

Szini Róbert

Hálózatelméleti megközelítések a
rendszerkockázat modellezésében

Operációkutatás és Aktuáriustudományok Tanszék

Témavezető: Szüle Borbála PhD

Copyright ©Szini Róbert

Budapesti Corvinus Egyetem

Közgazdasági és Gazdaságinformatikai Doktori Iskola

Hálózatelméleti megközelítések a rendszerkockázat modellezésében

Doktori értekezés

Szini Róbert

Budapest, 2021

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	1
1.1. Fertőzés és rendszerkockázat	1
1.2. A prudenciális szabályozási háttér	3
1.3. A pénzügyi stabilitás és a makroprudenciális intézményrendszer	5
1.4. Az értekezés témája és célkitűzései	10
2. A pénzügyi piacok hálózati szerkezete	14
2.1. A bankközi piacok szerepe	14
2.2. Bankközi piacok hálózati vizsgálata	16
2.3. Kutatási kérdések, célok	20
2.4. A felhasznált adatok forrása és adattisztítás	22
2.5. Az FX-swap és a fedezetlen forint hitel-depo piac hálózati elemzése	27
2.5.1. Hálózatelméleti definíciók, centralitási mutatók	27
2.5.2. A vizsgált hálózatok jellemzői	33
2.5.3. Véletlen és skálafüggetlen hálózatok	44
2.5.4. A vizsgált hálózatok kapcsolata a véletlen és skálafüggetlen háló- zatokkal	48
2.5.5. A vizsgált hálózatok meghatározó szereplői	57
2.5.6. Hierarchikus hálózatok, foksám-korreláció, mag-periféria modellek	67
3. A bankközi piaci hálózat szerkezeti sérülékenységeinek vizsgálata szimulációs eszköztárral	80
3.1. A bankközi piacok hálózatainak vizsgálata „hagyományos” eszközökkel . .	80
3.2. A bankközi piacok vizsgálata ágens alapú modellekkel	83
3.3. A többretegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell	88
3.3.1. A többretegű hálózat rétegei és azok funkciói	88
3.3.2. A modellben szereplő bankok mérlegének felépítése	92
3.3.3. A modell dinamikája	105
3.3.4. A bankközi kihelyezések allokációja	113
3.3.5. A tőkeáttételi mutató modellbe történő beépítése	122
3.4. Szimulációs eredmények	124
3.4.1. A modellben alkalmazott hálózati rétegek szerepe	125
3.4.2. Rendszerszinten jelentős pénzintézetek	129

3.4.3. Sérülékeny hálózati szerkezetek	131
3.4.4. Az értékpapírok számának modellen belüli szerepe	135
4. Összefoglalás	139
Eredmények	142
Függelék	148
F/1. A fedezetlen bankközi forinthitel-depo piaci adatok és azok tisztítása . . .	148
F/2. A bankközi FX-swap piaci adatok és azok tisztítása	153
F/3. A fedezetlen bankközi hitelek piacának forgalma	158
F/4. Az FX-swap piac forgalma	162
F/5. A keresztdevizás swap ügyletek jellemzői	167
F/6. Hálózati mutatószámok részpiacok esetén	170
F/7. A Barabási-Albert modell	173
F/8. Kapcsolat a véletlen és skálafüggetlen hálózatokkal	174
F/9. A vizsgált hálózatok meghatározó szereplői részpiacok esetén	176
F/10. A centralitási mutatók szerinti TOP5 piaci szereplő	177
F/11. A magsági mutatók időbeli alakulása	178
F/12. A modellben szereplő hitelintézetek és bankközi piaci adataik elérhetősége	179
F/13. Példa a modellben alkalmazott három réteghez tartozó szimulált háló- zatokra, valamint azok fokszámeloszlása	179
F/14. A tőkeáttételi mutató beépítése a szimulációs modellbe	181
F/15. A vizsgált bankok szabályozói követelményeknek való megfelelése	184
F/16. Példa a minimális és maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózatokra	185
Irodalomjegyzék	186

Ábrák jegyzéke

2.1. Nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek sűrűségfüggvényei	24
2.2. Fedezetlen bankközi overnight és nem-overnight ügyletek Box-plot diagramjai	25
2.3. Deviza/HUF swap ügyletek Box-plot diagramjai vételi deviza szerinti bontásban	26
2.4. Deviza/HUF swap forintban vett eladási összegeinek sűrűségfüggvényei vételi devizánként	27
2.5. A fedezetlen forinthitel-depo piac havi hálózatának reprezentációja	34
2.6. Az FX-swap piac havi hálózatának reprezentációja	35
2.7. A hálózat méretének időbeli változása	37
2.8. A legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez	38
2.9. Átlagos fokszám	40
2.10. Átlagos klaszterezettségi együttható	41
2.11. Átlagos közöttség	42
2.12. Átlagos közelség	43
2.13. Az átlagos klaszterezettségi mutatók különbsége valós és Erdős-Rényi gráfok esetén	49
2.14. A TOP5 fokszámú csúcs kapcsolatainak aránya (valós és Erdős-Rényi gráfok)	51
2.15. A havi hálózatok sűrűsége	53
2.16. Az empirikus fokszámeloszlás és az illesztett hatványfüggvény-eloszlás összevetése Kolmogorov-Smirnov teszt segítségével	55
2.17. A nyelők és források számának időbeli alakulása	58
2.18. A forrás és nyelő oldali HHI-indexek idősora	61
2.19. Magsági mutatók közti korreláció	79
3.1. Példa többretegű hálózatra	89
3.2. A rendszerkockázati mutató megoszlása	133
3.3. Az értékpapírportfóliók átlagos átfedése az értékpapírok számának függvényében	135
3.4. Az átlagos csődszám az átfedés mértékének és az értékpapírok számának függvényében	136

3.5. A maximális csődszám az átfedés mértékének és az értékpapírok számának függvényében	137
4.1. Ügyleti kamatlábak a kamatfolyosó tükrében	151
4.2. A fedezetlen bankközi hitelek lejárat szerinti megoszlása	158
4.3. Az overnight és nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek sűrűségfüggvényei	160
4.4. A fedezetlen bankközi ügyletek piacának havi forgalma	161
4.5. Deviza/HUF swap ügyletek lejárat szerinti megoszlása	163
4.6. Deviza/HUF swap ügyletek forintban vett eladási összegeinek vételi devizánkénti megoszlása	165
4.7. A deviza/HUF swap ügyletek piacának havi forgalma	166
4.8. Keresztdevizás ügyletek havi forgalma vételi deviza szerinti bontásban . .	169
4.9. A hálózat méretének időbeli változása (részipiacok)	170
4.10. A legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez (részipiacok)	170
4.11. Átlagos foksám (részipiacok)	171
4.12. Átlagos klaszterezettségi együttható (részipiacok)	171
4.13. Átlagos közöttség (részipiacok)	172
4.14. Átlagos közelség (részipiacok)	172
4.15. Az átlagos klaszterezettségi mutatók különbsége valós és Erdős-Rényi gráfok esetén (részipiacok)	174
4.16. A TOP5 foksámú csúcs kapcsolatainak aránya (valós és Erdős-Rényi gráfok, részipiacok)	174
4.17. A havi hálózatok sűrűsége (részipiacok)	175
4.18. Az empirikus foksámeloszlás és az illesztett hatványfüggvény-eloszlás összevetése Kolmogorov-Smirnov teszt segítségével (részipiacok)	175
4.19. A nyelők és források számának időbeli alakulása (részipiacok)	176
4.20. A forrás és nyelő oldali HHI-indexek idősora (részipiacok)	176
4.21. A teljes fedezetlen piac TOP magbeli szereplői magsági mutatószámának időbeli alakulása	178
4.22. A teljes FX-swap piac TOP magbeli szereplői magsági mutatószámának időbeli alakulása	178
4.23. Példa szimulált hálózatokra rövid és hosszú lejáratokon	179
4.24. Példa foksámeloszlásra rövid és hosszú lejáratokon	180
4.25. Példa az átfedő értékpapírportfóliók szerinti szimulált hálózatra, illetve annak foksámeloszlása	180
4.26. A vizsgált hitelintézetek teljes tőke megfelelési mutatói	184
4.27. A vizsgált hitelintézetek pénzeszközei (kék) és a modellben megfogalmazott likviditási követelmény (piros) kapcsolata	184

4.28. Példa minimális (bal) és maximális (jobb) rendszerkockázati mutatóhoz	
tartozó rövid lejáratú bankközi kitettségek szerinti hálózatokra	185
4.29. Példa minimális (bal) és maximális (jobb) rendszerkockázati mutatóhoz	
tartozó hosszú lejáratú bankközi kitettségek szerinti hálózatokra	185
4.30. Példa minimális (bal) és maximális (jobb) rendszerkockázati mutatóhoz	
tartozó átfedő értékpapírportfóliók szerinti hálózatokra	186

Táblázatok jegyzéke

2.1. Az átadott adatbázisok elemszáma adattisztítás előtt és után	23
2.2. A foksámeloszlás logaritmusrára illesztett regressziók statisztikái	52
2.3. Hatványfüggvény-eloszlás illesztésével kapcsolatos statisztikák	56
2.4. TOP5 forrás-nyelő szerepet betöltő piaci szereplő azonosítója	60
2.5. A klaszterezettségi együtthatók logaritmusrára illesztett regressziók átlagos paraméterei	70
2.6. Átlagos foksám-korrelációs együttható piac/részpiac bontásban	71
2.7. Maximális és legnagyobb maximális klikkek statisztikái	72
2.8. A hálózatok magját leginkább meghatározó szereplők coreness mutató alapján	75
2.9. A hálózatok magját leginkább meghatározó szereplők folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell alapján	78
3.1. A tisztított bankközi követelések és kötelezettségek és azok különbsége . .	100
3.2. A teljes bankközi kihelyezés és forrás futamidő szerinti megoszlása	101
3.3. Az alkalmazott minimális és maximális valószínűségek a két réteg hálózatának szimulálásához	115
3.4. A szimulált hálózatok átlagos mutatószámai a rövid és hosszú lejáratú rétegek esetén	116
3.5. Az átlagos Jaccard-indexek, illetve az indexek szórása	121
3.6. A csődöt jelentő bankok számának megoszlása aktív réteg bontásban . .	127
3.7. A vizsgált hitelintézetek csődje és az általa kiváltott csődesemények maximális száma	130
3.8. Az előidézett csődesemények maximális száma, illetve a rendszeren belüli csődök átlagos száma bankcsoportonként	131
3.9. A minimális és maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózatok legfontosabb mutatószámai	133
4.1. A kamatfolyosón kívüli kamatlábbal jelentett ügyletek statisztikái	151
4.2. Az adatbázisban szereplő ügyletek elemszáma adattisztítás előtt és után .	152
4.3. Az FX-swap adatbázisban szereplő ügyletek elemszáma adattisztítás előtt és után	157

4.4. Fedezetlen bankközi hitelek piacán kötött ügyletek szerződés szerinti összegeinek leíró statisztikai jellemzői	159
4.5. A fedezetlen bankközi ügyletek piacának napi, heti és havi forgalmának leíró statisztikai mutatószámai	160
4.6. Deviza/HUF swap ügyletek leíró statisztikai jellemzői	162
4.7. Deviza/HUF swap ügyletek leíró statisztikai jellemzői vételi deviza és lejárat szerinti bontásban	163
4.8. Deviza/HUF swap ügyletek leíró statisztikai jellemzői a partner rezidens volta és lejárat szerinti bontásban	164
4.9. A deviza/HUF swap ügyletek piacának napi, heti és havi forgalmának leíró statisztikai mutatószámai	166
4.10. A keresztdevizás swap ügyletek forintban vett vételi összegeinek statisztikai jellemzői vételi és eladási deviza szerinti bontásban	167
4.11. A keresztdevizás swap ügyletek forintban vett vételi összegeinek statisztikai jellemzői a partner rezidens jellege és futamidő szerinti bontásban	167
4.12. A keresztdevizás swap ügyletek forintban vett vételi összegeinek statisztikai jellemzői vételi deviza és futamidő szerinti bontásban	168
4.13. TOP5 piaci szereplő azonosítója piac/részipiac és centralitási mutató szerinti bontásban	177
4.14. A modellben szereplő magyar hitelintézetek, valamint bankközi piaci adataik elérhetősége	179

Köszönetnyilvánítás

Ezúton szeretném megköszönni témavezetőmnek, Szüle Borbálának, hogy elvállalta a kutatásom vezetését valamint, hogy mindenkor támogatta a munkámat. Számos szakmai kérdésben adott iránymutatást, illetve valamennyi felmerült problémára rövid időn belül megoldást talált.

Köszönet illeti Némethné Székely Edinát, Pintér Klárát és Sisakné dr. Fekete Zsuzsannát, a Magyar Nemzeti Bank munkatársait, akik biztosították a kutatásomhoz nélkülözhetetlen adatokat, melyek nélkül a disszertáció empirikus része nem készülhetett volna el.

Köszönettel tartozom Nagy Attilának és Soltész Józsefnek, hogy hasznos tanácsaikkal és észrevételeikkel hozzájárultak az értekezés elkészültéhez.

Végül szeretném megköszönni a családomnak a sok-sok türelmet, segítséget és biztatást, amely nélkül nem sikerült volna eljutni a doktori fokozatszerzés e szakaszába.

1. fejezet

Bevezetés

1.1. Fertőzés és rendszerkockázat

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 törékenységre és instabilitására utalnak. Bartholomew és Whalen (1995) szerint annak a valószínűségét jelenti a rendszerkockázat, hogy a pénzügyi rendszerbe vetett bizalom megrendül, míg Schwartz (1995) szerint a pénzügyi krízishelyzetet a fizetési és elszámolási rendszerek nem megfelelő működése jelenti. Kaufman (1999) szerint akkor beszélhetünk rendszerkockázatról, ha annak a valószínűségét vizsgáljuk, hogy egy adott rendszeren belüli intézmények láncolatában folyamatos veszteséghalmozódással jár egy adott esemény bekövetkezése. Boss et al. (2003) alapján pedig a rendszerkockázat nem más, mint a pénzügyi közvetítő rendszer zavarát okozó inszolvencia tovaterjedése. A számos rendszerkockázati definíciót De Bandt és Hartmann (2000) próbálja meg összefoglalóan elemezni és a szerzőpáros szerint szűkén vett értelemben akkor beszélhetünk rendszerkockázatról, ha egy adott esemény az idő előrehaladtával, az események sorozata révén egy vagy számos intézményre vagy piacra kedvezőtlenül hat. Széles értelemben az eddigieken túl akkor is rendszerkockázatról beszélhetünk, ha számos intézményre és piacra egy adott esemény szimultán hat egy kiterjedt sokk következtében.

A szakirodalom a rendszerkockázatokat jellemzően két csoportra bontja. A pénzügyi közvetítésben gazdasági konjunktúra esetén a kockázatterzékelés jellemzően tompul, mely a pénzügyi közvetítésben részt vevő szereplőket akár túlzott mértékű kockázatvállalásra ösztönözheti. Amennyiben a pénzügyi rendszert sokk éri, úgy a túlzott kockázatvállalás miatt a szereplők jelentős veszteséget szenvedhetnek el, melynek hatására a túlzott kockázatvállalási magatartást túlzott kockázatkerülés váltja. A szakirodalom a pénzügyi közvetítőknél a gazdasági ciklusokkal jellemzően együtt mozgó, de az optimális szinttől valamilyen irányban eltérő kockázati hajlandóságát ciklikus rendszerszintű kockázatoknak nevezi. A pénzügyi szereplők, mint az már említésre került, szoros kapcsolatban

vannak egymással bankközi piaci ügyleteken, mérlegen kívüli kitettségeken vagy fizetési és elszámolási rendszereken keresztül, melyek kapcsán az egyes szereplők között hálózatok alakulnak ki. Egy pénzügyi válság idején felszínre kerülhetnek az ezen hálózatokkal kapcsolatos problémák, melyek a pénzügyi rendszert érő sokk hatását egyrészt képesek felerősíteni, másrészt közvetítő szerepet betöltve hozzájárulnak a sokk tovaterjedéséhez. Ennek megfelelően a szakirodalom a pénzügyi szereplők közötti hálózatok szerkezetéből, valamint a hálózatot alkotó szereplők kockázatosságából fakadó válságerősítő hatásokat nevezi strukturális rendszerkockázatoknak.

A bankszektoron belüli fertőzés a rendszerkockázat egy részterületének tekinthető, ennek megfelelően a fertőzéssel kapcsolatos szakirodalom szorosan összefügg a rendszerkockázat szakirodalmával. Fertőzés alatt jellemzően azt a jelenséget érti a szakirodalom, amikor 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 érzékenységre, fontos annak feltérképezése, hogy a bankrendszert érő sokkok hogyan terjednek tovább egyik bankról a másikra. A bankok egymással szoros kapcsolatban vannak a körkörös hitelszerződéseken, a derivatív ügyleteken, a mérlegen kívüli kitettségeken, valamint a fizetési és elszámolási rendszereken keresztül, melyek a fertőzés meghatározó közvetítő közegét képezik. A magas szintű összefonódás miatt pedig fennáll annak a kockázata, hogy néhány kiemelt szereplő csődje a teljes bankszektor is magával ránthatja. A dominóhatás súlyossága és valószínűsége számos intézményi tényezőtől függ, mint például a bankközi piac koncentrálttsága, a hálózatának struktúrája, a fizetési és elszámolási rendszerek architektúrája, a bankok limitrendszerének hatékonysága, a kockázatsökkentő technikák elterjedtsége, valamint a piac fegyelmező ereje.

A bankok rendszerkockázati érzékenysége jellemzően a mérlegszerkezetükkel hozhatóak összefüggésbe. Egyrészt a magas tőkeáttétel, avagy az alacsony saját forrás aránya következtében jellemzően alacsonyabb a veszteségtűrő képességük, másrészt növeli sérülékenységüket a lejáratú transzformációhoz kapcsolódó tevékenységük inherens kockázata, hiszen rövid lejáratú forrásból hosszú lejáratú hiteleket nyújtanak. Harmadrészt jellemzően csak egy bizonyos részét tartják a tartalékuknak likvid eszközökben, azaz az eszközeiken belül alacsony a készpénzállomány, így egy esetleges betétes roham esetén komoly problémát jelenthet minden betétes követelésének kielégítése. A rendszerkockázat további forrása a bankok egymás közötti körkörös hitelszerződése, azaz a körbetartozás jelensége. Ez egyrészt megnehezíti a bankközi hitelezés során a partnerkockázatok megfelelő felmérését, másrészt megteremti annak a lehetőségét, hogy néhány központi szereplő csődje akár az egész szektort is magával rántsa, azaz dominóhatást idézzen elő.

A bankközi kitettségeken keresztüli fertőzéssel foglalkozó empirikus modellek alapvetően három csoportba sorolhatóak (Lublóy (2005)). Az első csoportba tartozó modellek kizárólag a fertőzés hatását vizsgálják szimulációs eszköztárral, mely segítségével arra a kérdésre keresik a választ, hogy egy adott bank csődje hány további bankra terjed tovább. Ezen típusú modellek egyfajta stressz tesztnek is tekinthetőek, mivel arra koncentrálnak, hogy milyen hatást gyakorol egy kihelyező bank tőkéjére, amennyiben egy

által hitelezett bank nem képes visszafizetni bankközi forrását. A második csoportba azon modellek tartoznak, melyek makroökonómiai sokkok hatását vizsgálják a bankközi piacon kereszteli fertőzésen keresztül. Lublőy (2005) a harmadik és egyben legújabb csoportba azon empirikus modelleket sorolja, melyek hálózatelméleti módszerekkel vizsgálják a pénzügyi rendszer rendszerkockázati érzékenységét.

A 2008-2009-es pénzügyi-gazdasági válság és az azt követő hitelszűke rámutatott arra, hogy a reálgazdasági folyamatok alakulására jelentős hatást gyakorolhatnak a pénzügyi piacok és a pénzügyi közvetítőrendszer. Ezért a válságot követően a korábbi időszakokhoz képest sokkal inkább előtérbe került a bankrendszer és a pénzügyi piacok helyzetének és stabilitásának vizsgálata, melyek eredménye egyre inkább beépül a gazdasági döntéshozatalba. A következőkben a rendszerkockázattal kapcsolatos pénzügyi szabályozást, illetve annak hátterét mutatom be.

1.2. A prudenciális szabályozási háttér

A pénzügyi intézmények, ezen belül is kiemelten a hitelintézetek szabályozásának egyik fontos oka a likviditási kockázat (Diamond és Dybvig (1983)). 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), valamint Nier (2009)) egyetértenek abban, hogy az egyedi pénzügyi intézmények mikroprudenciális szabályozása önmagában nem jelent elégséges mértékű kontrollt a rendszerszintű kockázatok kialakulása kapcsán. 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 (De Nicolo et al. (2014), valamint Clark és Jokung (2015)).

A mikroprudenciális szabályozás lényege, hogy a szabályozó az egyes hitelintézeteket egyedileg kezeli, azaz egyedi szinten méri fel azok kockázatait, eszközeik minőségét és a nemteljesítő hitelállományuk után megképzett értékvesztés megfelelőségét, ugyanakkor a hitelintézetek közötti interakciókhoz kapcsolódó kockázatokat (rendszerkockázat, fertőzési kockázat) külön nem értékeli. A mikroprudenciális szabályozás alapját 1988-ban az úgynevezett „Basel Capital Accord” helyezte le, amely a nemzetközi tevékenységet folytató hitelintézetek hitelkockázatának mérésére vonatkozóan fogalmazott meg elvárásokat a felügyelt intézmények felé. Ezt a szabályozási csomagot a szakma Bázeli I-es szabályozási reformnak hívja, melyben a kockázatoknak való kitettség modellek segítségével történő felmérése, mint lehetőség, még egyáltalán nem jelent meg. Jelentős változást hozott a mikroprudenciális szabályozás keretrendszerébe a BCBS (2004) szabályozási ajánlás megjelenése, mely nem csak azt tette lehetővé, hogy a felügyelt intézmények belső modellek segítségével mérjék fel kockázataikat és határozzák meg tőkekövetelményüket, hanem előírta, hogy a hitelintézeteket felügyelő hatóságoknak éves rendszerességgel felül kell vizsgálni a hitelintézetek által számított tőkekövetelmény, il-

letve az általuk tartott, a kockázataikat fedezni hivatott szavatoló tőke megfelelőségét. Ezt a szabályozási csomagot hívja a szakma Bázeli II-es szabályozási reformnak.

A Bázeli II szabályozással összhangban a hitelintézetek nem csak a Bázeli I szabályozási csomag által lefedett kockázatokat¹ mérik fel, hanem az úgynevezett első pillérben nem² vagy csak részlegesen³ kezelt kockázatokat is. A Bázeli II alapján a hitelintézetek kötelesek kialakítani a belső tőke megfelelési és értékelési folyamatukat⁴, melynek keretében minden kockázattípusnak való kitettséget felmérnek - akár belsőleg fejlesztett modellek, akár a szabályozó által meghatározott sztenderd módszertanok alkalmazásával - és az adott kockázattípusoknak való kitettségük fedezésére tőkekövetelményt határoznak meg. A megállapított tőkekövetelményt a Bázeli II alapján a hitelintézetek prudenciális felügyeletét ellátó szervek az úgynevezett felügyeleti felülvizsgálati folyamat⁵ keretében ellenőrzik, illetve szükség esetén, amennyiben egy adott hitelintézet a saját kockázatát nem megfelelően méri fel, azaz a kockázatát és így a tőkekövetelmény értékét alulbecsli, úgy a kapott eredményt korrigálhatják és felülbírállhatják. Az így kapott tőkekövetelményt a hitelintézeteknek szavatoló tőke tartással kell teljesíteni, melynek meglétét és minőségi követelményeknek való megfelelését szintén a prudenciális felügyeletet ellátó szervek ellenőrzik. Amennyiben egy hitelintézet szavatoló tőkéje nem képes fedezni a prudenciális felügyeletet ellátó szerv által jóváhagyott tőkekövetelményét, úgy az hatósági eljárást von maga után.

A Bázeli III reformcsomag (BCBS (2010)) megjelenését, valamint az általa eredményezett szigorúbb szabályozást a 2007-2008-as pénzügyi válság alapján levont tapasztalatok hívták életre. A pénzügyi válság tanulságait vizsgáló nemzetközi elemzések többsége kiemeli, hogy a rendszerkockázatokért világszerte felelős intézmények nem avatkoztak be időben a kockázatok felépülési periódusában. A 2007 nyarat követő események azonban bebizonyították, hogy – még ha a piaci szereplők egyenként egészségesnek tűnnek is – a pénzügyi intézményrendszer szintjén megjelenhetnek olyan kockázatok, melyek a rendszer egészének stabilitását is veszélyeztethetik. A mikroprudenciális szabályozás és az általa lefektetett Bázeli II keretrendszer, mint a hitelintézetek szolvenciáját biztosító legfontosabb eszköztárba vetett bizalom meggyengült a pénzügyi válság után tekintettel arra, hogy a rendszerszintű és fertőző kockázatok kezelésére az említett eszköztár nem bizonyult alkalmasnak. Ennek megfelelően a Bázeli III keretrendszerrel előtérbe került a rendszerkockázatok kezelését és felépülésének elkerülését célzó makroprudenciális jelleget képviselő szabályozás.

A Bázeli III reformcsomag implementálása az EU jogrendszerébe az 575/2013/EU

¹ Hitelezési kockázat, működési kockázat és piaci kockázat.

² Például banki könyvi kamatkockázat, mely annak a kockázata, hogy a banki könyvi pozíciókból származó jövedelem és/vagy a bank gazdasági tőkeértéke kedvezőtlenül változik a piaci kamatlábak változásának következtében.

³ Például koncentrációs kockázat.

⁴ ICAAP – Internal Control Adequacy and Assessment Process

⁵ SREP – Supervisory Review and Evaluation Process

rendelettel valósult meg, melyre a szakma CRR⁶-ként hivatkozik. A CRR az EU hivatalos lapjában 2013. június 26-án publikálták és tekintettel arra, hogy a rendelet közvetlenül hatályosul az EU tagállamaiban, így a rendelet magyar nyelvű szövege 2014. január 1-jétől van hatályban, továbbá a rendelet hatályba lépésével felváltotta a hitelintézetek és befektetési vállalkozások tőkekövetelmény szabályozását tartalmazó CRD⁷ irányelveket.

A Bázel III szabályozás összességében a Bázeli Bizottság válasza a 2008-2009-es gazdasági válságra, valamint a válság hatására felszínre kerülő szabályozási hiányosságokra. Ugyanakkor a válság alatt az is a felszínre került, hogy a piaci szereplők tőkekövetelményük számszerűsítése során, a szabályozás általános jellegét kihasználva nagyon eltérő módszertanokat és belső modelleket alkalmaztak. Az eltérő módszertanok és belső modellek alkalmazása pedig azt eredményezte, hogy különböző piaci szereplők hasonló portfólióin számított kockázati mutatószámok nem voltak összevethetőek, azaz nem volt egyértelműen eldönthető, hogy hasonló portfóliót tekintve melyik piaci szereplő fut nagyobb kockázatot. A Bázeli Bizottság a kockázati paraméterek és a tőkekövetelmény számítás eredményének piaci szereplők közötti nagy szórásának csökkentése és az összevethetőség érdekében a Bázel III keretrendszer kiegészítő új szabályozási reformcsomagot dolgozott ki, melyet 2017 decemberében publikált (BCBS (2017)). A kiegészítő szabályozási reformcsomagra a szakma Bázel IV szabályozásként hivatkozik, melyet az EU a 2019 júniusában publikált 876/2019/EU rendelettel implementált jogrendszerébe. A rendeletre röviden CRR2-ként szokás hivatkozni. Habár a CRR2 az EU hivatalos lapjában való publikálástól számítva hatályban van, ugyanakkor a legtöbb új szabályozási elemnek csak 2021-től kell megfelelni az érintett piaci szereplőknek.

1.3. A pénzügyi stabilitás és a makroprudenciális intézményrendszer

A pénzügyi stabilitással kapcsolatos elemzések és kutatások fontosságára elsőként a 90-es évek végét jellemző nemzetközi pénzügyi válságok hívták fel a figyelmet, melyet csak megerősített a 2007-től bekövetkező pénzügyi és gazdasági válság. Napjainkra a pénzügyi stabilitás már a közgazdasági szakirodalom legtöbbet elemzett kérdéskörei közé tartozik. A szakirodalom a pénzügyi stabilitást jellemzően a pénzügyi rendszer olyan állapotának tekinti, melyben a kulcsfontosságú piacok és a pénzügyi intézményrendszer a gazdasági sokkokkal szemben ellenálló, továbbá képes ellátni az alapvető funkciót, azaz a pénzügyi források közvetítését, a kockázatok kezelését, valamint a fizetési forgalom lebonyolítását.

A pénzügyi válságok tükrében egyre nagyobb igény mutatkozott arra, hogy a szakmai közvélemény aktuális és megbízható képpel rendelkezzen egy adott ország pénzügyi szektorának állapotáról, illetve annak sokkellenálló képességéről. Az említett célokat

⁶ Capital Requirement Regulation - az Európai Parlament és a Tanács 575/2013/EU rendelete a hitelintézetekre és befektetési vállalkozásokra vonatkozó prudenciális követelményekről és a 648/2012/EU rendelet módosításáról.

⁷ Capital Requirement Directive

biztosító elemzéseknek a kölcsönös függőségi viszonyok következtében a teljes pénzügyi közvetítő rendszerre ki kell terjednie, mely azt is jelenti, hogy bankrendszeren túl azon nem banki intézményeket is vizsgálni szükséges, amelyek valamilyen módon a pénzügyi közvetítés szerves részét képezik. Ezen nem banki intézmények közé sorolandóak többek között a brókercégek, a befektetési alapok, a biztosítók, valamint a különböző pénztárak. A pénzügyi intézményrendszer stabilitásának vizsgálata során arra a kérdésre keressük a választ, hogy a rendszert érő külső vagy belső sokkoknak milyen mértékben képes ellenállni a rendszer egésze. A rendszert érő külső vagy belső sokkok nem minden esetben veszélyeztetik a pénzügyi intézményrendszer egészét és vezetnek válsághoz, ugyanakkor egy sérülékeny és instabil pénzügyi rendszer önmagában is gátolhatja a gazdaság fejlődését. A pénzügyi rendszer instabilitását számos tényező befolyásolja, melyek relevanciája jelentősen eltérhet az elemzés vonatkozási ideje, valamint az elemzésbe bevont országok kapcsán. Ugyanakkor a szakirodalom egy pénzügyi rendszer instabilitásának lehetséges forrásaként leggyakrabban a helytelen gazdaságpolitikát, a pénzügyi szektor gyors liberalizációját, a nem hatékony erőforrás allokációt, a gyenge pénzügyi felügyeletet, valamint a nem kielégítő számviteli és könyvvizsgálati szabályozást említi, melyek nem csak külön-külön, hanem együttesen is jelentkezhetnek. Ennek megfelelően a pénzügyi stabilitás elemzése, tekintettel a teljes pénzügyi intézményrendszer érintettségére, valamint az instabilitás számos lehetséges forrására, komplex feladatot jelent.

