

TÉZISGYŰJTEMÉNY

Szini Róbert

**Hálózatelméleti megközelítések a
rendszerkockázat modellezésében**
című Ph.D. értekezéséhez

Témavezető:
Szüle Borbála Ph.D.
Egyetemi docens

Budapest, 2021

Operációkutatás és Aktuáriustudományok Tanszék

TÉZISGYŰJTEMÉNY

Szini Róbert

Hálózatelméleti megközelítések a
rendszerkockázat modellezésében

című Ph.D. értekezéséhez

Témavezető:

Szüle Borbála Ph.D.

Egyetemi docens

Tartalomjegyzék

1. Kutatási előzmények és a téma indoklása	2
2. A felhasznált módszerek	5
3. Az értekezés eredményei	8
3.1. A magyar fedezetlen forinthitel-depo és FX-swap piacok elemzése hálózati- méleti eszközökkel	8
3.2. Rendszerszinten jelentős piaci szereplők azonosítása egy többretegű hálóza- tot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell segítségével	16
4. Hivatkozások	29
5. Saját publikációk jegyzéke	36

1. Kutatási előzmények és a téma indoklása

A dolgozat a pénzügyi hálózatok rendszerkockázatával, illetve a kapcsolódó fertőzési kockázattal foglalkozik. A rendszerkockázat, mint a pénzügyi stabilitás egyik kulcsfogalma a huszadik század utolsó két évtizedében került a közgazdasági vizsgálatok előterébe és csak ezt követően tisztázódott a rendszerkockázat általános fogalma. Habár számos sokszínű definíció létezik a rendszerkockázatot illetően, valamennyi közös vonása, hogy a pénzügyi rendszerek törékenységére és instabilitására utalnak. A szakirodalom (De Bandt és Hartmann (2000), Lublój (2005)) alapján a rendszerkockázat annak a kockázata, hogy egy adott esemény az idő előrehaladtával, az események sorozata révén egy vagy számos intézményre vagy piacra kedvezőtlenül hat. A szakirodalom a rendszerkockázatokat jellemzően két csoportra bontja. Az egyik típust ciklikus rendszerszintű kockázatoknak nevezi, mely a pénzügyi közvetítők a gazdasági ciklusokkal jellemzően együtt mozgó, de az optimális szinttől valamilyen irányban eltérő kockázati hajlandóságát ragadja meg. A másik típust strukturális rendszerkockázatoknak nevezi a szakirodalom, mely a pénzügyi szereplők közötti hálózatok szerkezetéből, valamint a hálózatot alkotó szereplők kockázatoságából fakadó válságerősítő hatásokat ragadja meg. A bankszektoron belüli fertőzés a rendszerkockázat egy részterületének tekinthető, mely alatt jellemzően azt a jelenséget érti a szakirodalom, hogy egy kezdeti, a gazdaság szűk szféráját érintő sokk hatására legalább egy másik intézmény is csődöt jelent. Tekintettel a pénzügyi stabilitás fontosságára és a bankok rendszerkockázati érzékenységére, fontos annak feltérképezése, hogy a bankrendszert érő sokkok hogyan terjednek tovább egyik bankról a másikra.

A 2008-ban kirobbant pénzügyi-likviditási válság mind makro-, mind mikroprudenciális szempontból szabályozási reformok sorát váltotta ki az elmúlt években. A válság tanulságait vizsgáló nemzetközi kutatások (Brunnermeier et al. (2009), Nier (2009)) egyetértenek abban, hogy az egyedi pénzügyi intézmények mikroprudenciális szabályozása önmagában nem jelent elégséges mértékű kontrollt a rendszerszintű kockázatok kialakulása kapcsán. Továbbá a pénzügyi válság után, a mikroprudenciális szabályozásba, mint a hitelintézetek szolvenciáját biztosító legfontosabb eszköztárba vetett bizalom meggyengült tekintettel arra, hogy a rendszerszintű és fertőzési kockázatok kezelésére az említett eszköztár nem bizonyult alkalmasnak. Így a mikroprudenciális szabályozás későbbi szigorítása mellett sokkal nagyobb teret nyert a makroprudenciális szabályozás erősítése (Hanson et al. (2011)), illetve a mikroökonómiai elemzésekben és modellekben a makroökonómiai szemlélet (Gamba et al. (2014), Clark és Jokung (2015)).

A makroprudenciális szabályozás alapjait a Bázeli III reformcsomag fektette le, melyet az EU jogrendszerébe az 575/2013/EU rendelettel implementáltak. A rendeletre leginkább CRR¹-ként hivatkozik a szakirodalom, mely 2014. január 1-jétől van hatályban. A makroprudenciális politika célja, hogy megakadályozza a bankok működéséből fakadó

¹ Capital Requirements Regulation

rendszer szintű kockázatok felépülését és a pénzügyi válságok kialakulását, valamint annak biztosítása, hogy a pénzügyi közvetítőrendszer megfelelően támogassa a gazdaság bővülését. Tekintettel arra, hogy ezt a szabályozói problémakört maga a 2008-2009-es válság hívta életre, az eszközrendszere még kiforratlan és azok tesztelésére, hatékonyságuk visszamérésére nem vagy csak korlátozott mértékben volt lehetőség mind magyar, mind világviszonylatban. Ugyanakkor a téma aktualitása miatt maga a makroprudenciális politika és az ahhoz kapcsolódó kérdések nagy érdeklődésre tartanak számot mind gazdasági döntéshozatali, mind akadémiai vonalon. A legtöbb jól ismert makroprudenciális eszköz közös tulajdonsága, hogy azok leginkább az egyes szereplők sokkellenálló képességének javítását, illetve a rendszerkockázati események bekövetkezési valószínűségének minimalizálását tűzik ki célul, ugyanakkor kevésbé veszik számításba az egyes szereplők pénzügyi hálózatokban betöltött szerepét, illetve a fertőzés lehetőségét, melynek forrását a bankok egymás közötti körkörös hitelszerződéseik jelentik. A rendszerkockázat strukturális formájának vizsgálata és mérése kapcsán a legújabb és leginkább elterjedt technika a hálózatelméleti módszerek alkalmazása komplex pénzügyi rendszereken, mely alapvetően a doktori értekezés központi témáját adja.

Az értekezés témáját tekintve két élesen elkülönülő vizsgálatra és elemzési keretrendszerre bontható. Az első részben a magyar fedezetlen bankközi forinthitel-depo és FX-swap piacokat elemzem hálózatelméleti eszközökkel, melyhez tranzakció szintű adatokból felépített adatbázisokat 2012.01.01 és 2015.12.31 közötti időszakra a Magyar Nemzeti Bank bocsátott rendelkezésemre. Habár mind a nemzetközi, mind a hazai szakirodalomban található hálózatelméleti eszközök alkalmazásán alapuló elemzés a megjelölt bankközi piacok kapcsán, ugyanakkor azok kizárólagosan egy-egy piac vizsgálatára korlátozódtak. Az általam vizsgált adatbázisokban habár a piaci szereplők anonimizáltak, ugyanakkor az azonosítójuk mindkét bankközi piaci tranzakciókat tartalmazó adatbázisban megegyezett, mely lehetővé tette a két piac számos hálózati tulajdonságának összevethetőségét. A kapott eredmények újszerűsége abban rejlik, hogy sem a nemzetközi, sem hazai szakirodalom nem vizsgált még egyszerre, azonos időszakon két fontos bankközi piacot hálózatelméleti eszközökkel abból a célból, hogy azonosítsa és összevesse a két piac meghatározó szereplőit. Az értekezés másik vizsgálata és elemzési keretrendszere egy, az Európai Központi Bank által Working Paper formájában publikált, a rendszerkockázati szempontból meghatározó piaci szereplők, illetve a kérdéses szereplők alkotta bankközi hálózatok sérülékeny struktúráinak azonosítására alkalmas modelljének magyar adatokon történő számszerűsítéséhez kapcsolódik. A modell újszerűsége abban rejlik, hogy a vizsgált piaci szereplőket többretegű hálózatokon keresztül vizsgálja tekintettel arra, hogy a valóságban a pénzintézetek egymással több módon, több piacon keresztül is kapcsolódhatnak egymáshoz. Továbbá a modell ágens alapú szimulációs technikára is épít, azaz egy, a rendszert érő sokk esetén előre definiált szabályok és algoritmusok mentén a vizsgált piaci szereplők több perióduson keresztül döntéseket hoznak a rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik megújítása, illetve az értékpapírportfóliójukban található értékpapírok értékesítése kapcsán annak érdekében, hogy a kötelezettségeiknek eleget

tegyenek, illetve teljesítsék a szabályozói követelményeket. Az eredeti modell megfelelő módosításával azonosítottam a rendszerszinten jelentős intézményeket, melyek nemteljesítése a legtöbb más intézmény nemteljesítését vonja maga után, továbbá meghatároztam azon feltételeket, melyek fennállása potenciálisan sérülékennyé teszi a piaci szereplők alkotta hálózatok struktúráját a rendszert érő sokkokkal szemben. A dolgozat 2. fejezetében bemutatom a magyar fedezetlen bankközi forinthitel-depo és FX-swap piacok elemzéséhez felhasznált hálózatelméleti eszközöket, illetve a kapott eredményeket, míg a 3. fejezet tárgyalja a többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modellt és az ezen modell segítségével, magyar adatokon kapott eredményeket. A dolgozat 1. fejezete a rendszerkockázatot, illetve a makroprudenciális szabályozás alapjait hivatott bemutatni, míg a 4. fejezet összefoglalja a dolgozat eredményeit.

2. A felhasznált módszerek

Ahogy az az előző fejezetben is említésre került, a dolgozat a pénzügyi hálózatok strukturális rendszerkockázatával, illetve a kapcsolódó fertőzési kockázattal foglalkozik, melyeket a szakirodalom leggyakrabban hálózatelméleti módszerek, valamint szimulációs modellek segítségével vizsgál. Ennek megfelelően a dolgozatban a magyar fedezetlen forinthitel-depo és FX-swap piacokat hálózatelméleti eszközökkel vizsgálom és vetem össze, míg egy többretegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell segítségével elemzem a pénzügyi hálózatokon belüli fertőzést és azonosítom azon feltételeket, melyek a pénzügyi hálózatok sérülékenységét növelik a rendszert érő külső sokkokkal szemben.

A 2. fejezetben bemutatom az alapvető hálózatelméleti fogalmakat, illetve mutatószámokat. A valós adatokon történő hálózati elemzések előtt először azt kell eldönteni, hogy az adatok milyen időtávon kerüljenek aggregálásra. A napi vagy heti pénzügyi hálózatok (León et al. (2018)) jellemzően ritkák és nem összefüggőek, ezért a szakirodalomban leginkább olyan elemzések találhatók, melyek esetén az aggregálási szint havi vagy akár negyedéves (Craig és von Peter (2014), Fricke és Lux (2015)). A magyar fedezetlen forinthitel-depo és FX-swap piacokat (Banai et al. (2015), Berlinger et al. (2017)) korábban külön-külön már elemezték, melyek közös vonása, hogy az alkalmazott aggregálási szint megegyezett, ugyanakkor az elemzések célja, az elemzéshez alkalmazott eszköztár, illetve a vizsgált időhorizont különbözött. Tekintettel arra, hogy az általam kapott eredmények összevethetőek legyenek a korábbi magyar bankközi piaci elemzések eredményeivel, a számításaim során havi aggregációt alkalmaztam, összehangban a korábbi kutatásokkal. Az elemzésem során nem csak a teljes FX-swap és a fedezetlen forinthitel-depo piacokat vizsgáltam hálózatelméleti eszközökkel, hanem azok futamidő szerinti részpiacait is. A teljes és a futamidő szerinti részpiacok az alábbi mutatószámok segítségével kerültek összevetésre: méret, a legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez, átlagos foksám, átlagos klaszterezettség, átlagos közöttség és átlagos közelség. Továbbá a teljes és a futamidő szerinti részpiacok összevetésre kerültek a véletlen hálózatokkal (Erdős-Rényi) annak érdekében, hogy a valós hálózatok tartalmazzanak-e érdemi struktúrát. A valós hálózatok skálafüggetlenségének teszteléséhez hatványfüggvény-eloszlást illesztettem a valós hálózatok foksámeloszlására Newman (2005) alapján és a következtetéseket a kapott p értékek alapján vontam le.

Mivel a dolgozat egyik célja, hogy azonosítsam és összevegyem a két piac meghatározó szereplőit, több módszert és modellt alkalmaztam. Azonosítottam a legnagyobb forint és deviza likviditást nyújtó (forrás), illetve a legnagyobb felvevő (nyelő) szereplőket a havi hálózatokban mind a teljes, mind a futamidő szerinti részpiacok esetén. Továbbá a következő centralitási mutatók segítségével azonosítottam a leginkább meghatározó szereplőket a havi hálózatokban: foksám, közelség, közöttség, sajátvektor centralitás (Bonacich (1972)) és PageRank algoritmus (Brin és L. Page (1998)).

