország: Magyar Nemzeti Bank.
- Nikházy, O. S. (2007). A magyar bankszektor működési kockázatai a pénzügyi válság tükrében. *Hitelintézeti szemle* 8. évf. 5. sz. (2009.). Hozzáférés: https://www.bankszovetseg.hu/Content/Hitelintezeti/HSZ5_Szabolcsne_387_411.pdf
- Panjer, H. H. (2006). *Operational risk: Modeling analytics*. Hoboken, New Jersey, Egyesült Államok: Wiley Online Library.
- Rippel, M., és Teplý, P. (2008). Operational risk - scenario analysis. *Prague Economic Papers*, 20(2008/15). Hozzáférés: https://www.researchgate.net/publication/5022054_Operational_Risk_-_Scenario_Analysis doi: 10.18267/j.pep.385
- Risk.net. (2021). *Top 10 operational risks for 2021*. Letöltés dátuma: 2021 április 4. Hozzáférés: <https://www.risk.net/risk-management/7800106/top-10-op-risks-2021-resilience-risk>
- Robert, C., és Casella, G. (2011). A short history of markov chain monte carlo: Subjective recollections from incomplete data. *Statistical Science*, 26(1), 102-115.
- Vőneki, Z. T. (2020). Krízismenedzsment és működési kockázatkezelés a pénzügyi szektorban a covid-19 Árnyékában. *Gazdaság és Pénzügy* 7. évf. 3. sz. (2020.). Hozzáférés: <http://unipub.lib.uni-corvinus.hu/5949/1/313-329%20Voneki.pdf>