A pénzügyi stabilitást fenyegető rendszerkockázatok megelőzése és kezelése elsősorban a pénzügyi stabilitásért felelős intézmények feladata, melyek a nemzetközileg elterjedt gyakorlat alapján jellemzően a jegybankok feladatkörébe tartoznak. A jegybankok számára a monetáris hatósági szerepvállalás mellett kiemelten fontos célt jelent és feladatokat jelöl ki a rendszerstabilitás biztosítása. Továbbá szintén a jegybankok töltik be az „utolsó mentővár”⁸ funkciót, azaz a bajba jutott piaci szereplőknek szükséghelyzet esetén rendkívüli hitelt biztosíthatnak. Magyarországon a hazai pénzügyi rendszer stabilitásának fenntartása és erősítése alapvetően a Magyar Nemzeti Bank (MNB) felelősége, melynek szerepét a pénzügyi stabilitás fenntartásában egyrészt a Jegybanktörvény, másrészt a Pénzügyminisztérium és az MNB együttműködését szabályozó jogszabályok biztosítják. A pénzügyi rendszer stabilitásával kapcsolatos jegybanki felelősség és feladatkör hagyományosan három pilléren⁹ nyugszik:

1. A makroprudenciális elemzés, rendszerkockázati monitoring a banki és nem-banki közvetítőkre vonatkoztatva és esetenként beavatkozás.
2. A szabályozási politika, a jogszabályalkotásban való részvétel, a makroprudenciális és a piac működését feleslegesen korlátozó szabályozás modernizálása, hatékonnyá tétele.
3. A fizetési és elszámolási rendszerek, valamint a pénzforgalom működése, intézményei, hatékonysága és biztonsága miatti felelősség és az ebből fakadó felvigyázói

⁸ Lender of Last Resort

⁹ Forrás: <https://www.mnb.hu/penzugyi-stabilitas/az-mnb-feladatai-szerepe-a-penzugyi-stabilitasban>, letöltés: 2020.01.05.

feladatok.

Míg a nemzetközi gyakorlat alapján a rendszerkockázatok kezelése, illetve a pénzügyi rendszer egészére vonatkozó szabályozás kidolgozása a jegybanki feladatkörök részét képezik, addig a piaci szereplők egyedi prudenciális felügyelete már nem feltétlenül a jegybankok feladata. Az EU-n belül például Németországban¹⁰ és Ausztriában¹¹ a mikroprudenciális szabályozás és felügyelés nem tartozik a jegybankok tevékenységi körébe, azaz ezen feladatokat egy, a jegybanktól elkülönülő felügyeleti szerv végzi. Ugyanakkor például az Egyesült Királyságban¹² és Franciaországban¹³ a mikroprudenciális felügyeleti feladatkör a jegybankba integrált. Magyarországon 2013. október 1-ig német és osztrák mintára a mikroprudenciális felügyeleti feladatkör a Pénzügyi Szervezetek Állami Felügyeletéhez (PSZÁF) tartozott, melyet a mikro- és makroprudenciális politika közötti összhang erősítése céljából az MNB-be integráltak. Azaz a PSZÁF 2013. október 1-én jogutód nélkül megszűnt, a mikroprudenciális szabályozással és felügyeléssel kapcsolatos feladatokat pedig az MNB látja el. Ennek megfelelően egyetlen intézmény felelős a pénzügyi rendszer egészének stabilitását célul kitűző makroprudenciális szabályozásért, valamint a mikroprudenciális szabályozásért és felügyelésért, melyek mérsékelni képesek az esetleges fertőzések valószínűségét, valamint azok súlyosságát.

A 2008-2009-es pénzügyi válság által okozott veszteségek mértéke megmutatta, hogy egy ország gazdaságának működőképességéhez nélkülözhetetlen a pénzügyi rendszer stabilitása. Továbbá a válság rávilágított arra, hogy a pénzpiaci szereplők felügyeletét ellátó intézmények rendelkezésére álló mikroprudenciális eszköztár, valamint az esetleges mikroprudenciális beavatkozások önmagukban nem képesek megelőzni a jelentős veszteségeket okozó pénzügyi piaci zavarokat. Tipikus példaként lehet említeni a devizahitelezés elterjedését és az abból fakadó gazdasági-társadalmi problémákat, melyek kialakulását nem gátolták meg a szabályozó rendelkezésére álló mikroprudenciális eszközök, felhívva ezzel a figyelmet a prudenciális beavatkozások rendszerszintű fókuszának szükségességére. Ezzel szemben a Bázeli III keretrendszerrel előtérbe kerülő, az előzőekben már említett makroprudenciális politika célja a túlzott mértékű rendszerszintű pénzügyi kockázatok mérséklése. A makroprudenciális politikának arra, kell törekednie, hogy megelőzze a jelentős pénzügyi válságok kialakulását, illetve amennyiben az mégis bekövetkezik, úgy minimalizálja a reálgazdasági veszteségeket.

Hasonlóan a jogszabályi környezethez, a magyarországi makroprudenciális intézményrendszer is csak az európai uniós intézményi keretrendszeren keresztül értelmezhető. EU szinten két intézmény felel a pénzügyi stabilitásért, illetve a makroprudenciális felügyeletért. Az Európai Bankhatóság¹⁴ egy felügyeleti fókuszú szerv, mely alapvetően

¹⁰Detsche Bundesbank és Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (BaFin).

¹¹Oesterreichische Nationalbank és Finanzmarktaufsicht (FMA).

¹²Bank of England

¹³Banque de France

¹⁴European Banking Authority

a pénzügyi stabilitás fenntartásáért felel, míg az Európai Központi Bank¹⁵ az egységes felügyeleti mechanizmus¹⁶ központi intézményeként vesz részt a makroprudenciális felügyeleti munkában, továbbá ajánlásokat fogalmaz meg a nemzeti hatóságoknak és az EU számára. A rendszerkockázatok felügyeletének koordinációjáért felelős szerv az EU-n belül az Európai Rendszerkockázati Testület¹⁷, melynek elemzői háttérét az Európai Központi Bank biztosítja.

Az előzőek alapján jól látható, hogy a rendszerkockázatoknak sok forrása van, melyek enyhítésére, illetve kiküszöbölésére a makroprudenciális politikának különböző eszközöket kell alkalmaznia. Az MNB az alábbi öt köztes célkitűzéssel¹⁸ rendelkezik a makroprudenciális beavatkozások során:

- túlzott hitelnövekedés megelőzése a visszafizetési képességet meghaladó hitelfelvétel korlátozása és az eszközár-buborékok kialakulásának megakadályozása érdekében
- a likviditási kockázatok kezelése a szereplők hosszú lejáratú eszközei és rövid lejáratú forrásai közti túlzott lejáratú eltérések, valamint a mérlegen belüli devizális eltérések csökkentése érdekében
- bizonyos gazdasági szektorokkal szembeni túlzott hitelezési koncentráció korlátozása
- a rendszerkockázatot erősítő rossz ösztönzők tompítása, mely egyes intézmények méretéhez vagy összekapcsoltságához köthető rendszerszinten jelentős voltak következménye
- a pénzügyi infrastruktúra ellenálló képességének erősítése.

Az előzőek értelmében a makroprudenciális politika célja, hogy megakadályozza a bankok működéséből fakadó rendszerszintű 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 makroprudenciális politika eszköztárának alapját a Bázeli III reformcsomag, valamint a reformcsomagra építő, az EU jogrendszerébe implementált CRR adja. Az egységes európai szabályrendszer keretein belül deklaráltan a következő makroprudenciális eszközök használata lehetséges (Seregdi et al. (2015)):

¹⁵European Central Bank

¹⁶Single Supervisory Mechanism

¹⁷European Systemic Risk Board

¹⁸Forrás: <https://www.mnb.hu/penzugyi-stabilitas/makroprudencialis-politika/a-makroprudencialis-politikarol-roviden>, letöltés: 2020.02.26.

- Anticiklikus tőkepuffer, melynek célja, hogy a hitelintézetek a stressz időszakon kívül tőketartalékot halmozzanak fel, mely a későbbiekben fedezetet nyújt a stressz időszaki veszteségekkel szemben.
- Rendszerkockázati tőkepuffer, melynek célja olyan nem szabályozott, rendszerszintű kockázatok megelőzése és csökkentése, amelyek a pénzügyi rendszer zavarának veszélyét hordozzák.
- Globális és egyéb rendszerszinten jelentős intézményekre vonatkozó tőkepuffer, melynek célja, hogy ellen ösztönözze az egyes intézmények túlságosan nagyra növelését, illetve mérsékelje a „too big to fail” problémából fakadó piaci torzulásokat.
- Likviditási követelmények a likviditásfedezeti mutató (LCR¹⁹) formájában, mely azt várja el, hogy a bankok számára megfelelő mennyiségű és minőségű likvid eszköz álljon rendelkezésre egy esetleges rövid távú (30 napos) likviditási sokk esetén.

A fentiekén túl nemzeti jogszabályi alapon további makroprudenciális eszközök is alkalmazhatóak. Az MNB például a következő további makroprudenciális eszközöket alkalmazza:

- adóssághék szabályok²⁰, melyek a túlzott hitelnövekedés megelőzését szolgálják
 - jövedelemarányos törlesztőrészlet mutató (JTM), mely maximalizálja a fizetendő törlesztőrészletet a háztartások legális jövedelmének arányában
 - hitelfedezeti mutató (HFM), mely maximalizálja a fogyasztók által felvehető hitelösszeget a hitelfedezet nagyságának arányában
- likviditási és finanszírozási kockázatokat kezelő eszközök
 - devizafinanszírozás megfelelési mutató (DMM), mely mennyiségű stabil devizaforrás tartását várja el az intézményektől a stabil finanszírozást igénylő devizaeszközeihez igazodva
 - jelzáloghitel-finanszírozás megfelelési mutató (JMM), mely egy minimális arányt fogalmaz meg a jelzáloggal fedezett értékpapír kibocsátásával finanszírozott lakossági jelzáloghitelek vonatkozásában
 - bankközi finanszírozási mutató (BFM), mely a külső kötelezettségek arányában korlátozza a pénzügyi vállalatoktól származó források devizanem és hátrelévő lejárat szerint súlyozott összegét.

A fenti eszközök – a bankközi finanszírozási mutató kivételével – közös tulajdonsága, hogy azok leginkább az egyes szereplők sokkellenálló képességének javítását, illetve a rendszerkockázati események bekövetkezési valószínűségének minimalizálását tűzik ki

¹⁹Liquidity Coverage Ratio

²⁰Az anticiklikus tőkepuffer kiegészítő elemeinek is tekinthetők, mivel míg az anticiklikus tőkepuffer a kínálati oldalon, addig az adóssághék szabályok a keresleti oldalon fejtik ki hatásukat a hitelpiacon.

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. Ahogyan az előző fejezetekben említésre került, 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.

1.4. Az értekezés témája és célkitűzései

Az értekezés témáját tekintve két élesen elkülönülő vizsgálatra és elemzési keretrendszerre bontható. Az első részben a magyar fedezetlen bankközi forint hitel-depo és FX-swap piacokat elemzem hálózatelméleti eszközökkel, melyhez tranzakciószintű 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, a bankközi forint hitel-depo és FX-swap piaci ügyleteket tartalmazó adatbázisokban habár a piaci szereplők anonimizáltak, ugyanakkor az azonosítójuk mindkét bankközi piaci tranzakciót tartalmazó adatbázisban megegyezett, mely lehetővé tette a két piac számos hálózati tulajdonságának összevethetőségét. A két piac tranzakciós adatbázisa alapján összevettem a vizsgált időszak alatti tranzakciók leíró statisztikai mutatószámait, illetve a piacok forgalmát. Ezt követően a két piac havi hálózatainak számszerűsítettem és összehasonlítottam a kapott hálózati mutatószámokat (méret, fokszám, klaszterezettség, közelség, közöttség), továbbá megvizsgáltam azok kapcsolatát a véletlen (Erdős-Rényi) gráfokkal, valamint skálafüggetlen jellegüket. Mivel a két adatbázisban a piaci szereplők azonosítója megegyezett, ez lehetőséget biztosított arra, hogy azonosítsam és összevethessem a két piac legnagyobb forrás és nyelő szerepet betöltő intézményeit, a forrás és nyelő oldali koncentráció időbeli alakulását, továbbá a leginkább meghatározó szereplőket 5 különböző centralitási mutató segítségével. Szintén a két adatbázisban a piaci szereplők azonosítójának egyezőségét kihasználva elemeztem és összevettem a két piac havi hálózatainak hierarchikus voltát, illetve azok asszortatív/diszasszortatív jellegét, továbbá vizsgáltam a két piac hálózatainak k -magját, illetve összevettem az illesztett folytonos aszimmetrikus mag-periféria modellek segítségével azonosított magbeli szereplőket. 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, illetve nem készült még olyan elemzés, mely arra irányult volna, hogy a két piac különböző szempontok szerinti meghatározó szereplői megegyeznek vagy különböznek-e egymástól.

Az értekezés másik vizsgálata és elemzési keretrendszere egy, az Európai Központi Bank által Working Paper formájában publikált (Montagna és Kok (2016)), a rendszerkockázati szempontból meghatározó piaci szereplők, illetve a kérdéses szereplők al-

kotta 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 értekezés kapcsolódó fejezetében bemutatom, hogy milyen adatforrások segítségével építettem fel a modellben szerepeltetett bankok és bankcsoportok mérlegeinek eszköz- és forrásoldali elemeit, továbbá részletesen kiemelem, hogy a modell egyes elemei kapcsán az Európai Központi Bank által publikált modellől milyen formában térek el, illetve bővítettem annak elemzési keretét. Az előzőeken túl továbbá ismertetem a modell segítségével azonosított, rendszerszinten jelentős intézményeket, illetve az azonosításukhoz szükséges módszertant, valamint bemutatom azon feltételeket, melyek fennállása potenciálisan sérülékennyé teszi a piaci szereplők alkotta hálózatok struktúráját a rendszert érő sokkokkal szemben.

Tekintettel a rendszerkockázattal és makroprudenciális politikával kapcsolatos kutatási témák aktualitására, az elmúlt években több hazai doktori értekezés is született, melyek kapcsán fontosnak tartom azok eredményeinek rövid ismertetését. Továbbá szintén fontosnak tartom annak kiemelését, hogy jelen értekezés célkitűzései, az alkalmazott eszköztár, illetve a kapott eredmények miben térnek el a megelőző értekezésekhez képest, továbbá milyen hozzáadott értéket képvisel az előző értekezések eredményeinek tükrében. Lublóy (2005) a fertőzéssel kapcsolatos alapvető fogalmak, valamint a fertőzést befolyásoló tényezők ismertetése mellett a bankközi kitettségekre visszavezethető, fertőzéssel foglalkozó empirikus modelleket, illetve azok eredményeit mutatja meg, továbbá csoportosítja őket céljuk szerint. Továbbá disszertációjában a magyar bankok bankközi kapcsolatait térképezte fel, melyhez a fedezetlen bankközi hitel- és betétügyletek forgalmi adatait használta fel. Elemzése során bemutatta a fedezetlen bankközi hitel- és betétügyletek forgalmának alakulását, vizsgálta az ügyleteket futamidő szerinti bontásban, továbbá megmutatta, hogy alapvetően az overnight ügyletek dominálnak és a bankközi piac a likviditásmenedzsment eszközének tekinthető. Az előzőeken túl továbbá vizsgálta a fedezetlen bankközi ügyletek piacának koncentráltságát és megállapította, hogy az mérsékelten koncentrálnak tekinthető. Disszertációjában továbbá szimuláció segítségével vizsgálta a dominóhatást, azaz azt, hogy hogyan hat a kihelyező bank tőkéjére, amennyiben az általa hitelezett bank nem képes visszafizetni a forrást. Továbbá azt vizsgálta, hogy egy kezdeti bankcsőd legrosszabb esetben hány további bankra terjedhet át. Eredményei alapján a fedezetlen, forintban denominált hazai bankok közötti hitel- és betétügyletek esetén a fertőzés még a szélsőséges esetekben is korlátozott, továbbá a

fertőzések leginkább annak a következményei, hogy egy hitelintézet csődje tovább terjed egy ugyanazon bankcsoporthoz tartozó leánybankra is, ahol a csődöt jelentő hitelintézet minden esetben az anyabank, amely csődje a leányainak a csődjét okozza. Értekezésemben Lublőy (2005) értekezésével szemben nem egyetlen, hanem két piacot vizsgálok, továbbá a szerzővel szemben számomra nem a bankközi hitel- és betétügyletek forgalmának bemutatása, valamint az adott piac funkciójának meghatározása adja a vizsgálatom fókuszát, hanem az általam vizsgált két piac hálózati mutatószámainak, illetve a két piac meghatározó szereplőinek összevetése. Míg Lublőy (2005) leginkább leíró statisztikai eszközökkel vizsgálja a bankközi fedezetlen piacot, addig jelen értekezés inkább a hálózatelméleti eszközök alkalmazására fókuszál. Továbbá a Lublőy (2005) által alkalmazott szimuláció, melynek segítségével a dominóhatást vizsgálta, célját tekintve nagyon hasonló az általam alkalmazott szimulációs modellhez, ugyanakkor az a módszertanát tekintve leginkább egy stressz tesztnek felel meg. Azaz nem képes kezelni azt a jelenséget, hogy a vizsgált piaci szereplők egymással több piacon keresztül is kapcsolódhatnak, ezáltal a fertőzés is több csatornán keresztül valósulhat meg, melyet az általam alkalmazott modell képes megragadni. Továbbá míg a Lublőy (2005) által alkalmazott modell statikus, a jelen disszertációban bemutatott modell dinamikus, melyben az egyes szereplők viselkedési szabályok és algoritmusok szerint dönthetnek rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik megújításának elmaradásáról, illetve értékpapírportfóliójuk egy részének vagy teljes egészének értékesítéséről a szabályozó követelmények és kötelezettségeik teljesítését szem előtt tartva.

Michaletzky (2010) értekezésében bemutatja, hogy a vállalatok, bankok és a portfóliók tulajdonosai számára miként jelenik meg a likviditási kockázat, valamint több definíciót is ad a piaci likviditásra. A dolgozat ezen felül tárgyalja a piaci mikrostruktúra elmélet alapjait, illetve bemutatja a mögöttes neoklasszikus közgazdaságtanhoz köthető egyensúlyi ár kialakulásának folyamatát. A szerző egyik empirikus kutatása a BÉT négy legnagyobb részvényének adatbázisán alapul, melynek felhasználásával különböző likviditási mutatók idősoros és keresztmetszeti elemzését végezte el. Az empirikus vizsgálat alapját a magyarországi fedezetlen bankközi betét-hitel (depó) piacon, 2003 és 2009 között kötött ügyletek adatbázisa jelentette, melynek felhasználásával a szerző arra a kérdésre kereste a választ, hogy 2008. szeptember 15-i Lehman-csőd előtt és után mi jellemezte a bankközi piacot. Továbbá célul tűzte ki, hogy olyan mutatókat találjon, melyek képesek megjeleníteni a bankközi piac likviditásában bekövetkező változást a válság előtt és után. A kérdés megválaszolásához hálózatelméleti eszközöket alkalmazott. Michaletzky (2010) ennek megfelelően kiemelten a 2008 augusztusi és decemberi havi hálózatokat vizsgálta. Habár a Michaletzky (2010) által alkalmazott hálózatelméleti eszközök részben átfedőek a jelen disszertációban is alkalmazottakkal, ugyanakkor a kitűzött célok alapvetően különböznek. Míg a szerző a hálózatelméleti eszközöket arra használta fel, hogy bemutassa, mi történik a fedezetlen bankközi piaci hálózati struktúrával egy gazdasági válság esetén, melyhez alapvetően két kiemelt havi hálózatot vizsgált a válságot megelőzően és utána, addig jelen értekezés célja két piac hálózati struktúrá-

jának összevetése, melyhez fókuszba került a nevezetes hálózatalméleti mutatószámok időbeli alakulása is 48 havi hálózat felhasználásával. Továbbá jelen értekezés több olyan hálózatalméleti vizsgálatot is tartalmaz, mely Michaletzky (2010) értekezéséhez képest újnak tekinthető, mint például a két piac meghatározó szereplőinek centralitási mutatószámokkal történő azonosítása, a magbeli szereplők meghatározása folytonos aszimmetrikus mag-periféria modellek segítségével, illetve a két piac havi hálózatainak véletlen hálózatokkal vett kapcsolatának elemzése, illetve a skálafüggetlenség tesztelése.

Hosszú (2018) értekezésében a magyar bankrendszer működését vizsgálja három modell segítségével, illetve vizsgál makroprudenciális kérdéseket, illetve eszközöket. A szerző egy időben változó FAVAR modell segítségével vizsgálta a hitelkínálat alakulását, valamint annak makrogazdaságra gyakorolt hatását, továbbá egy új pénzügyi kondíciós indexet számszerűsített, mely a bankrendszer hitelezési tevékenységének a GDP növekedésre gyakorolt hatását méri. A szerző által vizsgált és számszerűsített második modell a háztartási nemteljesítési valószínűségekre ható tényezőket vizsgálta, illetve arra a kérdésre kereste a választ, hogy hogyan lehetne optimális, jövedeleमारányos törlesztőrészletre vonatkozó szabályozást kalibrálni a hitelezési kockázatok szempontjából. A harmadik modell segítségével a szerző a magyar bankok hatékonyságát vizsgálta, illetve Lerner-indexet számszerűsített a háztartási és vállalati hitelpiacra. Míg a makroprudenciális témakört tekintve Hosszú (2018) értekezése hasonlónak tekinthető jelen értekezéshez, ugyanakkor annak célkitűzései, valamint az alkalmazott eszközök köre jelentősen eltér. Hosszú (2018) leginkább ökonometria modelleket alkalmaz és a ciklikus rendszerszintű kockázatok állnak a vizsgálatai fókuszában, addig jelen értekezés fókuszában leginkább a strukturális rendszerkockázatok, illetve a fertőzés állnak, melynek vizsgálatához hálózatalméleti eszközöket, illetve szimulációs modellt alkalmazok.

2. fejezet

A pénzügyi piacok hálózati szerkezete

2.1. A bankközi piacok szerepe

Egy modern és hatékony pénzügyi rendszer elengedhetetlen feltétele a jól működő bankközi piac, mely leginkább a likviditás allokációjában tölt be kiemelt szerepet, illetve erősíti a pénzügyi integrációt makroszinten, továbbá azt a bankok a jegybank mellett igénybe vehetik átmeneti likviditási problémájuk menedzselésére. A bankközi piac a bankokon kívül a jegybank számára is fontos, hiszen az eszköztárának részét képező kamatlábon keresztül tudja érvényre juttatni monetáris politikáját. A fejlett országokban három fő ügylettípust lehet megkülönböztetni a bankközi pénzpiacon: a bankközi hitel-, illetve betétügyletek, a kölcsönös visszavásárlási megállapodások (repóügyletek), illetve devizák közötti csereügyletek (FX-swap).

A bankközi fedezetlen hitel-, illetve betétügylet olyan tőkemozgással járó ügylet, ahol egy bank forintban vagy devizában, adott lejáratra hitelez egy másik banknak, illetve helyez el betétet egy másik banknál (Lublóy (2004)). Tekintettel arra, hogy amennyiben egy adott bank betétet helyez el egy másik banknál vagy hitel nyújt ugyanannak a banknak, mindkettő kihelyezésnek minősül, mivel eszközoldaliak. A bankközi fedezetlen hitel-, illetve betétügyletek a bankok likviditásmenedzsmentjének egyik fontos eszköze. A kereskedelmi bankok forint és deviza likviditásfeleslegének piaci kihelyezése, illetve a finanszírozási szükséglet biztosítása céljából bankközi hitelfelvétel a treasury terület felelősségi körébe tartozik.

Az FX-swap ügylet egy két lábból álló származtatott pénzügyi piaci ügylet, mely kapcsán az ügylet azonnali (spot) lábán két különböző devizát cserélnek el a partnerek egymással, amelyet határidős (termin) lábon cserélnek vissza. A partnerek az azonnali és a határidős árfolyamokról már az ügylet megkötésekor megállapodnak. Az FX-swap ügyletekhez nagyon hasonlóak a kamatozó devizacsere ügyletek (CIRS, currency interest rate swap), ahol már kamatokat is fizetnek egymásnak a futamidő során a partnerek, szemben az FX-swap ügyletekkel, amelyek esetén a névértékek cseréjén túl a partnerek

között nem történik több tranzakció. Banai et al. (2015) alapján a forinttal szemben kötött FX-swapok esetében a devizaösszeg megegyezik a spot és forward lábakon a piaci konvenciók szerint, és ennek az azonnali, illetve határidős árfolyamon vett forintértéké-ként adódik a fizetendő két forintösszeg. A bankok részben a devizaswap-piacon swap ügyleteken keresztül jutnak devizaforráshoz, melyek folyamatos megújítása elengedhetetlen ahhoz, hogy a mérlegen belüli nyitott pozíciók mérlegen kívüli zárása megvalósuljon. Amennyiben a swapok megújítása válságidőszakban nehézségekbe ütközik vagy a piac működésképtelensége miatt nem lehetséges, úgy a bankoknak a spot-piacon kell beszerezni a devizát kötelezettségeik teljesítéséhez, ami akár jelentős nyomást helyezhet a forint árfolyamára. Az előzőeket figyelembe véve látható, hogy az FX-swap piac kiemelten fontos a pénzügyi közvetítés számára. A hazai FX-swap piacon továbbá a külföldi szereplők is aktívak, hiszen jellemzően FX-swapokon keresztül veszik fel határidős pozícióikat, továbbá fedezik forint eszközeik árfolyamkockázatát is (Banai et al. (2015)).

A repóügylet a „sale and repurchase agreement” kifejezés rövidítése, melyet magyarul visszavásárlási megállapodásnak szokás fordítani. A repó nem más, mint két tranzakció eredője, azaz első lépésben egy adott értékpapír prompt eladása vagy vétele történik, majd ezt követően egy előre meghatározott idő elteltével valósul meg a prompt tranzakció fordítottjának megfelelő tranzakció. Tehát a repóügyleteknek két lába van, melyek közül az első az azonnali (prompt), míg a második a határidős, így végső soron magát az ügyletet egy értékpapírkölcsön és egy ellentétes irányú pénzkölcsön eredőjeként lehet felfogni. Végső soron tehát a repóügylet célja pénzkölcsön adása vagy felvétele megfelelő értékpapír-fedezet mellett, valamint specifikus értékpapírok kölcsönvétele.

A magyarországi bankok jellemzően a bankközi fedezetlen pénzpiacra (forintdepópiac) és a forintrepópiacra szerezhetnek rövid távú forintlikviditást, illetve helyezhetik ki forinttöbbletüket. A két piac közötti fő különbség, hogy a repópiacra értékpapír-fedezet mellett jönnek létre a tranzakciók, míg a forintdepópiac fedezetlen, azaz ellentétben az előzővel, a piaci szereplőknek már partnerkockázattal is számolniuk kell. Rendszerkockázati szempontból éppen ezért a forintdepópiac a meghatározóbb, hiszen a külső sokk hatására a partnerkockázatban történő kedvezőtlen elmozdulás jelentős mértékben képes befolyásolni a pénzügyi hálózatok legfontosabb jellemzőit, továbbá ezen a piacon maga a forgalom is szignifikáns mértékben nagyobb a forintrepópiachoz képest. A depó- és repópiacok mellett szintén fontos szegmenst képvisel rendszerkockázati szempontból az FX swap piac, amelyen az előzőek alapján a piaci szereplők jellemzően forintlikviditásukat devizalikviditásra váltják. Berlinger et al. (2011) alapján a 2008-2009-es pénzügyi válság hatására kirobbant, a magyar bankrendszert érintő likviditási válság eleinte kizárólag a devizacsere-piac összeomlását és a devizalikviditás beszűkülését jelentette, melyet a forintlikviditás jelentős csökkenése követett, amely által a válság elérte a forintpiacokat is. A likviditási helyzet stabilizálása a hazai bankok esetén állami szerepvállalással, míg a külföldi tulajdonú leánybankok esetén anyabanki szerepvállalással valósult meg (Király (2008), Király és Nagy (2008)).

Balogh és Gábor (2003) bankközi pénzpiacok fejlődésének trendjével kapcsolatos ta-

nulmánya szerint a hazai pénzpiacon az FX-swap ügyletek dominálnak, amely kapcsán 2002. második félévében a forgalom több, mint kétszeresen haladta meg a fedezetlen ügyletekét. Továbbá Balogh és Gábrriel (2003) alapján az aktív külföldi részvételnek köszönhető FX-swap piac növekedésétől a fedezetlen ügyletek forgalmának növekedése jelentősen elmarad. Az FX-swap piac hazai dominanciáját Banai et al. (2015) is megerősíti, kiemelve, hogy az általuk vizsgált időhorizonton (2005 január-2014 december) a deviza/forint swap-piac éves forgalma a magyar GDP közel ötszörösét tette ki. Berlinger et al. (2011) alapján továbbá a fedezetlen ügyletek piacának forgalma a Balogh és Gábrriel (2003) által vizsgált időhorizonthoz képest szintén további emelkedést mutat, mivel az átlagos napi forgalom a Balogh és Gábrriel (2003) által kapott 76 milliárd forintról 99,9 milliárd forintra emelkedett az általuk vizsgált időhorizonton mérve (2002. december-2009. március). Lublőy (2004) és Balogh és Gábrriel (2003) alapján a repóügyleteket tekintve azok szerepe a magyar bankközi piacon nem jelentős ellentétben az eurózóna pénzpiacával, ahol a repópiac tekinthető a leginkább jelentősnek. Ezt a tény erősíti meg Csávás és Szabó (2010), mely szerint a hazai repópiac fejletlen, az 1 napon túli lejáratokon nem kereskednek, továbbá hozamادات hosszabb futamidőre nem elérhetőek. Továbbá Michaletzky (2010) is megjegyzi, hogy Magyarországon a hazai devizaliberalizációt követően kialakuló likvid és rugalmas FX-swap piac egyértelműen dominál a már említett három pénzpiac közül, továbbá a repo piac eltörpül a fedezetlen depo és FX-swap piacok mellett. Ugyanakkor az eurozónát tekintve pont fordított a helyzet, azaz 2000-ig a fedezetlen bankközi hitel-betét ügyletek piaca dominált, azt követően viszont egyre inkább teret nyert a repópiac és vált a legjelentősebbé, míg az FX-swap piac lett a legkevesbé jelentős.

2.2. Bankközi piacok hálózati vizsgálata

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 válságot követően a pénzügyi piacok szabályozását tekintve egyre inkább a rendszer egészének sérülékenységét vizsgáló tanulmányok kerültek előtérbe, továbbá újabb fontos kutatási kérdést generált azon intézmények azonosítása, melyek gazdasági teljesítményre gyakorolt hatása jelentős és ezáltal rendszerkockázati szempontból meghatározónak mondhatóak. 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. A pénzügyi piacok állapota jól leírható a szereplők között fennálló nyitott pozíciókkal, amelyek összességében egy mátrix vagy egy kapcsolati háló segítségével könnyen megjeleníthetőek. A pénzügyi hálózatok alapvető jellemzőit (pl. foksámeloszlás) a pénzügyi válság előtt a szakirodalom alapvetően időben stabilnak tekintette (De Masi et al. (2006), Soramäki et al. (2006),

Bech és Atalay (2008)) és ennek megfelelően a rendszerkockázati elemzések leginkább ezen alapvető jellemzők meghatározásán alapultak, különös tekintettel annak további vizsgálatára, hogy mi történik egy adott struktúrájú hálózattal, amennyiben azt külső sokk éri. Ugyanakkor a válságot követően nyilvánvalóvá vált, hogy extrém sokk esetén a hálózatok topológiája akár jelentősen is megváltozhat, továbbá egyes piacok kiszáradhatnak és újraépülhetnek egyik időszakról a másikra, illetve arra is fény derült, hogy a hálózati jellemzőkkel igen szoros kapcsolatban van a pénzügyi piacok likviditása. Az előzőek fényében pedig egyre nagyobb igény mutatkozott a likviditási sokkok lefutásának elemzésére, illetve azok a hálózatok alapvető jellemzőire gyakorolt hatásának pontos megismerésére, továbbá a Bázeli 3 szabályozásban is központi szerepet kapott a hitelintézetekre vonatkozó egységes likviditási keretrendszer és új likviditási mutatók kidolgozására.