A szakirodalmat tekintve viszonylag új megfigyelést jelent a pénzügyi hálózatok kapcsán, hogy azokon belül rendszerint jól elkülöníthető egy sűrűn összekapcsolt központi mag

(core), illetve egy periféria (periphery). Azaz amíg a magot alkotó bankok mindegyike jellemzően szívesen köt ügyletet bármely másik magbeli bankkal, addig a perifériában lévő bankok egymással általában közvetlenül nem kötnek ügyletet, csak a magbeli bankokon keresztül (Fricke és Lux (2015), Berlinger et al. (2017)). Rendszerkockázati szempontból a magbeli bankok számítanak meghatározónak, így azok azonosítása kiemelten fontos. A mag-periféria jellegű mutató pénzügyi hálózatokban egyfajta hierarchikus modularitás fedezhető fel, mely szerint az egyes szereplők különböző feladatokra specializálódnak (Barabási (2016)). Annak érdekében, hogy vizsgáljam a havi hálózatok hierarchikus szerkezetét, a klaszterezettségi együttható fokszámától való függőségét ellenőriztem. A pénzügyi hálózatok mag-periféria jellege továbbá a hálózatok asszortatív jellegének vizsgálatával erősíthető meg (León et al. (2018)). Egy hálózat asszortatív vagy diszasszortatív jellegének meghatározásához az úgynevezett fokszám-korrelációt kell vizsgálni, mely az azonos kapcsolat két végén található fokszámok közötti Pearson-féle korrelációs együttható (Newman (2002)). A szakirodalom (León et al. (2018)) alapján a pénzügyi hálózatok diszasszortatív tulajdonságúak, mely mag-periféria jellegre utal. Ennek megfelelően az elemzésem során mindkét piac havi hálózatai esetén vizsgáltam azok diszasszortatív jellegét. Végezetül azonosítottam és összevettem a magban elhelyezkedő piaci szereplőket a k -mag dekompozíciós algoritmus (Seidman (1983)), valamint a folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell segítségével (Boyd et al. (2010)).

A 3. fejezetben bemutatom az Európai Központi Bank által Working Paper formában publikált modellt (Montagna és Kok (2016)), mely képes a rendszerszinten jelentős intézmények, valamint azon hálózati szerkezetek azonosítására, melyek sérülékenyebbek a rendszert érő külső sokkokra. Ahogyan az a korábbi fejezetben említésre került, a piaci szereplőket a modell több hálózati rétegben vizsgálja tekintettel arra, hogy azok a valóságban több piacon keresztül is kapcsolódhatnak egymáshoz. Az első réteg a hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitettségekhez köthető partnerkockázatot, míg a második réteg a rövid lejáratú bilaterális bankközi kitettségekhez köthető likviditási kockázatot ragadja meg. A harmadik réteg a bankok értékpapírportfóliójához kapcsolódó hálózatot ragadja meg az egyes értékpapírportfóliókban tartott hasonló pénzügyi eszközökön keresztül. Azaz amennyiben két bank ugyanazokba a mark-to-market módon értékelt pénzügyi eszközökbe fektet be, úgy az a mérlegeik eszközoldalának erős korrelációját vonhatja maga után. Ha az egyik bank nagy volumenben kényszerértékesíti a mindkét bank által tartott pénzügyi eszközöket egy esetleges piaci sokk hatására, úgy az a másik bank számára is veszteséget okozhat a pénzügyi eszköz piaci árának jelentős csökkenésén keresztül. Továbbá a modell erősen támaszkodik az ágens alapú szimulációs módszerre, mely értelmében egy, a rendszert érő külső sokk esetén a piaci szereplők előre definiált, akár algoritmikus szabályoknak megfelelően döntéseket hozhatnak több perióduson keresztül arról, hogy rövid lejáratú bankközi ki helyezéseik mekkora hányadát nem újítják meg, valamint az értékpapír portfóliójuk mekkora részét értékesítik annak érdekében, hogy teljesítsék kötelezettségeiket, illetve a szabályozói követelményeket. A modell dinamikája a következő. A rendszert érő külső sokk hatására

egy véletlenszerűen kiválasztott bank csődöt jelent, melynek hatására nem újítja meg rövid lejáratú kihelyezéseit a bankközi piacon, eladja az általa tartott összes értékpapírt és lehetőségei szerint visszafizeti kötelezettségeit. Ezt követően a többi piaci szereplő visszafizeti kötelezettségeit a csődöt jelentő banknak, amennyiben rövid lejáraton azok hitelezője volt. Tekintettel arra, hogy a modellben az értékpapírok piaci ára endogén módon adott, egy esetleges nagy volumenű hirtelen értékesítés hatására az értékpapírok piaci ára jelentős mértékben csökkenhet, mely veszteséget jelent a hasonló értékpapírral rendelkező piaci szereplőknek és a veszteség értékével megegyező módon csökkentik a tőke megfelelésüket. Továbbá azon piaci szereplők, melyek hosszú lejáraton hitelezték a csődöt jelentő szereplőt, a teljes kitettségment veszteségként leírják a szavatoló tőkájükből. Ezt követően a többi piaci szereplőnek teljesíteni kell a likviditási és tőkekövetelményeket, továbbá amennyiben egyik partnerük rövid lejáraton nem újítja meg feljüük a bankközi kihelyezését, úgy a kötelezettségüknek is eleget kell tenniük. A piaci szereplők szimultán döntenek arról, hogy rövid lejáratú kihelyezéseik mekkora részét nem újítják meg, illetve értékpapír portfóliójuk mekkora részét értékesítik annak érdekében, hogy teljesítsék a szabályozói követelményeket és a kötelezettségeiket. Amennyiben egy adott piaci szereplő nem teljesíti a szabályozói követelményeket vagy nem képes eleget tenni a kötelezettségeinek, úgy csődöt jelent. A szimulációs lépések mindaddig ismétlődnek, míg újabb piaci szereplő csödjére nem kerül sor.

3. Az értekezés eredményei

3.1. A magyar fedezetlen forinthitel-depo és FX-swap piacok elemzése hálózatelméleti eszközökkel

A pénzügyi piacok hálózatelméleti vizsgálata leginkább a 2008-2009-es pénzügyi válságot követően nyert teret a kutatások során, melyeket leginkább a pénzügyi piaci hálózati struktúrák jobb megismerése, illetve a rendszerszinten jelentős és meghatározó szereplők azonosítása vezérelt. A Lehman-csődöt követő globális pénzügyi válság bizonyította, hogy egyes piaci szereplők kiemelt jelentőségűek, melyek összeomlásával veszélybe kerülhet a rendszer egészének stabilitása is, ezért azonosításuk és a szabályozó általi kiemelt kezelésük elengedhetetlen.

Megjegyzem, hogy viszonylag kevés kutatás vizsgálta a fedezetlen bankközi és FX-swap piacokat hálózatelméleti eszközökkel a szakirodalomban. Ennek az az oka, hogy a szükséges tranzakciós adatokat a jegybankok nem vagy csak részben gyűjtötték. Az elemzésemhez legközelebbi magyar szakirodalmak a következők: Berlinger et al. (2011), Banai et al. (2015) és Berlinger et al. (2017). Berlinger et al. (2011) a magyar fedezetlen bankközi piacot hasonló hálózatelméleti eszközökkel vizsgálta, mint amelyek jelen dolgozatban is alkalmazva lettek, ugyanakkor a szerzők célja a nevezetes hálózatelméleti mutatók vizsgálata volt közvetlenül a 2008-2009-es gazdasági válság előtt és után, leírva ezzel a likviditási válság kialakulását, elmélyülését és a felépülés korai szakaszát. Banai et al. (2015) cikkükben a magyar devizaswap-piac hálózati szerkezetét vizsgálták 2005 és 2014 közötti havi hálózatokon. A cikk célja a neves hálózatelméleti mutatók alakulásának vizsgálata az említett időhorizonton, kiemelt fókusszal a pénzügyi válság időszakára. Ugyanakkor az FX-swap piac meghatározó szereplőinek azonosítása nem képezte a szerzők vizsgálatának tárgyát. Berlinger et al. (2017) ismét a magyar fedezetlen bankközi piacot vizsgálta, ugyanakkor már azzal a céllal, hogy azonosítsa a központi szerepet betöltő piaci szereplőket egy folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell segítségével. A nemzetközi szakirodalomból Iazzetta és Manna (2009), Soramäki et al. (2006) és Simaan et al. (2020) kutatásait emelném ki, mint amelyekben hálózatelméleti eszközök kerültek alkalmazásra fedezetlen bankközi piacok vizsgálatának céljából. Az FX-swap piacok esetén Banai et al. (2015) cikkéhez hasonlóan kiemelném, hogy nemzetközi szakirodalmat, mely kifejezetten FX-swap piacot vizsgálna hálózatelméleti módszerekkel, kutatásom során szintén nem találtam. A dolgozatban kapott eredmények újszerűsége az előzőekben említett hazai és nemzetközi szakirodalomhoz képest a következőkben rejlik:

- Sem a hazai, sem a nemzetközi szakirodalomban nem találtam olyan elemzést, melynek fókuszában két piac hálózatelméleti eszközök segítségével történő összevetése állna ugyanazon az időhorizonton.
- Tekintettel arra, hogy a rendelkezésemre bocsátott adatbázisokban az anonimizált

piaci szereplők azonosítói megegyeztek, lehetőség nyílt a két piac meghatározó szereplőinek azonosítására és összevetésére.

- Berlinger et al. (2011) és Berlinger et al. (2017) cikkekben alkalmazott módszereken felül jelen dolgozatban a bankközi piaci meghatározó szereplők centralitási mutatók és k -mag dekompozíciós algoritmus segítségével is azonosításra kerültek.
- Banai et al. (2015) kutatásához képest jelen dolgozat már azonosítja az FX-swap piacok meghatározói szereplőit centralitási mutatók, k -mag dekompozíciós algoritmus és folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell segítségével. Továbbá a szakirodalomban először az FX-swap piacok hierarchikus modularitása és diszasszortatív jellegének vizsgálata is megvalósult.

A továbbiak témakörönként és alkalmazott módszerek szerint összefoglalom a hálózatelméleti eszközök segítségével kapott eredményeimet. Az elemzések minden esetben havi hálózatokon alapulnak mindkét piac esetén, melynek időhorizontja 2012.01.01-2015.12.31.

Hálózati mutatók

A már megjelölt időhorizonton összevetettem a fedezetlen forinthitel-depo és FX-swap piacok nevezetes hálózati mutatószámait, valamint megvizsgáltam azok időbeli alakulását mind a teljes, mind a futamidő szerinti részpiacok esetén. A teljes és futamidő szerinti részpiacok havi hálózatain a következő mutatószámokat számszerűsítettem: méret, a legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez, átlagos fokszám, átlagos klaszterezettség, átlagos közöttség és átlagos közelség. Ezen mutatószámok alapján a következő következtetéseket vontam le:

- A hálózatot alkotó csúcsok száma a vizsgált piacok esetén időben stabilnak tekinthető, továbbá látható, hogy az FX-swap piac havi hálózatait átlagosan több, mint kétszer annyi csúcs alkotja, mint a fedezetlen bankközi piacéit, mely leginkább az FX-swap piacon megjelenő számos külföldi szereplő következménye. A hálózatok mérete mindkét piac esetén csökken a futamidő növekedésével.
- A csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac esetén a havi hálózatok mindegyike a vizsgált teljes időhorizonton összefüggő. Ugyanakkor a teljes fedezetlen piac esetén a havi hálózatok 48 hónapból összesen 4 hónapban, míg a teljes FX-swap piac havi hálózatai 15 hónapban nem bizonyultak összefüggőnek. Az 1 hónapon túli futamidejű swap ügyletek piaca, valamint a nem-overnight fedezetlen ügyletek piaca esetén a havi hálózatok jellemzően nem összefüggőek.
- Az átlagos fokszám a fedezetlen bankközi piac havi hálózataiban átlagosan több, mint kétszer nagyobb az FX-swap piachoz képest, mely leginkább az FX-swap piacon megjelenő, kevés kapcsolattal rendelkező külföldi szereplőknek köszönhető. Ugyanakkor

a fedezetlen bankközi piac és a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac hálózatai esetén az átlagos fokszám megközelítőleg együtt mozog. Mindkét piac esetén igaz az, hogy az átlagos fokszám csökken a futamidő növekedésével. Továbbá az 1 hónapon túli futamidejű swap ügyletek piaca, valamint a nem-overnight fedezetlen ügyletek piaca esetén rendelkeznek a legkevesebb kapcsolattal átlagosan a havi hálózatok csúcsai.