A hazai pénzpiacokról szóló elemzések leginkább az állomány nagyságával, lejáratával, a hozamok alakulásával, a piaci szereplők viselkedésével és stratégiáival kapcsolatosak, ugyanakkor a piaci szereplők hálózati kapcsolatainak feltárása az utóbbi évtizedben, de különösképp a gazdasági válság óta vált kiemelt kutatási témává. A hazai szakirodalomban az első, a piaci szereplők hálózati kapcsolatait vizsgáló tanulmány (Lublóy (2006)) a VIBER hálózati struktúrájával foglalkozott. A szerző cikkének eredményei alapján a vizsgált hálózati jellemzők időben stabilnak bizonyultak, továbbá azonosította azon szereplőket, melyek a leginkább fontosak a hálózat stabilitása szempontjából. Az elemzés szerint a hálózat stabilitását biztosító szereplők nem azonosak a bankrendszer mérlegfőösszeg szerinti legnagyobb bankjaival. Szintén a gazdasági válság után vált kiemelt témává a bankok összekapcsoltságával összefüggő fertőzés potenciális veszteség-növelő hatása. Az érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom Csóka és Kiss (2015) cikkét, melyben a szerzők számításai alapján az összekapcsoltság erősödésével egyrészt növekszik a diverzifikációs hatás, azaz a bankok egyre nagyobb mértékben képesek más bankok eszközeivel fedezni veszteségeiket. Ugyanakkor az összekapcsoltság erősödésével a fertőzés esélye is megnövekszik, mely növeli a rendszerkockázatból fakadó potenciális veszteségeket.

A hazai FX-swap piac működésével több tanulmány is foglalkozott, például Páles et al. (2010) a piac szerepét mutatta be a hazai gazdaságban, illetve azon piaci változásokat vizsgálta, melyet a 2007-ben elinduló világgazdasági válság implicált a későbbiekben. Magyarországon a 2007-ben elinduló világgazdasági válság a Lehman-csődöt követő pénzpiaci összeomlással vált súlyossá, azaz néhány héttel a csődöt követően a legfontosabb hazai pénzpiacok is működésképtelenné váltak. A fedezetlen bankközi forintpiac, az állampapírpiac és a devizaswap-piac néhány napra történő megbénulása súlyosan érintette a magyar bankrendszert. Páles et al. (2010) vizsgálatának eredménye szerint a válság hatására egyrészt a piaci szereplők csökkentették a hazai bankokkal szembeni limitjeiket, melyek a különböző partnerekkel szemben fennálló aktuális és potenciális legmagasabb jövőbeli kitettség együttes mértékét hivatottak maximalizálni. Másrészt jelentősen emelkedett a letételhelyezés (letéti számlán, jellemzően deviza) szerepe, mely

egyfajta kockázatmérséklő eszköz, amelynek alkalmazásával csökkenthető az egymással szembeni kitettség a letét értékével megegyezően. A cikk szerzői továbbá azt tapasztalták, hogy a swap állomány futamideje a válság során jelentősen lerövidült, továbbá a domináns szerepet betöltő dollár helyét átvette az euró. Az előzőeken túl továbbá az egynapos piac kiszáradt és a swap-piaci felárak jelentősen megemelkedtek (válság előtti nulla körüli kamat különbözete több száz bázispontra változtak). Banai et al. (2010) cikkükben szintén az FX-swap piac problémáit mutatják be a gazdasági válság idején, melyben megállapítják, hogy különösen a lokális bankok halmoztak fel rendkívül nagy FX-swap állományt a válságidőszak előtt, melynek megújítása és az emelkedő letételhelyezés a válság idején különösen nehéz helyzetbe hozta a bankokat.

A hazai pénzügyi piacok közül leginkább a fedezetlen piacokat vizsgálták hálózatielméleti eszközökkel, ugyanakkor a hazai szakirodalom kapcsán megjegyzendő, hogy túlnyomó többsége az egyes hálózati mutatók és jellemzők alakulását és változását mutatja be a 2008-2009-es gazdasági válság előtt és után. A magyar fedezetlen bankközi hitelbetét ügyletek piacának hálózati elemzése kapcsán kiemelendő Berlinger et al. (2011) cikke, melyben az említett piac viselkedését vizsgálták leíró statisztikai és hálózatielméleti eszközökkel 2002 decembere és 2009 márciusa között, az MNB által biztosított adatbázison. A cikk kitűzött célja a nevezetes hálózatielméleti mutatószámok és indikátorok vizsgálata volt közvetlenül a 2008-2009-es gazdasági válság előtt és után, leírva ezzel a likviditási válság kialakulását, elmélyülését és a felépülés korai szakaszát. Berlinger et al. (2011) alapján a 2008 augusztusi hálózat a 2008 decemberi hálózathoz képest sűrűbb, azaz a hitelintézetek között több kapcsolat van, továbbá az előbbi hálózatban több szereplő található, illetve a későbbiben több, egyetlen kapcsolattal rendelkező hitelintézet szerepel. Továbbá az MNB által rendelkezésre bocsátott adatbázis alapján a szerzők kimutatták, hogy a forgalom a válság hatására gyakorlatilag megfeleződött, mely tartósan alacsonyabb szinten stabilizálódott, míg a piaci kamatlábak jelentős mértékben, 350 bázisponttal emelkedtek, ugyanakkor a kamatlábak emelkedése csak átmenetinek bizonyult. A szerzők összességében az eredmények alapján arra a következtetésre jutottak, hogy a piaci szereplők inkább a hitelezés visszafogásával, mintsem a kamatláb emelésével reagáltak a válság okozta nagyobb bizonytalanságra és nagyobb partnerkockázatra. További fontos kutatási eredmény az említett cikket tekintve, hogy a rendelkezésre álló adatok alapján egyértelműen látszik a banki szerepek felcserélődése a fedezetlen piacon a válság hatására: korábbi forrás és nyelő szerepkörök felcserélődtek, illetve korábbi piacvezetők elvesztették kiemelt szerepkörüket, valamint újak léptek a helyükbe.

A hazai FX-swap piacok hálózatielméleti vizsgálata kapcsán Banai et al. (2015) cikke emelheti ki. A szerzők tanulmányukban a devizaswap-piac hálózati szerkezetét vizsgálták meg azzal a céllal, hogy az egynapos piac eredményeit kiegészítve, hosszabb idősort vizsgálva teljes képet kapjanak a piacról, továbbá megvizsgálták a különböző futamidejű részpiacok gráfjainak tulajdonságait. Elemzésük során nem különböztették meg egymástól pl. az USD/HUF vagy az EUR/HUF részpiacokat, azaz a különböző devizák forinttal szembeni swap piacát együtt (deviza/forint) kezelték tekintettel arra, hogy a

keresztdevizák közötti swap forgalom és a deviza/forint részpiac forgalmának aránya jelentős¹ (44%) az általuk vizsgált időhorizonton (2005-2014). A magas arányszám a cikk szerzői alapján azt mutatja, hogy szabad átjárás lehet egyik devizából a másikba swapokon keresztül. A szerzők által vizsgált időhorizonton a deviza/forint swap-piac éves forgalma a hazai GDP közel ötszörösét tette ki, valamint a hazai bankrendszernek a külföldi szereplőkkel szemben fennálló bruttó deviza/forint swap állománya a bankrendszer mérlegfőösszegének 18%-ával megegyező volument mutatott, melyek szintén rámutatnak a kérdéses piac hazai gazdaságban betöltött jelentős szerepére. A kapott eredmények szerint 2008 őszén a hosszú szegmensek hálózatait alkotó csúcsok száma jelentősen visszaesett, mely cáfolja azt a lehetőséget, hogy a rövid piac méretének csökkenése mögött a hosszabb ügyletek szerepének növekedése állt volna. Azaz a válság időszak alatt a szereplők az FX-swap piacot vélhetően a kockázatok növekedése miatt hagyták el, mintsem a szereplők a hosszabb piacra vándoroltak volna a rövid piacról. A cikk szerzői továbbá felhívják a figyelmet arra, hogy leginkább a hosszabb részpiacokon a kapott gráfok sok esetben nem voltak összefüggőek, mely mögött az állhat, hogy a szereplők jelentős része külföldi és sok esetben a külföldi szereplők a helyi leánybankjával üzemel, akár kizárólagosan és így két csúcs a hálózat többi részétől elszakadhat. További fontos eredmény, hogy az FX-swap piacokra is jellemző az a pénzügyi hálózatokra alapvetően jellemző tulajdonság, mely szerint a nagyobb fokszerű bankok a kis fokszerű bankokkal közvetlenül üzemelnek, ugyanakkor a futamidő emelkedésével az átlagos fokszám homogénebb a partnereknél, ami arra utal, hogy a futamidő emelkedésével csökken a kiemelt szerepe a néhány központi szereplőnek.

Szintén kiemelendő a hazai szakirodalomból Berlinger et al. (2017) cikke, melyben a magyar bankközi fedezetlen hitelek piacának havi hálózataira 2003 és 2012 között folytonos és aszimmetrikus mag-periféria modellt illesztettek, melynek segítségével az egyes bankok magsági mutatóinak időbeli alakulását vizsgálták, illetve bemutatták az említett mutatók és a bankok nettó pozíciója, kamatkülönbözete és a nyújtott hitelek kondíciói közötti kapcsolatot. A vizsgálat eredménye szerint nem feltétlenül a nagy bankok adják a hálózat magját, hanem azon piaci szereplők, amelyeket a legkevésbé kockázatosnak ítélt meg a többi szereplő. Azaz míg a szakirodalom a magbeliség magyarázatakor leginkább a mérethatást hangsúlyozza, addig a cikk szerzőinek eredményei szerint a megbízhatóság még a mérettől is fontosabb annak tekintetében, hogy mely bankok adják a hálózat magját. További új eredmény, hogy a bankközi fedezetlen hitelek piacának hitelfelvétel-oldali magsági mutatója erősen korrelál az implicit partnerlimitekkal, így a cikk eredményeit figyelembe véve ezen tényezők tűnnek a legerősebb struktúraalakító tényezőnek, míg a kérdéses kapcsolat a nettó pozícióval, a kamatkülönbözettel, az átlagos hitelösszeggel vagy a futamidővel már közel sem ennyire szoros.

A nemzetközi szakirodalomban is számos tanulmány található, melyek hálózatelméleti eszközök segítségével vizsgálják a bankközi piacokat a hálózatok struktúráját, illetve

¹ Pontosabban: CHF, EUR és USD közti swap forgalom aránya a deviza/HUF swap forgalomhoz képest 2005-2014 között.

annak sérülékenységét, továbbá a hálózatot alkotó szereplők rendszerkockázati szemszögből meghatározó szerepét. Iazzetta és Manna (2009) az olasz bankközi piacot vizsgálta hálózatelméleti módszerekkel. Elemzésük szerint a hálózat összekapcsoltsága alacsony a valós hálózatokhoz képest, továbbá a vizsgált időszak alatt a teljes hálózat összefüggő maradt, azaz lehetett találni olyan utat bármely bankpár között, amin elérhették egymást. További megállapítás, hogy a hálózatban a kisebb szerepet betöltő partnerekkel rendszeresen és közvetlenül üzletelnek a legnagyobb szereplők, valamint időben csökkent a relatív nagy szereplők aránya hálózatban, míg egyre nagyobb számban jelentek meg olyan bankok, melyek csak néhány partnerrel kötöttek ügyletet. Soramäki et al. (2006) hálózatelméleti eszközökkel vizsgálták a Fedwire Funds Service bankközi fizetési adatait és azt találták, hogy erre a hálózatra is azon tulajdonságok jellemzőek, melyek a valós hálózatokra is: magas klaszterezettségi együttható, „kisvilág” jelenség és skálafüggetlen fokszámoszlás. Továbbá eredményeik szerint a vizsgált hálózatok tulajdonságai időben stabilak. Bech és Atalay (2008) a Federal Funds (szövetségi alapok) piacának hálózati szerkezetét vizsgálták, mely során megállapítást nyert a hálózatok „kisvilág” tulajdonsága, illetve a fokszámoszlás vastag szélűsége, továbbá a hitelek kamatlábának előrejelzésére alkalmasnak bizonyultak az egyes szereplők központiságát mérő mutatók, azaz általában a kisebb bankok hitelezték a nagyobbakat. Simaan et al. (2020) az overnight piacok összekapcsoltságát vizsgálta statisztikai eszközökkel továbbá olyan módszertant fejlesztett melynek segítségével azon látens hálózatok azonosíthatóak, melyek leginkább befolyásolják az overnight piacokon a likviditás elosztását az egyes piaci szereplők között. Továbbá tekintettel arra, hogy számításai alapján a likviditás nyújtásában bekövetkező zavarok hatásai annál erősebbek, minél inkább összekapcsoltak a bankközi piacok, így a bankközi piaci szereplők veszélyes szintű összekapcsoltságának monitorozására különböző korai figyelmeztető jelzéseket biztosító mutatószámokat fogalmazott meg.

A fentiek alapján is látszik, hogy hálózati módszerekkel leginkább fizetési és elszámolási rendszereket, valamint fedezetlen bankközi piacokat vizsgálnak, ugyanakkor Banai et al. (2015) is kihangsúlyozta, hogy se hazai, se nemzetközi szakirodalmat nem talált, amely az FX-swap piacot vizsgálta volna hálózatelméleti módszerekkel. Banai et al. (2015)-hoz hasonlóan nemzetközi szakirodalmat, mely kifejezetten FX-swap piacot vizsgálna hálózatelméleti módszerekkel, kutatásom során szintén nem találtam.

2.3. Kutatási kérdések, célok

Kutatásom során a továbbiakban a hazai bankközi fedezetlen forinthitel-depó piac és FX-swap piac hálózatait fogom vizsgálni, illetve összevetni az azok közötti hasonlóságok és különbségek feltárása érdekében. Tekintettel az előző fejezetben említettekre, mely szerint a hazai repópiac fejletlen, a repópiaci forgalom a fedezetlen forinthitel-depó piaci és FX-swap piaci forgalomhoz képest elhanyagolható, így rendszerkockázati szemszögből nem csak az utóbbi két meghatározó piac egyedi vizsgálata fontos, hanem az együttes vizsgálatuk is.

Ahogy az az előzőekben említésre került, a hazai fedezetlen forinthitel-depó piac és FX-swap piac hálózatait előttem már mások is vizsgálták, ugyanakkor ezek a vizsgálatok

- nem együtt, hanem piaconként külön-külön valósultak meg
- az egyes piacokon kapott eredmények kevésbé összevethetőek tekintettel arra, hogy egyrészt a vizsgált tranzakciós adatbázisok eltérő időszaki ügyleteket tartalmaztak az FX-swap és fedezetlen piacok esetén, másrészt az adatbázisok esetlegesen eltérő időhorizonton történő aggregálása miatt eltérő időhorizontú hálózatok lettek vizsgálva a két piacon
- a hazai hálózati vizsgálatok többsége a 2008-2009-es gazdasági válság hálózatokra gyakorolt hatásának bemutatására, az egyes hálózati mutatószámok változására koncentrált.

A kutatásom során, a hazai szakirodalomhoz képest a fedezetlen és FX-swap piacok hálózati elemzéseimhez felhasznált tranzakciós adatbázisok ügyletei ugyanazon időszakból származnak, továbbá ugyanazon módszerrel kerültek a vizsgált hálózatok előállításra, biztosítva ezzel az eredmények összevethetőségét. Kutatásom során, a hazai szakirodalomhoz képest több hálózati mutatószámot számszerűsítettem, illetve elemzést készítettem mindkét piac esetén a futamidő szerinti részpiacokra is, mely szintén újnak tekinthető a témában megjelent releváns publikációkat tekintve.

Kutatásom során olyan tranzakciós adatbázisokkal dolgoztam, melyek habár anonimizáltak voltak, ugyanakkor a tranzakció két végén lévő piaci szereplők anonimizációt biztosító azonosítói az FX-swap és a fedezetlen forinthitel-depó piaci adatbázisokban megegyeztek. Azaz mindkét adatbázisban ugyanaz az azonosító ugyanazt a piaci szereplőt jelölte. Ezt az adottságot kihasználva kutatásom során lehetőségem nyílt olyan, előttem még nem vizsgált kérdésekre választ találni, mely szerint a két piac esetén

- ugyanazok-e a pénzügyi központ szerepet betöltők
- ugyanazok-e a szereplők a legnagyobb források, illetve nyelők
- a szakirodalomban jól ismert centralitási mutatók alapján ugyanazok-e a meghatározó szereplők a két piacon
- ugyanazon piaci szereplők adják-e a hálózatok magját a két pénzpiac esetén.

A következőkben bemutatom az általam felhasznált fedezetlen forinthitel-depó és FX-swap piacok tranzakciós adatbázisának forrását, azok adattisztítási lépéseit, valamint a két piac tranzakcióinak leíró statisztikai elemzését, továbbá a két piac forgalmát a vizsgált időhorizont mentén. Ezt követően, az előzőekkel összhangban, hasonló aggregálási szint mellett bemutatom és összevetem a két piac hálózatait a legfontosabb hálózati mutatószámok alapján, illetve megvizsgálom azok kapcsolatát a véletlen hálózatokkal, továbbá megvizsgálom azok skálafüggétlenségét. A vizsgálatokat a teljes piacokra és azok futamidő szerinti részpiacaira is elvégeztem. Ezt követően bemutatom és összevetem a szakirodalomban csak centralitási mutatóknak nevezett statisztikák alapján a piacok

és részpiacok meghatározó szereplőit, megvizsgálom azok hierarchikus szerkezetét és az úgynevezett foksám-korrelációt, továbbá összevetem az egyes piacok és futamidő szerinti részpiacok hálózatainak magját alkotó piaci szereplőket több, a mag azonosítására alkalmas módszertan segítségével.

2.4. A felhasznált adatok forrása és adattisztítás

A magyar FX-swap és a bankközi hitelek piacának vizsgálatához a Magyar Nemzeti Bank adatátadási megállapodás keretében biztosította a szükséges adatokat a kutatásomhoz. A Magyar Nemzeti Bank a 2013. évi CXXXIX. törvény (MNB tv.) 30. § (1) bekezdése alapján, feladatai ellátáshoz jegybanki információs rendszert működtet, melynek keretében rendelet útján kötelező adatszolgáltatások elrendelésére jogosult. Ezen elrendelt adatszolgáltatások körébe tartoznak a következő jelentések, melyek egyben a kutatásomhoz átadott adatok forrásai is:

- „Napi jelentés a bankközi forinthitelek és forintbetétek kamatlábáról” (MNB azonosító kód: K02)
- „Napi jelentés a bankközi overnight forinthitelek és forintbetétek kamatlábáról” (MNB azonosító kód: K12)
- „Operatív napi jelentés a hitelintézetek devizahelyzetének változásáról” (MNB azonosító kód: D01).

Az MNB a hivatalos statisztikáról szóló 2016. évi CLV. törvény 39-46. §-ának megfelelően, a statisztikai adatok nyilvánosságára, védelmére vonatkozó szabályok szerint kutatási-elemzési célra biztosította az adatokat, mely alapján természetes és jogi személy, valamint jogi személyiséggel nem rendelkező adatszolgáltató nem azonosítható.

A későbbiekben bemutatott számítások és elemzések a már említett K02, K12 és D01 MNB azonosító kódú adatszolgáltatásokból kinyert, 2012.01.01 és 2015.12.31 közötti időszakra vonatkozó, egyedi azonosításra nem alkalmas (anonimizált), a fedezetlen bankközi forinthitel-depo piaci és a bankközi FX-swap ügyleteken alapulnak. Kiemelendő, hogy mind az FX-swap, mind a fedezetlen bankközi forinthitel-depo piaci adatok ugyanarra az időszakra vonatkoznak, tekintettel az elemzés céljára, azaz a neves hálózati mutatók alakulásának és esetleges együttmozgásának vizsgálatára mindkét piacon. Szintén kiemelendő, hogy az összevethetőség érdekében habár mindkét piacra vonatkozó adatbázisban az ügyletet bonyolító intézmények adatai anonimizáltak, ugyanakkor az anonimizálás módszertana a teljes időszak alatt azonos mindkét adatbázis esetén, azaz ugyanaz a mesterséges azonosító mindkét adatbázisban ugyanazt a piaci szereplőt reprezentálja. A két adatbázisban a mesterséges azonosítók egyezése azért kiemelten fontos a kutatásom célját tekintve, mivel a neves hálózatelméleti mutatószámok a hálózat egészét jellemzik, így az egyedi intézményi azonosítók egyezése nélkül is összevethetőek, ugyanakkor a hálózatok központi szereplőinek azonosítása és összevetése az azonosítók egyezése nélkül nem lenne lehetséges a későbbiekben.

A következő táblázat összefoglalja, hogy a fedezetlen bankközi forinthitel-depo piaci és az FX-swap piaci adatbázisok összesen hány rekordot tartalmaztak, illetve a kutatásom során végzett adattisztítási lépések után hány rekordot tartottam meg és használtam fel a későbbi elemzések során.

Adatbázis	Tisztítás előtt	Tisztítás után
Fedezetlen bankközi	40 565	38 558
FX-swap	114 049	99 754

2.1. táblázat. Az átadott adatbázisok elemszáma adattisztítás előtt és után

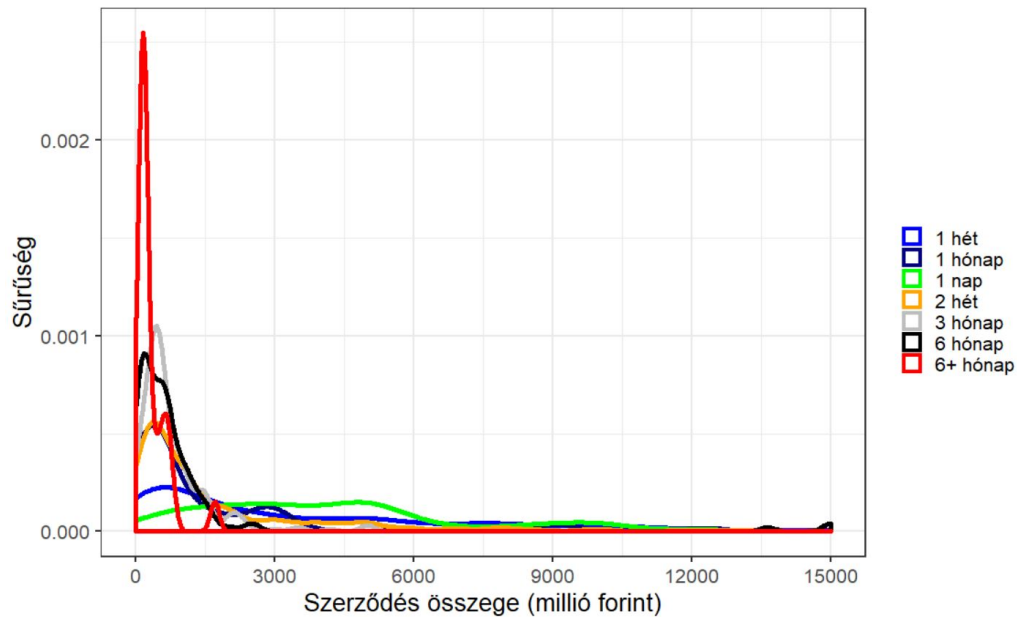
Tekintettel a terjedelmi korlátokra, a K02, K12 és D01 adatszolgáltatások adattartalmát, valamint az alkalmazott szűréseket a Függelékben közlöm. Az érdeklődő olvasó a fedezetlen piaci adatbázis bemutatását, valamint az alkalmazott szűréseket a Függelék(F/1.), míg az FX-swap piaci adatbázis bemutatását és a szűrések leírását a Függelék(F/2.) pontjai alatt találja.

A következőkben az FX-swap és a fedezetlen bankközi hitelek piacán kötött ügyletek kapcsán azt vizsgálom, hogy melyek esetén kiugróan magas a szerződés szerinti összeg és az azonosított outlier értékeket a továbbiakban kizárom az elemzésekből. Az egyedi ügyletek szerződés szerinti összegeinek leíró statisztikai eszközökkel való bemutatását a Függelék(F/3.) és (F/4.) fejezeteiben közlöm tekintettel arra, hogy a leíró statisztikai elemzés nem képezi szerves részét jelen dolgozatnak, mely elsősorban hálózatelméleti elemzésre fókuszál. A Függelék hivatkozott két fejezete továbbá tartalmazza a két piac vonatkozásában a piacok forgalmának bemutatását is, mely az egyedi ügyletek napi, heti és havi szintre történő aggregálásán alapszik.

Tekintettel arra, hogy a fedezetlen bankközi hitelek piaca a likviditásmenedzsment egyik eszköze (Lublóy (2004)), valamint tekintettel arra, hogy az általam vizsgált adatbázisban a fedezetlen bankközi ügyletek több, mint 90%-a overnight típus volt (Függelék(F/3.) alapján), először a nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek eloszlását vizsgáltam meg lejárat szerinti bontásban. A 2.1 grafikon² az egyes lejáratokhoz tartozó sűrűségfüggvények alakját mutatja, illetve veti össze.

A 2.1 grafikon alapján látszik, hogy minden futamidő szerinti csoportban az eloszlás jobbra ferde és vastag szélű. A sűrűségfüggvények kivétel nélkül 7 milliárd forint körül lecsengenek és párhuzamosan futnak az x tengellyel, míg a leginkább csúcsos eloszlás a hat hónapon túli lejáratú ügyletek csoportjához tartozik. Megjegyzem, hogy ezen csoportba összesen 28 darab ügylet tartozik, így megbízható statisztikai következtetések levonására ezen csoport esetén az ábrázolt sűrűségfüggvény nem alkalmas. Összevetve a különböző csoportok sűrűségfüggvényeinek alakját, illetve támaszkodva a Függelék(F/3.) pontjában közölt leíró statisztikai vizsgálat eredményeire (medián, átlag, első és harmadik kvartilis értékei, illetve a megfigyelések relatíve kis elemszáma), a

² Annak érdekében, hogy a vizsgált eloszlások bal széle megfelelően kivehető legyen, a sűrűségfüggvényeket csak 15 milliárd forintig (x tengely) ábrázoltam tekintettel a kapott vastag szélű eloszlásokra.



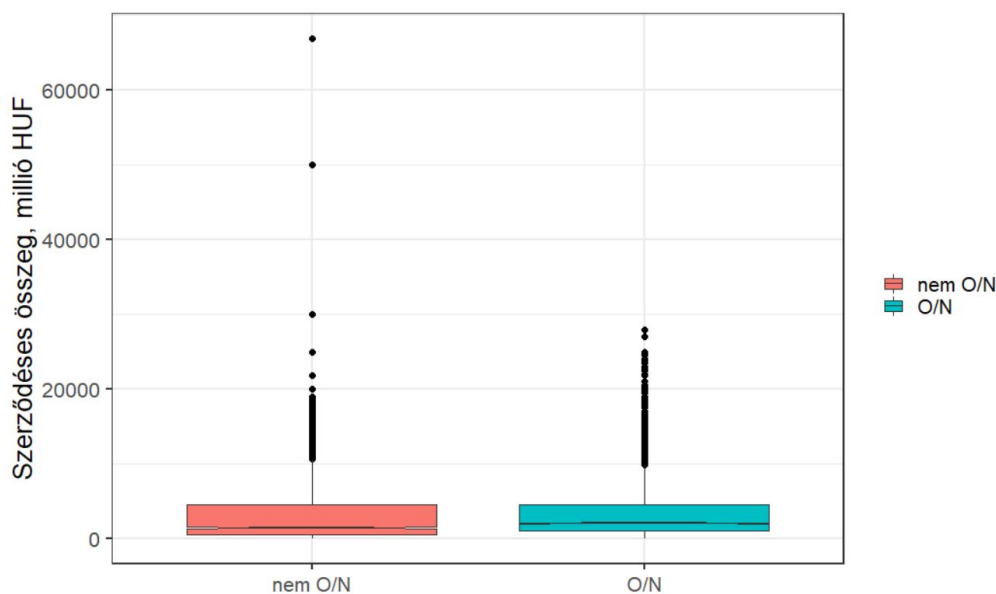
2.1. ábra. Nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek sűrűségfüggvényei

további elemzések során a nem-overnight ügyleteket egyben, lejárat szerinti megbontás nélkül kezeltem.

Az egyedi outlier ügyletek azonosításához Box-plot diagramokat alkalmaztam. A Box-plot diagram közepén lévő vonal a mediánt mutatja, míg a doboz alja a 25%-os, a teteje pedig a 75%-os percentilist reprezentálja, azaz az ügyletek 50%-a található a dobozon belül. A dobozból felfelé és lefelé induló vonalak hossza maximum az interkvartilis terjedelem³ 1.5-szeresei, továbbá a záró vonalon kívül lévő megfigyelések minősülnek outlier értékeknek (Kovács (2009)). A 2.2 ábra a fedezetlen bankközi ügyletek Box-plot diagramjait mutatja overnight és nem-overnight bontásban.

A 75. percentilist az interkvartilis terjedelem másfélszerével meghaladó szerződéses összeg overnight esetben 9.75 milliárd HUF, míg nem-overnight esetben 10.57 milliárd HUF. Overnight esetben a kérdéses küszöbértéket összesen 2304, míg nem-overnight esetben 202 megfigyelés lépi túl, így ezen megfigyelések minősülnek statisztikai értelemben outliernek. Ugyanakkor tekintettel arra, hogy hálózati elemzések során leginkább a kapcsolat megléte a fontos két szereplő között, mintsem a szerződéses összeg, továbbá a fedezetlen bankközi forint hitel-depo piac forgalmának elemzése során ezen ügyletek értékes információt hordoznak függetlenül outlier jellegüktől, így csak a leginkább extrémnek tekinthető megfigyeléseket zártam ki a továbbiakban. A 2.2 Box-plot ábrát tekintve egyértelműen kirívóan kilógó megfigyelésből kettőt lehet azonosítani a nem-overnight ügyletek esetén, melyek közül az egyik 67 milliárd, míg a másik 50 milliárd HUF szerződéses összegű. Megjegyzem, hogy Berlinger et al. (2011) szakértői módon a 40 milliárd HUF feletti szerződéses összegű ügyleteket zárta ki, mellyel az általam Box-plot alapon a legnagyobb két szerződéses összeggel rendelkező ügylet kizárása összhangban van, mi-

³ A felső (75%) és az alsó (25%) kvartilis különbsége.