- Az átlagos klaszterezettségi mutató a teljes FX-swap piac hálózatai esetén szignifikánsan alacsonyabb, mint a teljes fedezetlen piac esetén. Ez azt jelenti, hogy a teljes FX-swap piac esetén szignifikánsan alacsonyabb annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott csúcs véletlenszerűen kiválasztott két szomszédja kapcsolatban van egymással. Továbbá a teljes fedezetlen piac és a csak belföldi piaci szereplőket tartalmazó FX-swap piac esetén a kérdéses együtttható időben nagyjából együtt mozog. A havi hálózatok átlagos klaszterezettségi mutatója szignifikánsan csökken a futamidő növekedésével mindkét piac esetén. Továbbá az átlagos klaszterezettségi mutató az 1 hónapon túli futamidejű swap ügyletek piacának, valamint a nem-overnight fedezetlen ügyletek piacának havi hálózatai esetén a legalacsonyabb.
- Az átlagos közöttség mutató alapján a legkevesebb meghatározó csúcs vélhetően a teljes FX-swap piac hálózataiban található, míg a legtöbb vélhetően a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac hálózataiban fordul elő. A teljes fedezetlen piac hálózatai esetén az átlagos közöttség mutató minden vizsgált havi időablakon a teljes és a belföldi szereplők alkotta FX-swap piacok mutatószámai között található. Az előző megállapításokat az átlagos közelség mutató időbeli alakulása is megerősítette. A meghatározó piaci szereplők száma a havi hálózatokban nő mindkét piac esetén a futamidő növekedésével, ugyanakkor az 1 hónapon túli futamidejű swap ügyletek piacának, valamint a nem-overnight fedezetlen ügyletek piacának havi hálózatain kapott értékek túl volatilisnak bizonyultak ahhoz, hogy megbízható következtetéseket lehessen belőlük levonni.

Kapcsolat a véletlen hálózatokkal, skálafüggetlenség

Annak érdekében, hogy ellenőrizzem az FX-swap és a fedezetlen bankközi piacok, valamint azok futamidő szerinti részpiacok hálózatainak kapcsolatát a véletlen hálózatokkal, véletlen hálózatokat szimuláltam minden havi hálózathoz azok alapvető hálózatelméleti tulajdonságai alapján. A szimuláció során, az FX-swap piac és annak futamidő szerinti részpiacai esetén figyelembe vettem azt is, hogy két külföldi szereplő között nem lehet kapcsolat. Vizsgálatom során az átlagos klaszterezettség, valamint az öt legnagyobb fokszámú csúcs kapcsolatainak száma segítségével összevettem a szimulált véletlen hálózatokat a valós hálózatokkal. Az elemzés alapján a következő következtetéseket vontam le:

- Az elemzés alapján a havi hálózatok mindkét piac esetén szignifikánsan eltérnek a

véletlen hálózatoktól, azaz a havi hálózatokban van érdemi struktúra.

- Az FX-swap piac havi hálózatai különböznek leginkább a véletlen hálózatoktól, míg a fedezetlen piac havi hálózatai az FX-swap piac havi hálózataihoz képest közelebb vannak a véletlen hálózatokhoz.
- A futamidő szerinti részpiacok esetén a véletlen hálózatoktól vett különbség csökken a futamidő növekedésével mindkét piac esetén. Továbbá ahogy a futamidő nő, úgy egyre kevésbé mutatják a havi hálózatok a kisvilág tulajdonságot.

A valós hálózatok ritkán ragadhatóak meg véletlen hálózatok segítségével, mivel a valós hálózatokban általában jóval több kiugróan magas fokszámú, hub funkciót betöltő szereplő van, mint amire a véletlen hálózat magyarázatot adna. Továbbá a valós hálózatokban jellemzően a néhány magas fokszámú csúcshoz sok alacsony fokszámú csúcs társul, melyet szintén nem képes megragadni a véletlen hálózat. Newman (2005) és Clauset et al. (2009) alapján hatványfüggvény-eloszlást illesztettem a havi hálózatok fokszámeloszlására mindkét piac esetén és kiszámoltam a Kolmogorov-Smirnov tesztstatisztika p -értékét az eloszlás illesztés megfelelőségének vizsgálatához. Továbbá megvizsgáltam az illesztett hatványfüggvény-eloszlás becsült paramétereit, hogy azok 2 és 3 közé esnek-e (Barabási (2016)). Az elemzés alapján a következő következtetéseket vontam le:

- A teljes FX-swap piac havi hálózatai esetén egyetlen esetben sem utasítható el a Kolmogorov-Smirnov teszt azon hipotézise, mely szerint a fokszámeloszlás hatványfüggvény-eloszlást követ, míg a teljes fedezetlen piac 48 havi hálózata esetén összesen 5 kapcsán utasítható el a már említett hipotézis. Azaz mindkét piac esetén a havi hálózatok mutatják a skálafüggetlenség jegyeit, ugyanakkor ez a tulajdonság erősebbnek bizonyult az FX-swap piac esetén.
- Az illesztett hatványfüggvény-eloszlás becsült paramétere jellemzően közel van 2-höz, ugyanakkor meg kell említeni, hogy az általam vizsgált hálózatok kisméretűek, ennek megfelelően a paraméterek kis mintán lettek megbecsülve.
- A futamidő növekedésével a futamidő szerinti részpiacok havi hálózatai erősebben mutatják a skálafüggetlenség jegyeit, ugyanakkor ez az eredmény kellő óvatossággal kezelendő tekintettel arra, hogy ezen részpiacok havi hálózatait nagyon kevés piaci szereplő alkotja.

A fedezetlen bankközi és az FX-swap piacok meghatározó szereplői

Annak érdekében, hogy összevegyem a két piac és azok futamidő szerinti részpiacainak meghatározó szereplőit, azonosítottam a legnagyobb forint és deviza likviditást nyújtó (forrás) és felvevő (nyelő) szereplőket a havi hálózatokban. Az elemzés alapján a következő következtetések vonhatóak le:

- Nincs jelentős különbség a nyelők számában a két piac hálózatait tekintve, ugyanakkor az FX-swap piacon kevesebb belföldi szereplő jelenik meg, mint a fedezetlen piacon. Ez pedig azt jelenti, hogy a két piacon jelen lévő belföldi szereplők nagyobb hányada devizaforrás-hiányos, mint forintforrás-hiányos.
- A forrás oldalon az FX-swap piac esetén több a forrás szerepet betöltő piaci szereplő, mint amit a külföldi szereplők magas száma indokol, ugyanakkor átlagosan több piaci szereplő alkotja a fedezetlen piac hálózatait, mint a csak belföldi szereplőket tartalmazó FX swap részpiac hálózatait. Ez pedig azt jelenti, hogy a belföldi források száma jelentősen alacsonyabb az FX-swap piacok hálózataiban, mint a fedezetlen piacok hálózataiban.
- A hazai nyelők átlagos száma csökken a futamidő emelkedésével a fedezetlen piacon, azaz több piaci szereplő igényel forint forrást rövid távon, mint hosszú távon. Ezzel ellentétesen a hazai nyelők száma növekszik a futamidő emelkedésével az FX-swap piac esetén, azaz több piaci szereplő igényel deviza forrást hosszabb távon, mint röviden. A hazai források száma viszont csökken a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén.

Mindkét piac és a futamidő szerinti részpiacaik esetén azonosítottam a TOP5 forrás és nyelő szerepet betöltő piaci szereplőt a teljes vizsgált időhorizonton (2012.01.01.-2015.12.31). Az elemzés alapján a következő következtetések vonhatóak le:

- A TOP nyelő szereplők összevetése alapján nincs átfedés a szereplők között, azaz nem a legnagyobb forint forrást felvevők a legnagyobb deviza forrást felvevők és fordítva.
- A TOP forrás szereplők összevetése alapján a két piacon az látható, hogy egyetlen hazai szereplő található meg mindkét piac TOP szereplői között, azaz az átfedés a legnagyobb forint és deviza forrást nyújtók között kicsinek tekinthető.

A szakirodalomnak megfelelően számszerűsítettem a nevezetes centralitási mutatókat mindkét piac hálózatain annak érdekében, hogy azonosítsam és összevegyem a rendszerkockázati szempontból kiemelt jelentőségű piaci szereplőket. A következő mutatókat számszerűsítettem: fokszám, közelség, közöttség, sajátvektor centralitás (Bonacich (1972)) és PageRank algoritmus (Brin és L. Page (1998)). Az elemzés alapján a következő következtetések vonhatóak le:

- A fedezetlen bankközi piac esetén a teljes piac, valamint annak futamidő szerinti részpiacai között a meghatározó szereplők kapcsán az átfedés jelentős, továbbá a be- és kifokszámok alapján a meghatározó szereplők jellemzően hub-ként funkcionálnak a számos bejövő és kimenő kapcsolataik miatt. Két piaci szereplőt találtam, melyek minden mutató alapján meghatározónak számítanak és ezek közül az egyik a legnagyobb forint likviditást nyújtó a nem-overnight fedezetlen piacon, míg a másik a legnagyobb forrás felvevő az overnight piacon.

- Az FX-swap piacok esetén a teljes piac, valamint a futamidő szerinti részpiacok meghatározó szereplői kapcsán az átfedés erős és hasonlóan a fedezetlen bankközi piac esetén tapasztaltakhoz, a futamidő emelkedésével az átfedés mértéke csökken. A befokszám alapján az látható, hogy a deviza forrást felvevők, amelyek legalább egy külföldi szereplőtől is kapnak deviza forrást, jellemzően hazai szereplővel is kapcsolatban vannak annak érdekében, hogy diverzifikálják a deviza forrás felvételüket. Összesen három piaci szereplőt találtam, melyek minden mutató alapján meghatározónak számítanak és ezek közül az egyik rendelkezik a legtöbb bejövő és kimenő kapcsolattal is. A második meghatározó szereplő nem más, mint az az egy hazai szereplő, mely a TOP5 deviza forrást nyújtók között is megtalálható. A harmadik meghatározó szereplőnek a kifokszáma magasabb a második meghatározó szereplőénél, mely azt jelenti, hogy a második szereplő kevesebb piaci szereplőnek nyújt deviza likviditást nagyobb volumenben, míg a harmadik kisebb volumenben nyújtja a deviza forrást, ugyanakkor több piaci szereplőnek.
- A két piac meghatározó szereplőinek összevetése alapján az mondható el, hogy hasonló hazai szereplők a legnagyobb deviza és forint forrást biztosítók a hazai piacon, míg csak egy hazai szereplő közös a két piac meghatározó szereplői között a felvevői oldalon. Ezt azt jelenti, hogy a hazai likviditást nyújtók, melyek leginkább hub funkciót töltenek be a hálózatokban, a deviza és forint forrásokat leginkább különböző piaci szereplőknek biztosítják.

A havi hálózatok mag-periféria szerkezete

A szakirodalmat tekintve viszonylag új megfigyelést jelent a pénzügyi hálózatok kapcsán, hogy azokon belül rendszerint jól elkülöníthető egy sűrűn összekapcsolt központi mag (core), illetve egy periféria (periphery). Azaz amíg a magot alkotó bankok mindegyike jellemzően szívesen köt ügyletet bármely másik magbeli bankkal, addig a perifériában lévő bankok egymással általában közvetlenül nem kötnek ügyletet, csak a magbeli bankokon keresztül. Az előzőeket figyelembe véve adódik, hogy rendszerkockázati szempontból a magbeli bankok számítanak meghatározónak (Craig és von Peter (2014), Fricke és Lux (2015)). A szakirodalom alapján ezen hálózatokban jellemzően egyfajta hierarchikus modularitás fedezhető fel, mely szerint az egyes szereplők különböző feladatokra specializálódnak. A szakirodalom (Barabási (2016)) azon skálafüggetlen hálózatokat, melyek szerkezetében egymásba ágyazott hierarchikus közösségek azonosíthatóak, hierarchikus hálózati modellnek nevezi. Ezen modellek esetén a hálózat szerkezetében több kisebb közösség fedezhető fel, melyek együtt egy nagyobb közösséget alkotnak, majd ezen nagyobb közösségek még nagyobb közösségekké állnak össze, azaz egyfajta egymásba ágyazott hierarchikus szerkezetről beszélhetünk. A hierarchikus szerkezet mérhető jele a klaszterezettségi együtttható függése a fokszámtól. Az előzőek szemléletesen azt jelentik, hogy minél magasabb egy adott csúcs

fokszáma (minél több kapcsolattal rendelkezik), annál kisebb a klaszterezettségi együtthatója (a szomszédai között annál kevesebb a kapcsolat). Annak érdekében, hogy ellenőrizsem az FX-swap és a fedezetlen bankközi piacok havi hálózatainak hierarchikus modularitását, lineáris regressziót illesztettem a havi hálózatok klaszterezettségi együtthatóinak logaritmusára, mely regresszióban a magyarázó változó a fokszámok logaritmusává vált. A regresszió becsült együtthatóit pedig összevettem -1-gyel (Barabási (2016)). Az elemzés alapján a következő következtetések vonhatóak le:

- Az átlagos koefficiensek negatív volta és -1 körüli értékük indokolják a vizsgált piacok és részpiacok közösségeinek és esetleges mag-periféria jellegének további elemzését.
- A futamidő szerint emelkedő trend látható a becsült paraméterben, ugyanakkor megbízhatóan a következtetés a minta elemszáma miatt csak a rövid futamidejű részpiacok esetén vonható le.
- A becsült paraméterek alapján a teljes FX-swap piac esetén az illesztett egyenes meredekebb, mint a fedezetlen piacok esetén, így elmondható, hogy az FX-swap piacok kapcsán a hierarchikus működés erősebb a fedezetlen piacok esetén tapasztaltaknál.