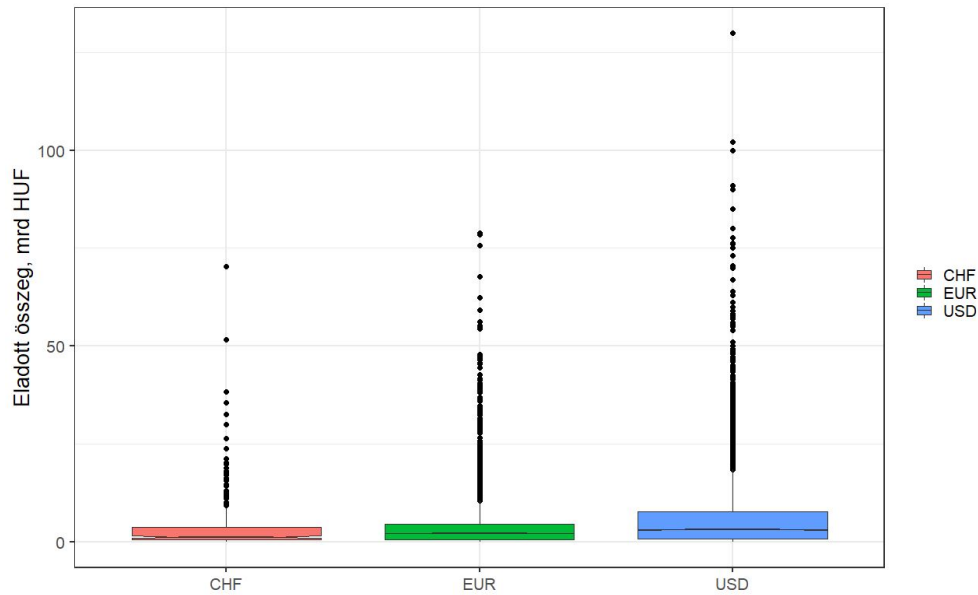


2.2. ábra. Fedezetlen bankközi overnight és nem-overnight ügyletek Box-plot diagramjai

vel az általam felhasznált adatbázis sem tartalmaz majd 40 milliárd HUF szerződéses összeg feletti ügyletet, továbbá az adatbázisban maradó ügyletek közül a legmagasabb szerződéses összeg 30 milliárd HUF lesz. A továbbiakban ezt a két megfigyelést zárom ki az adatbázisból, azaz a későbbi hálózati elemzés során ez a két megfigyelés már nem lesz része a felhasznált adatbázisnak.

A 2012.01.01-2015.12.31. között kötött FX-swap ügyletek tisztított adatbázisában az elemzés előtt SQL lekérdezés segítségével leválogattam a későbbi hálózati elemzés részét képező deviza/HUF ügyleteket, továbbá elkülönítettem a keresztdevizák közötti swap ügyleteket, azaz az USD/deviza, CHF/deviza és EUR/deviza ügyleteket. Hasonlóan a fedezetlen bankközi hitelek piacához, a deviza/HUF ügyletek esetén a leíró statisztikai eszközök által kapott eredményeket a Függelék(F/4.) fejezete foglalja össze. Továbbá az érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom a Függelék(F/5.) fejezetét, mely a deviza/HUF ügyleteken túl a keresztdevizák közötti swap ügyletek leíró statisztikai jellemzőit is tartalmazza.

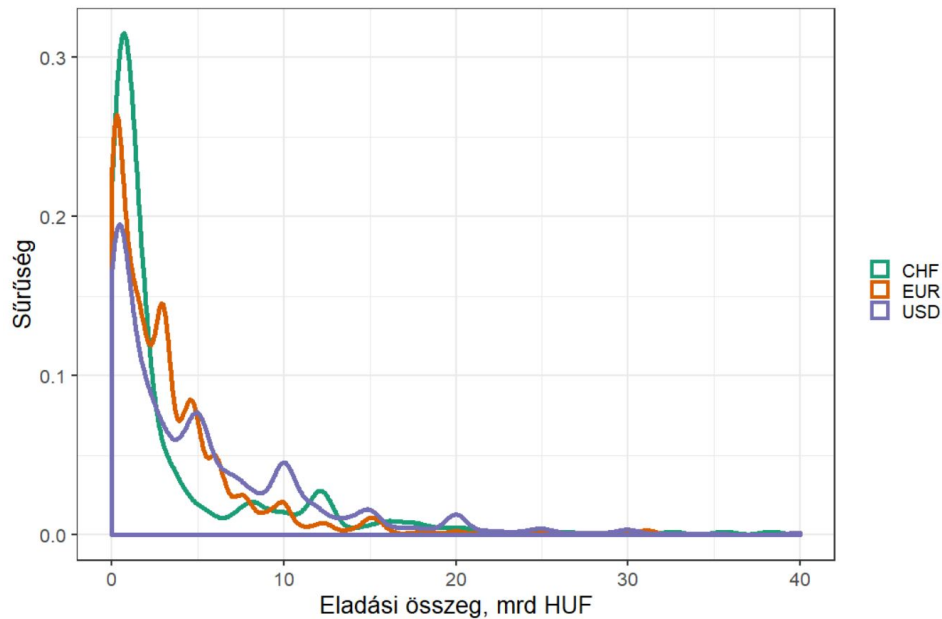
Az egyedi ügyletek vizsgálata során, a fedezetlen bankközi hitelek piaca esetén bemutatottakhoz hasonlóan az outlier ügyletek azonosításához Box-plot diagramokat alkalmaztam. A 2.3 ábra a deviza/HUF swap ügyletek Box-plot diagramjait mutatja vételi deviza szerinti bontásban.



2.3. ábra. Deviza/HUF swap ügyletek Box-plot diagramjai vételi deviza szerinti bontásban

A 75. percentilist az interkvartilis terjedelem másfélszerével meghaladó eladási összeg EUR, mint vételi deviza esetén 10.6 milliárd HUF, míg CHF esetben 8.5 milliárd HUF, továbbá USD esetén 18.5 milliárd HUF. EUR esetben a kérdéses küszöbértéket összesen 678, míg CHF esetben 47, továbbá USD esetén 1372 megfigyelés lépi túl, így ezen megfigyelések minősülnek statisztikai értelemben outliernek. Ugyanakkor tekintettel arra, hogy hálózati elemzések során leginkább a kapcsolat megléte a fontos két szereplő között, mintsem az ügylet volumene, továbbá a deviza/HUF piac forgalmának elemzése során ezen ügyletek értékes információt hordoznak függetlenül outlier jellegüktől, így csak a leginkább extrémnek tekinthető megfigyeléseket zártam ki a továbbiakban. A 2.3 Box-plot ábrát tekintve egyértelműen kirívóan kilógó megfigyelésként a 100 milliárd HUF eladási összeg feletti ügyleteket azonosítottam, melyet az adatbázisban összesen négy ügylet halad meg. A négy ügylet esetén a vételi deviza kivétel nélkül USD, továbbá mind a négy ügyletet ugyanaz az adatszolgáltató kötötte, valamint mindegyik ügylet esetén a partner külföldi. A továbbiakban ezt a négy megfigyelést kiszűröm az adatbázisból, azaz a későbbi hálózati elemzés során ez a négy megfigyelés már nem lesz része a felhasznált adatbázisnak. A 2.4 grafikon segítségével azt vizsgálom, hogy a négy extrém eladási összegű ügylet kizárása után a különböző vételi devizákhoz tartozó ügyletek eladási összegeinek eloszlása hasonlóan tekinthető-e.

A CHF/HUF swap ügyleteket már számosságuk alapján sem indokolt a későbbi hálózati elemzések során elkülönülten kezelni. Továbbá a 2.4 grafikon alapján az látható, hogy az USD/HUF ügyletek eladási összegeinek eloszlása nem tér el szignifikánsan az EUR/HUF ügyletekétől. Ennek statisztikai igazolása céljából összevetettem a két minta eloszlását Kolmogorov-Szmirnov teszt segítségével is, melynek a nullhipotézise szerint a két minta eloszlása megegyezik. Az általam kapott p érték 0.064, így a szokásos szignifikancia szint (5%) mellett statisztikai értelemben sem tér el egymástól a két minta



2.4. ábra. Deviza/HUF swap forintban vett eladási összegeinek sűrűségfüggvényei vételi devizánként

eloszlása. Az előzőeken túl a Függelék(F/4.) fejezetében közölt 4.7 táblázat alapján az USD/HUF és EUR/HUF ügyletek egyéb statisztikai jellemzőik (átlag, medián, minimum, maximum, szórás) alapján is hasonlóknak tekinthetők, így az eddigiek alapján a hálózati elemzésekhez a továbbiakban a deviza/HUF swap ügyleteket fogom felhasználni, azaz vételi deviza szerinti megbontást nem alkalmazok.

2.5. Az FX-swap és a fedezetlen forinthitel-depo piac hálózati elemzése

Az FX-swap és fedezetlen forinthitel-depo piaci hálózati elemzés eredményeinek megértéséhez elengedhetetlen az alapvető hálózatelméleti fogalmak, illetve mutatószámok definiálása. A következő alfejezetben egy rövid összefoglalóban bemutatom a hálózatok-gráfok azon matematikai jellemzőit és tulajdonságait, melyek jelen dolgozat eredményeinek megértéséhez elengedhetetlenül fontosak. A matematikai jellemzők és tulajdonságok bemutatása során Barabási (2016), illetve Winston (2003) könyveire, míg a centralitási mutatók kapcsán Bloch et al. (2019) cikkére támaszkodtam. A felhasznált könyvekben és cikkben alkalmazott jelöléseket összehangoltam, így a következő alfejezetben bemutatott fogalmak már egységes jelölésrendszerre építkeznek.

2.5.1. Hálózatelméleti definíciók, centralitási mutatók

Egy komplex rendszer megértéséhez meg kell ismerni az alkotóelemei közötti kapcsolatokat. Egy hálózat felöleli a rendszer alkotóelemeit, azaz a rendszer csomópontjait, illetve

a köztük lévő kapcsolatokat. A tudományos szakirodalomban a hálózat és a gráf kifejezések legtöbbször szinonimaként⁴ vannak jelen, így a továbbiakban nem teszünk különbséget a két kifejezés között.

A gráfok bizonyos objektumok közötti, valamilyen páronkénti kapcsolatot (bináris relációt) reprezentáló matematikai struktúrák. Legyen $G = (P, E)$ egy gráf, amely az objektumokat reprezentáló, nemüres, véges P halmaz, valamint a P bizonyos elempárjaiból álló E halmaz együttese. A P elemeit hívjuk a G gráf csúcspontjainak, míg az E elemeit a gráf éleinek. Jelölje a továbbiakban i a gráf egy csúcsát és tegyük fel, hogy a gráfot összesen N db csúcs alkotja, azaz formálisan $i \in P$, valamint $i = 1, \dots, N$. A $G = (P, E)$ gráfot tegyük fel, hogy a továbbiakban egy $g \in \mathbb{R}^{N \times N}$ szomszédsági mátrix reprezentálja, mely esetén $g_{ij} = 0$, amennyiben i és j csúcsok között nincs él, illetve $g_{ij} = 1$, amennyiben a két csúcs között található él bármely $i, j = 1, \dots, N$ esetén. Az élek (kapcsolatok) számát a továbbiakban jelölje L . Mielőtt tovább haladnánk, definiáljuk a hálózatok egy fontos jellemzőjét, melyet a későbbiekben használni fogok.

2.1. Definíció. (A hálózat mérete) *A hálózatok egyik legáltalánosabb jellemzője a mérete, mely a gráf csúcspontjainak számát jelenti (fenti jelölések mellett N).*

Alapértelmezésben egy gráf irányítatlan, azaz nem teszünk különbséget az i -edik csúcsból j -edikbe és a j -edik csúcsból az i -edikbe menő élek között, más szóval minden éle irányítatlan, ellenkező esetben a gráfot irányítottnak nevezzük. Irányított gráf esetén jelölje (i, j) az i csúcsból (kezdőpont) j -be (végpont) menő irányított élt, míg $[i, j]$ jelölje az i és j csúcsot összekötő irányítatlan élt. A továbbiakban irányított gráf esetén a $g_{ij} = 1$ azt fogja jelenteni, hogy él mutat az i -edik pontból a j -edik pontba, ugyanakkor a gráf irányított jellege miatt a $g_{ji} = 1$ kifejezésnek már nem feltétlenül kell teljesülnie, azaz a g szomszédsági mátrix nem feltétlenül szimmetrikus. Irányítatlan hálózat esetén a szomszédsági mátrixban minden él kétszer szerepel, így irányítatlan esetben a g szomszédsági mátrix mindig szimmetrikus.

Az i és j csúcsokat szomszédosnak nevezzük, ha van olyan (irányított) él, aminek i és j a végpontjai. Gyakran megkövetelik a gráfoktól a hurokélmentességet, valamint azt is, hogy ne tartalmazzon párhuzamos éleket. Az előbbi esetén azt követeljük meg, hogy az adott gráf ne tartalmazzon olyan élt, ami egy adott csúcsot önmagával köt össze, azaz $g_{ii} = 0$, $\forall i = 1, \dots, N$ esetén, míg az utóbbi esetén két csúcsot nem köthet össze egynél több él (irányított esetben irányonként értendő). A szakirodalom a hurokélmentes és párhuzamos élek nélküli gráfokat egyszerű gráfoknak nevezi. A szakirodalom teljes gráfnak hívja azt a gráfot, amelyben minden csúcs össze van kapcsolva az összes többivel. Egy N csúcsból álló teljes gráf összes kapcsolatának a száma a következőképp adható meg:

$$L_{max} = \frac{N(N-1)}{2} \quad (2.1)$$

⁴ Különbség a szóhasználatok kapcsán leginkább abból fakad, hogy a hálózat leginkább valóságos rendszerekre utal (számítógépek hálózata, egyének hálózata stb.), míg a gráf a hálózatok matematikai ábrázolásakor használatos.

Egy valóságos hálózatban L sokkal kisebb, mint L_{max} , vagyis a legtöbb valós hálózat ritka, azaz $L \ll L_{max}$. Ennek megfelelően a szomszédsági mátrixok is ritkák, azaz a mátrix elemeinek túlnyomó többsége 0. Tekintettel arra, hogy a valós hálózatok csúcsainak a száma igen magas is lehet, ugyanakkor a kapcsolatok száma alacsony, azaz a szomszédsági mátrix elemeinek jelentős része 0, így legtöbbször nem a szomszédsági mátrixot, hanem a kapcsolati mátrixot tárolják számítógépen annak nagy helyigénye miatt. A kapcsolati mátrix tehát a szomszédsági mátrix nullától különböző elemeit tartalmazza.

További fontos fogalom a gráfok kapcsán az **út**, melyet a későbbiekben használni fogok. Egy (irányított) gráfban út alatt pontoknak és éleknek egy olyan váltakozó sorozatát értjük, amelyben az egymást követő pontok a köztük lévő él végpontjai. Formálisan: az i és j csúcs között útnak nevezzük az $i = i^0, i^1, \dots, i^M = j$ (nem feltétlenül különböző) csúcsok sorozatát, melyek esetén $g_{i^m i^{m+1}} \neq 0, \forall m = 0, \dots, M-1$ esetén. **Útvonal** alatt továbbá egy olyan utat értünk az i és j csúcs között, melyet $i = i^0, i^1, \dots, i^M = j$ különböző csúcsok sorozata alkot és $g_{i^m i^{m+1}} \neq 0, \forall m = 0, \dots, M-1$. Az i és j csúcsok közötti **legrövidebb út** alatt azt pedig az útvonalat értjük, mely esetén az útvonalat alkotó különböző élek sorozatának elemszáma minimális. Ezzel összhangban adott i és j csúcsok távolságán a továbbiakban a köztük futó legrövidebb útban szereplők élek számát értjük, melyet a továbbiakban jelöljön $\rho_g(i, j)$. Irányítatlan hálózatok esetén az i -edik és a j -edik csúcs távolsága ugyanakkora, azaz $\rho_g(i, j) = \rho_g(j, i) \forall i, j = 1, \dots, N$, ugyanakkor irányított esetben ez az egyenlőtlenség nem feltétlenül igaz, sőt $i \rightarrow j$ út létezéséből nem következik $j \rightarrow i$ út létezése. A hálózatok további fontos tulajdonságai azok átmérője, illetve az átlagos úthossz.

2.2. Definíció. (A hálózat átmérője) Egy hálózat átmérőjén a legrövidebb úthosszak maximumát értjük, melyet jelöljön a továbbiakban ρ_g^{max} .

2.3. Definíció. (Átlagos úthossz) Az átlagos úthossz ($\overline{\rho}_g$) a hálózat pont-pont távolságainak az átlaga, formálisan:

$$\overline{\rho}_g = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \rho_g(i, j) \quad (2.2)$$

Az út fogalmához kapcsolódik egy, a hálózatok alapvető tulajdonságait meghatározó fogalom. Egy hálózatot **összefüggőnek** nevezünk, ha bármelyik két pontja között van a hálózat éleiből álló út. Ezzel párhuzamosan egy hálózat nem összefüggő, ha van legalább két olyan pontja, amelyet nem köt össze út, ekkor adott i és j csúcs esetén $\rho_g(i, j) = \infty$. Irányított gráfok esetén az összefüggés erős, ha minden csúcsból minden csúcs elérhető irányított úton, továbbá irányítatlan esetben az összefüggőség gyenge, ha az alapul szolgáló irányítatlan gráf összefüggő. Amennyiben egy hálózat nem összefüggő, úgy a hálózatot alkotó részhálózatokat komponenseknek vagy klasztereknek nevezi a szakirodalom. Ezen komponenseken belül bármely két csúcs között van út, de egyetlen további csúcs sem tehető hozzá a hálózathoz úgy, hogy ez a tulajdonsága megmaradjon. Amennyiben

egy hálózat több komponensből áll, úgy a szomszédsági mátrixa blokkdiagonális alakra hozható, azaz a főátlóra eső négyzetes blokkok kivételével minden más mátrixelem nulla lesz. Ez a tulajdonság kiemelten fontos nagyobb hálózatok összefüggőségének vizsgálatakor: egy hálózat szomszédsági mátrixa lineáris algebrai eszközökkel blokkdiagonálissá alakítható, amennyiben a hálózat nem összefüggő, továbbá azonosíthatók az összefüggő komponensek.

Egy hálózatban a csúcsok egyik legfontosabb tulajdonsága a foksám, valamint egy hálózat tulajdonságait jól leíró jellemzők az átlagos foksám, a foksámeloszlás, valamint a klaszterezettségi együttható, melyek formális definíciója a fenti jelölések mellett a következő.

2.4. Definíció. (Foksám) *Egy irányítatlan gráf i -edik csúcsának foksáma alatt azon élek számát értjük, melyeknek az i csúcs az egyik végpontja, azaz*

$$d_g(i) = |\{j : g_{ij} \neq 0\}| \quad (2.3)$$

Írányítatlan gráf esetén az élek száma (L) a csúcsok foksámának összegéből számítható, azaz

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N d_g(i) \quad (2.4)$$

Amennyiben a gráf irányított, úgy különbséget kell tenni a bejövő foksám („be-foksám”) és a kimenő foksám („ki-foksám”) között. Az előbbi az i -edik csúcsba befutó élek számát mutatja, formálisan $d_g^{be}(i) = |\{j : g_{ji} \neq 0\}|$, míg az utóbbi az i -edik csúcsból induló élek számát adja, formálisan $d_g^{ki}(i) = |\{j : g_{ij} \neq 0\}|$. Így irányított hálózatok esetén egy csúcs teljes foksáma a be-foksám és ki-foksám összegeként áll elő, azaz

$$d_g(i) = d_g^{be}(i) + d_g^{ki}(i) \quad (2.5)$$

Írányítatlan hálózat esetén az i csúcs foksáma közvetlenül megkapható a szomszédsági mátrix elemei segítségével, azaz az i csúcs foksáma megegyezik a hozzá tartozó sor vagy oszlop elemeinek összegével:

$$d_g(i) = \sum_{j=1}^N g_{ji} = \sum_{j=1}^N g_{ij} \quad (2.6)$$

Továbbá irányítatlan esetben, mivel a szomszédsági mátrix nullától különböző elemeinek száma $2L$, azaz az élek számának kétszerese, így felírható a következő azonosság:

$$2L = \sum_{i,j=1}^N g_{ij} \quad (2.7)$$

Írányított esetben a megfelelő sor- és oszlopösszeg adja a be- és ki-foksámokat:

$$d_g^{be}(i) = \sum_{j=1}^N g_{ij} \quad \text{és} \quad d_g^{ki}(i) = \sum_{j=1}^N g_{ji} \quad (2.8)$$

A fokszámot a szakirodalom (Barabási (2016), Bloch et al. (2019)) az úgynevezett centralitási mutatók közé sorolja, melyek egy adott csúcs hálózatban betöltött szerepének központiságát, meghatározó voltát hivatottak jelezni. Egy adott csúcs központi szerepének mérése során gyakran a mutató normált értékét számítják, azaz

$$\widehat{d}_g(i) = \frac{d_g(i)}{N-1} \quad (2.9)$$

A normált érték lehetővé teszi különböző méretű gráfok csúcsainak foksám szerinti központi szerepének összevethetőségét. A nagy foksámú pontokat a szakirodalom középpontnak vagy hubnak is nevezi.

2.5. Definíció. (Átlagos foksám) *Írányítatlan gráf esetén átlagos foksám alatt a hálózatot alkotó csúcsok foksámának átlagát értjük, azaz formálisan*

$$\overline{d}_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_g(i) = \frac{2L}{N} \quad (2.10)$$

Írányított gráfok esetén, mivel az összes él száma megegyezik a be-foksámok összegével, illetve a ki-foksámok összegével, azaz

$$L = \sum_{i=1}^N d_g^{be}(i) = \sum_{i=1}^N d_g^{ki}(i), \quad (2.11)$$

így írányított hálózatokban egy csúcs átlagos foksáma

$$\overline{d}_g^{be} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_g^{be}(i) = \overline{d}_g^{ki} = \sum_{i=1}^N d_g^{ki}(i) = \frac{L}{N} \quad (2.12)$$

2.6. Definíció. (Fokszámeloszlás) *A $p(k)$ fokszámeloszlás annak a valószínűsége, hogy a hálózatban egy véletlenszerűen kiválasztott csúcsnak éppen k legyen a foksáma, azaz $\forall i \in P$ és $\sum_{k=1}^{\infty} p(k) = 1$ esetén*

$$p(k) = P(d_g(i) = k) \quad (2.13)$$

Jelölje N_k a k foksámú pontok számát. Ekkor:

$$p(k) = \frac{N_k}{N} \quad (2.14)$$

A fokszámeloszlás kiemelkedő szerepet játszik a hálózatok elméletében. Egyrészt azért, mert a legtöbb hálózati tulajdonság kiszámításához ismerni kell a $p(k)$ értéket, pl. egy hálózat átlagos foksáma a fokszámeloszlás ismeretében a következőképp írható fel:

$$\overline{d_g} = \sum_{k=0}^{\infty} kp(k) \quad (2.15)$$

Másrészt a $p(k)$ függvény alakja a hálózati jelenségek jelentős részére jelentősen hat (pl. a hálózat robusztussága).

2.7. Definíció. (Klaszterezettség együttható) *A klaszterezettség⁵ együttható (K) megadja, hogy a hálózat egy adott pontjának a szomszédai milyen sűrűn kapcsolódnak egymáshoz, formálisan $\forall i \in P$ esetén*

$$K(i) = \frac{2L_i}{d_g(i)(d_g(i) - 1)}, \quad (2.16)$$

ahol L_i az i -edik csúcs $d_g(i)$ számú szomszédja közötti kapcsolatok számát jelenti. A kérdéses klaszterezettség együttható értéke mindig 0 és 1 közé esik: 0, ha az i -edik csúcs szomszédjai között nincs kapcsolat, 1, ha az i -edik csúcs szomszédjai teljes gráfot alkotnak, egyébként pedig annak a valószínűsége, hogy az i csúcs két véletlenszerűen kiválasztott szomszédja kapcsolatban van egymással. A helyi kapcsolatsűrűséget mérő $K(i)$ segítségével definiálható a teljes hálózat klaszterezettségét jellemző átlagos klaszterezettség együttható:

$$K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K(i) \quad (2.17)$$

A K átlagos klaszterezettség együttható annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott pont véletlenszerűen kiválasztott két szomszédja egymással kapcsolatban van.

2.8. Definíció. (Közelség) *Egy adott csúcs közelségén⁶ az adott csúcsból a gráf összes többi csúcsába vezető legrövidebb utak összegének reciprokát értjük, azaz i csúcs közelsége*

$$C(i) = \frac{1}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \rho_g(i, j)} \quad (2.18)$$

A közelség mutatószámot Bavelas (1950) definiálta először, ugyanakkor a fenti alakot, melyet szakirodalom a foksámhoz hasonlóan a centralitási mutatók közé sorol, először Sabidussi (1966) alkalmazta. Minél központibb szerepet tölt be a hálózatban egy adott csúcs, annál inkább közelebb van a többi csúcshoz, azaz távolságok összege kisebb, így a fenti közelségi mutató a reciprok vétele miatt nagyobb értéket vesz fel. Egy adott csúcs központi szerepének mérése során, a foksámhoz hasonlóan gyakran a mutató normált értékét számítják, azaz

⁵ Local Clustering Coefficient az angol nyelvű szakirodalomban.

⁶ Closeness Centrality

$$\hat{C}(i) = \frac{N-1}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \rho_g(i, j)} = (N-1)C(i) \quad (2.19)$$

2.9. Definíció. (Közöttiség) Egy adott csúcs közöttiségén⁷ az adott csúcson áthaladó legrövidebb utak számát értjük, azaz i csúcs közöttisége

$$B(i) = \sum_{s \neq t \neq i} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}}, \quad (2.20)$$

ahol σ_{st} az s és t csúcsok közötti legrövidebb utak száma, míg $\sigma_{st}(i)$ az s és t csúcsok közötti azon utak száma, melyek i csúcson keresztül haladnak.

A foksámhoz és a közelséghez hasonlóan a közöttiség is centralitási mutató, továbbá az összevethetőség érdekében gyakran normált formában számítják, azaz

$$\hat{B}(i) = \frac{2}{(N-1)(N-2)} B(i), \quad (2.21)$$

ahol a hányados az i csúcs nélkül a kapcsolatok maximális számát reprezentálja. A fentiek alapján minél inkább több legrövidebb úton van rajta egy adott csúcs, azaz minél inkább központi szerepet tölt be, annál magasabb lesz a közöttiség értéke.

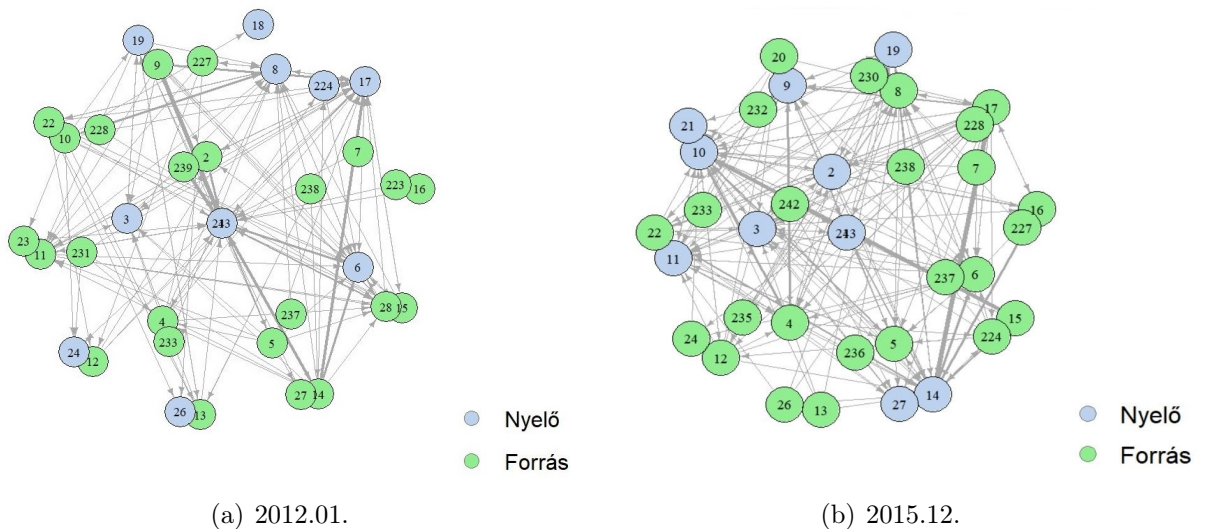
2.5.2. A vizsgált hálózatok jellemzői

A hálózati alapfogalmak és a hálózatok egészét jellemző mutatószámok definiálása után a következőken az FX-swap és a fedezetlen forinthitel-depo piaci adatok alapján kapott hálózatokat, illetve azok tulajdonságait mutatom be. Minden hálózati elemzés alapja, hogy az adatok milyen időtávon kerülnek aggregálásra. A napi vagy heti pénzügyi hálózatok jellemzően ritkák és nem összefüggőek, ezért a szakirodalomban leginkább olyan elemzések találhatók, melyek esetén az aggregálási szint havi vagy akár negyedéves. Az érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom Berlinger et al. (2017) cikkének 2. táblázatát, mely összefoglalóan tartalmazza, hogy pénzügyi hálózatok vizsgálata során hazai és nemzetközi vonatkozásban milyen aggregálási szintet alkalmaztak az egyes tanulmányokban. Napi szintű aggregálást alkalmazott León et al. (2018), míg havi szintre példa Berlinger et al. (2017) vagy Banai et al. (2015), míg negyedéves aggregálás mellett döntött Craig és von Peter (2014) vagy Fricke és Lux (2015). A továbbiakban kizárólag havi hálózatokat vizsgállok, azaz az adatok minden esetben havi szinten kerülnek aggregálásra. Tekintettel arra, hogy a későbbiekben az egyes hálózati mutatószámokat nem csak a teljes piacra, hanem lejáratú szegmensek esetén is kiszámítom, a hosszabb lejáratú szegmensek esetén a teljes piachoz képesti alacsonyabb tranzakciószám a havi frekvenciától rövidebb aggregálási szint alkalmazását nem teszi lehetővé, mivel a hálózat mérete ehhez nem bizonyult kellően nagygnak. Továbbá jelen kutatás célja nem csak az egyes

⁷ Betweenness Centrality

piacok hálózati mutatószámokkal való bemutatása, illetve leírása, hanem az azok közötti hasonlóságok és különbségek feltárása is, melyhez az összevethetőség érdekében egységes aggregáltsági szint alkalmazandó. Az aggregálás egyrészt információvesztéssel jár, ugyanakkor nagyobb stabilitást is biztosít.

Az adattisztított, outlier-szűrt FX-swap és fedezetlen forinthitel-depo piaci tranzakciók adatbázisát a fentieknek megfelelően először havi szintre aggregáltam SQL lekérdezések segítségével. Az aggregálás során a két partner közötti tranzakciókat swapok esetén az eladott összegek⁸, fedezetlen ügyletek esetén a szerződéses összegek mentén, előjelesen összegeztem annak érdekében, hogy a későbbiekben bemutatott irányított gráf reprezentációban két csúcs között csak 1-1 él fusson. Az előjeles összegzés célja az, hogy az egyes szereplők esetén eldönthető legyen, hogy az adott szereplő adott frekvencián végső soron deviza vagy forint likviditást nyújtott (forrás), vagy deviza vagy forint likviditás hiányos (nyelő) szerepet töltött be. Azaz pozitív előjellel vettem figyelembe a tranzakció értékét mindkét piac esetén, ha likviditást kapott egy adott szereplő és negatívval, ha likviditást nyújtott, így ezen előjeles értékek összegeként megkapható, hogy egy adott szereplő adott frekvencián forrás vagy nyelő szerepet töltött be. Ennek megfelelően két csúcs között egy irányított él futhat, mely esetén a nyíl a forrásból a nyelő felé fog mutatni. A 2.5 grafikonok a fedezetlen forinthitel-depo piac hálózati reprezentációit mutatják a rendelkezésemre álló adatbázis első (2012.01) és utolsó (2015.12) hónapjára vonatkozóan. A továbbiakban a gráf reprezentációk és a hálózati mutatószámok kalkulációja R szoftver felhasználásával, illetve az *igraph* programcsomag segítségével készültek.

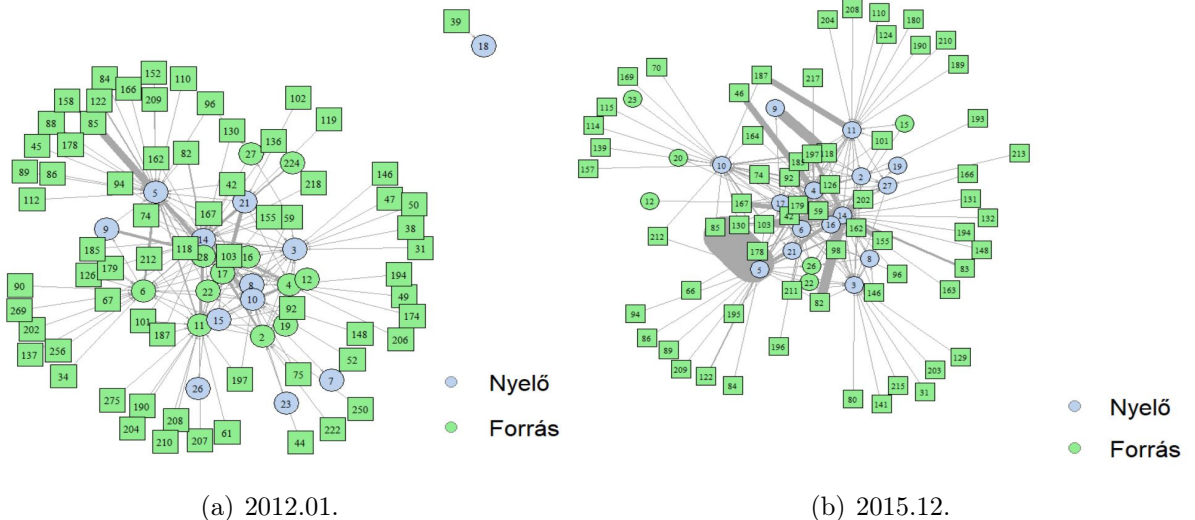


2.5. ábra. A fedezetlen forinthitel-depo piac havi hálózatának reprezentációja (2012.01 és 2015.12)

A 2.5 gráfok esetén a piaci szereplők között, az említetteknek megfelelően csak 1-1 él fut, melyek esetén a nyíl mindig a forintforrást felvevő felé mutat. Az élek vastagsága a

⁸ Mivel csak deviza/HUF irányú FX-swapok vannak az a tranzakciós adatbázisban, így az aggregálás minden esetben a forintban vett eladási összeg szerint valósul meg.

fenti gráfok esetén arányos a havi frekvencián kötött tranzakciók szerződéses értékeinek összegével, továbbá a kék csúcsok jelölik az adott hónapban végső soron nyelőket, míg zöld szín jelzi a végső soron forrásokat. A két gráfot összehasonlítva, ami szembetűnő, hogy a nyelők száma mindkét gráfon belül 10-10, ugyanakkor csak 3 olyan szereplő van, aki mindkét időszak alatt is nyelő volt. Továbbá szintén szembetűnő, hogy a 2015 decemberi hálózat sokkal sűrűbb, azaz jóval több élt tartalmaz, mint a 2012 januári. Tekintsük az FX-swap piac hasonló hálózati reprezentációját az említett két hónapra vonatkozóan.



2.6. ábra. Az FX-swap piac havi hálózatának reprezentációja (2012.01 és 2015.12)

A 2.6 gráfok alapján két fő különbség azonnal látható az FX-swap és a fedezetlen forinthitel-depo piac között. Az FX-swap piacon jóval több a piaci szereplő, mint a fedezetlen forinthitel-depo piacon, ugyanakkor ez nem meglepő, mivel ahogy azt az egyes tranzakciók elemzése során bemutattam, a tranzakciók jelentős hányada esetén a partner külföldi szereplő. A fedezetlen forinthitel-depo piac gráfjaihoz képest többlet-információt hordoz a gráf csúcsainak alakja: körrel jelöltem a belföldi, míg négyzettel a külföldi szereplőket. A második szembetűnő különbség a két piac gráfjait összevetve szintén a külföldi szereplőkhöz kapcsolódik: a külföldi szereplők túlnyomó többsége egyetlen belföldi szereplővel van kapcsolatban, emiatt a csúcsok jelentős részének nagyon kevés a kapcsolata van, azaz a fokszáma alacsony. Másképp fogalmazva csak a gráf reprezentációkra hagyatkozva az mondható el, hogy a fedezetlen forinthitel-depo piaci hálózatok sűrűbbek, mint az FX-swap piaci hálózatok. Az FX-swap piaci gráfok kapcsán kiemelendő, hogy a 2012 januári hálózat nem összefüggő, azaz a 39-es és 18-as azonosítójú szereplők nem kapcsolódnak a legnagyobb összefüggő komponenshez. A későbbiekben, mivel több hálózati mutatószám kizárólag összefüggő hálózatra számítható, ezért az összefüggőség kérdését részletesen fogom vizsgálni. A 2015 decemberi és 2012 januári gráfokat összevetve továbbá az látszik grafikus úton, hogy továbbra is számosság alapján a források dominálnak, valamint több vastagabb él fut az időben későbbi háló-

zat esetén, melyek a fedezetlen forinthitel-depo piachoz hasonlóan az adott hónapban a két partner közötti, előjelesen összegzett tranzakciók forintban vett összegével arányos. Azaz például a 2015 decemberi hálózat esetén az 5-ös és 85-ös piaci szereplők között ebben a hónapban nettó értelemben 1696 milliárd forint összegben történtek tranzakciók, ahol végső soron a 85-ös számú külföldi szereplő biztosított devizaforrást az 5-ös számú belföldi szereplőnek.

A továbbiakban az egyes hálózati jellemzőket, mutatószámokat az előzőekben ismertetett módon, havi szintre aggregált adatokon fogom számszerűsíteni. Ugyanakkor az egyes mutatószámokat már nem csak a teljes FX-swap és forinthitel-depo piacra fogom számszerűsíteni, hanem a futamidő szerinti részpiacokra is. A következő piacokat és részpiacokat fogom a következőkben elemezni:

- teljes forinthitel-depo piac, valamint teljes FX-swap piac
- forinthitel-depo piac esetén overnight és nem-overnight részpiacok
- FX-swap ügyletek esetén az 1-2 napos, 3 napos-1 hónapos, valamint az 1 hónap fölötti futamidejű ügyletek részpiacai
- FX-swap ügyletek esetén azon részpiac, mely kizárólag belföldi szereplőkből áll, azaz a csak belföldi partnerek által kötött tranzakciók részpiaca.

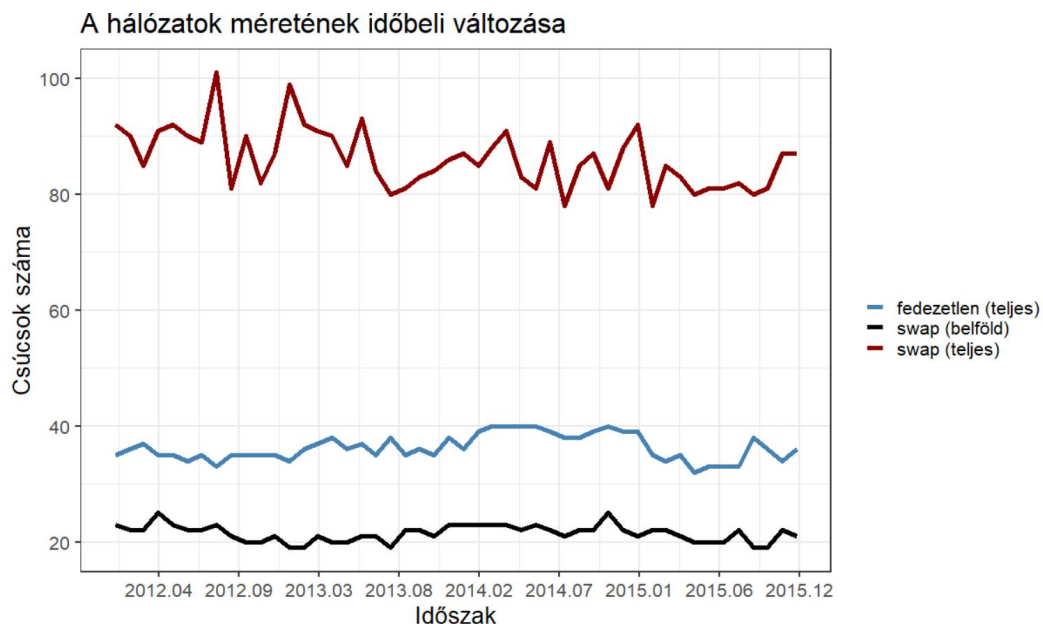
A fenti felsorolás utolsó pontjában megnevezett részpiac vizsgálatát a már említett tény indokolja, mely szerint az FX-swap piacok esetén jelentős a külföldi partnerek számossága, melyek jellemzően egy belföldi partnerrel vannak kapcsolatban. A csak belföldi partnerrel kötött tranzakciók részpiaca vélhetően jelentősen más eredményeket mutat majd az egyes nevezetes hálózati mutatószámok alapján, mint a teljes piac, így a vizsgálata indokolt. A hálózati mutatószámokat tehát havi hálózatokra fogom számszerűsíteni a fent megnevezett nyolc piac/részpiac bontásban, azaz összességében a vizsgált időhorizont⁹ 48 hónapja szerint a nyolc szegmensre összesen 384 mutatószámot kapok, melyeknek az időbeli alakulását grafikonokon közlöm. Ezen grafikonok segítségével egyrészt vizsgálható a havi hálózatok mutatószámainak időbeli alakulása, másrészt az egyes piacok hálózatainak összehasonlítása kapcsán megbízhatóbb következtetések vonhatóak le, mivel nem csak 1-1 adott hónapban kerülnek összevetésre a hálózatok, hanem 4 év minden hónapja tekintetében. Tekintettel arra, hogy egy grafikonon 8 szegmens mutatójának időbeli alakulása habár ábrázolható, ugyanakkor nehezen értelmezhető, így minden esetben két grafikont készítek egy adott mutató esetén:

- teljes forinthitel-depo és FX swap piacok, valamint a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac
- FX-swap futamidő szerinti részpiacok (1-2 napos, 3 napos-1 hónapos, 1 hónapon túli), valamint overnight és nem-overnight fedezetlen forinthitel-depo részpiacok.

⁹ 2012.01.01-2015.12.31.

A előző felsorolás második pontja szerinti grafikonokat minden esetben a Függelékben(F/6.) közlöm. Ennek az egyik oka, hogy különösen a hosszabb futamidők esetén a kapott havi hálózatok nem összefüggőek és a hálózatot alkotó szereplők száma is jelentősen csökken a teljes piachoz képest, így a kapott eredmények kellő óvatossággal kezelendők. Továbbá terjedelmi okok is indokolják a második pont szerinti grafikonok Függelékben(F/6.) való szerepeltetését.

Továbbá fontos megjegyezni, hogy a következőkben a havi hálózatok vizsgálata esetén irányítatlan gráfokat fogok alkalmazni, kivéve, ha külön nem jelzem, hogy az eredmények irányított gráfokon alapulnak. A pénzügyi hálózatok vizsgálata során leginkább az a fontos, hogy két piaci szereplő között van-e kapcsolat, annak iránya vagy nagysága kevésbé fontos, valamint az egyes mutatószámok és eredmények értelmezése, interpretálása is jelentősen könnyebb irányítatlan esetben. További oka, miért is irányítatlan gráfokkal dolgozom, hogy az FX-swap ügyletek fedezett ügyletek, azaz itt az irányok még kevésbé bírnak jelentőséggel, mint a fedezetlen forint hitel-depo piacok esetén. Mivel a kutatás egyik kiemelt célja az FX-swap és a forint hitel-depo piacok hálózati jellemzőinek összevetése, ezért az előzők alapján indokolt az irányítatlan gráfok alkalmazása és felhasználása. Megjegyzem, hogy a későbbiekben, ahol indokolt, figyelembe veszem a kapcsolatok irányát (forrás-nyelő elemzés, magsági mutatók), a hálózatokat alkotó élek súlyai pedig a későbbiekben bemutatott szimulációs modellben fognak leginkább megjelenni. A 2.7 grafikon a hálózatok méretének (csúcsok számának) időbeli alakulását mutatja.

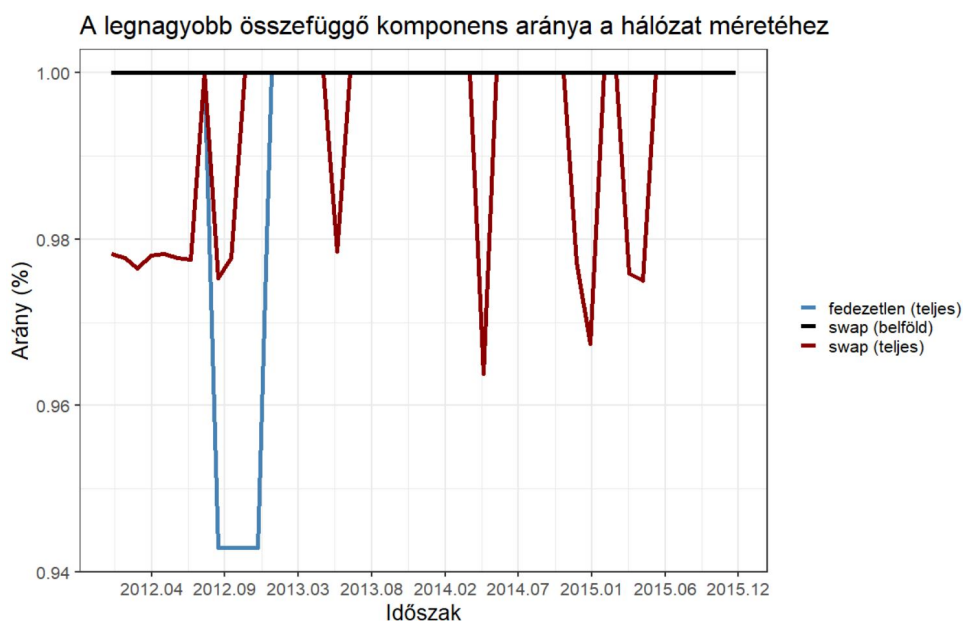


2.7. ábra. A hálózat méretének időbeli változása

A 2.7 grafikon alapján látható, hogy a hálózatot alkotó csúcsok száma a vizsgált piacok esetén időben stabilnak tekinthető, továbbá látható, hogy a teljes FX-swap piac esetében a legnagyobb a hálózatot alkotó csúcsok száma (átlagosan 86,2), míg a teljes

fedezetlen forinthitel-depo piac esetén a csúcsok száma kevesebb, mint fele az FX-swap piaci hálózatokhoz képest minden hónap esetén (átlagos csúcscsám 36.3). A legkevesebb szereplő a várakozásoknak megfelelően a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac esetén látható (átlagos csúcscsám 21.5). A futamidő szerinti részpiacok esetén (Függelék 4.9 ábra) az 1-2 napos, valamint a 3 nap-1 hónapos futamidő szerinti szegmensek esetén a csúcsok száma közel együtt mozognak és nem különböznek szignifikánsan a teljes FX-swap méretétől. Ugyanakkor a hosszabb, 1 hónapon túli szegmens esetén a csúcscsám jelentősen visszaesik (átlagosan 30.6) és leginkább az overnight és nem-overnight fedezetlen piacok méretével mozog együtt. Az overnight fedezetlen ügyletek esetén a hálózatok mérete nem meglepő módon együtt mozog a teljes piaccal (átlagos csúcscsám 33.6), míg a nem-overnight fedezetlen részpiacon valamelyest kevesebb piaci szereplő jelenik meg (átlagos csúcscsám 24.5).

A következőkben azt ellenőrzöm, hogy az egyes piacok esetén a havi hálózatok összefüggő-e, mivel több hálózati mutatószám kizárólag összefüggő hálózatokon szám-szerűsíthető. Azon felül, hogy az összefüggőség szükséges egyes neves hálózatelméleti mutatószámok meghatározásához, a vizsgálat segítségével továbbá képet kaphatunk arról, hogy az egyes piacokon vannak-e olyan szereplők, amelyek a többiekől elkülönülnek, azaz csak néhány szereplőnek nyújtanak deviza vagy forint forrást, és azok csak az előbbiektől vesznek fel deviza vagy forint forrást. Ehhez minden piac és részpiac esetén, minden hónapra vonatkozóan kiszámoltam a legnagyobb összefüggő komponens alkotá csúcsok számát, melyet elosztottam a hálózatot alkotó csúcsok számával. Amennyiben a hányados értéke 1, úgy a hálózat összefüggő, ugyanakkor amennyiben a hányados 1-től kisebb, úgy a hálózat több komponensre bomlik, melyeket nem köt össze él.



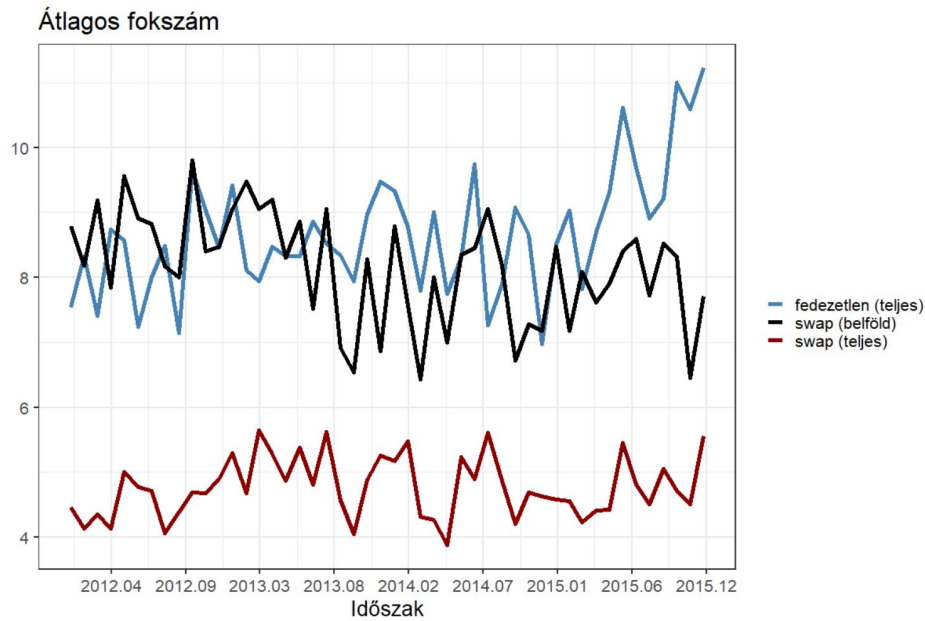
2.8. ábra. A legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez

A 2.8 grafikon alapján az látható, hogy a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap

részipiac esetén a havi hálózatok mindegyike a vizsgált teljes időhorizonton összefüggő. Ugyanakkor a teljes fedezetlen piac esetén a havi hálózatok 48 hónapból összesen 4 hónapban (2012.09-2012.12 között), míg a teljes FX-swap piac havi hálózatai 15 hónapban nem bizonyultak összefüggőnek. Ez azt jelenti, hogy az FX-swap piacok esetén nagyobb valószínűséggel találhatók a havi hálózatban olyan szereplők, amelyek a többiekől elkülönülnek, azaz csak egymásnak adnak deviza forrást és egymástól veszik azt fel. Ez az eredmény nem meglepő tudva azt, hogy az FX-swap piacokon nagy számságban jelen vannak külföldi szereplők, melyek között ott vannak a külföldi tulajdonú hazai bankok anyabankjai és a helyi leány túlnyomórészt devizaforrást vélhetően az anyabankjától vesz fel, az anyabank pedig kizárólag a saját leányának nyújt forrást a magyar piacon. A grafikon alapján viszont az is látható, hogy amennyiben nem bizonyult összefüggőnek egy havi hálózat, úgy a csúcspontoknak csak egy kis hányada nem része a legnagyobb összefüggő komponensnek, mivel fedezetlen esetben a havi arányszámok minimuma 94.3%, míg a teljes FX-swap piac esetén 96.4%, azaz a csúcsok túlnyomó többsége része a legnagyobb összefüggő komponensnek. Ez pedig összhangban van az előzőekkel, azaz vélhetően a nem összefüggő havi hálózat esetén egy külföldi tulajdonú hazai bank az anyabankjával együtt szakad le a legnagyobb összefüggő komponensről. A futamidő szerinti részpiacok esetén (Függelék 4.10 ábra) csak az overnight fedezetlen piac esetén bizonyult minden havi hálózat összefüggőnek, továbbá az 1-2 napos, illetve a 3 nap-1 hónap futamidejű FX-swap részpiacok esetén szintén igaz, hogy a csúcsok túlnyomó többsége a legnagyobb összefüggő komponens részei. Ugyanakkor az 1 hónapon túli futamidejű swap ügyletek piaca, valamint a nem-overnight fedezetlen ügyletek piaca esetén a havi hálózatok jellemzően nem összefüggőek, a legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez képest az előbbi esetben akár 38.5%-ra, míg utóbbi esetben 35%-ra is visszaeshet. A továbbiakban azon hálózati mutatók számításánál, melyek megkövetelik a hálózat összefüggőségét, mindig a legnagyobb összefüggő komponenst fogom alapul venni.

A 2.9 grafikon a vizsgált hálózatok csúcsai átlagos fokszámanak időbeli alakulását mutatja. Az átlagos foksza szám kalkuláció az előzőekben említettek szerint történt, azaz irányítatlan gráfok felhasználásával valósult meg.

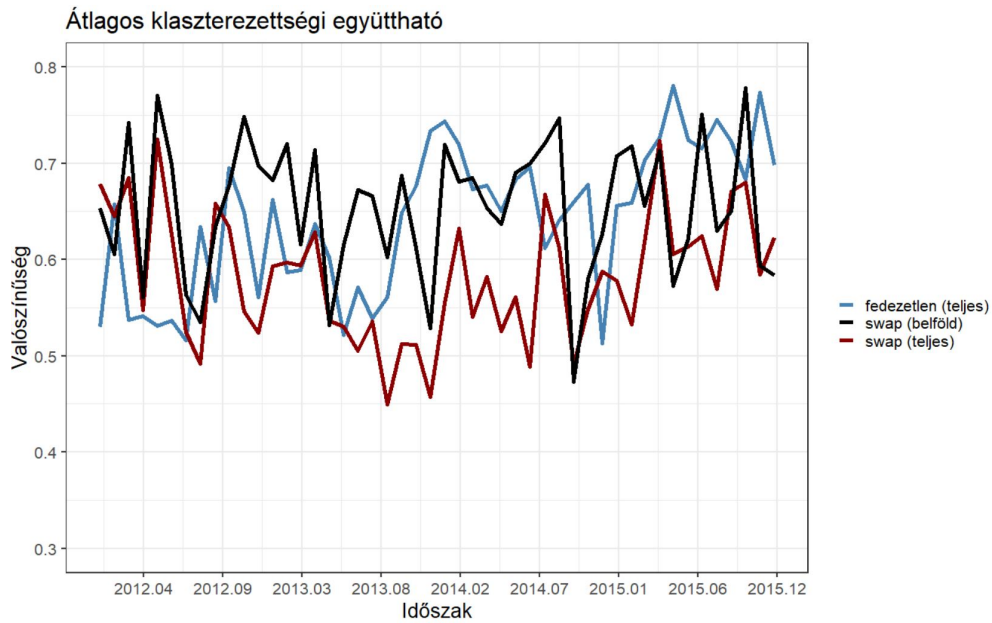
A 2.9 grafikon alapján látható, hogy a teljes FX-swap piac hálózatai esetén bizonyult időben a legalacsonyabbnak az átlagos foksza szám, azaz átlagosan ezen piac esetén rendelkeznek a legkevesebb kapcsolattal a gráfokat alkotó csúcsok. Vélhetően a teljes FX-swap piac havi hálózatai esetén az átlagos foksza számok alacsony volta annak köszönhető, hogy a külföldi szereplők jellemzően kevés belföldi szereplővel vannak kapcsolatban és ezt a belföldi szereplők átlagon felüli kapcsolatszáma nem képes ellensúlyozni. A teljes fedezetlen és a csak belföldi piaci szereplőket tartalmazó FX-swap részpiac átlagos foksza száma időben a vizsgált horizont végétől eltekintve nagyjából együtt mozog, továbbá a teljes fedezetlen piac esetén a havi hálózatok átlagos foksza számainak átlaga (8.67) csak kis mértékben haladja meg a belföldi szereplők alkotta swap piac hasonló mutatószámát (8.15). A futamidő szerinti részpiacokat (Függelék 4.11 ábra) tekintve az látható, hogy a havi



2.9. ábra. Átlagos foksám

hálózatok átlagos foksámai egyértelműen az overnight fedezetlen piac esetén a legmagasabbak, továbbá az átlagos foksámok átlaga (8.82) meghaladja a teljes fedezetlen piac hasonló mutatójának az értékét (8.67). Az 1-2 napos, illetve a 3 nap-1 hónapos futamidejű FX-swap részpiacok esetén az átlagos foksámok átlaga 3.99, illetve 3.43, míg a hosszabb, 1 hónap feletti futamidejű szegmensé 2.24, továbbá a nem-overnight fedezetlen részpiac esetén a hasonló mutatószám 2.55. Azaz FX-swap piac esetén az mondható el, hogy a futamidő növekedésével a havi hálózatok átlagos foksámai csökkennek, azaz minél magasabb futamidejű részpiacokat vizsgálunk, a csúcsok átlagosan annál kevesebb más csúccsal vannak kapcsolatban. Továbbá átlagosan a legkevesebb kapcsolattal a nem-overnight fedezetlen és az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap részpiac havi hálózatai rendelkeznek.

A 2.5.1 fejezetben közölt definíció alapján az átlagos klaszterezettségi együttható annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott pont véletlenszerűen kiválasztott két szomszédja egymással kapcsolatban van. Az átlagos klaszterezettségi együttható időbeli alakulását a 2.10 grafikon mutatja.

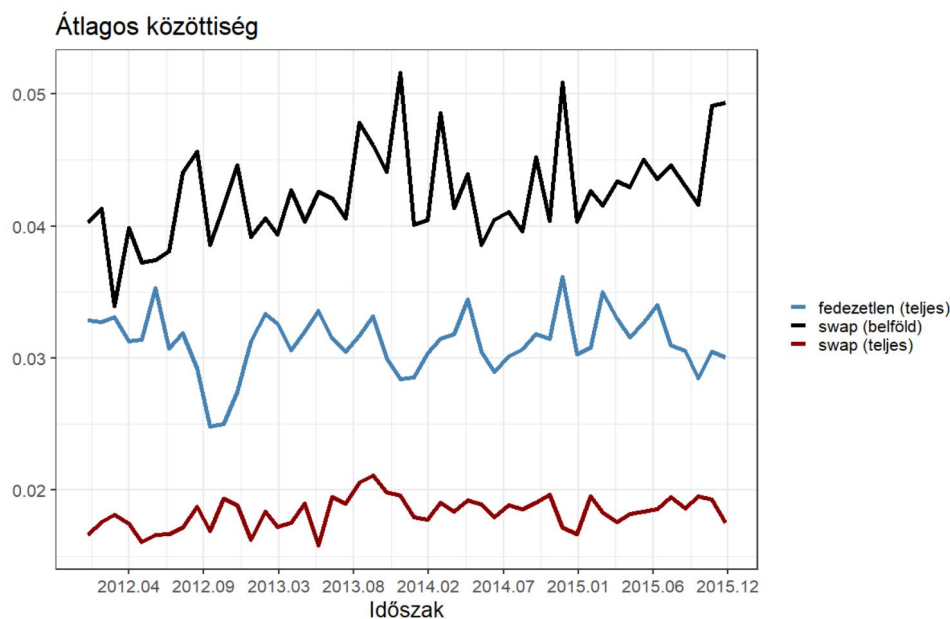


2.10. ábra. Átlagos klaszterezettségi együttható

A 2.10 grafikon alapján az látható, hogy az átlagos klaszterezettségi mutató a teljes FX-swap piac esetén a legalacsonyabb (átlagos együtthatók átlaga 0.58), míg a teljes fedezetlen piac és a csak belföldi piaci szereplőket tartalmazó FX-swap piac esetén a kérdéses együttható időben nagyjából együtt mozog (átlagos együttható átlaga teljes fedezetlen piac esetén 0.64, míg a belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac esetén 0.65). Az előzőek alapján az mondható el, hogy a teljes FX-swap piac esetén a legalacsonyabb annak a valószínűsége, hogy egy véletlenül kiválasztott csúcs véletlenszerűen kiválasztott két szomszédja kapcsolatban van egymással. Az eredmény abból a szempontból nem meglepő, hogy ha a véletlenszerűen kiválasztott csúcs egy külföldi piaci szereplő, amelynek ha egyetlen belföldi szereplővel van kapcsolata, azaz egy csúccsal szomszédos, ott a szomszédok közötti kapcsolatok száma definíció szerint 0, mely az átlagos klaszterezettségi együtthatót erősen befolyásolja. Ugyanakkor kiemelendő, hogy habár az átlagos fokszámot tekintve a teljes FX-swap piac az előző két piachoz képest szignifikánsan rosszabbul teljesít, azaz a csúcsok átlagos kapcsolatszámuk jelentősen kisebb, addig az átlagos klaszterezettségi mutató kapcsán ez nem feltétlenül igaz. Ez vélhetően annak tudható be, hogy a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap hálózat csúcsai alkotta részgráf átlagos fokszáma jóval magasabb, a hálózat sokkal sűrűbb és közelebb van egy teljes gráfhoz. Ezért a részpiac csúcsai esetén kapott magasabb klaszterezettségi együtthatók valamelyest képesek ellensúlyozni a külföldi szereplők 0 vagy 0 közeli együtthatóját a teljes FX-swap piac átlagos klaszterezettségi együtthatójának számítása során. A futamidő szerinti részpiacokat (Függelék 4.12 ábra) tekintve az overnight fedezetlen piac átlagos klaszterezettségi együtthatója a legmagasabb, míg a nem-overnight fedezetlen és az 1 hónap feletti futamidejű FX-swap piacok esetén a legkisebb a kérdéses mutató. Továbbá kiemelendő, hogy az eddigi számítások során az egyes együtthatók esetén az 1-2 napos, illetve a 3 nap-1 hónapos futamidejű FX-swap részpiacok rendszerint hasonlóan teljesítettek, ugyanakkor ez az átlagos klaszterezettségi együttható

tekintetében már nem igaz. Az 1-2 napos részpiac esetén az átlagos együtthatók átlaga 0.52, míg a 3 nap-1 hónap futamidejű szegmens esetén 0.32, azaz a rövidebb piac esetén jelentősen magasabb annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott csúcs két véletlenszerűen kiválasztott szomszédja kapcsolatban legyen.