A közösségek vizsgálata előtt elvégeztem a havi hálózatokat alkotó csúcsok preferenciális kapcsolódásának vizsgálatát annak érdekében, hogy megállapítsam azok asszortatív/diszasszortatív jellegét. Pénzügyi hálózatok mag-periféria jellegét asszortativitás vizsgálatával például (León et al. (2018)) erősítették meg. Az eredményük alapján a vizsgált pénzügyi hálózat diszasszortatívnak bizonyult, mely mag-periféria jellegre utal, mivel azok alapfeltevése, hogy a periférián lévő piaci szereplők jellemzően egymással közvetlenül nem kereskednek, csak a magba tartozó központon keresztül. A diszasszortatív jelleg pedig épp ezt a jelenséget ragadja meg azzal, hogy magasabb fokszámú csúcsok inkább az alacsonyabb fokszámú csúcsokkal vannak kapcsolatban. Egy hálózat asszortatív vagy diszasszortatív jellegének meghatározásához az úgynevezett fokszám-korrelációt kell vizsgálni, mely az azonos kapcsolat két végén található fokszámok közötti Pearson-féle korrelációs együttható. Ennek megfelelően elemeztem mindkét piac és azok futamidő szerinti részpiacainak havi hálózatain a fokszám-korrelációt, melynek eredményei alapján a következő következtetéseket lehet levonni:

- Az átlagos fokszám-korreláció minden piac és részpiac esetén negatív, azaz megerősítést nyert a hálózatok diszasszortatív volta.
- A hálózatok hierarchikus felépítésének vizsgálata során kapott eredmények a fokszám-korreláció szerinti eredményekkel összhangban vannak: az FX-swap piacok esetén a fokszám-korrelációs mutató jelentősen kisebb, mint a fedezetlen piacok esetén tapasztaltak, mely erősebb diszasszortativitásra utal. Ez pedig azt jelenti, hogy az FX-swap piacok esetén a magas fokszámú csúcs szomszédjainak átlagos fokszáma alacsonyabb, mint a fedezetlen piac esetén.

- A futamidő szerinti bontást tekintve a fokszám-korreláció a rövidebb szegmensek esetén alacsonyabb, azaz a rövidebb futamidejű részpiacok esetén erősebb a disz-asszortativitás.

Mind a hálózatok hierarchikus szerkezete, mind a fokszám-korreláció vizsgálatának eredményei alapján alátámasztott a teljes piacok és a futamidő szerinti részpiacok havi hálózatai mag-periféria szerkezetének vizsgálata. Annak érdekében, hogy azonosítsam a magbeli piaci szereplőket, két módszert is alkalmaztam. Az egyik a havi hálózatok k -magjának vizsgálata, míg a másik a havi hálózatokra történő folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell illesztése volt. A szakirodalom alapján egy gráf k -magján azt a maximális összefüggő részgráfot értjük, melyben minden csúcsnak legalább k a fokszáma. A gyakorlatban a k -mag vizsgálata mellett a csúcsok úgynevezett coreness értékét szokás meghatározni. Egy csúcs coreness értéke alatt a szakirodalom azt a k értéket érti, amely esetén az adott csúcs része a gráf k -magjának, de nem tartozik már bele a $(k+1)$ -magba (Seidman (1983)). Mindkét piac és azok futamidő szerinti részpiacai esetén meghatároztam minden havi hálózat esetén a csúcsok coreness értékét és azok átlagos értéke alapján azonosítottam a TOP5 piaci szereplőt. A kapott eredmények alapján a következő következtetéseket lehet levonni:

- A TOP5 szereplő coreness mutatóinak átlaga mindkét piac esetén a futamidő emelkedésével csökken, azaz a futamidő emelkedésével egyre kevésbé fogja nagyobb, több magas fokszámú szereplőt tartalmazó részgráf adni a gráfok magját.
- A TOP5 szereplő átlagos coreness mutatója alapján a fedezetlen piacok magját több piaci szereplő adja, mint az FX-swap piacokét, amely mögött vélhetően a fedezetlen hálózatok sűrűbb volta áll. Ugyanakkor azt is jelzi az eredmény, hogy az FX-swap piac esetén kevesebb meghatározó szereplőt találhatunk a havi hálózatokban.
- Az in- és out-coreness mutatók alapján, melyek a finanszírozás irányát is figyelembe veszik, míg a fedezetlen piac magja zsugorodik, addig az FX-swapé nem.
- Amennyiben tekintjük a coreness, in-coreness és out-coreness mutatók szerinti TOP5 szereplőt a két piac esetén, úgy az FX-swap piacon kapott eredmények alapján kijelenthető, hogy az FX-swap piacok havi hálózataiban a vizsgált időtartamon van egy 6-8 belföldi szereplőből álló mag, melyek egymással sűrűn összekapcsoltak és kölcsönösen adnak és vesznek devizaforrást egymástól. A fedezetlen piac esetén pedig mivel a coreness és in-coreness eredmények átfedőek, míg az out-coreness mutatóval az átfedés három szereplő, így az mondható el, hogy a coreness alapján a magban lévő szereplők egymástól szívesen fogadnak forint forrást, ugyanakkor van két olyan további szereplő, melyek inkább forint forrást biztosítanak a magbeli bankoknak, ugyanakkor kevésbé van szükségük forint forrásra a magbeli bankoktól.

A k -mag vizsgálaton felül folytonos aszimmetrikus mag-periféria modellt becsültem a piacok és részpiacok havi hálózatain, mely esetén a magbeliséget mérő mutatószám (szintén

coreness) 0 és 1 között bármilyen valós értéket felvehet. A folytonos mag-periféria modellek becslése kapcsán a Boyd et al. (2010) által adott módszertant követtem. A kapott eredmények alapján a következő következtetéseket lehet levonni:

- A teljes piacok esetén a TOP5 szereplő magsági mutatójának átlaga rendkívül közeli 1-hez, ami stabil magsági jelenlétre utal, ugyanakkor ha a futamidő szerinti részpiacokat tekintjük, úgy az látható, hogy hosszabb futamidő szerint a TOP szereplők átlagos magsági mutatói csökkennek. Ez pedig a teljes piacokhoz képesti kevésbé stabil magképződést jelent, mely szerint vélhetően hosszabb futamidejű részpiacok esetén gyakrabban cserélődnek a magbeli csúcsok.
- Az aszimmetrikus mag-periféria modellek jobban megragadják a legnagyobb nyelőket és forrásokat az u - és v -coreness mutatók alapján, mint a k -mag módszertan. Ugyanakkor az utóbbi leginkább a számos kapcsolattal rendelkező, hub funkciót betöltő szereplőket képes azonosítani.

3.2. Rendszerszinten jelentős piaci szereplők azonosítása egy többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell segítségével

A pénzügyi válságot követően bebizonyosodott, hogy a vizsgált pénzügyi hálózatok topológiája akár jelentős mértékben is megváltozhat a rendszert érő külső sokk hatására, továbbá a pénzügyi piacok likviditása és a hálózati jellemzők közötti szoros kapcsolatra is fény derült. Az előzőek fényében a likviditási sokkok lefutásának és a hálózatok időbeli változási dinamikájának vizsgálata meghatározó kutatási területté vált a pénzügyi hálózatok vizsgálata során. Ahogy az korábban már említésre került, a dolgozatban bemutatott és alkalmazott modell (Montagna és Kok (2016)) újszerűsége abban rejlik, hogy a bankközi piaci szereplőket egy többrétegű hálózaton keresztül vizsgálja és a modell egy ágens alapú szimulációs módszertanon alapszik. Az alkalmazott modell a többrétegű hálózaton keresztül figyelembe tudja venni azt, hogy a valóságban a pénzintézetek egymással több módon, több piacon keresztül is kapcsolódhatnak egymáshoz, mely azt jelenti, hogy a rendszert érő sokk lefutása az egyes hálózati rétegekben szimultán valósul meg, felerősítve ezzel a kezdeti sokk hatását. Montagna és Kok (2016) kivételével az általam áttekintett szakirodalmak (Allen és Gale (2000), Bluhm és Krahen (2011) és Georg (2011)) kizárólag egyrétegű hálózatot alkalmaztak, melynek megfelelően a piaci szereplők csak egyetlen piacon kerültek egymással kapcsolatba. A modellezés során a többrétegű hálózatok alkalmazásával a pénzügyi hálózatokon belüli fertőzési kockázat jobban megragadható, illetve mérhető. Továbbá, mivel a modell ágens alapú szimulációs módszertanra épít, így a modellben szereplő hitelintézetek előre definiált, ugyanakkor akár algoritmikus döntési szabályok mentén reagálhatnak a sokk által előidézett szituációra. Az előzőeknek megfelelően a modellben szereplő piaci szereplők arról dönthetnek, hogy rövid kihelyezéseik mekkora részét nem újítják meg a bankközi

piacon, illetve mekkora részét értékesítik az értékpapírportfóliójuknak annak érdekében, hogy teljesítsék kötelezettségeiket és a szabályozói követelményeket.

A modell számszerűsítéséhez alkalmazott magyar bankok és bankcsoportok megfelelő számviteli és kockázatkezelési adatait több forrásból gyűjtöttem ki. A mérlegadatok forrása az MNB által publikált Aranykönyv 2018.12.31. vonatkozási dátummal, míg a bankközi kihelyezések és források a hitelintézetek saját weboldalán nyilvánosan elérhető 2018 évi éves beszámolóinak mérleg- és eredménykimutatásaiból származnak. A hitelintézetek kockázattal súlyozott kitettség értékének, valamint a tőke megfelelési mutatójuknak a forrása a harmadik pilléres, a kockázatkezeléssel és tőke megfeleléssel kapcsolatos nyilvánosságra hozatali követelményeket tartalmazó dokumentumok.

A következő felsorolás foglalja össze az eredeti és az általam alkalmazott modell közti különbségeket:

1. A modellben figyelembe vett magyar hitelintézetek mérlegének eszköz és forrás oldala eltér az eredeti modellben alkalmazottól tekintettel arra, hogy a hitelintézetek beszámolójának kiegészítő mellékletében a bankközi kihelyezés és forrás tartalmazta a kapcsolt vállalkozások és az MNB felé fennálló követeléseket és kötelezettségeket is. Ennek megfelelően a számításaim során a hitelintézetek esetén a bankközi kihelyezéseik és forrásaik összegét korrigáltam az MNB és a kapcsolt vállalkozások felé fennálló követeléseikkel és kötelezettségeikkel, majd a modellben a tisztított értékeket alkalmaztam.
2. Tekintettel arra, hogy az MNB és a kapcsolt vállalkozások felé fennálló követelések és kötelezettségek a modellben szereplő hitelintézetek mérlegének eszköz és forrás oldalán külön elemként jelenik meg az eredeti modellhez képest, így a számításaim során eltérő módon határoztam meg a tőkekövetelményt és a likviditási követelményt Montagna és Kok (2016) cikkéhez képest.
3. Az általam alkalmazott modellben a saját tőke helyett a szavatoló tőke került figyelembe vételre, összhangban a CRR 92. cikk (2) c) pontjával. Montagna és Kok (2016) számára az általuk vizsgált hitelintézetek esetén a szavatoló tőke értéke nem volt elérhető.
4. Az értékpapírok általános kockázati súlyát a TOP5 hitelintézet értékpapírportfólió szintű kockázati súlyainak átlagaként határoztam meg, míg a portfólió szintű súlyok a CRR szerinti kockázati súlyok súlyozott átlagaként lett meghatározva a TOP5 szereplő esetén. Montagna és Kok (2016) kutatása során az általuk vizsgált piaci szereplők kapcsán rendelkezésre állt az értékpapírportfóliók kockázattal súlyozott kitettség értéke, melyből jóval egyszerűbben számolható a portfólió szintű kockázati súly.
5. Montagna és Kok (2016) nem vette figyelembe a likviditási követelmény teljesítéséhez szükséges értékesítendő értékpapírok számának meghatározása során, hogy egy

adott piaci szereplőnek a kötelezettségeinek teljesítése után csökken a rövid lejáratú bankközi forrása. Továbbá cikkükben a tőkekövetelmény teljesítéséhez szükséges értékesítendő értékpapírok számának meghatározása során nem volt megfelelően kezelve az értékesített értékpapírok utáni tőkekövetelmény csökkenés. Mindkét hibát javítottam a dolgozatomban.

6. Mind Montagna és Kok (2016) részére, mind a részemre rendelkezésre állt a vizsgált piaci szereplők teljes bankközi kihelyezése és forrása, melyet le kell allokálni az egyes piaci szereplők között annak érdekében, hogy a bankközi hálózatokat létre tudjuk hozni a modellben. Montagna és Kok (2016) valószínűségi mátrixokat alkalmazott ezen hálózatok létrehozásához, melyeket az Európai Bankhatóság által, az EU nagybankjain végzett stressz teszt eredményeket tartalmazó dokumentumban szereplő adatok segítségével becsült meg. Tekintettel arra, hogy az említett stressz tesztben egyetlen magyar bankcsoport vett részt, a részemről a valószínűségi mátrixok hasonló módon történő becslése nem volt kivitelezhető. Ezért egy ettől eltérő módszertan segítségével becsültem meg a valószínűségi mátrixokat annak érdekében, hogy a rövid és hosszú bankközi piacok esetén az egyes hálózati rétegeket szimulálni tudjam a modellen belül. Ez a módszertan biztosítja, hogy a segítségével szimulált bankközi hálózatok megfeleljenek a pénzügyi hálózatoktól megkövetelt alapvető tulajdonságoknak, mint például a skálafüggetlenség (Fricke és Lux (2015)), diszasszortatív jelleg (León et al. (2018)) és kisebb sűrűség hosszabb lejárat esetén (Berlinger et al. (2011)).