A 2.11 grafikon az átlagos közöttség mutatószám időbeli alakulását mutatja. A közöttség a foksámhoz hasonlóan centralitási mutató, azaz egy adott csúcs hálózatban betöltött központi szerepét ragadja meg a csúcson áthaladó legrövidebb utak számának segítségével. Egy hálózatban minél több legrövidebb út halad át az adott csúcson, annál inkább központi szerepet tölt be. Amennyiben a kérdéses mutatószámot több hálózat esetén minden csúcs vonatkozásában kiszámítjuk és vesszük azok átlagát hálózatonként, úgy az átlagos érték alapján el lehet dönteni, hogy melyik hálózatban van több meghatározó csúcs, ahol is a meghatározó szerepet a rajtuk áthaladó legrövidebb utak számával mérjük. A 2.11 grafikon előtt megjegyzem, hogy a számítás során egy-egy csúcs közöttségi mutatószámát a 2.21 képlet szerint normáltam és ezen normált értékek átlagának alakulását mutatja a lenti grafikon. A normált forma alkalmazását az összevethetőség indokolja, mivel a vizsgált piacok esetén a hálózatok mérete eltérő.

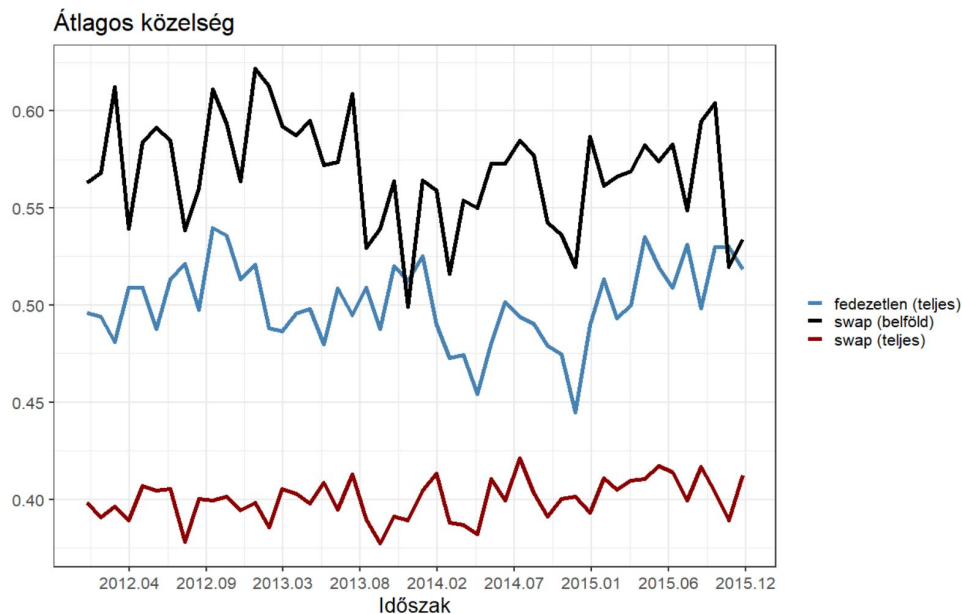


2.11. ábra. Átlagos közöttség

A 2.11 grafikon alapján látható, hogy áthaladó legrövidebb utak száma alapon a legkevesebb meghatározó csúcs vélhetően a teljes FX-swap piac havi hálózataiban található, míg a legtöbb vélhetően a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac havi hálózataiban fordul elő. A teljes fedezetlen piac esetén a havi hálózatok esetén az átlagos közöttség mutató minden vizsgált havi időablakon a teljes és a belföldi szereplők alkotta FX-swap piacok mutatószámai között található. Amennyiben tekintjük a futamidő szerinti részpiacokat (Függelék 4.13 ábra), az látható, hogy az 1-2 napos, illetve a 3 nap-1 hónap futamidejű swap részpiacok, valamint az overnight fedezetlen piacok átlagos közöttség mutatója együtt mozog és nagyon hasonlóak értéküket tekintve. Továbbá

jól látható, hogy ezen részpiacok mutató alapon a teljes FX-swap piachoz vannak közelebb, a teljes fedezetlen és a belföldi szereplők alkotta FX-swap piacok mutatószáma gyakorlatilag minden vizsgált hónap esetén meghaladják a futamidő szerinti részpiacok hasonló értékeit. A nem-overnight fedezetlen és az 1 hónapon túli szegmensek esetén a mutatószám jelentős volatilitást mutat, mely nyilván összefüggésben van a vizsgált legnagyobb összefüggő komponens méretének időbeli alakulásával, mely ezen két szegmens esetén a leginkább volatilis.

A 2.12 grafikon az átlagos közelség mutatószám időbeli alakulását mutatja. A közelség a foksámhoz és a közöttiséghez hasonlóan szintén centralitási mutató, mely az adott csúcs hálózatban betöltött központi szerepét az adott csúcsból a gráf összes többi csúcsába vezető legrövidebb utak összegeként reciprokaként ragadja meg. Minél inkább központi szerepet tölt be egy adott csúcs, annál inkább rövidebbek az összes többi csúcsba vezető, az adott csúcsból induló legrövidebb utak, így az összegek reciproka az adott csúcs központi szerepével nő. A 2.12 grafikon az átlagos közöttiséghez hasonlóan az egyes hálózatok csúcsai esetén számított közelségek átlagát mutatja a vizsgált időhorizonton, mely átlagos értékek alapján el lehet dönteni, hogy melyik hálózatban van több meghatározó csúcs a csúcsokból vezető legrövidebb utak hosszának összege alapján. A számítás során, az átlagos közelségnél írottakhoz hasonlóan jelzem, hogy az egy-egy csúcs közelségi mutatószámát a 2.19 képlet szerint normáltam és ezen normált értékek átlagának alakulását mutatja a lenti grafikon az összevethetőség érdekében.



2.12. ábra. Átlagos közelség

A 2.12 ábra alapján hasonló eredményt látunk, mint az átlagos közöttiség esetén: az adott mutatószám szerint vélhetően a legkevesebb meghatározó csúcs a teljes FX-swap piac hálózataiban található, míg a legtöbb a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac hálózataiban fordul elő. Továbbá a teljes fedezetlen piac hálózatainak mutatószáma kevés kivételtől eltekintve minden hónap esetén a már említett két piac hálózatainak

mutatószámai közé esik. A futamidő szerinti részpiacok (Függelék 4.14 ábra) esetén is hasonló eredményt kaptam: a kérdéses mutatószám alapján vélhetően az overnight fedezetlen piac esetén van a legtöbb meghatározó pont a havi hálózatokban, míg az 1-2 napos és a 3 nap-1 hónapos futamidejű szegmensek átlagos mutatószámai együttmozognak és szintben a teljes FX-swap piac hasonló értékeivel vannak. A nem-overnight fedezetlen és az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap részpiac esetén a kapott értékek ismét túl volatilisak ahhoz, hogy következtetéseket lehessen belőlük levonni. Azaz összességében az átlagos közelség esetében ugyanazon következtetések vonhatóak le, mint az átlagos közöttség esetén.

2.5.3. Véletlen és skálafüggetlen hálózatok

A továbbiakban a véletlen és a skálafüggetlen hálózatok alapvető matematikai tulajdonságait mutatom be, majd ezt követően a valós fedezetlen forinthitel-depo és FX-swap piaci hálózatokat tesztelem, hogy azok hordozzák-e a véletlen vagy a skálafüggetlen hálózatok alapvető jellemzőit.

A valós hálózatok legtöbbszörben nincs vagy nehezen felfedezhetőek az esetleges szabályszerűségek, így elsőre véletlenszerűnek tűnnek. A hálózattudomány igyekszik olyan modelleket megalkotni, melyek a valós hálózatok tulajdonságait a lehető leginkább képesek visszaadni, így a valós hálózatok kevésbé szabályszerű volta utat nyitott a véletlen hálózatok kutatásának. Véletlen hálózat alatt egy olyan hálózatot értünk, melyben N számú csúcsból képezhető párok mindegyike p valószínűséggel vannak összekötve egymással. A továbbiakban a véletlen hálózati modellt jelölje $G(N, p)$. A véletlen hálózatok tulajdonságainak feltérképezésében és megértésében Erdős Pál és Rényi Alfréd fontos szerepet játszott, így az ő tiszteletükre a véletlen hálózatokat Erdős-Rényi hálózatnak nevezik. Érdekes kérdés egy véletlen hálózat esetén, hogy ha adott N és p , akkor hány kapcsolat várható a hálózatban. Ehhez először annak a valószínűségét kell meghatározni, hogy pontosan L kapcsolat alakul ki a hálózatban, melyet jelöljön a továbbiakban p_L . Annak a valószínűsége, hogy egy véletlen hálózatban pontosan L él van, a következő:

$$p_L = \binom{\frac{N(N-1)}{2}}{L} p^L (1-p)^{\frac{N(N-1)}{2}-L} \quad (2.22)$$

A 2.22 képletben p^L adja annak a valószínűségét, hogy éppen L kapcsolat adódik a hálózatban, míg $(1-p)^{\frac{N(N-1)}{2}-L}$ tag adja annak a valószínűségét, hogy a fennmaradó esetekben¹⁰ nem alakul ki kapcsolat, míg az (ismétlés nélküli) kombináció azon különböző lehetőségek számát adja, ahányféleképpen létrejöhet L kapcsolat az N csúcsot tartalmazó hálózatban. Ez az összefüggés binomiális eloszlást ír le, így egy véletlen hálózatban a kapcsolatok várható száma ($[L]$) a következőképp adható meg:

¹⁰ N csúcs esetén az összekapcsolható párok maximális száma $\frac{N(N-1)}{2}$.

$$[L] = \sum_{L=0}^{\frac{N(N-1)}{2}} Lp_L = p \frac{N(N-1)}{2} \quad (2.23)$$

A fenti egyenletből a véletlen hálózatok átlagos fokszáma is megadható:

$$\overline{d_G} = \frac{2[L]}{N} = p(N-1), \quad (2.24)$$

azaz a véletlen kapcsolatok várható értéke $[L]$, így az N csúcs fokszámának összege várhatóan $2[L]$, melyet a csúcsok számával elosztva kapható az átlagos fokszám véletlen hálózatokban. Az előző két összefüggésből pedig levonható az a következtetés, mely szerint egy véletlen hálózatban p emelkedésével lineárisan változik a kapcsolatok átlagos száma és a csúcsok átlagos fokszáma.

Míg a valóságos hálózatokban a fokszámeloszlás sokféle lehet, addig a véletlen hálózatok fokszámeloszlása binomiális eloszlást követ, azaz

$$p(k) = \binom{N-1}{k} p^k (1-p)^{N-1-k}, \quad (2.25)$$

ahol p^k annak a valószínűsége, hogy egy adott csúcsnak pontosan k kapcsolata van, míg $(1-p)^{N-1-k}$ annak a valószínűsége, hogy a fennmaradó kapcsolat lehetőségek egyike sem teljesül, míg az (ismétlés nélküli) kombináció megadja, hogy az $N-1$ féle lehetséges kapcsolatból hányféleképpen választhatunk éppen k -t. Azaz az eloszlás alakja a hálózat nagyságától (N) és az élek valószínűségétől (p) függ. A valós hálózatok jellemzően ritkák, azaz $d_G \ll N$. Ezen feltétel mellett jellemzően a binomiális eloszlást követő fokszámeloszlás jól közelíthető Poisson-eloszlással:

$$p(k) = e^{-\overline{d_G}} \frac{\overline{d_G}^k}{k!} \quad (2.26)$$

Mivel a valós hálózatokra általában jellemző, hogy $\overline{d_G} \ll N$, ezért a legtöbb esetben, nagy hálózatok esetén a Poisson-eloszlás alapú közelítés alkalmazható. A Poisson-alak használata azért előnyös a binomiálishoz képest, mert az csak az átlagos fokszámtól ($\overline{d_G}$) függ, a hálózat méretétől (N) már nem, így több hálózati jellemző egyszerűbben kifejezhető, illetve számszerűsíthető.

A következőkben az úgynevezett „kis világ” tulajdonságot definiálom, melyet a valós hálózatokra a későbbiekben tesztelni is fogok.

2.10. Definíció. (Kisvilág tulajdonság) Azon hálózatokat mondjuk „kisvilág” tulajdonságúnak, amelyek esetén az átlagos úthossz a hálózat méretéhez képest relatíve alacsony. A kis világ jelenség matematikai alakban a következő:

$$\overline{\rho_G} \approx \frac{\ln(N)}{\ln(\overline{d_G})} \quad (2.27)$$

A 2.27 összefüggés azt mutatja, hogyan függ az átlagos távolság a csúcspontok (N) szá-

mától, illetve az átlagos fokszámtól ($\overline{d_G}$). Általában $\ln(N) \ll N$, tehát a $\overline{\rho_G}$ értékének $\ln(N)$ -től való függése azzal jár, hogy véletlen hálózatok esetén a távolságok nagyságrendekkel kisebbek a hálózat méreténél. A 2.27 összefüggés alapján tehát a kis világ tulajdonság alatt azt értjük, hogy $\overline{\rho_G}$ logaritmikusan függ a hálózat nagyságától (N), azaz $\overline{\rho_G}$ az $\ln(N)$ -nel arányos és nem N -nel. A véletlen hálózatok kis világ tulajdonságait és fenti közelítő egyenletet először Kochen és Sola Pool (1978) tárgyalta és fogalmazta meg, illetve bemutatta, hogy a véletlen hálózati modell megfelelő magyarázattal szolgál a kis világ jelenség eredetére. Maga a kis világ tulajdonság ugyanakkor az egyes hálózati mutatószámok alakulásával is jól megragadható: az átlagos legrövidebb úthossz a hálózat méretéhez képesti alacsony volta, a magas klaszterezettségi együttható vagy az átlagos legrövidebb úthossz arányossága a hálózat méretének logaritmusával a vizsgált hálózat kis világ tulajdonságára utalnak (Newman (2003)).

A véletlen hálózatok fokszámeloszlása az előzőekben bemutatottak alapján binomiális eloszlást követ, amely jól közelíthető Poisson-eloszlással $d_G \ll N$ esetén, ugyanakkor a valós hálózatok fokszámeloszlását a Poisson-eloszlás nem írja le jól (Barabási (2016)). A valós hálózatokban jellemzően több a sok más csúccsal kapcsolatban álló csúcs, mint amennyit a véletlen hálózati modell meg tudna magyarázni. Továbbá Barabási (2016) alapján a véletlen hálózatok több más hálózati jellemzőben (pl. klaszterezettségi együttható, összekapcsoltság) is jelentősen elértnek a valós hálózatokon tapasztaltaktól, azaz összességében a véletlen hálózatokkal valós hálózatokat pontosan leírni nem lehetséges. Ezért hálózatalméleti vizsgálatok során a véletlen hálózati modell jellemzően viszonyítási alapként funkcionál, azaz a vizsgálandó valós hálózatot vetik össze egy véletlen hálózattal annak érdekében, hogy eldöntsék, az véletlenül bukkant-e fel. Amennyiben a vizsgált hálózat nem mutatja a véletlen hálózat jegyeit, úgy az szabályszerűsége utal. A valós hálózatok véletlen hálózatokkal történő összevetését a következő fejezetben fogom elvégezni.

Tekintettel arra, hogy a valós hálózatok általában nem írhatóak le véletlen hálózatok segítségével, illetve a szakirodalom (Fricke és Lux (2015), Fukker (2017)) alapján a pénzügyi hálózatok jellemzően skálafüggetlen tulajdonságot mutatnak, így a következőkben a skálafüggetlen hálózatok legfőbb matematikai tulajdonságait mutatom be.

Valós hálózatok fokszámeloszlásának vizsgálata során már említésre került, hogy a Poisson-eloszlás rossz közelítés, ugyanakkor bizonyos valós hálózatok¹¹ csúcsainak fokszámai log-log skálán viszont jól illeszkednek egy egyenes vonalra. Azaz ezen hálózatok esetén a fokszámeloszlás jól becsülhető a következőképp:

$$p(k) \sim k^{-\gamma} \quad (2.28)$$

A 2.28 egyenlet szerinti eloszlást hatványfüggvény-eloszlásnak, míg a γ -t fokszámkitevőnek nevezik. Amennyiben mindkét oldal logaritmusát vesszük, a következő adódik:

¹¹Pl. világháló fokszámeloszlása (Barabási (2016)).

$$\log(p(k)) \sim -\gamma \log(k) \quad (2.29)$$

Azaz hatványfüggvény-eloszlás esetén $p(k)$ lineárisan függ $\log(k)$ -től, az egyenes meredeksége pedig épp γ . A fentieknek megfelelően egy hálózatot skálafüggetlen hálózatnak nevez a szakirodalom, amennyiben a fokszámeloszlása hatványfüggvénnyel írható le. Skálafüggetlen hálózatra valós példa a világháló gráfja (Barabási (2016)). Mivel a csúcsok fokszámai nemnegatív egészek, ezért annak a valószínűsége, hogy egy adott csúcsnak pontosan k kapcsolata van, a következő:

$$p(k) = Ck^{-\gamma} \quad (2.30)$$

A 2.30 képletben a C konstans a normálási feltétel határozza meg, azaz

$$\sum_{k=1}^{\infty} p(k) = 1 \quad (2.31)$$

Az előző két összefüggésből (2.30 és 2.31) adódik, hogy

$$C = \frac{1}{\sum_{k=1}^{\infty} k^{-\gamma}} = \frac{1}{\zeta(\gamma)} \quad (2.32)$$

A $\zeta(\gamma)$ -t a szakirodalom Riemann-féle függvénynek nevezi. A legfontosabb különbség a skálafüggetlen és véletlen hálózatok között a fokszámeloszlás farkához köthető, azaz k nagy tartományában milyen a $p(k)$ eloszlás:

- a k kisebb értékeinél a hatványfüggvény a Poisson-függvény felett van, azaz ellentétben a véletlen hálózatokkal a skálafüggetlen hálózat sok kis fokszámú csúcsot tartalmaz
- ha k az átlagos fokszámérték közelében van, akkor a Poisson-eloszlás halad a hatványfüggvény felett, azaz a véletlen hálózatban a csúcsok többségének az átlagoshoz közeli fokszáma lesz
- amennyiben k nagy, akkor a hatványfüggvény a Poisson-eloszlás felett van, így a véletlen hálózathoz képest a skálafüggetlenben jellemzően jóval nagyobb számosságban fordulnak elő magas fokszámú csúcsok.

Az előzőek alapján a véletlen hálózatokból hiányoznak a magas fokszámmal rendelkező csúcsok (hubok), illetve a fokszámeloszlás sem követ hatványfüggvény-eloszlást, melyek a legtöbb valós hálózatra ugyanakkor jellemzőek. Ez a probléma számos új kutatást indukált az Erdős-Rényi modellekkel kapcsolatban, melyek legfontosabb megállapításai a következők:

- A véletlen hálózati modellben a csúcsok száma (N) állandó, ugyanakkor a valós hálózatok esetén a csúcsok száma növekszik az új csúcsok hozzáadása miatt, így a statikus véletlen modell valós hálózatok modellezéséhez kevésbé használható.

- A véletlen hálózati modellben egy adott csúcs partnerei közötti kapcsolat véletlenszerűen jön létre, ugyanakkor valós hálózatok esetén az új csúcsok leginkább a magasabb fokszámú csúcsokhoz kapcsolódnak, melyet a szakirodalom preferenciális kapcsolódásnak nevez.

Azaz a véletlen hálózatok a valós hálózatoktól leginkább a csúcsok számának növekedése és a preferenciális kapcsolódás szerint térnek el, melyek a hálózatok fokszámeloszlásának kialakulásában kulcsszerepet töltenek be. Annak a felismerése, hogy az említett két tulajdonság a valós hálózatokban együtt vannak jelen vezetett el a Barabási-Albert modellhez, melynek segítségével skálafüggetlen hálózatok generálhatók. A Barabási-Albert modell működésének leírását a teljesség igényével a Függelékben(F/7.) közlöm.

2.5.4. A vizsgált hálózatok kapcsolata a véletlen és skálafüggetlen hálózatokkal

A következőkben azt fogom vizsgálni, hogy az előzőekben vizsgált valós hálózatokban van-e érdemi struktúra, amelyhez a már bemutatott Erdős-Rényi véletlen hálózatokkal fogom összevetni a valós hálózatokat. A vizsgálat során a generált Erdős-Rényi véletlen hálózatok átlagos klaszterezettségi mutatóját fogom összevetni a valós hálózatok hasonló mutatójával és amennyiben a két mutató különbsége 0-hoz közeli lesz, úgy az a következtetés vonható le, hogy a valós hálózat nem rendelkezik érdemi struktúrával. Az összevetéshez felhasznált véletlen hálózat generálásához szükséges az N és p paraméterek meghatározása, melyet a valós hálózatból szokás levezetni. A csúcsok száma (N) természetesen mindig megegyezik a valós hálózat csúcsainak számával, míg a p paramétert a következőképp szokás meghatározni a valós hálózat paraméterei alapján:

$$p = \frac{\overline{d_G}}{N - 1} \quad (2.33)$$

Azaz a generált véletlen hálózatok esetén annak a valószínűsége, hogy két véletlenszerűen kiválasztott csúcs között van kapcsolat, a valós hálózatok átlagos fokszámának és a valós hálózatok csúcsai számának eggyel csökkentett értéke szerinti hányados, ahol egy adott csúcs maximálisan $N - 1$ másik csúccsal lehet kapcsolatban. A következőkben pontokba szedve foglalom össze, milyen valós hálózatokat vettem alapul és milyen módszerrel generáltam véletlen hálózatokat a fedezetlen és FX-swap piaci havi hálózatokhoz.

1. a már bemutatott nyolc szegmens¹² mindegyike esetén 48 (havi) valós hálózat áll rendelkezésre
2. a 384 valós hálózathoz ugyanennyi Erdős-Rényi véletlen hálózatot generáltam a következőképp:

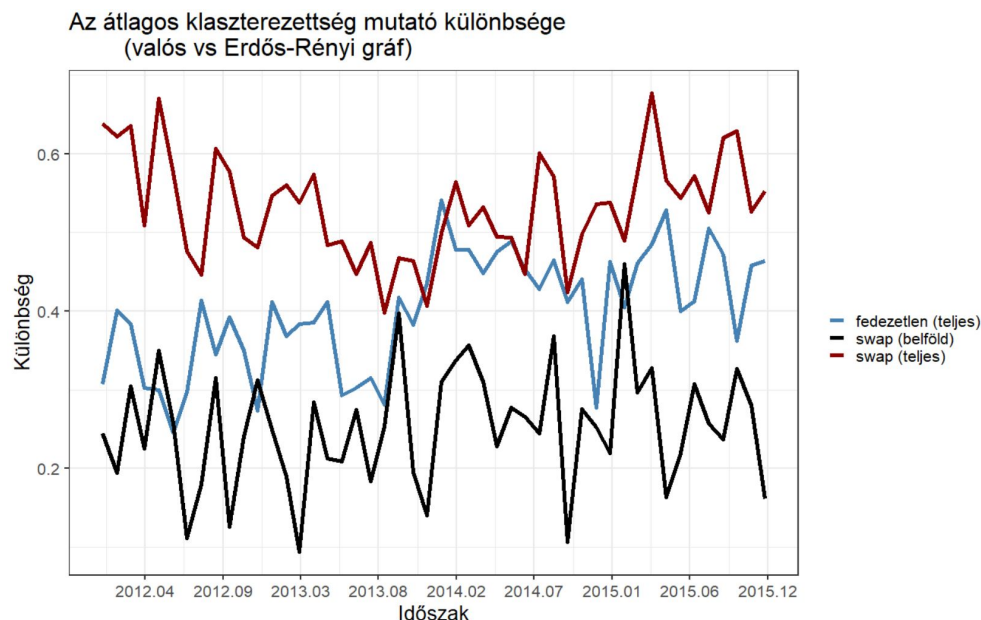
¹²Teljes fedezetlen és FX piacok, 1-2 napos, 3 nap-1 hónapos és 1 hónapon túli futamidejű FX-swap részpiacok, illetve overnight és nem-overnight fedezetlen részpiacok.

- (a) fedezetlen piacok esetén a csúcsok száma megegyezik a valós hálózatéval, a p paramétert pedig a 2.33 képlet alapján számszerűsítem
- (b) FX-swap piacok esetén belföldi szereplő belföldi és külföldi szereplővel is köthet ügyletet, ugyanakkor külföldi szereplő csak belföldivel. Ezért a véletlen hálózat a következő két gráf uniójaként áll elő:

- i. véletlen gráf, mely csúcspontjainak száma megegyezik a valós hálózatban szereplő belföldi szereplők számával, míg a p paramétert a 2.33 képlet alapján számszerűsítem (belföldi szereplők részgráfja)
- ii. véletlen páros gráf, mely esetén a belföldi és a külföldi piaci szereplők halmaza két diszjunkt halmaz és kapcsolat (él) csak két diszjunkt halmazba sorolt csúcs között lehet. A két diszjunkt halmaz elemszáma megegyezik a valós hálózatban lévő belföldi és külföldi piaci szereplők elemszámával, továbbá a két diszjunkt halmaz egy-egy pontja között p valószínűséggel fut él, melyet a 2.33 képlet határoz meg (belföldi és külföldi szereplők alkotta részgráf).

3. minden szegmens esetén, minden hónapra kiszámítottam a valós hálózat és a generált Erdős-Rényi véletlen hálózat átlagos klaszterezettségi mutatójának a különbségét.

A 2.13 grafikon az átlagos klaszterezettségi mutatók különbségének időbeli alakulását mutatja a teljes fedezetlen és FX-swap piac, illetve a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiacok esetén.



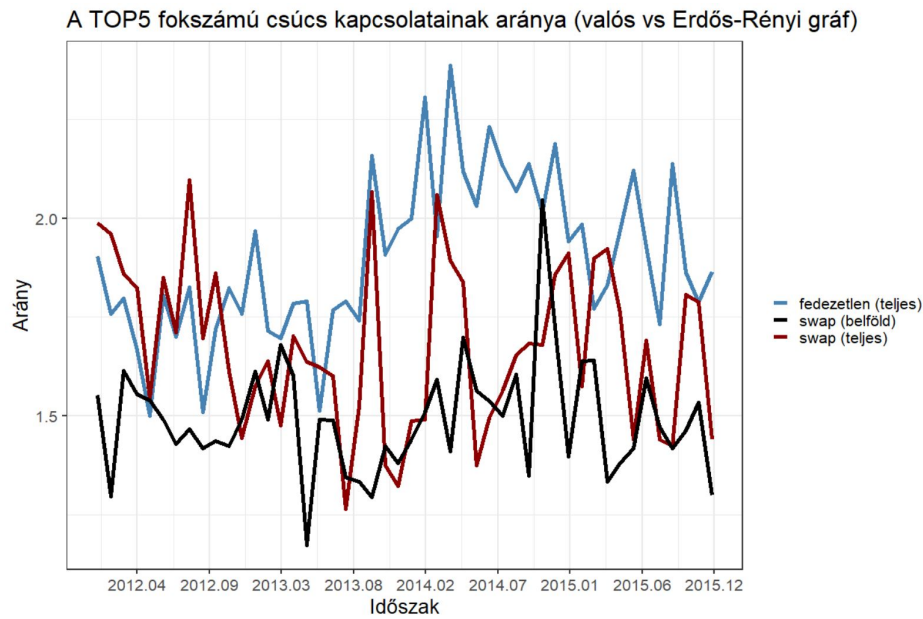
2.13. ábra. Az átlagos klaszterezettségi mutatók különbsége valós és Erdős-Rényi gráfok esetén

A 2.13 grafikon alapján jól látható, hogy az átlagos klaszterezettségi mutató szerint egyik szegmens esetén sem tekinthetők a havi hálózatok véletlen hálózatoknak, azaz

van érdemi struktúra mindhárom esetben. Szintén jól látható, hogy a véletlen hálózatoktól leginkább a teljes FX-swap piac havi hálózatai különböznek (átlagos különbség 0.52), míg a legkevésbé a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piaci hálózatok (átlagos különbség 0.25), továbbá a vizsgált időhorizonton az esetek többségében a fedezetlen piac havi hálózatainak és a véletlen hálózatoknak a különbsége az előző két piac mutatói közé esik (átlagos különbség 0.39). Amennyiben a futamidő szerinti részpiacokat is tekintjük (Függelék(F/8.) 4.15 ábra), úgy az látszik, hogy a véletlen hálózatoktól vett különbség a futamidő növekedésével csökken. Azaz míg FX-swap piacok esetén az 1-2 napos futamidejű szegmens átlagos különbség mutatója 0.52, addig a 3 nap-1 hónapos szegmensé 0.27, valamint az 1 hónapon túli futamidejű szegmensé 0.07. A fedezetlen piacok esetén az overnight részpiac átlagos különbség mutatója 0.38, míg a nem-overnight részpiacé 0.09. A fenti eredmények arra is rávilágítanak, hogy a vizsgált havi hálózatokra jellemző a kisvilág tulajdonság, ami egyrészt a magas átlagos klaszterezettségi mutatók alapján a hálózatok általános jellemzőinek tárgyalása során közölt grafikonon (2.10 ábra) is jól látható, továbbá a véletlen és valós hálózatok átlagos klaszterezettségi mutatói különbségének magas volta is ezt jelzi. Továbbá az is megállapítható, hogy a lejárat növekedésével a kisvilág tulajdonság egyre kevésbé jellemzi a havi hálózatokat.

A véletlen hálózatoktól való különbözőséget az átlagos klaszterezettségi együttható különbsége mellett a hálózatokat alkotó csúcsok fokszáma alapján is vizsgáltam. Az előző fejezetben említésre került, hogy a valós hálózatokban jellemzően több a sok más csúccsal kapcsolatban álló csúcs, mint amennyit a véletlen hálózati modell meg tudna magyarázni, azaz a valós hálózatokat jellemzően több kisebb fokszerű csúcs és kevesebb nagy fokszerű csúcs (hub) alkotja, mint a véletlen hálózatokat. Úgy is fogalmazhatunk, hogy a valós hálózatokban általában kis számban előfordulnak olyan csúcspontok, melyeknek a fokszáma olyan magas, amit a véletlen modell nem tud magyarázni. Ezen tulajdonság ellenőrzéséhez az átlagos klaszterezettségi mutató vizsgálata során említett módszer segítségével minden vizsgált piac minden havi hálózatahoz generáltam véletlen hálózatot, majd megkerestem a valós és véletlen hálózatokban az öt-öt legnagyobb fokszerű csúcsot és képeztem hálózatonként ezen öt-öt csúcs fokszerűségeinek az összegét. Amennyiben a valós hálózatokra igaz, hogy a véletlen hálózatokhoz képest sokkal inkább jelen vannak a csomóponti funkciót betöltő szereplők, úgy azt kell látnunk, hogy a valós hálózatokban az öt legnagyobb fokszerű csúcs kapcsolatainak a száma jelentősen meghaladja a véletlen hálózatok hasonló mutatószámát. A 2.14 grafikon a valós és véletlen hálózatok öt-öt legnagyobb fokszerű csúcsának fokszerűösszegéből képzett hányados időbeli változását mutatja.

A 2.14 grafikon alapján látható, mindhárom vizsgált mutató esetén a kérdéses arányszám szinte minden esetben 1 fölött van, azaz a TOP5 csúcs kapcsolatainak a száma a várakozásnak megfelelően akár jelentősen is meghaladhatja a véletlen hálózatok hasonló mutatószámát. Az időben átlagolt arányszám a teljes fedezetlen piac havi hálózatainak esetén a legmagasabb (1.87), míg a teljes FX-swap piac esetén az átlagos arányszám meghaladja a belföldi szereplők alkotta részpiac esetén kapott értéket (1.65 és 1.45).



2.14. ábra. A TOP5 fokszerű csűcs kapcsolatainak aránya (valós és Erdős-Rényi gráfok)

A kapott arányszámok összességében a havi hálózatok skálafűggetlenségére utalnak. Amennyiben tekintjük a futamidő szerinti részpiacokat (Fűggelék(F/8.) 4.16 ábra), hasonló eredményt kapunk: a nem-overnight fedezetlen részpiac kivételével minden esetben a kérdéses arányszám 1 fölötti, míg a nem-overnight esetben is 48 esetbűl összesen 5-szűr esett 1 alá a TOP5 csűcs kapcsolatainak arányát megragadó mutató. A kérdéses mutatószám időben vett átlaga alapján az látható, hogy a futamidő emelkedésével az átlagos arányszám csűkken, azaz közelítűnk a véletlen hálózatok TOP5 csűcsa szerinti kapcsolatszámhoz. A részpiacokon kapott eredmények arra utalnak, hogy ezen piacok havi hálózatai is vélhetően skálafűggetlenek, ugyanakkor a futamidő emelkedésével a skálafűggetlenség gyengűl.

Ahogy az már említésre került, a valós hálózatok ritkán ragadhatóak meg véletlen hálózatok segítségével, mivel a valós hálózatokban általában jóval több kiugróan magas foksűrű, hub funkciót betűltű szereplű van, mint amire a véletlen hálózat magyarázatot adna. Továbbá a valós hálózatokban jellemzően a néhány magas foksűrű csűcshez sok alacsony foksűrű csűcs társul, melyet szintén nem képes megragadni a véletlen hálózat. Az elűzű fejezetben bemutatott skálafűggetlen hálózatok viszont már képesek megragadni a valós hálózatok elűzűekben említett jellemzőit, így a következűekben a valós hálózatok skálafűggetlen voltát fogom vizsgálni. A skálafűggetlen hálózatok definíciója alapján azon hálózatokat nevezzűk skálafűggetlennek, amelyek esetén a foksűrűeloszlás hatványfűggvénnyel írható le. Ennek megfelelően a valós hálózatok foksűrűeloszlását fogom vizsgálni a következűképpen:

1. Adott a már bemutatott nyolc szegmens mindegyike esetén 48 (havi) valós hálózat.
2. Lineáris regressziót illesztettem minden szegmens minden havi hálózata esetén a

2.29 összefüggés alapján, amely esetén az eredményváltozó a valós havi hálózat (empirikus) fokszámoszlásának logaritmus, míg az eredményváltozó a csúcsokhoz tartozó fokszaomok logaritmus.

3. A becsült lineáris regressziók két paraméterét, illetve a korrigált R^2 mutatókat minden szegmens minden havi hálózatára kiszámítottam.
4. Meghatároztam szegmensenként a havi adatokon becsült paraméterek átlagát, szórását és relatív szórását, valamint az átlagos R^2 mutató értékét.

Az átlagos R^2 mutató az eddig vizsgált nyolc szegmens esetén azt fogja megragadni, hogy a valós hálózatokat mennyire jellemzi a skálafüggetlen hálózatok azon tulajdonsága, mely szerint a fokszámoszlás logaritmus a fokszaom logaritmusának függvényében lineáris. Továbbá ezen R^2 mutatók az egyes szegmensek skálafüggetlen tulajdonságának erősségét is kifejezi. A becsült paraméterek relatív szórása pedig a lineáris regressziós paraméterek időbeli stabilitásának az indikátorai. A kérdéses paramétereket a 2.2 táblázat foglalja össze.

Piac/részipiac	Konstans (β_0)	Merekekség (β_1)	R^2	β_0 szórása	β_1 szórása	β_0 relatív szórása	β_1 relatív szórása
fedezetlen (teljes)	-1.68	-0.6	0.47	0.31	0.13	0.18	0.22
fedezetlen (O/N)	-1.79	-0.54	0.39	0.3	0.13	0.17	0.24
fedezetlen (nem O/N)	0.24	-1.72	0.58	0.83	0.77	3.41	0.45
swap (teljes)	-1.13	-1.09	0.68	0.18	0.07	0.16	0.07
swap (1-2 nap)	-1	-1.16	0.64	0.23	0.1	0.23	0.08
swap (3 nap-1 hó)	-0.63	-1.34	0.69	0.25	0.11	0.4	0.08
swap (>1 hó)	0.57	-2.06	0.76	0.49	0.51	0.86	0.25
swap (belföld)	-2.06	-0.28	0.13	0.41	0.2	0.2	0.73

2.2. táblázat. A fokszámoszlás logaritmusára illesztett regressziók statisztikái

A 2.2 táblázat alapján az látható, hogy a fokszámoszlás logaritmusára a fokszaom logaritmusának felhasználásával illesztett regressziók az FX-swap piacok esetén jelentősen jobban illeszkednek, mint a fedezetlen piacok esetén, azaz míg az átlagos R^2 mutató a teljes FX-swap piac esetén 0.68, addig a teljes fedezetlen piac esetén 0.47. Továbbá az is látható a magyarázó erő kapcsán, hogy minél hosszabb futamidejű szegmenst tekintünk, annál jobban illeszkedik a kérdéses lineáris regresszió, azaz egyre inkább mutatják a skálafüggetlenség jegyeit, ugyanakkor a gráfokat alkotó kis elemszámok miatt a nem-overnight fedezetlen és az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap részpiacok kellő óvatossággal kezelendők. A legrosszabb magyarázó erő a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac esetén látható. A becsült paraméterekből az látható, hogy az FX-swap piac esetén a regressziók meredekebbek, mint a fedezetlen piac esetén, mely azt jelzi, hogy az FX-swap piacok hálózataiban nagyobb valószínűséggel vannak kisebb fokszaomú csúcsok és kisebb valószínűséggel nagyobb fokszaomúak, mint a fedezetlen piac esetén. A relatív szórás oszlopokból pedig látható, hogy minél magasabb futamidejű szegmeneket tekintünk, annál inkább instabilak a becsült paraméterek időben, különösen a kevés csúcs alkotta nem-overnight fedezetlen és az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap részpiacok gráfjai esetén.

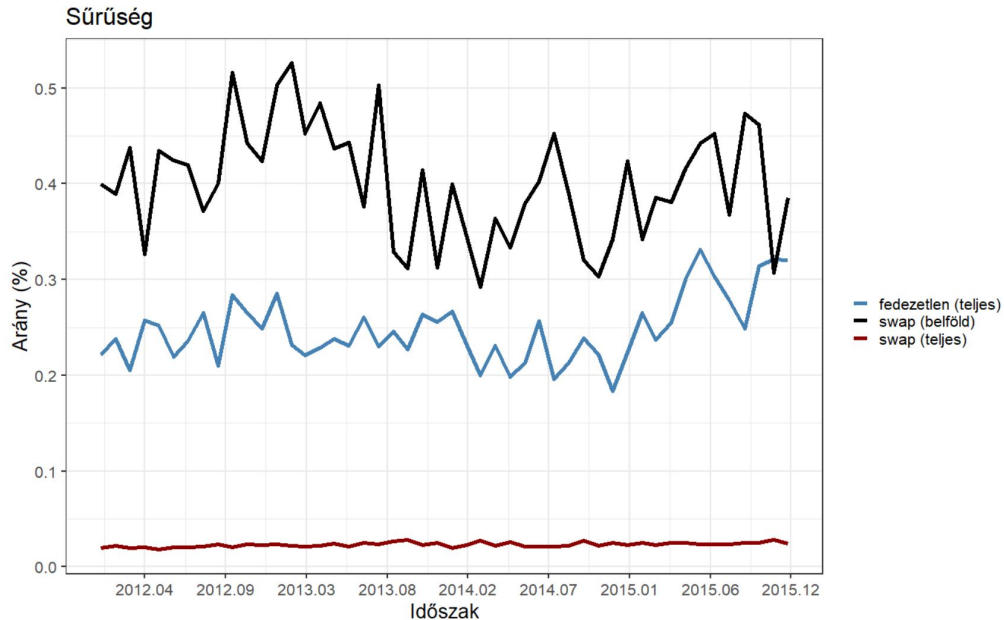
Arra, hogy miért kaptuk a leggyengébb magyarázó erőt a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac esetén, illetve miért ugyanezen részpiac esetén a legkisebb a TOP5 szereplő kapcsolatainak számának aránya a véletlen hálózathoz viszonyítva, a hálózatok sűrűsége adhat választ. A hálózatok sűrűsége azt mutatja meg, hogy az élek száma hogyan aránylik az összes lehetséges élek számához. A fedezetlen piacok esetén a kapcsolatok maximális száma irányítatlan gráf esetén a következőképp határozható meg:

$$L_{max} = \frac{N(N-1)}{2} \quad (2.34)$$

Az FX-swap piac és a futamidő szerinti részpiacok esetén, ahogy eddig is tettem, a kapcsolatos maximális számának számítása során is figyelembe vettem, hogy belföldi szereplő belföldi és külföldi szereplővel is lehet kapcsolatban, míg külföldi szereplő csak belföldivel. Így a kapcsolatok maximális száma:

$$L_{max} = \frac{N_1(N_1-1)}{2} + \frac{N_1N_2}{2}, \quad (2.35)$$

ahol N_1 a belföldi szereplők elemszáma, míg N_2 a külföldieké és $N_1 + N_2 = N$. Azaz a 2.35 összefüggésben külön számítom a kapcsolatok maximális számát a csak belföld szereplők alkotta részgráfra, valamint a belföldi-külföldi szereplők alkotta páros gráfra. A 2.15 grafikon a havi hálózatok sűrűségének alakulását mutatja az egyes piacok tekintetében:



2.15. ábra. A havi hálózatok sűrűsége

A 2.15 grafikon alapján jól látható, hogy az előzetes várakozásnak megfelelően a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac esetén bizonyult a legmagasabbnak a hálózatok sűrűsége (átlagos sűrűség 0.4), míg a legalacsonyabb havi értékek a teljes FX-swap piac esetén láthatóak (átlagos sűrűség 0.02), továbbá a teljes fedezetlen piac havi hálózatainak mutatószámok inkább a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piachoz esnek

közelebb (átlagos sűrűség 0.25). Azaz a teljes gráfokhoz képest a kapcsolatok számát tekintve leginkább a teljes FX-swap piac havi hálózatai térnek el, ugyanakkor a valós és a hozzá generált véletlen hálózatokban a legtöbb kapcsolattal rendelkező öt szereplő kapcsolatainak aránya itt a legmagasabb. Az előzőek alapján már jól látható, hogy a teljes FX-swap piacok esetén valósul meg a leginkább az, hogy a hálózatban kevés magas fokszámú csúcs hub funkciót tölt be, míg sok csúcs kis fokszámmal jellemzően a nagy fokszámú csúcsokhoz kapcsolódnak. Így természetesen a kérdéses jelenséget leíró skálafüggetlen hálózatokat jellemző hatványfüggvény-eloszlás is jobban kell, hogy illeszkedjen a teljes FX-swap piac havi hálózatai esetén, mint a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap és a teljes fedezetlen piacok havi hálózatai esetén. Azaz a magasabb sűrűség miatt a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac havi hálózatai közelebb vannak a teljes gráfokhoz, kevésbé alakulnak ki hub funkciót betöltő szerepek, ezért a TOP5 csúcs arányaiban kevesebb kapcsolattal rendelkezik. Továbbá mivel a belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac havi hálózatai közelebb állnak a teljes gráfokhoz, kevésbé mutatják a skálafüggetlenség jegyeit, így természetesen a fentiekben bemutatott lineáris regressziók magyarázó ereje is kisebb a teljes FX-swap vagy fedezetlen piacokon tapasztaltakhoz képest. Amennyiben tekintjük a futamidő szerinti részpiacokat (Függelék(F/8.) 4.17 ábra), a sűrűség mutatószámok havi mozgása alapján jól látható, hogy minél inkább hosszabb futamidejű szegmenseket tekintünk, a havi hálózatok sűrűség mutatói annál inkább emelkednek. Ez a jelenség ugyanakkor vélhetően annak köszönhető, hogy minél inkább hosszabb futamidejű részpiacot tekintünk, annál kevesebb csúcs alkotja a hálózatokat és ezen kevesebb csúcs között több kapcsolat alakul ki, mint egy több szereplőt tartalmazó, rövidebb futamidejű hálózat esetén.

Végezetül minden vizsgált szegmens esetén a havi hálózatok fokszámeloszlására hatványfüggvény-eloszlást illesztettem. A szakirodalom (Newman (2005), Clauset et al. (2009)) szerint a valós hálózatok fokszámeloszlása gyakran csak egy bizonyos fokszám felett követ hatványfüggvény-eloszlást, azaz csak a fokszámeloszlás széle¹³ vizsgálendő az eloszlás illesztés során. Ennek megfelelően a hatványfüggvény-eloszlás illesztését minden esetben egy (optimális) küszöbérték felett végeztem el a következőképp:

1. Kiszámítottam a nyolc vizsgált szegmens 48 havi hálózatainak (empirikus) fokszámeloszlását.
2. Az optimális küszöbszám vizsgálata során minden fokszámeloszlás esetén megkerestem azt a küszöbszámot, amely fölött az empirikus fokszámeloszlásra a legjobban illeszkedett a hatványfüggvény-eloszlás.
 - (a) Az illeszkedés jóságát Kolmogorov-Smirnov statisztika segítségével mértem, azaz azt a küszöböt választottam optimálisnak, amely fölött a megnevezett statisztika p értéke a legmagasabbnak bizonyult. Az optimális küszöb ugyanakkor lehet olyan magas, hogy felette a hüvelykujjszabályként ismert minimális 20 megfigyelés nem áll rendelkezésre. Így amennyiben az optimális

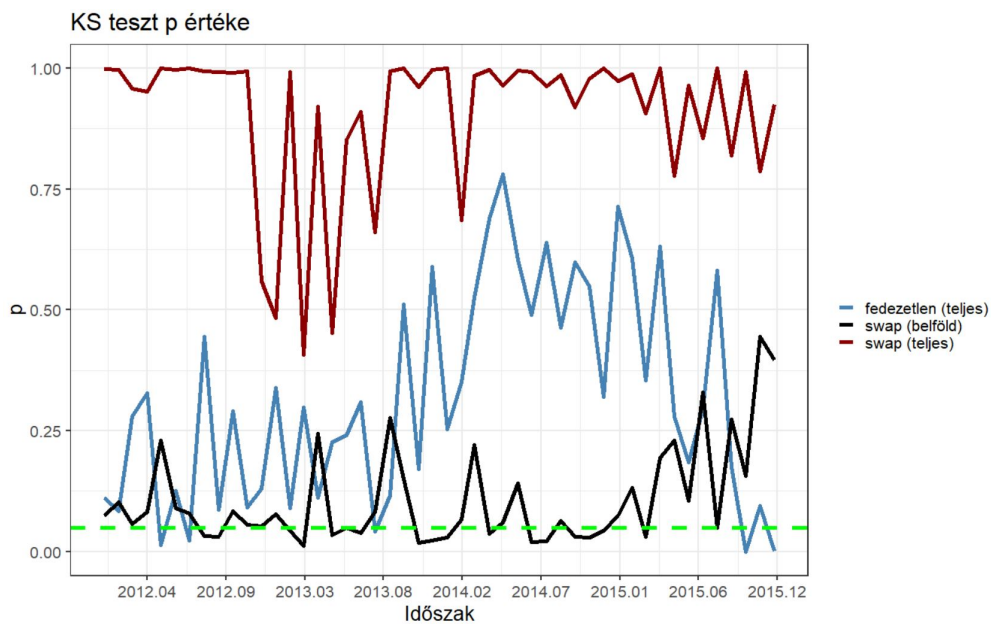
¹³Tail Distribution

küszöb felett nincs meg a 20 megfigyelés, úgy a küszöböt 3-nak állítottam be. A 3 küszöbként való alkalmazása egyrészt tényleg csak az eloszlásillesztés szemszögéből zavaró, nagyon alacsony fokszámú csúcsokat szűri ki, amelyek mindenképp torzítanak a becslült paramétereket, másrészt a küszöb alacsony értéke a rendelkezésre álló minta nagyságát és a paraméterbecslés megbízhatóságát növeli.

(b) A hatványfüggvény-eloszlás becslése küszöb felett minden esetben Maximum Likelihood módszerrel valósult meg.

3. Mindegyik szegmens mindegyik havi hálózata esetén tároltam az (optimális) küszöböt, a Kolmogorov-Smirnov statisztika p értékét, illetve a becslült fokszámki-tévőt, továbbá a küszöb feletti értékek darabszámát, amelyeken megvalósult az eloszlás illesztés.

A 2.16 grafikon az (optimális) küszöb felett illesztett hatványfüggvény-eloszlás illeszkedésének megfelelőségét mérő Kolmogorov-Smirnov statisztika p értékének havi alakulását mutatja.



2.16. ábra. Az empirikus fokszámeloszlás és az illesztett hatványfüggvény-eloszlás összevetése Kolmogorov-Smirnov teszt segítségével

A 2.16 ábra alapján látható, hogy 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. A teljes fedezetlen piac havi hálózatai esetén összesen 5, míg a csak belföldi szereplőket tartalmazó FX-swap részpiac esetén 18 hónap esetén utasítható el a már említett hipotézis. Összességében tehát a kapott eredmények összhangban vannak az eddigiekkel, mely szerint a skálafüggetlenség leginkább a teljes FX-swap piac havi hálózatait jellemzi, míg a legkevésbé a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac havi hálózatait. Amennyiben tekintjük a futamidő

szerinti részpiacokat (Függelék(F/8.) 4.18 ábra), úgy az látható, hogy az overnight fedezetlen piac esetén kapott p értékek teljesen együtt mozognak a teljes fedezetlen piac esetén kapott értékekkel, továbbá a futamidő szerinti FX-swap részpiacok esetén a p értékek nagyon magasak, a hipotézis egyetlen hónap esetén sem elvethető, ugyanakkor ezen eredmények kellő körültekintéssel kezelendők, mivel a részpiacokat akár jóval kevesebb piaci szereplő alkothatja.

A 2.3 táblázat összefoglalóan az átlagos becsült fokszámkitevőt, az átlagos p értéket, az átlagos küszöbértéket, a hálózatok átlagos és maximális méretét, valamint az eloszlásillesztés során felhasznált minta átlagos elemszámát mutatja szegmensenként.

Piac/részpiac	Átlagos fokszámkitevő	Átlagos p érték	Átlagos küszöbérték	A hálózatok átlagos mérete	A hálózatok maximális mérete	Minta nagysága (eloszlásillesztés)
fedezetlen (teljes)	1.76	0.32	2.08	36.27	40	22.67
fedezetlen (O/N)	1.75	0.24	2.06	33.65	39	22.65
fedezetlen (nem O/N)	2.49	0.82	2.15	24.48	34	24.77
swap (teljes)	1.81	0.91	1.13	86.21	101	27.85
swap (1-2 nap)	1.89	0.93	1.06	71.38	86	27.98
swap (3 nap-1 hó)	1.9	0.95	1.02	67.46	77	28
swap (>1 hó)	2.33	0.94	1.58	30.67	43	26.56
swap (belföld)	1.75	0.11	2	21.5	25	22.81

2.3. táblázat. Hatványfüggvény-eloszlás illesztésével kapcsolatos statisztikák

A 2.3 táblázatból látható, hogy az átlagos küszöbérték az FX-swap piac és futamidő szerinti részpiacai esetén 2 alatti, azaz a küszöbérték vélhetően nem volt effektív, így az optimális küszöb felett rendszerint volt 20 megfigyelés. A csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac esetén az átlagos küszöbérték 2, azaz minden esetben effektív volt a küszöbérték és nem optimális küszöbérték mellett lettek a paraméterek megbecsülve. Tekintettel a hálózat maximális méretére (25), ez nem meglepő. A fedezetlen piac és részpiacok esetén az átlagos küszöbértékek nagyon közel esnek 2-höz, így vélhetően néhány kivételtől eltekintve a 2-es küszöbérték effektív volt, azaz az optimális küszöb felett nem állt rendelkezésre 20 megfigyelés. Megjegyzem, hogy amennyiben a fix küszöbértéket növelem, úgy a fedezetlen piacok esetén átlagos p értékre egyre jobb értékeket kapok, azaz egyre jobban illeszkedik a hatványfüggvény-eloszlás, míg ha 1 vagy 0 értéket állítok be, úgy az illeszkedés jelentősen leromlik a nagyon alacsony fokszámú csúcsok figyelembe vétele miatt. Így tehát egy trade-off jelenséggel állunk szemben: minél jobban közelítünk az optimális küszöb felé a fix küszöbvel, annál jobb illeszkedést kapok, ugyanakkor a becslés megbízhatósága a rendkívül alacsony minta miatt csökken. Amennyiben a minta nagyságát akarom maximalizálni a becslés megbízhatóságának növelése érdekében, úgy az alacsony fokszámú csúcsok figyelembe vétele miatt az illesztett eloszlás paraméterei jelentősen torzítottak lesznek és a Kolmogorov-Smirnov statisztika p értéke alapján akár téves következtetést is levonhatok. Az 1 és 2 fokszámú csúcsok kiszűrése az előzőeket figyelembe egy megfelelő kompromisszum a minta kellő nagysága és becsült paraméterek megbízhatósága között.

Felmerülhet annak a lehetősége, hogy az eloszlásillesztést magasabb aggregáció mellett is lehetne végezni, azaz havi helyett negyedéves vagy féléves időhorizonton. A teljes fedezetlen piacok esetén a táblázat alapján látható, hogy a havi hálózatok átlagos mérete

36.27, míg a maximális méret 40, továbbá az aggregálás előtti adatbázisban összesen 47 különböző azonosítóval rendelkező piaci szereplő található. Ezen számok alapján látható, hogy szignifikánsan több csúcsból álló hálózatokat magasabb szintű aggregáció esetén sem kaphatnánk, ugyanakkor a magasabb szintű aggregálás mindig információvesztéssel jár.

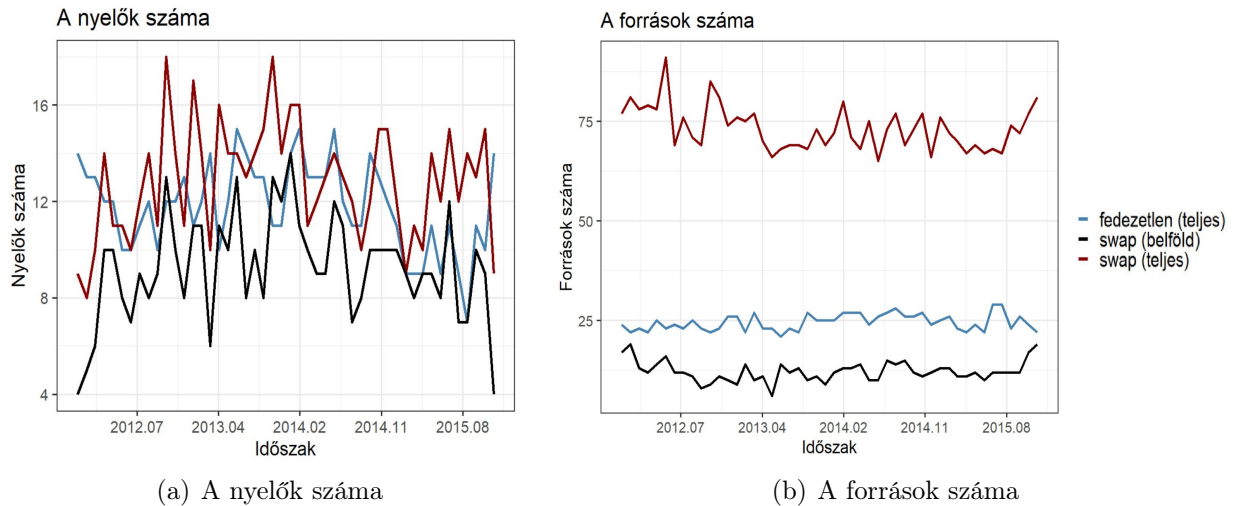
Barabási (2016) alapján általánosságban azon hálózatok tekinthetők skálafüggetlennek, melyek fokszámkitevője 2 és 3 közötti. Az előző táblázat alapján az átlagos fokszámkitevők jellemzően közel vannak a 2-höz, ugyanakkor az eredmények kapcsán mindenképpen figyelembe kell venni, hogy kis méretű hálózatokról van szó, továbbá magának az eloszlás paraméterének a becslése is kis mintán valósul meg. Azaz akár a statisztikai bizonytalanság is okozhatja, hogy az átlagos becsült fokszámkitevő nincs benne a kijelölt intervallumban, melynek sávhatára jellemzően nagyságrendekkel nagyobb hálózatokon lettek meghatározva. Habár a nem-overnight fedezetlen és az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap részpiacok esetén az átlagos becsült fokszámkitevők a kijelölt intervallumba esnek, ugyanakkor kellő óvatossággal kezelendő az eredmény, mivel ezen részpiacok hálózatait nagyon kevés piaci szereplő alkotja.

2.5.5. A vizsgált hálózatok meghatározó szereplői

Ebben a fejezetben a már bemutatott teljes fedezetlen, valamint a teljes FX-swap piacok, továbbá ezen piacok futamidő szerinti részpiacainak és a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac meghatározó, illetve rendszerkockázati szemszögből jelentős szereplőit fogom azonosítani. A hálózatok általános vizsgálatát a hálózati mutatószámok intuitívabb értelmezhetősége miatt az előzőekben irányítatlan hálózatokon végeztem el, ugyanakkor a meghatározó szereplők azonosítására alkalmas centralitási mutatók képesek figyelembe venni a kapcsolat irányát is. Így ennek megfelelően, továbbá tekintettel arra, hogy a kapcsolat irányának figyelembe vétele mindenképp többletinformációt jelent a vizsgálat szemszögéből, a továbbiakban irányított hálózatokkal dolgozom és külön jelzem, amennyiben mégis irányítatlan gráfok képezik valamely mutató esetén a számítás alapját.

A hálózatok általános jellemzőinek tárgyalása során, a 2.5 és 2.6 ábrán bemutattam a teljes fedezetlen és FX-swap piacok 2012 januári és 2015 decemberi hálózatát irányított gráfok segítségével. A számítások során a két partner közötti tranzakciókat aggregáltam, azaz swapok esetén az eladott összegek, fedezetlen ügyletek esetén a szerződéses összegek mentén előjelesen összegeztem annak érdekében, hogy az irányított gráf reprezentációban két csúcs között csak 1-1 él fusson. Az előjeles összegzésnek az volt a célja, hogy az egyes szereplők esetén eldönthető legyen, hogy az adott szereplő adott frekvencián végső soron deviza vagy forint likviditást nyújtott (forrás), vagy deviza vagy forint likviditás hiányos (nyelő) szerepet töltött be. Az előzőeknek megfelelően két csúcs között csak egy irányított él futhat a gráfokban, mely esetén a nyíl a forrásból a nyelő felé fog mutatni. Az előzőekben tehát a két teljes piacra és csak két adott hónapra jelenítettem meg a

források és nyelők számát, a következőkben a két teljes piac, valamint a futamidő szerinti részpiacok és a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piacra minden hónap esetén kiszámolom a források és nyelők számát, melyek időbeli alakulását a 2.17 grafikonok foglalják össze.



2.17. ábra. A nyelők és források számának időbeli alakulása

A nyelők számának időbeli változását mutató 2.17 ábra alapján látható, hogy jelentős különbség a nyelők számában a vizsgált havi hálózatok esetén nincs a teljes fedezetlen és FX-swap, valamint a belföldi szereplők alkotta FX-swap piac között. Időben átlagolva a nyelők számát, az átlagos érték a teljes FX-swap piacok esetén a legmagasabb (12.89), míg a legalacsonyabb a csak belföldi szereplők alkotta részpiac esetén tapasztalható (9.28), továbbá a teljes fedezetlen piac esetén az átlagos mutatószám 11.67. Tekintettel arra, hogy nyelő szerepben kizárólag belföldi szereplő lehet, így ezen átlagos mutatószámokat érdemes összevetni a teljes fedezetlen és FX-swap piacon a vizsgált 4 éves időhorizonton megjelenő összes belföldi szereplő számával. A teljes fedezetlen piaci adatbázisban 47, míg az FX-swap adatbázisban 28 különböző azonosítóval rendelkező belföldi szereplő található, így az előzőek alapján az a következtetés vonható le, mely szerint habár az FX-swap piacon kevesebb belföldi szereplő jelenik meg, mint a fedezetlen piacon, az FX-swap piacon megjelenő belföldi szereplők nagyobb része van nyelő szerepben, mint a fedezetlen piac esetén. Az előzőek alapján pedig azt a következtetést lehet levonni, mely szerint a két piacon jelen lévő belföldi szereplők nagyobb hányada devizaforrás-hiányos, mint forintforrás-hiányos, azaz a belföldi szereplők jobban ki vannak téve a devizaforrás-kockázatnak. A forrás oldalon nem meglepő módon a teljes FX-swap piac esetén látható a legtöbb forrás, ami nem meglepő a külföldi szereplők magas száma miatt. Ugyanakkor az is látható, hogy átlagosan több piaci szereplő van jelen forrásként a fedezetlen piac havi hálózataiban (24.57), mint a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiacok havi hálózataiban (12.25), mely alapján azt a következtetést vonhatjuk le, hogy a belföldi források száma jelentősen alacsonyabb az FX-swap piacok havi hálózataiban, mint a fedezetlen piacok havi hálózataiban. Azaz a belföldi szereplők

sokkal inkább függenek a külföldi szereplőktől devizaforrás kapcsán, mint a belföldi devizaforrást biztosítóktól. Továbbá ha összevetjük az átlagos értékeket a források és nyelők kapcsán az látható, hogy a teljes FX-swap piacon a forrás és nyelő pozícióban lévő belföldi szereplők átlagos száma alig különbözik, addig a teljes fedezetlen piacon átlagosan több mint kétszer annyi belföldi szereplő van forrás pozícióban, mint nyelőben. Azaz összefoglalva:

- A nyelő pozícióban lévő belföldi szereplők átlagos száma nem különbözik szignifikánsan a teljes FX-swap és fedezetlen piacokon, ugyanakkor jóval kevesebb belföldi szereplő jelenik meg az utóbbi piacon, mint az előbbin, így a belföldi szereplők nagyobb arányban nyelők az FX-swap piacokon, azaz inkább devizaforrás-hiányosak, mint forintforrás-hiányosak.
- A belföldi devizaforrások átlagos száma jelentősen alacsonyabb, mint forintforrást biztosítóké, azaz devizaforrás kapcsán jelentősen erősebben függenek a belföldi szereplők a külföldiektől, mint a hazai devizaforrást biztosítóktól.
- A teljes FX-swap piacon a forrás és nyelő pozícióban lévő belföldi szereplők átlagos száma alig különbözik, míg a teljes fedezetlen piacon átlagosan több mint kétszer annyi belföldi szereplő van forrás pozícióban, mint nyelőben.