A következőkben összefoglalom a többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell segítségével kapott új eredményeket. A modell segítségével négy vizsgálatot végeztem, melyek eredményét külön-külön mutatom be.

A modellben alkalmazott hálózati rétegek szerepe

Annak érdekében, hogy látható legyen, milyen szerepet játszanak a modellben szerepeltetett rétegek hálózatai, illetve azok milyen mértékben képesek a sokkok tovaterjedését felerősíteni és ezáltal a fertőzési kockázatot növelni, a modellt több módon is futtattam. Az első futtatás során azt feltételeztem, hogy a modellben szereplő piaci szereplők kizárólag az első rétegben kerülnek egymással kapcsolatba, míg a második és harmadik futtatás során csak a második, illetve csak a harmadik réteg hálózataiban fut él az egyes bankok között. Az ilyen jellegű futtatások során tehát a bankok a partnerkockázat², a likviditási kockázat³ és az átfedő értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó kockázat⁴, mint kockázattípusok közül csak egy-egy típussal néznek szembe. Továbbá a szimulációt elvégeztem úgy is, hogy csak két-két réteg, illetve az összes réteg aktív. A 1. táblázatban az aktív rétegek oszlop

² Hosszú lejáratú bankközi kitettségek hálózata, első réteg.

³ Rövid lejáratú bankközi kitettségek hálózata, második réteg.

⁴ Harmadik réteg.

mutatja, hogy mely rétegekben valósulhat meg fertőzés, továbbá a táblázat a csődöt jelentő bankok számának megoszlását mutatja aktív réteg bontásban. A 1. táblázat minden egyes sora 50-50 ezer szimuláció eredményének megoszlását mutatja.

Aktív rétegek	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1-2-3	97.707%	2.012%	0.066%	0.169%	0.018%	0.021%	0.001%	0.005%	0%	0.001%
2-3	97.722%	2.013%	0.070%	0.151%	0.013%	0.025%	0.001%	0.004%	0.001%	0%
1-3	97.879%	1.882%	0.064%	0.154%	0.004%	0.014%	0%	0.003%	0%	0%
3	98.187%	1.582%	0.051%	0.096%	0.076%	0.008%	0%	0%	0%	0%

1. táblázat. A csődöt jelentő bankok számának megoszlása aktív réteg bontásban

A kapott eredmények alapján a következő következtetések vonhatóak le:

- A modellben alkalmazott rétegek bármilyen kombinációja esetén egy véletlenszerűen kiválasztott piaci szereplő csődje nagyon ritkán okozza egy másik piaci szereplő csődjét, mely összhangban van Montagna és Kok (2016) eredményeivel.
- A modellben alkalmazott rétegek felerősítik a kezdeti sokk hatását, azaz a legtöbb csődesemény akkor kapható, ha mindhárom rétegben egyszerre valósulhat meg a fertőzés. Ez azt jelenti, hogy az egyrétegű hálózatot alkalmazó modellek vélhetően alulbecslik a fertőzési kockázatot a többretegű hálózatot alkalmazó modellekhez képest.
- A 1. táblázat nem tartalmazza azon aktív réteg kombinációkat, melyekben nem szerepel a harmadik réteg, mivel amennyiben azzal a feltételezéssel élek, mely szerint a vizsgált bankok értékpapírportfóliói egymástól függetlenek, azaz nem tartanak hasonló értékpapírokat portfóliójukban, úgy egyetlen bank csődje sem képes további csődeseményt kiváltani a modellben. Ez részben ellentmondó a Montagna és Kok (2016) által kapottakkal, ahol a szimuláció során a kérdéses harmadik réteg nem aktív volta esetén is kapnak további csődöket a szerzők egy adott bank csődje esetén. Az általam és a Montagna és Kok (2016) által kapott eredmények közti különbséget a következő tények magyarázzák:
 - Az általam számszerűsített modellben csak a tisztított bankközi kihelyezéseket és forrásokat jelenítettem meg az első és második rétegben, azaz a kapcsolt vállalkozások és az MNB által nyújtott források és a feléjük történő kihelyezések a két rétegben nem jelennek meg, míg Montagna és Kok (2016) cikkükben semmilyen hasonló korrekcióról nem tesznek említést. Ezáltal vélhetően az általam vizsgált piaci szereplők mérlegfőösszegéhez képest jóval kisebb arányú bankközi kihelyezéssel és forrással dolgoztam, mint az említett szerzők.
 - Az általam vizsgált piaci szereplők esetén a mérlegükben tartott értékpapírok értéke jelentősen meghaladta a tisztított bankközi kihelyezések és források volumenét. A Montagna és Kok (2016) által vizsgált EU nagybankok bankközi kihelyezései és forrásai vélhetően mérlegfőösszegükhöz képest jelentősebb tételt jelentenek, mint az általam vizsgált magyar piaci szereplők esetén.

- Feltételezhető, hogy a nagyobb bankok aktívabbak a bankközi piacon. Míg Montagna és Kok (2016) EU nagybankokat vizsgált, addig az esetemben EU szinten is nagybanknak egyedül az OTP csoport számít.
- Tekintettel arra, hogy a modell magyar adatokon az átfedő értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó réteg által vezérelt, mely a szavatoló tőkére és ezáltal a tőkemegfelelésre gyakorol negatív hatást, így amennyiben a 3. réteg mellett az 1. réteg aktív, úgy az jelentősebb mértékben képes felerősíteni az átfedő értékpapírportfóliókon keresztüli fertőzés hatását a 2. réteghez képest. Ez vélhetően annak a következménye, hogy a hosszú lejáratú kihelyezéseken elkönnyvelt veszteség szintén a szavatoló tőkét csökkenti, mint ahogyan az átfedő értékpapírportfóliókhoz köthető veszteségek, míg a 2. réteg leginkább a likviditást érinti negatívan. Azaz amennyiben a 3. réteg mellett az 1. réteg aktív, egy adott bank csődje nagyobb valószínűséggel vált ki további csődeseményeket, mint abban az esetben, ha a 3. réteg mellett a 2. réteg lenne aktív. Ugyanakkor ritka esetekben a fertőzést a 2. réteg aktív volta extrém módon felerősítheti a 3. rétegben a likviditási problémákon keresztül, melynek következtében gyakrabban fordulnak elő csődesemények szélsőséges számosságban.

Rendszerszinten jelentős pénzintézetek

Montagna és Kok (2016) alapján a számításaim során egy adott bank rendszerszinten jelentős voltát azzal mérem, hogy annak csődje hány másik bank csődjét okozhatja. Ennek megfelelően 100 ezer szimulációt végeztem a magyar bankok és bankcsoportok vonatkozásában és rangsoroltam azokat annak megfelelően, hogy azok csődje a szimuláció során maximálisan hány másik bank csődjét idézte elő. A 2. táblázat foglalja össze az általam kapott eredményeket.

Előidézett csődesemények maximális száma	0	1	3	4	5	9
Bankok száma	6	4	5	1	2	1

2. táblázat. A vizsgált hitelintézetek csődje és az általa kiváltott csődesemények maximális száma

A 2. táblázat alapján látható, hogy a 19 vizsgált hitelintézetből 6 csődje nem képes előidézni egyetlen más bank csődjét sem, mely realizisztikus tekintettel arra, hogy a modellben vizsgált szereplők jelentős része nagyon kis szereplő a magyar piacon. A fenti táblázat alapján az is látható, hogy a modell keretein belül csupán egyetlen hitelintézet csődje képes 9 másik hitelintézet csődjét előidézni. Továbbá azon hitelintézetek tekinthetőek rendszerszinten jelentősnek, melyek további 4, 5 vagy 9 bank csődjét képesek kiváltani. A 2. táblázat alapján 4 hitelintézet van az általam vizsgált mintában, melynek csődje a megjelölt számosságú további csődeseményt képes előidézni. A csődesemények maximális számának magas

volta egy adott bank esetén akár az adott bank szemszögéből egy nagyon kedvezőtlen hálózati struktúrához is kapcsolódhat, amelyet éppen sikerült a szimulációval megragadni. Ugyanakkor vélhetően többlet információt hordoz az a mutatószám, amely megmutatja, hogy 100 ezer lehetséges hálózati struktúrában egy adott bank csődje átlagosan hány csődöt jelent a rendszerben.

A 3. táblázat bemutatja, hogy a nagyobb magyar hitelintézetek modellen belüli csődeseménye maximálisan hány további hitelintézet csődjét képesek előidézni, illetve a 100 ezer szimulációt tekintve az adott hitelintézet csődje átlagosan hány további csődeseményhez vezetett.

Bankcsoport	Előidézett csődesemények maximális száma	Átlagos csődszám
OTP csoport	9	1.285
UniCredit csoport	5	1.042
MKB csoport	5	1.038
K&H csoport	4	1.033
Erste csoport	3	1.052
Takarékszövetkezeti integráció	3	1.039
Raiffeisen csoport	3	1.032
CIB csoport	3	1.009
Budapest Bank csoport	3	1.008

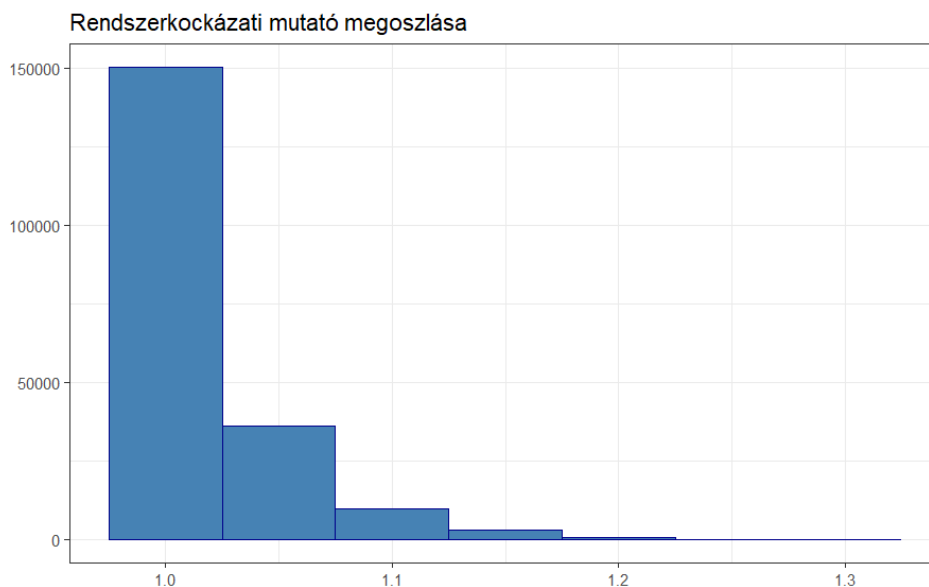
3. táblázat. Az előidézett csődesemények maximális száma, illetve a rendszeren belüli csődök átlagos száma bankcsoportonként

A 3. táblázat alapján az OTP csoport modellen belüli csődjéhez tartozik mind a legmagasabb előidézett csődszám, mind a legnagyobb átlagos csődszám is, amely összhangban van az előzetes várakozásokkal, mivel az OTP csoport mérlegfőösszeg, bankközi piaci aktivitás és értékpapírportfólió méret alapján messzemenően a legmeghatározóbb szereplő a magyar piacon. Az előidézett csődesemények maximális számát tekintve az UniCredit és az MKB csoport követi az OTP csoportot, ugyanakkor a rendszerben bekövetkező csődesemények átlagos száma alapján az Erste csoport mindkét említett bankcsoportot megelőzi. Ez úgy lehetséges, hogy a 2018.12.31-i mérlegadatok alapján az Erste csoport értékpapír állománya a második legmagasabb a vizsgált 19 bankcsoport közül, míg a tisztított bankközi kihelyezések és források tekintetében messze elmarad az UniCredit vagy az MKB csoporttól. Mivel az előzőek alapján a magyar adatokon számszerűsített modell erősen függ az átfedő értékpapírportfóliók szerinti rétegtől, így a nagyobb értékpapír állománnyal rendelkező bank csődje átlagosan nagyobb hatást jelent a modellben, mint egy bankközi piacon aktívabb szereplő csődje. Ugyanakkor az előzőekben említetteknek megfelelően bankközi piacokon a fertőzési kockázat jelentős, így egy rendszerkockázat szemszögéből kedvezőtlen szimulált hálózati struktúra esetén egy bankközi piacon aktív szereplő csődje a fertőzés miatt extrém számosságú további csődöt vonhat maga után. Azaz az Erste csoport esetén a magas átlagos csődszámot a magas értékpapírportfólió volumen indokolja a modellben,

míg a magas előidézett csődesemények számosságát az UniCredit és MKB csoport esetén az aktívabb bankközi piaci részvétel indokolja.

Sérülékeny hálózati szerkezetek

A többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell segítségével azon hálózati szerkezetek azonosítása is lehetséges, melyek gyengítik a rendszer sokkellenálló képességét, illetve képesek felerősíteni a rendszert érő sokkok hatását. Ugyanakkor tudjuk, hogy a vizsgált bankok töredékének a csődje képes kiváltani további csődeseményeket, azaz célszerű olyan hálózati struktúrákat vizsgálni, melyek a leginkább érzékenyek a legnagyobb, rendszerszinten jelentős bankok csődjére. Nyilvánvaló, hogy az extrém számosságú csődeseményt akkor kapjuk, amikor egy rendszerszinten jelentős bank jelent először csődöt és a szimulált hálózat épp olyan, ami sérülékenyebb az adott bank csődjére. Ugyanakkor a rendszerkockázati vizsgálatok során az ennyire extrém ritka esetek vizsgálata helyett sokkal inkább azon hálózati szerkezetek azonosítására törekszenek, melyek minél több bank számára kritikusak egyszerre. Rendszerkockázati szemszögből, mivel sokkal nagyobb valószínűséggel történhet meg rendszerszintű összeomlás egy több bank számára is kritikus hálózati szerkezet esetén, mint amennyiben azt a leginkább ritka eseményt tekintjük, hogy a legkockázatosabb bankhoz épp azt a hálózati struktúrát szimuláljuk, amely a leginkább érzékeny a csődjére, fontosabb az előbbi lehetőség vizsgálata. Montagna és Kok (2016) alapján egy többrétegű hálózat sérülékenységét a hálózatot alkotó szereplők csődje által előidézett további csődesemények számának átlagával mérhetjük. A számításaim során 200 ezer többrétegű hálózatot szimuláltam, melyekben kiszámítottam mind a 19 általam vizsgált szereplő csődje esetén az előidézett csődesemények átlagos számát. A 1. hisztogram az előidézett csődesemények átlagos számának eloszlását mutatja.



1. ábra. A rendszerkockázati mutató megoszlása

A 1. ábrán látható, hogy a szimulált hálózatok többsége (75.1%) esetén a rendszerkockázati mutató 1 értéket vesz fel, amely azt jelenti, hogy a 19 vizsgált szereplő bármelyikének csődje nem idéz elő további csődeseményeket. Azaz a 200 ezer szimulált hálózat 24.9%-a esetén teljesül az, hogy legalább egy bank csődje legalább egy további bank csődjét idézi elő. A rendszerkockázati mutató maximális értéke a szimuláció során 1.3158 volt, mely azt jelenti, hogy a leginkább sérülékeny hálózati struktúra esetén, bármely piaci szereplő kezdeti csődjének hatására átlagosan 1.3158 szereplő jelent csődöt. Rendszerkockázati szempontból azon hálózati struktúrák érdekesek, melyek esetén a lehető legnagyobb a kérdéses mutatószám, így a szimuláció során a legnagyobb mutatóhoz tartozó hálózatot (rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezésekhez, illetve az átfedő értékpapírportfóliókhöz kapcsolódó) elmentettem annak érdekében, hogy azokat összevegyem azon hálózati struktúrákkal, melyekben bármely piaci szereplő csődje nem jár további csődeseménnyel. A 4. táblázat a maximális (1.3158) és egy minimális (1) rendszerkockázati mutatóhoz tartozó többretegű hálózat egyes rétegeihez tartozó legfontosabb mutatószámokat foglalja össze:

Hálózat	Átlagos átfedés	Sűrűség	Fokszám-korreláció	Átlagos fokszám	Maximális fokszám
Értékpapír (max)	0.1385	0.7836	-0.1348	28.21	36
Értékpapír (min)	0.0936	0.5321	-0.1605	19.15	30
Rövid bankközi (max)	-	0.1578	-0.3307	5.68	11
Rövid bankközi (min)	-	0.1695	-0.3741	6.11	13
Hosszú bankközi (max)	-	0.0789	-0.1773	2.84	6
Hosszú bankközi (min)	-	0.1198	-0.0218	4.31	8

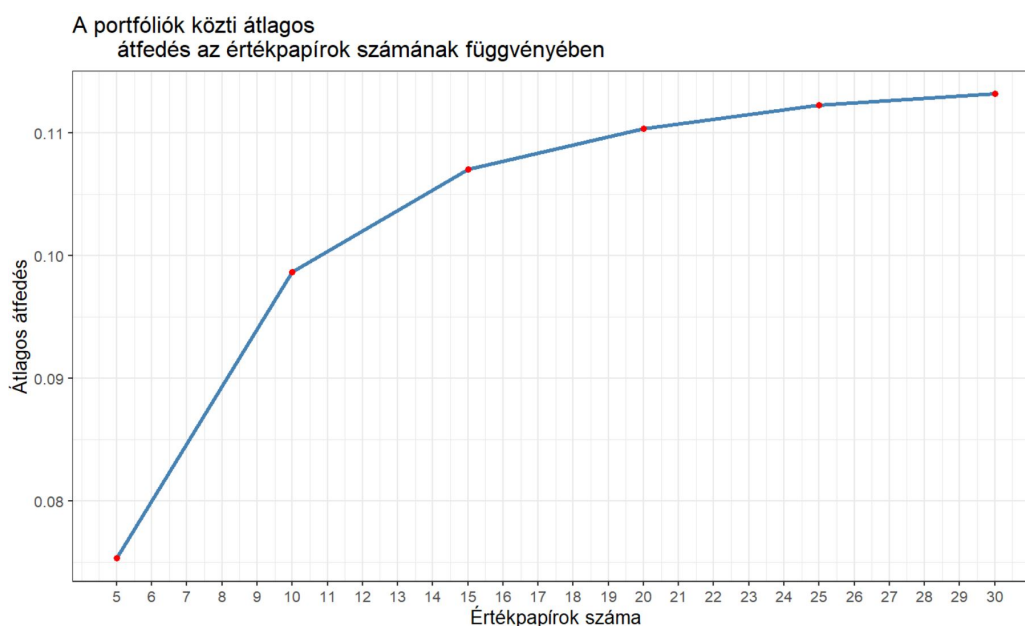
4. táblázat. A minimális és maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózatok legfontosabb mutatószámai

A következőkben azon általános következtetéseket próbálom levonni a 4. táblázat alapján, hogy milyen hálózati jellemzők különböztetik meg a rendszerkockázati szempontból leginkább sérülékeny hálózati struktúrát azon hálózatoktól, melyek esetén egyetlen bank csődje sem von maga után újabb csödeseményt. A felsorolt következtetéseket nem csak a táblázatban szerepeltett két többrétegű hálózat alapján vonom le, hanem több rendszerkockázati szempontból sérülékeny és nem sérülékeny hálózat további elemzése alapján.

1. Az átfedő értékpapírportfóliók szerinti réteg esetén látható, hogy a rendszerkockázati szempontból sérülékenyebb hálózat sűrűbb és ezáltal nagyobb az átfedés a piaci szereplők értékpapírportfóliói között, mely értelmében egy adott bank csődje esetén több bank szavatoló tőkéjét érintheti veszteség. A nagyobb sűrűség miatt a sérülékenyebb hálózatban természetesen nagyobb az átlagos fokszám értéke, ugyanakkor kisebb a fokszámkorreláció, melyből az a következtetés vonható le, hogy a sérülékenyebb hálózatok kevésbé diszasszortatívak. Azaz a központi szereplők portfóliói kisebb mértékben átfednek az alacsony fokszámú pontok portfólióival.
2. A rövid bankközi kitettségek szerinti réteg esetén az a következtetés vonható le, hogy a rendszerkockázati szempontból sérülékenyebb hálózatokban kisebb mértékben hitelezik a nagyobb piaci szereplők a kisebbeket, azaz vélhetően a kisebb intézmények jobban ki vannak téve a kisebb intézmények csödjéből fakadó likviditási kockázatnak. Továbbá a fokszám és sűrűség mutatószámokból az következik, hogy a sérülékenyebb hálózatokban koncentráltabban valósul meg a rövid bankközi kihelyezés.
3. A hosszú bankközi kitettségek szerinti réteg esetén az a következtetés vonható le, hogy a sérülékeny hálózatok esetén a hosszú kihelyezések koncentráltabban valósulnak meg. Továbbá erőteljesebben hitelezik hosszú távon a nagyobb szereplők a kisebbeket, akik vélhetően több hosszú forrást biztosítanak, mint a kisebb szereplők, ezáltal a kisebb bankok csődje esetén a nagyobb szereplők több veszteséget írnak le a szavatoló tőkéjükből.

Az értékpapírok számának modellen belüli szerepe

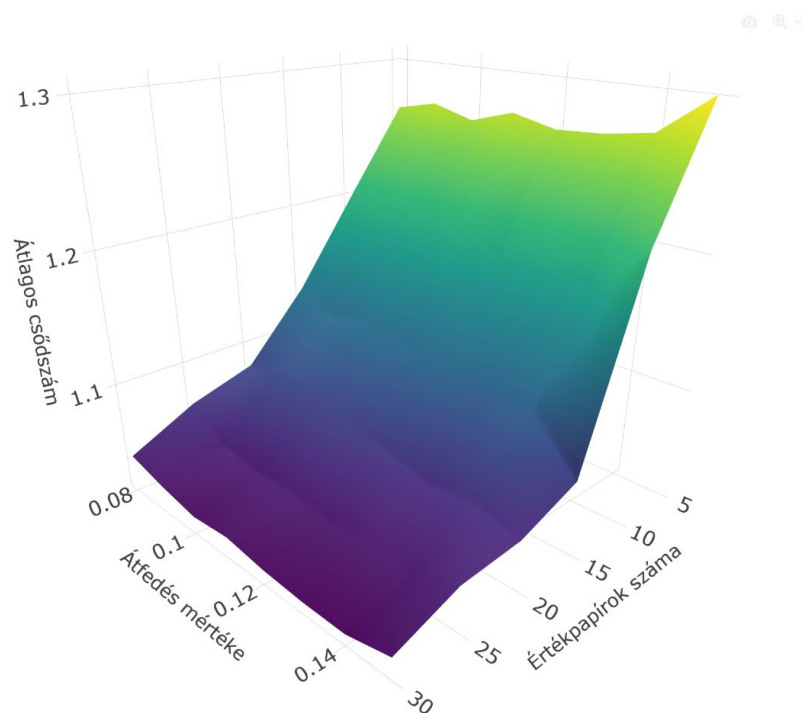
Az eddig bemutatott összes eredmény és elemzés Montagna és Kok (2016) modelljével összhangban 30 értékpapír mellett történt, melyek mindegyikét az egyes piaci szereplők $p = 0.2$ valószínűséggel tartják az értékpapírportfóliójukban. Az értékpapírok modellen betöltött szerepe kapcsán egyrészt azt vizsgálok, hogy az értékpapírok számának függvényében hogyan változik a vizsgált szereplők értékpapírportfólióinak átfedő jellege. A kérdés megválaszolásához a modellt több különböző értékpapírszám mellett 50-50 ezerszer futtatam le és számoltam ki az átlagos átfedés értékét az értékpapírok számának függvényében. A 2. grafikon az értékpapírportfóliók átlagos átfedés mutatóját ábrázolja a modellen alkalmazott értékpapírok számának függvényében.



2. ábra. Az értékpapírportfóliók átlagos átfedése az értékpapírok számának függvényében

A 2. grafikon alapján látható, hogy a modellen szereplő bankok által az értékpapírportfóliójukban tartható értékpapírok számának növekedésével növekszik a bankok értékpapírportfólióinak átlagos átfedése, ugyanakkor a növekedés csökkenő ütemű. Azaz az értékpapírportfóliók átfedése az értékpapírok számával nem lineárisan növekszik, hanem a növekedés egy idő után lecseng. Azt sejtethetjük, hogy minél nagyobb az értékpapírportfóliók átfedése, annál inkább nagyobb a fertőzési kockázat, ugyanakkor a fentiek tükrében nem teljesen egyértelmű, hogy milyen értékpapír szám és átfedési mérték maximalizálja a rendszerben csődöt jelentő bankok számát. Erre a kérdésre a következő vizsgálat ad választ. Másrészt arra a kérdésre keresem a választ, hogy az értékpapírok számának, illetve az átfedés mértékének függvényében hogyan alakul a modellen belül a csődöt jelentő bankok száma. A kérdés megválaszolásához szintén 50-50 ezerszer futtatam a modellt különböző értékpapír számok mellett és kiszámoltam szimulációnként az átlagos átfedést, valamint meghatároztam az adott szimulációban csődöt jelentő bankok számát. Azaz minden egyes

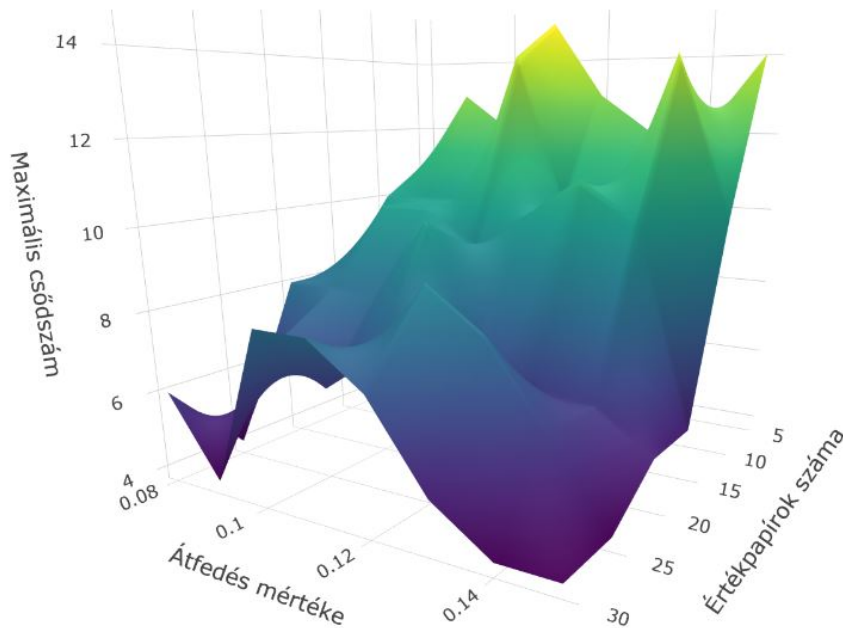
különböző értékpapír számossághoz 50 ezer átlagos átfedés mutató, illetve az 50 ezer szimulációban csődöt jelentő bankok száma áll rendelkezésre. Ezt követően az átlagos átfedés mutatókat két tizedesjegyre kerekítettem és a kerekített értékek mentén aggregáltam a szimulációs eredményeket minden különböző értékpapírszám mellett, továbbá az átlagos átfedés mutatók szerinti aggregálás során képeztem a csődöt jelentő bankok számának az átlagát. A 3. felületábra a csődöt jelentő bankok átlagos számának alakulását mutatja be a modellben alkalmazott különböző számú értékpapír, illetve az átlagos átfedettségi függvényében.



3. ábra. Az átlagos csődszám az átfedés mértékének és az értékpapírok számának függvényében

A 3. ábra alapján látható, hogy az átlagos csődszám annál magasabb, minél kisebb a modell szereplői által értékpapírportfóliójukban tartható értékpapírok száma. Ez annak a következménye, hogy minél kevesebb értékpapírt tarthatnak a modellben a szereplők, annál nagyobb volument fektetnek be egy adott értékpapírba, azaz nő a koncentráció és csökken a diverzifikáció az egyes értékpapírportfóliókat tekintve. A fenti ábrán az is látható, hogy az értékpapírportfóliók átlagos átfedési mutatója nincs nagy hatással az átlagos csődszámra. Továbbá az is látszik, hogy az átlagos csődszám ott éri el maximális értékét, ahol az átlagos átfedés a legmagasabb, illetve az értékpapírok száma a legkisebb. Tekintettel arra, hogy az átlagos átfedés és az átlagos csődszám kapcsolata a fenti ábra alapján nem intuitív, mely vélhetően abból fakad, hogy a szimulációk túlnyomó többsége esetén egy adott bank csődjét nem követi újabb bank csődje, így az átlagos csődszám mutató az extrém eseményeket nem képes megragadni, így a jelenséget tovább vizsgáltam. A 4. felületábra

az átlagos csődszám helyett a maximális csődszámot mutatja szintén az átlagos átfedés és az értékpapírok számának függvényében.



4. ábra. A maximális csődszám az átfedés mértékének és az értékpapírok számának függvényében

A 4. ábra alapján hasonló eredményt kapunk az értékpapírok száma és a maximális csődszám kapcsán, mint az előzőekben az átlagos csődszám esetén, azaz minél kevesebb értékpapírt tarthatnak az értékpapírportfóliójukban a szereplők, annál magasabb az átlagos és a maximális csődszám a modellben. Ugyanakkor az átlagos átfedés és a maximális csődszám kapcsán már sokkal érdekesebb képet látunk, azaz jellemzően akkor a legmagasabb a maximális csődszám, amennyiben az átlagos átfedés mutató közepes mértékű átfedést mutat. Ez a jelenség a fenti ábra esetén annál erősebb, minél több értékpapírt tarthatnak a modell szereplői. Ez vélhetően azért van így, mert alacsony átlagos átfedés mellett kisebb a fertőzési kockázat, azaz egy adott bank csődje esetén az általa tartott értékpapírok piaci árának csökkenése esetén jóval kevesebb szavatoló tőkéből leírandó veszteségük van a szereplőknek. Magas átlagos átfedés mutató esetén vélhetően az történik, hogy a szereplők értékpapírportfóliója egyre kevesebb más szereplővel átfedő, ugyanakkor amely szereplőkkel átfedő, ott az átfedés mértéke egyre nagyobb. Ez pedig azt eredményezi, hogy egy adott bank csődje sokkal nagyobb veszteséget jelent a kevesebb számosságú, de hozzá sokkal inkább hasonló értékpapírportfóliót felépítő bankoknak, mint az előzőekben, ugyanakkor a többi szereplő számára a kisebb átfedés miatt kevesebb a veszteség. Azaz egy adott bank csődje magas értékpapírszám és magas átlagos átfedés esetén kevesebb bankot, ugyanakkor sokkal súlyosabban érint, mint átlagos mértékű átlagos átfedés esetén.

Azaz összefoglalóan a modellben rendszerkockázati szempontból minél nagyobb számban állnak rendelkezésre értékpapírok, annál inkább nő a diverzifikációs hatás és csökken az átlagos, valamint a maximális csődszám. Továbbá rendszerkockázati szempontból az értékpapírportfóliók átlagos átfedési mutatójának átlagos értéke a leginkább veszélyes, mivel kisebb átlagos átfedés esetén kisebb a fertőzési kockázat. Ugyanakkor magas átfedés esetén hasonló értékpapírportfóliójú csoportok alakulnak ki, így egy adott bank csődje esetén a veszteség mértéke az adott bank csoportján belül nő, azon kívül csökken, azaz a veszteséget kevesebb bank nagyobb arányban állja, ezáltal a maximális csődszám értéke alacsonyabb.

4. Hivatkozások

Hivatkozások

- Admati, A. R., DeMarzo, P. M., Hellwig, M. F. és Pfleiderer, P. C. (2013). Fallacies, Irrelevant Facts and Myths in the Discussion of Capital Regulation: Why Bank Equity is Not Socially Expensive. *Max Planck Institute for Research on Collective Goods 2013/23; Rock Center for Corporate Governance at Stanford University Working Paper* 161. URL: <https://ssrn.com/abstract=2349739>.
- Allen, F. és Gale, D. (2000). Financial Contagion. *Journal of Political Economy* 108, 1–33. oldal. URL: <https://doi.org/10.1086/262109>.
- Balogh, Cs. és Gábel, P. (2003). Bankközi pénzpiacok fejlődésének trendjei. *Magyar Nemzeti Bank Műhelytanulmányok* 28. URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/mt28.pdf>.
- Banai, Á. és Illés, F. (2015). Systemic Risk. Megjelent: Berlinger és szerzőtársai (szerk.): Mastering R for Quantitative Finance. *Packt Publishing Ltd.*
- Banai, Á., Király, J. és Nagy, M. (2010). Az aranykor vége Magyarországon, Külföldi szakmai és lokális tulajdonú bankok - válság előtt és válság után. *Közgazdasági Szemle* 57 (2). URL: http://epa.oszk.hu/00000/00017/00167/pdf/1_banai-kiraly-nagy.pdf.
- Banai, Á., Kollarik, A. és Szabó-Solticzky, A. (2015). A deviza/forint devizaswap-piac topológiája. *Hitelintézeti Szemle* 14 (2), 128–157. oldal. URL: <https://hitelintezetiszemle.mnb.hu/letoltes/5-banai-kollarik-szabo.pdf>.
- Barabási, A-L. (2016). A hálózatok tudománya. *Libri Kiadó*.
- Barabási, A-L. és Albert, R. (1999). Emergence of Scaling in Random Networks. *Science* 286, No. 5439, 509–512. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1126/science.286.5439.509>.
- Bargigli, L., Iasio, G. di, Infante, L., Lillo, F. és Pierobon, F. (2013). The Multiplex Structure of Interbank Networks. URL: <https://ssrn.com/abstract=2352787>.
- Bartholomew, P. F. és Whalen, G. W. (1995). Fundamentals of Systemic Risk. *Research in Financial Services: Banking, Financial Markets and Systemic Risk* 7, 3–18. oldal.
- Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) (2004). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards – A Revised Framework. URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>.
- Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) (2010). Basel III: A Global Regulatory

- Framework for more Resilient Banks and Banking Systems. URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>.
- Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) (2017). Basel III: Finalising post-crisis reforms. URL: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf>.
- Battiston, S., Puliga, M., Kaushik, R., Tasca, P. és Caldarelli, G. (2012). DebtRank: Too Central to Fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk. *Scientific Reports* 2 (541). URL: <http://dx.doi.org/10.1038/srep00541>.
- Bavelas, A. (1950). Communication Patterns in Task-Oriented Groups. *Journal of the Acoustical Society of America* 22, 725–730. oldal. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-658-21742-6_8.
- Bech, M. L. és Atalay, E. (2008). The Topology of the Federal Funds Market. *Federal Reserve Bank of New York Staff Reports* 354. URL: https://www.newyorkfed.org/medialibrary/media/research/staff_reports/sr354.pdf.
- Berlinger, E., Daróczy, G., Dömötör, B. és Vadász, T. (2017). Pénzügyi hálózatok magperiféria szerkezete. A magyar bankközi fedezetlen hitelek piaca, 2003-2012. *Közgazdasági Szemle* LXIV, 1160–1185. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.18414/KSZ.2017.11.1160>.
- Berlinger, E., Michaletzky, M. és Szenes, M. (2011). A fedezetlen bankközi forintpiac hálózati dinamikájának vizsgálata a likviditási válság előtt és után. *Közgazdasági Szemle* LVIII, 229–252. oldal. URL: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ksa:szemle:1227>.
- Bloch, F., Jackson, M. O. és Tebaldi, P. (2019). Centrality Measures in Networks. URL: <https://ssrn.com/abstract=274912>.
- Bluhm, M. és Krahenen, J. P. (2011). Default Risk in an Interconnected Banking System with Endogenous Asset Markets. *CFS Working Paper Series* 19. URL: <https://ssrn.com/abstract=1927161>.
- Bonacich, P. (1972). Factoring and Weighting Approaches to Status Scores and Clique Identification. *Journal of Mathematical Sociology* 2 (1), 113–120. oldal. URL: <https://doi.org/10.1080/0022250X.1972.9989806>.
- Borgatti, S. P. és Everett, M. G. (2000). Models of Core/Periphery Structures. *Social Networks* 21 (4), 375–395. oldal. URL: [https://doi.org/10.1016/S0378-8733\(99\)00019-2](https://doi.org/10.1016/S0378-8733(99)00019-2).
- Boss, M., Elsinger, H., Summer, M. és Thurner, S. (2003). The Network Topology of the Interbank Market. *Österreichische Nationalbank Financial Stability Report* Issue 7, 77–87. oldal. URL: [arXiv:cond-mat/0309582](https://arxiv.org/abs/cond-mat/0309582).

- Boyd, J. P., Fitzgerald, W. J., Mahutga, M. C. és Smith, D. A. (2010). Computing Continuous Core/Periphery Structures for Social Relations Data with MINRES /SVD. *Social Networks* 32 (2), 125–137. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.socnet.2009.09.003>.
- Brin, S. és Page, L. (1998). The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine. *Computer Networks and ISDN Systems* 30, 107–117. oldal. URL: [https://doi.org/10.1016/S0169-7552\(98\)00110-X](https://doi.org/10.1016/S0169-7552(98)00110-X).
- Bron, C. és Kerbosch, J. (1973). Algorithm 457: Finding All Cliques of an Undirected Graph. *Communication of the ACM* 16 (9), 575–577. oldal. URL: <https://doi.org/10.1145/362342.362367>.
- Brunnermeier, M., Crocket, A., Goodhart, C., Persaud, A. D. és Shin, H. (2009). The Fundamental Principles of Prudential Regulation. *Geneva Reports on the World Economy* 11. URL: <https://www.princeton.edu/~markus/research/papers/Geneva11.pdf>.
- Byrd, R. H., Lu, P., Nocedal, J. és Zhu, C. (1995). A Limited Memory Algorithm for Bound Constrained Optimization. *SIAM Journal on Scientific Computing* 16, 1190–1208. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1137/0916069>.
- Clark, E. és Jokung, O. (2015). The Role of Regulatory Credibility in Effective Bank Regulation. *Journal of Banking & Finance* 50, 506–513. oldal. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.03.018>.
- Clauset, A., Shalizi, C. R. és Newman, M. E. J. (2009). Power-Law Distributions in Empirical Data. *SIAM Review* 51 (4), 661–703. oldal. URL: <https://www.jstor.org/stable/25662336>.
- Craig, B. és von Peter, G. (2014). Interbank Tiering and Money Center Banks. *Journal of Financial Intermediation* 23 (3), 322–347. oldal. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2014.02.003>.
- Csávás, Cs. és Szabó, R. (2010). A forint/deviza FX-swap szpredek mozgatórugói a Lehman-csőd utáni időszakban. *Hitelintézetési Szemle* 9 (6), 566–580. oldal. URL: http://epa.oszk.hu/02700/02722/00050/pdf/EPA02722_hitelintezeti_szemle_2010_6_566-580.pdf.
- Csóka, P. (2017). Az arányos csődszabály karakterizációja körbetartozások esetén. *Közgazdasági Szemle* LXIV. évf. 930–942. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.18414/KSZ.2017.9.930>.
- Csóka, P. és Herings, P. J. J. (2018). Decentralized Clearing in Financial Networks. *Management Science* 64 (10), 4681–4699. oldal. URL: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2847>.

- Csóka, P. és Herings, P. J. J. (2020). An Axiomatization of the Proportional Rule in Financial Networks. *Management Science*, megjelenés alatt. URL: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2020.3700>.
- Csóka, P. és Hevér, J. (2018). Portfolio valuation under liquidity constraints with permanent price impact. *Finance Research Letters* 26, 235–241. oldal. URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.02.019>.
- Csóka, P. és Kiss, T. (2015). Az összekapcsoltság hatása a rendszerkockázatra homogén bankrendszerben. *Sigma* XLVI (1-2), 1–16. oldal. URL: <https://journals.lib.pte.hu/index.php/sigma/article/view/242/170>.
- Csóka, P. és Kondor, G. (2020). Csődszabályok pénzügyi hálózatokban. *Alkalmazott Matematikai Lapok* 37 (2), 1–13. oldal. URL: <http://real.mtak.hu/id/eprint/115833>.
- De Bandt, O. és Hartmann, P. (2000). Systemic Risk: a Survey. *European Central Bank Working Paper* No. 35. URL: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp035.pdf>.
- De Masi, G., Iori, G. és Caldarelli, G. (2006). Fitness Model for the Italian Interbank Money Market. *Physical Review E* 74 (6). URL: <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.74.066112>.
- De Nicolo, G., Gamba, A. és Lucchetta, M. (2014). Microprudential Regulation in a Dynamic Model of Banking. *Review of Financial Studies* 27 (7). URL: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2263871>.
- Diamond, D. W. és Dybvig, P. H. (1983). Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity. *The Journal of Political Economy* 91 (3), 401–419. oldal. URL: <https://www.jstor.org/stable/1837095>.
- Dietrich, D. és Hauck, A. (2020). Interbank Borrowing and Lending between Financially Constrained Banks. *Economic Theory* 70, 347–385. oldal. URL: <https://doi.org/10.1007/s00199-019-01220-9>.
- Eisenberg, L. és Noe, T. H. (2001). Systemic Risk in Financial Systems. *Management Science* 47 (2), 236–249. oldal. URL: <https://www.jstor.org/stable/2661572>.
- European Banking Authority (EBA) (2016). EBA Report on the Leverage Ratio Requirements under Article 511 of the CRR. URL: <https://euagenda.eu/upload/publications/untitled-15971-ea.pdf>.
- Fricke, D. és Lux, T. (2015). Core-Periphery Structure in the Overnight Money Market: Evidence from the e-MID Trading Platform. *Computational Economics* 45 (3), 359–395. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10614-014-9427-x>.

- Fukker, G. (2017). Harmonic Distances and Systemic Stability in Heterogeneous Interbank Networks. *MNB Working Papers* 1. URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/mnb-wp-2017-1-final-1.pdf>.
- Gamba, A., Lucchetta, M. és De Nicolo, G. (2014). Microprudential Regulation in a Dynamic Model of Banking. *The Review of Financial Studies* 27 (7), 2097–2138. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2263871>.
- Georg, C. (2011). The Effect of the Interbank Network Structure on Contagion and Common Shocks. *DeutscheBank Discussion Paper, Series 2., Banking and Financial Studies No. 12*. URL: <https://ssrn.com/abstract=2794071>.
- Gong, R. és Page, F. (2016). Systemic Risk and the Dynamics of Temporary Financial Networks. *SRC Discussion Paper No. 62*. URL: http://eprints.lse.ac.uk/67810/1/dp-62_0.pdf.
- Grasselli, M. R. és Ismail, O. R. H. (2013). An Agent-based Computational Model for Bank Information and Interbank Networks. *Handbook on Systemic Risk, Cambridge University Press*, 401–431. oldal. URL: <https://doi.org/10.1017/CB09781139151184.021>.
- Hanson, S., Kashyap, A. K. és Stein, J. C. (2011). A Macroprudential Approach to Financial Regulation. *Journal of Economic Perspectives* 25, 3–28. oldal. URL: <http://www.jstor.org/stable/23049436>.
- Hosszú, Zs. (2018). A magyar bankrendszer makroprudenciális szempontból. *PhD disszertáció, Budapesti Corvinus Egyetem, Általános és Kvantitatív Közgazdaságtan Doktori Iskola*.
- Iazzetta, I. és Manna, M. (2009). The Topology of the Interbank Market: Developments in Italy since 1990. *Banca d'Italia Working Papers* 711. URL: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1478472>.
- Jackson, M. O. és Pernoud, A. (2020). Systemic Risk in Financial Networks: A Survey. URL: <https://ssrn.com/abstract=3651864>.
- Kaufman, G. (1999). Banking and Currency Crises and Systemic Risk: A Taxonomy and Review. *Federal Reserve Bank of Chicago Working Paper No. 12*, 1–68. oldal. URL: <https://doi.org/10.1111/1468-0416.00036>.
- Király, J. (2008). Likviditás válságban, Lehman előtt - Lehman után. *Hitelintézeti Szemle* 7 (6), 598–611. oldal. URL: http://bankszovetseg.hu/Content/Hitelintezeti/HSZ6_kiraly_julia_598_611.pdf.
- Király, J. és Nagy, M. (2008). Jelzálogpiacok válságban: kockázatalapú verseny és tanulságok. *Hitelintézeti Szemle* 7 (4), 450–482. oldal. URL: http://www.bankszovetseg.hu/Content/Hitelintezeti/HSZ5_kiraly_nagy_450_482.pdf.

- Kochen, M. és Sola Pool, I. de (1978). Contacts and Influence. *Social Networks* 1, 5–51. oldal. URL: [https://doi.org/10.1016/0378-8733\(78\)90011-4](https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90011-4).
- Kovács, E. (2009). Pénzügyi adatok statisztikai elemzése. *Tanszék KFT. Budapest* 3. bővített kiadás.
- León, C., Machado, C. és Sarmiento, M. (2018). Identifying Central Bank Liquidity Super-Spreaders in Interbank Funds Networks. *Journal of Financial Stability* 35, 75–92. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2016.10.008>.
- lori, G., Saqib, J. és Francisco, G. P. (2006). Systemic Risk on the Interbank Market. *Journal of Economic Behavior and Organization* 61, 525–542. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jebo.2004.07.018>.
- Lublóy, Á. (2004). A magyarországi bankközi piac. *Hitelintézeti Szemle* 3 (6), 1–22. oldal. URL: <http://www.bankszovetseg.hu/Content/Hitelintezeti/46Lubloy.pdf>.
- Lublóy, Á. (2005). A magyar bankközi piac rendszerkockázati vonatkozásai. *PhD disszertáció, Budapesti Corvinus Egyetem*.
- Lublóy, Á. (2006). Topology of the Hungarian large-value transfer system. *Magyar Nemzeti Bank Tanulmányok* 57. URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/op-57.pdf>.
- Magyar Nemzeti Bank, (MNB) (2018). A Magyar Nemzeti Bank tájékoztatója a CRD IV/CRR-ben szereplő intézményi nyilvánosságra hozatali követelményekkel összefüggő szabályozásról. URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/crdic-crr-nyilvanossagra-hozatali-kovetelmeny.pdf>.
- Magyar Nemzeti Bank, (MNB) (2019a). Tájékoztató az NHP fix konstrukcióhoz kapcsolódó preferenciális betételhelyezési lehetőség feltételeiről. URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/tt-nhp-fix-pref-betet-20190301.pdf>.
- Magyar Nemzeti Bank, (MNB) (2019b). A tőke megfelelés belső értékelési folyamata (ICAAP), a likviditás megfelelőségének belső értékelési folyamata (ILAAP) és felügyeleti felülvizsgálatuk, valamint az üzletimodell elemzés (BMA). URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/icaap-ilaap-bma-kezikonyv-20190227-egyfajta-%20ilaap.docx>.
- Mérő, B. (2019). A pénzügyi közvetítőrendszer működésének újszerű modellezése – Ágens-alapú makromodellek. *Hitelintézeti Szemle* 18 (3), 83–113. oldal. URL: <http://doi.org/10.25201/HSZ.18.3.83113>.
- Michaletzky, M. (2010). A pénzügyi piacok likviditása. *PhD disszertáció, Budapesti Corvinus Egyetem, Közgazdaságtani Doktori iskola*.
- Montagna, M. és Kok, C. (2016). Multi-layered Interbank Model for Assessing Systemic Risk. *Macroprudential Research Network, European Central Bank* No. 1944. URL: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1944.en.pdf>.

- Newman, M. E. J. (2002). Assortative Mixing in Networks. *Physical Review Letters* 89:208701. URL: <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.89.208701>.
- Newman, M. E. J. (2003). The Structure and Function of Complex Networks. *SIAM Review* 45, 167–256. oldal. URL: <https://doi.org/10.1137/S003614450342480>.
- Newman, M. E. J. (2005). Power Laws, Pareto Distributions and Zipf’s Law. *Contemporary Physics* 46 (5), 323–351. oldal. URL: <https://doi.org/10.1080/00107510500052444>.
- Nier, E. W. (2009). Financial Stability Frameworks and the Role of Central Banks: Lessons from the Crisis. *IMF Working Paper* WP/09/70. URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2009/wp0970.pdf>.
- Páles, J., Kuti, Zs. és Csávás, Cs. (2010). A devizaswapok szerepe a hazai bankrendszerben és a swappiac válság alatti működésének vizsgálata. *Magyar Nemzeti Bank Tanulmányok* 90. URL: <https://www.mnb.hu/letoltes/mt-90.pdf>.
- Sabidussi, G. (1966). The Centrality Index of a Graph. *Psychometrika* 31, 581–603. oldal. URL: <https://doi.org/10.1007/BF02289527>.
- Schwartz, A. (1995). Systemic Risk and the Macroeconomy. *Research in Financial Services: Banking, Financial Markets and Systemic Risk* 7, 19–30. oldal.
- Seidman, S. B. (1983). Network Structure and Minimum Degree. *Social Networks* 5, 269–287. oldal. URL: [https://doi.org/10.1016/0378-8733\(83\)90028-X](https://doi.org/10.1016/0378-8733(83)90028-X).
- Seregdi, L., Szakács, J. és Törös, Á. (2015). Mikro- és makroprudenciális szabályozói eszközök európai uniós összehasonlításban. *Hitelintézeti Szemle* 14 (4), 57–86. oldal. URL: <https://hitelintezetiszemle.mnb.hu/letoltes/3-seregdi-szakacs-toros.pdf>.
- Simaan, M., Gupta, A. és Kar, K. (2020). Filtering for Risk Assessment of Interbank Network. *European Journal of Operational Research* 280, 279–294. oldal. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.06.049>.
- Soramäki, K., Bech, M. L., Arnold, J., Glass, R. J. és Beyeler, W. E. (2006). The Topology of Interbank Payment Flows. *Federal Reserve Bank of New York Staff Reports* 243. URL: https://www.newyorkfed.org/medialibrary/media/research/staff_reports/sr243.pdf.
- Souza, S. R. S., Silva, T. C., Tabak, B. M. és Guerra, S. M. (2016). Evaluating Systemic Risk Using Bank Default Probabilities in Financial Networks. *Journal of Economic Dynamics & Control* 66, 54–75. oldal. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jedc.2016.03.003>.
- Winston, W. L. (2003). Operációkutatás. Módszerek és alkalmazások. *Aula Kiadó KFT* 1. kötet.

5. Saját publikációk jegyzéke

Folyóirat cikkek:

- Gáll, J., Nagy, G. és Szini, R. (2019). Instabilitási problémák AMA modellekben. *Sigma*, L., 3, pp. 151-176.
- Szendrey, O., Szini, R., és Tomsics, A. (2018). Regulatory Focus on Conduct Risk – Qualitative and Quantitative Tools for Risk Mitigation. *Journal of Economics and Public Finance*, Vol. 4, No. 2.
- Szini, R. (2018). A munkanélküliségi rátát befolyásoló pro- és kontraciklikus változók vizsgálata SVAR-moddal. *Statisztikai Szemle* 96(8-9), pp. 841-861.
- Szendrey, O., Szini, R., és Tomsics, A. (2018). Üzletviteli kockázat a szabályozó fókuszában. *Gazdaság és Pénzügy* 5(2), pp. 132-153.
- Horváth, D. és Szini, R. (2015). A kockázatkerülési csapda – Az alacsony kockázatú eszközök szűkösségének pénzügyi piaci és makrogazdasági következményei. *Hitelintézeti Szemle*, Vol. 14., pp. 111-138.
- Szini, R. (2013). Visszavásárlási kockázat értékelése korrelált biztosítási kockázatoknál. *Sigma*, XLIV. 3-4., pp. 113-134.