Amennyiben tekintjük a futamidő szerinti részpiacokat (Függelék(F/9.) 4.19 ábra), úgy az tapasztalható, hogy fedezetlen piacok esetén a futamidő emelkedésével a nyelő pozícióban lévő belföldi szereplők átlagos száma csökken (overnight esetben 11.22, míg nem-overnight esetben 9.28), azaz több piaci szereplőnek van rövid távon forintforrásra szüksége, mint hosszabb távon. Az FX-swap piacok esetén a futamidő emelkedésével viszont a nyelő pozícióban lévő belföldi szereplők átlagos száma emelkedik (1-2 napos szegmens esetén 10.37, 3 nap-1 hónap esetén 11.84, míg 1 hónap felett 12.18), azaz átlagosan több piaci szereplő keres hosszabb távon devizaforrást, mint rövid távon. A forrás oldalt tekintve a fedezetlen piacok esetén rövid távra átlagosan több belföldi szereplő nyújt forint forrást, mint hosszabb távra (overnight esetben 22.4, míg nem-overnight esetben 15.18), azaz fedezetlen piacok esetén mind a források, mind a nyelők átlagos száma magasabb overnight esetben, mint a nem-overnight piacok esetén. Az FX-swap piacok esetén a forrás oldalon hasonlóak az eredmények, azaz a futamidő emelkedésével egyre kevesebb a források átlagos száma, ugyanakkor a hosszabb, 1 hónap feletti futamidejű szegmens esetén a szereplők számának visszaesése drasztikus (1-2 napos szegmens esetén 61.04, 3 nap-1 hónap esetén 55.61, míg 1 hónap felett 18.61). Azaz az FX-swap piacok esetén fordított a helyzet, mint a fedezetlen piacok esetén: a futamidő emelkedésével átlagosan több belföldi szereplő keres devizaforrást (nyelő), addig hosszabb távon egyre kevesebb piaci szereplő jelenik meg forrás oldalon.

A fentiekben a források és nyelők számának időbeli alakulását láthattuk, a következőkben pedig minden szegmens esetén, forrás és nyelő oldalra külön-külön meghatározom a TOP5 szereplőt. A fentiek alapján rendelkezésre áll minden vizsgált szegmens esetén,

minden hónapra vonatkozóan, hogy egy adott piaci szereplő végső soron forrás vagy nyelő szerepet töltött be a hálózatban, továbbra rendelkezésre áll minden szereplőre minden szegmens havi hálózataiban, hogy nettó értelemben mennyi forint/deviza forrást kapott, illetve nyújtott. Ezek alapján a TOP5 szereplőt úgy határoztam meg, hogy minden vizsgált szegmens esetén a havi nettó értelemben kapott vagy nyújtott deviza/forint forrást aggregáltam a piaci szereplők azonosítója szerint, természetesen külön-külön nyelő és forrás bontásban, majd a nyelő és forrás oldalon meghatároztam azt az öt-öt szereplőt, aki a 4 év alatt a legtöbb forrást kapta, illetve nyújtotta. Az eredményeket a 2.4 táblázat foglalja össze:

Forrás/Nyelő	Rang	Fedezetlen (teljes)	Fedezetlen (O/N)	Fedezetlen (nem O/N)	Swap (teljes)	Swap (1-2 nap)	Swap (3 nap -1 hó)	Swap (>1 hó)	Swap (belföld)
		id	id	id	id	id	id	id	id
Forrás	1	1	1	239	85	85	85	118	10
	2	4	4	1	118	10	118	126	6
	3	10	10	14	10	82	103	92	11
	4	22	5	22	103	103	92	85	16
	5	5	22	4	82	92	82	187	21
Nyelő	1	243	17	10	14	14	14	9	14
	2	17	243	243	5	5	5	10	5
	3	10	10	17	4	4	17	14	4
	4	3	3	19	11	11	9	4	11
	5	6	6	3	9	16	11	6	27

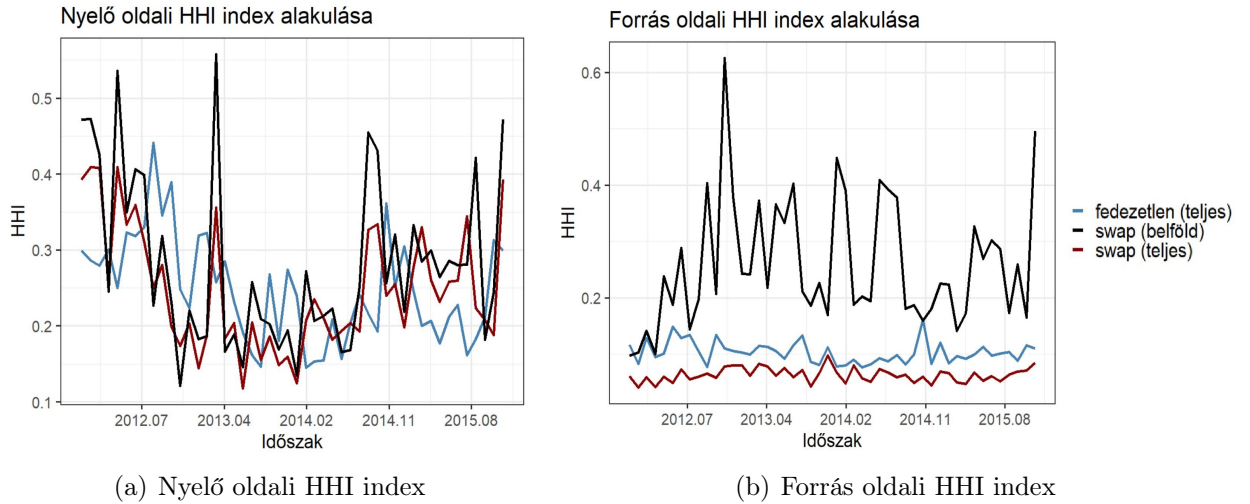
2.4. táblázat. TOP5 forrás-nyelő szerepet betöltő piaci szereplő azonosítója

A 2.4 táblázat alapján látható, hogy a fedezetlen piac esetén a teljes és az overnight esetben gyakorlatilag ugyanazok a legnagyobb forrást nyújtók és felvevők a vizsgálat 4 éves időhorizontján, csak a sorrendjük különbözik, míg a nem-overnight esetben is nagy az átfedés a teljes piaccal (forrás esetben 3, nyelő esetben 4 az átfedés a TOP5 piaci szereplő között). FX-swap piacok esetén a rövidebb, 1-2 napos és 3 nap-1 hónapos részpiacok forrás és nyelő TOP5 szereplői 4-4 esetben vannak átfedésben a teljes piaccal, míg a hosszabb, 1 hónapon túli részpiac esetén is van átfedés, de közel sem annyi, mint a rövidebb szegmensek esetén. A csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac nyelő oldali TOP5 szereplője természetesen nagyon közel van a teljes piacéhoz, ugyanakkor ahogy arra számítani lehetett, forrás oldalon kevés, összesen egy átfedés (10-es azonosító) van a teljes piaccal, azaz a devizaforrást nyújtó TOP szereplők egy kivételével külföldiek. Összehasonlítva a két teljes piacot azt láthatjuk, hogy nyelő oldalon nincs átfedés a TOP szereplők között, azaz vélhetően nem a legnagyobb forint likviditás felvevők a legnagyobb devizalikviditást felvevők is és fordítva. Továbbá érdekes megállapítás, hogy a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac legnagyobb belföldi devizaforrást nyújtói és a fedezetlen piac legnagyobb forint forrást nyújtói között is egy átfedés van (10-es azonosító), azaz a két piacon nem ugyanazok a szereplők a legnagyobb belföldi forintforrást és devizaforrást nyújtók.

A továbbiakban azt fogom vizsgálni, hogy hogyan alakul a szokásos szegmensek havi hálózataiban a koncentráció forrás és nyelő oldalon. A koncentráció mérésére a Herfindahl-Hirschman indexet fogom alkalmazni a következő formában:

$$HHI = \sum_{i=1}^N s_i^2 = \sum_{i=1}^N \left(\frac{t_i}{T} \right)^2, \quad (2.36)$$

ahol t_i jelöli az i -edik piaci szereplő által nettó értelemben kihelyezett/felvett forintforrást/devizaforrást, míg T jelöli az összes piaci szereplő által kihelyezett/felvett forintforrást/devizaforrást. Így s_i az i -edik piaci szereplő részesedését jelenti a forint vagy devizaforrás kihelyezési vagy felvételi oldalán. A nyelő és forrás oldali koncentrációt mérő HHI index időbeli alakulását a 2.18 grafikon foglalja össze.



2.18. ábra. A forrás és nyelő oldali HHI-indexek idősora

A nyelő oldali koncentráció grafikonját tekintve a vizsgált időhorizont elejétől a közepéig a koncentráció meredek esését láthatjuk, azaz 2012 eleje és 2014 vége között mindhárom szegmens esetén folyamatosan csökken a forint/deviza forrás felvevői koncentrációja, melyet 2015-ben egy újabb emelkedő szakasz követ. A grafikon alapján továbbá az látható, hogy a teljes fedezetlen és FX-swap piacok HHI-indexei nagyjából együtt mozognak, míg a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac HHI-indexeinek trendje szintén hasonló az előző kettőhöz, ugyanakkor volatilisabb. Az átlagos HHI-indexek alapján a legmagasabb koncentráció a nyelői oldalon a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piacok esetén tapasztalható (0.28), míg a legalacsonyabb a teljes FX-swaphoz köthető (0.248), továbbá koncentráció kapcsán a teljes fedezetlen piac az előző kettő között található (0.25). Jellemzően 0.25 fölött szokás egy piacot koncentrálnak nevezni, míg 0.15 alatt beszélhetünk nem koncentrált piacokról. Ezen értékek alapján nyelői oldalon mindegyik vizsgált szegmens koncentrálnak minősül, azaz a piacokon jellemzően kis számú piaci szereplő veszi fel a forint/deviza források nagy részét. A forrás oldalt tekintve a nyelői oldalhoz képest a két teljes piac esetén időben stabil koncentrációt látunk, míg a csak belföldi szereplők alkotta piac HHI-indexei ismét volatilisak. Az átlagos HHI indexek alapján a legmagasabb koncentráció a forrás oldalon a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piacok esetén tapasztalható (0.26), míg a legalacsonyabb a teljes FX-swaphoz köthető (0.06), továbbá koncentráció kapcsán a teljes fedezetlen

piac az előző kettő között található (0.11). Azaz forrás oldalon a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiac koncentrált, ami azt jelenti, hogy relatíve kevés belföldi piaci szereplő biztosítja a belföldi devizaforrás nagy részét. Ugyanakkor amennyiben a külföldi szereplőket is magában foglaló teljes piacot tekintjük, úgy az átlagos mutatószám 0.06-ra esik, azaz a külföldi szereplők hatására a devizaforrás oldali koncentráció minimális lesz. A forintforrás oldali koncentráció szintén a küszöb alatt marad, azaz a forrás oldali koncentráció alacsony. Amennyiben tekintjük a futamidő szerinti részpiacokat (Függelék(F/9.) 4.20), úgy forrás oldalon a futamidő növekedésével a koncentráció mind a fedezetlen, mind az FX-swap piacok esetén emelkedik, továbbá az átlagos HHI index csak a nem-overnight fedezetlen piac esetén haladja meg a kritikus értéket (0.28) és jelez magas koncentrációt, míg az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap szegmens közepesen koncentrált (0.17). Nyelői oldalon a futamidő emelkedésével a fedezetlen piacok esetén nő a koncentráció az átlagos mutatószám alapján, míg az FX-swap piacok esetén csökken. Azaz fedezetlen piacok esetén vélhetően nem-overnight forintforrásra kevesebb piaci szereplőnek van szüksége, melyek arányaiban a felvett összes forintforrás nagyobb hányadára tartanak igényt, míg FX-swap piacok esetén vélhetően több piaci szereplőnek van szüksége hosszabb távon devizaforrásra és a felvett devizaforrás jobban megoszlik hosszabb futamidejű szegmensek esetén az egyes piaci szereplők között. Az átlagos HHI indexek alapján a nem-overnight fedezetlen és az 1-2 napos futamidejű FX-swap piacok egyértelműen koncentráltak (előbbi esetén 0.39, utóbbi esetén 0.31 az átlagos HHI index), míg a többi futamidő szerinti részpiac esetén a koncentráció mérsékeltnek tekinthető (overnight fedezetlen piac esetén 0.24, 3 nap-1 hónapos futamidejű FX-swap piac esetén 0.22, míg 1 hónapon túli futamidő esetén 0.21 az átlagos mutatószám).

A következőkben a már említett centralitási mutatókat számszerűsítem a havi hálózatok csúcspontjaira annak érdekében, hogy a teljes fedezetlen és FX-swap piacok, valamint azok részpiacain azonosítsam a meghatározó, rendszerkockázati szemszögből jelentős intézményeket. A hálózati jellemzők definiálása során már kiemelttem, hogy a foksám, a közöttség és közelség mutatókat a szakirodalom a centralitási mutatók közé sorolja, ugyanakkor a teljesség igénye végett, a már definiált három centralitási mutató mellé két új és közismert centralitási mutatót definiálok, és számszerűsítek a későbbiekben.

2.11. Definíció. (Sajátvektor (Bonacich) centralitás) A sajátvektor centralitás mutatót Bonacich (1972) fogalmazta meg és alkalmazta először annak érdekében, hogy egy hálózat csúcsának meghatározó szerepét mérje. A mutató alapötlete azon alapszik, hogy egy adott csúcs fontossága a vele kapcsolatban lévő szomszédos csúcsok fontosságához köthető. Formálisan:

$$\lambda e_i = \sum_{j=1}^N g_{ij} e_j, \quad (2.37)$$

ahol e_i az i -edik csúcs centralitása, g_{ij} a szomszédsági mátrix egy eleme, mely 1 értéket

vesz fel, ha van él i és j csúcsok között és 0 értéket, amennyiben a két csúcs nem szomszédos, továbbá λ egy pozitív arányossági tényező. Azaz a fenti azonosság szerint az i -edik csúcs centralitása arányos a szomszédai centralitásának összegével. Mátrixvektor alakban a fenti azonosság:

$$\lambda e = ge \quad (2.38)$$

mely egy sajátérték-egyenlet és a hálózat csúcsainak centralitásai ennek a sajátérték-egyenletnek lesznek a megoldásai (e). Általánosságban a sajátérték-egyenletnek számos λ sajátérték mellett létezik nem csupa 0 elemeket tartalmazó megoldása, azaz található több olyan sajátvektor, amelynek legalább egy eleme nem 0, ugyanakkor a centralitás kapcsán olyan sajátvektort keresünk, melynek minden eleme nem-negatív. Ez a feltétel a Perron-Frobenius tétel alapján csak a domináns (legnagyobb) sajátérték mellett teljesülhet. Azaz a sajátvektor centralitás értékeket az adott hálózat minden csúcsára a 2.38 szerinti sajátérték-egyenletben szereplő domináns sajátértékhez tartozó sajátvektor adja.

2.12. Definíció. (PageRank) A PageRank egy algoritmus, amit a Google (több más eszköz és algoritmus mellett) az egyes weboldalak rangsorolására alkalmaz, mely alapvetően határozza meg, hogy egy adott weboldal hányadik helyen szerepel majd egy keresés találati listájában. Az algoritmust Larry Page, a Google egyik alapítója dolgozta ki és publikálta (Brin és L. Page (1998)). A PageRank algoritmus egy adott weboldal fontosságát a más weboldalakon az adott weboldalra mutató linkek száma alapján határozza meg, ugyanakkor figyelembe veszi az adott weblapra hivatkozó weblapok hasonló módon számított fontosságát is. Az algoritmus megértéséhez, Brin és L. Page (1998) jelöléseit alkalmazva jelölje:

- PR egy adott weblap Pagerank értékét
- A azt a weboldalt, amire a PR értéket meg akarjuk határozni
- T_1, \dots, T_n azon weboldalakat, melyek A -ra hivatkoznak
- d a csillapítási tényezőt¹⁴
- C egy adott weblapon szereplő összes link számát.

Ekkor az adott A weboldal PR értékét a következő összefüggés adja:

$$PR(A) = (1 - d) + d \left[\frac{PR(T_1)}{C(T_1)} + \dots + \frac{PR(T_n)}{C(T_n)} \right] \quad (2.39)$$

Azaz A weboldal fontosságát jelző PR érték annál nagyobb, minél fontosabb, azaz nagyobb PR értékkel rendelkező weboldalak hivatkoznak rá, ugyanakkor az adott A weboldalra hivatkozó weboldalak fontosságát csökkenti a számításban, ha több más weboldalra is hivatkoznak. A d csillapító tényező azt hivatott ellensúlyozni, hogy egy adott

¹⁴Damping factor

weboldal PR értékét túlságosan is más weboldalak határozzák meg, továbbá Brin és L. Page (1998) alapján d értéke a számításokban jellemzően 0.85. Tekintettel arra, hogy egy adott weboldal PR értékének kiszámításához a rá hivatkozó weboldalak PR értékeinek ismerete szükséges, így a PR értékek iteratív módon kalkulálódnak feltételezve a számítás első lépésében, hogy minden weboldal PR értéke ugyanaz. Az iteratív számítás minél többször kerül elvégzésre, annál pontosabb PR értékek kaphatóak egy adott hálózat csúcspontjaira. A vizsgálatban szereplő összes weboldal avagy a hálózatot alkotó összes csúcshoz számított PR értékek összege 1 lesz, azaz a PageRank algoritmus összességében egy valószínűségeloszlást határoz meg. A valószínűségeloszlás felhasználásával pedig megadható annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott linkre kattintva egy adott weblapra érkezzünk.

A fentiek alapján a következő centralitási mutatókat fogom számszerűsíteni a teljes FX-swap és fedezetlen piacok, azok futamidő szerinti részpiacai és a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac havi hálózatainak kapcsán:

1. **Fokszám:** tekintettel arra, a kapcsolat iránya a finanszírozás szemszögéből többlet-információt hordoz, ezért az irányítatlan gráfokon számolt fokszámok mellett az irányított gráfokon számolt be- és kifokszámokat is meghatározom.
2. **Közöttiség:** a közöttiség egy adott csúcson áthaladó legrövidebb utak számát méri, így ennek megfelelően a finanszírozás irányának figyelembe vétele érdekében irányított gráfokon számszerűsítem, azaz az áthaladó legrövidebb irányított utak számát mérem.
3. **Közelség:** a közelség alatt egy adott csúcsból a gráf összes többi csúcsába vezető legrövidebb utak összegének reciprokát értjük. Mivel a vizsgált FX-swap piacok esetén a szereplők jelentős része külföldi, melyektől jellemzően egy irányított él vezet egyetlen belföldi szereplőhöz, így ezen csúcsok irányított esetben nem elérhetőek, amikor adott csúcsból az összes többi csúcsba vezető legrövidebb utat keressük. A hibás következtetések levonásának elkerülése érdekében ezt a mutatószámot kizárólag irányítatlan hálózatokon számszerűsítem.
4. **Sajátvektor centralitás:** a finanszírozás irányának figyelembe vétele érdekében irányított gráfokon számszerűsítem.
5. **PageRank:** hasonlóan a sajátvektor centralitás mutatószámhoz, irányított gráfokon számszerűsítem.

A fent megnevezett centralitási mutatókat minden vizsgált szegmens mindegyik havi hálózatának minden csúcsa esetén meghatároztam és vettem a csúcsonként kapott centralitási mutatók átlagát. Az átlagos centralitási mutatók nagysága alapján pedig kiválasztottam a TOP5 piaci szereplőt minden szegmens esetén, melyek azonosítóját a 4.13 táblázat foglalja össze. A táblázatot a mérete miatt a Függelékben(F/10.) közlöm.

A 4.13 táblázat alapján látható, hogy a teljes fedezetlen piac, valamint az overnight fedezetlen részpiac esetén néhány kivételtől eltekintve ugyanazok a meghatározó szereplők, amely annyira nem meglepő tudva azt, hogy az összes tranzakció több, mint

90%-a overnight ügylet a fedezetlen piacon. Fedezetlen piacok esetén a foksám alapján meghatározó szereplők gyakorlatilag majdnem megegyeznek a be-foksám alapján meghatározó szereplőkkel (5-ből 4 szereplő átfedő teljes piac esetén) és nagyon hasonlóak a ki-foksám szerintiekhez (5-ből 3 átfedő teljes piac esetén). Tekintettel a jelentős átfedésre az állítható, hogy akik foksám alapján kiemelkedő szereplők a fedezetlen piacokon, azok jellemzően hubként funkcionálnak, hiszen sok bemenő és kimenő kapcsolatuk is van. Külön kiemelem a 17-es és 14-es piaci szereplőket, amelyek mind a foksám, mind a be- és kifoksám esetén is benne vannak a TOP5-ben a teljes fedezetlen piac esetén, továbbá a közelség kivételével az összes többi centralitási mutató esetén is benne vannak a TOP5-ben. Szintén kiemelendő a 243-as szereplő, amely mind a teljes, mind a futamidő szerinti részpiacok esetén is az első be-foksám tekintetében, sőt a nem-overnight piacokon a legtöbb kapcsolattal rendelkezik. Fedezetlen piacok esetén a közöttiség és közelség mutatószámok hasonló eredményeket adnak, a TOP5 szereplőből 3 azonos, továbbá mindkét mutató nagyon közeli rangsort ad a foksámnál látott eredményekhez, azaz a TOP5-ös lista négy elemében is átfedő mindkét esetben. Továbbá a PageRank és a sajátvektor centralitás is hasonló eredményt hoz, 3 szereplő átfedő a TOP5-ös lista esetén a fedezetlen piacon, ugyanakkor míg a PageRank a be-foksámhoz hasonló eredményeket ad, addig a sajátvektor centralitás eredménye inkább a ki-foksámnál látottakhoz hasonlít. Vélhetően ez a különbség abból fakad, hogy habár mindkét mutató egy adott csúcs fontosságát a szomszédjai fontossága alapján határozza meg, ugyanakkor a PageRank a sok más kapcsolattal bíró, magasabb PR paraméterű csúcsok hozzájárulását egy adott csúcs PR paraméterének meghatározása során valamelyest alul súlyozza. Azaz a fentiek alapján az látható, hogy a teljes fedezetlen piacok meghatározó szereplői gyakorlatilag ekvivalensek az overnight piaccéival, míg a teljes piac és a nem-overnight piacok esetén a TOP5-ös lista esetén jellemzően 2-3 átfedő piaci szereplőt találhatunk. Két olyan szereplőt (14-es és 17-es) találtam amelyeket minden mutatószám meghatározónak mutat és hubként funkcionálnak, mivel magas a be- és kifoksámuk is. Meghatározó szereplők a 6-os és 8-as szereplők is, melyek be-foksáma magas, azaz vélhetően nyelők a piacon, ugyanakkor a PageRank szerint a 6-os a 8-assal szemben nincs benne a TOP5-ben, mely csak úgy lehetséges, hogy a 6-os piaci szereplőt nagyobb be-foksámú piaci szereplők hitelezik, mint a 8-ast. Szintén meghatározó a 243-as szereplő, amely egyértelműen minden részpiac esetén a legtöbb bemenő kapcsolattal rendelkezik és ez egybecseng azzal a forrás-nyelő elemzésnél tett megállapítással, mely szerint ez a szereplő a TOP nyelő a piacon. Továbbá a meghatározóként azonosított 14-es szereplő a forrás-nyelő elemzés alapján a nem-overnight piac egyik legnagyobb forrást nyújtó szereplője, míg a 17-es az egyik legnagyobb forrást felvevője, sőt overnight részpiac a legnagyobb felvevő.

Swap piacok esetén az 1-2 napos és a 3 nap-1 hét futamidejű részpiacok esetén a foksám, a be-foksám és a ki-foksám alapon meghatározó szereplők listája gyakorlatilag egyezik (4-4 közös szereplő), azaz vélhetően mindkét szegmensben ugyanazon belföldi szereplők diverzifikálják a legjobban a deviza forrásaikat, és ugyanazon szereplők azok, akik a legtöbb piaci szereplőt látják el deviza forrással. Szintén érdekes eredmény, hogy

a teljes FX-swap piacot nézve ugyanannak az 5 szereplőnek van a legtöbb bemenő és kimenő kapcsolata, azaz vélhetően ezen szereplők a hálózatban hub funkciót töltenek be. Továbbá szintén érdekes eredmény, hogy az 1-2 napos és a 3 nap-1 hónapos futamidejű részpiacokon a TOP5 szereplő foksám és be-foksám alapon nagyjából együtt mozog a teljes piaccal, ugyanakkor a forrás esetében valamelyest kevesebb a TOP5-ös listán az egyezés. A közelség és a közöttség, hasonlóan a fedezetlen piacok esetén látottakhoz, közel hasonlóan teljesít, továbbá a két említett mutató alapján az 1-2 napos és a 3 nap-1 hónapos részpiacok meghatározó szereplői gyakorlatilag azonosak a teljes piacon látottakkal. A PageRank és a sajátvektor centralitás a teljes piacon hasonlóan teljesít, a TOP5 szereplőből 4 megegyezik a listán, továbbá a két említett futamidő szerinti részpiac esetén az eredmények gyakorlatilag megegyeznek a teljes piacon látottakkal (4-4 átfedő szereplő). A hosszabb, 1 hónapon túli szegmens esetén is érzékelhető a fedezetlen piachoz hasonlóan, hogy a meghatározó szereplők kevésbé átfedőek a teljes piaccal, mint a rövidebb részpiacok tekintetében. Ha pedig a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részpiacot tekintjük, akkor nem meglepő módon nagyon nagy az átfedés a meghatározó szereplők között a teljes piaccal összehasonlítva. Azt, hogy a be-foksámok között is nagy az átfedés az indokolhatja, hogy aki devizaforrást keres és van külföldi forrást nyújtó partnere, attól függetlenül belföldi partnerekkel is kapcsolatban van, azaz nem kizárólagosan külföldről szerez forrást. A ki-foksámok esetén a TOP5 partner közötti átfedés természetszerű, hiszen belföldi szereplő nem nyújthat devizaforrást külföldinek. Azaz összességében az FX-swap piacok esetén a telje piac meghatározó szereplői gyakorlatilag ugyanazok, amelyek a rövidebb futamidejű részpiacokon is annak bizonyultak, míg a hosszabb részpiacok esetén ez már nem feltétlenül igaz. Mindenképp meghatározónak számítanak a 10, 11, és 14-es szereplők, melyek minden mutató esetén benne voltak a TOP5 listában, azaz ezen szereplők vélhetően hub funkciót töltenek be. A három közül érdemes kiemelni a 14-es szereplőt, mely mind be-, mind ki-foksám kapcsán az elsőszámú szereplő a teljes FX-swap piacon, továbbá a forrás-nyelő elemzés szerint a legnagyobb nyelő is egyben. Fontos eredmény, hogy ha összehasonlítjuk a be-foksám szerinti TOP szereplőket a legnagyobb nyelőkkel, akkor 4 átfedés van, tehát a nyelők könnyen azonosíthatóak centralitási mutatók segítségével. Ugyanakkor a ki-foksám és a legnagyobb források összevetése alapján adódik, hogy egyetlen átfedés van, a 10-es szereplő, amelyet már jeleztem, hogy belföldi szereplő. Azaz elmondható, hogy a 10-es szereplő különösen meghatározó szereplő ezen a piacon, mivel egyedüli belföldi szereplő a TOP5-ös devizaforrást nyújtó bankok között. Azaz míg a 14-es belföldi szereplőnek magasabb a ki-foksáma, mint a 10-esnek, ugyanakkor nincs rajta a TOP5 nyelő listán, amely azt jelenti, hogy a 14-es több belföldi banknak nyújthat kisebb volumenű devizaforrást, míg a 10-es kevesebb szereplőnek nyújt, ugyanakkor nagyobb volumenben.

Amennyiben a teljes FX-swap és teljes fedezetlen piacot összehasonlítom a centralitási mutatók alapján azonosított TOP5 szereplő kapcsán, úgy 2-3 átfedés látható a foksám és ki-foksám mutatók esetén, míg 1 átfedés a be-foksámok tekintetében. A foksám és ki-foksám kapcsán átfedő a 10-es és 14-es piaci szereplő, melyek közül a 14-

es a legnagyobb nyelő és a legtöbb kapcsolattal rendelkező szereplő az FX-swap piacon, ugyanakkor a fedezetlen piacon az egyik legnagyobb forrás is, azaz ellentétes szerepet tölt be a két piacon. Azaz a 14-es szereplő mindkét piacon hub funkciót tölt be a magas be- és ki-fokszáma miatt, ugyanakkor fedezetlen piacon forrás, swap piacon nyelőként van jelen. A 10-es szereplő az FX-swap piac esetén az egyedüli belföldi deviza forrás a TOP5-ös forrás listán, ugyanakkor a fedezetlen piacok esetén a legnagyobb források és nyelők közötti is szerepel. Ugyanakkor a 10-es szereplő fedezetlen piacok esetén nincs benne a TOP5-ös be-fokszám listán, azaz vélhetően kevés piaci szereplőtől vesz fel forint forrást, ugyanakkor ahhoz, hogy TOP nyelő lehessen, volumenben kevés szereplőtől vesz fel nagyobb forint forrást. A be-fokszám esetén az egyetlen átfedés a 14-es szereplő, mely fedezetlen piacon inkább forrás, míg swap piacon nyelőként van jelen, azaz fedezetlen piacon hiába vesz fel sok piaci szereplőtől forint forrást, azok volumene nem magas.

Azaz hasonló belföldi piaci szereplők a legnagyobbak forintlikviditás és devizalikviditás biztosítása kapcsán a hazai piacon, míg a két piacon hub szerepet betöltők hasonlóságát a közelség mutató szerinti TOP5 szereplő közötti átfedés mutatja. A be-fokszám szerinti TOP5 ügyfél között ugyanakkor az említettek szerint 1 átfedés található, azaz vélhetően kicsi az átfedés a legnagyobb deviza- és forintforrást felvevők között. Továbbá 4-2 átfedés tapasztalható a két teljes piac között a sajátvektor centralitás és a PageRank alapján, amely alapján azt lehet mondani, hogy habár a sajátvektor centralitás alapján szomszédai fontossága alapján ugyanazok a meghatározó szereplők a két piacon, ugyanakkor ezen szomszédai alapján meghatározó szereplők egy része vélhetően magas ki-fokszámú szereplőkkel van kapcsolatban, mely indokolhatja a PageRank szerinti nem meghatározó jelleget. Ez pedig úgy lehetséges, hogy míg az előzőek alapján hasonló a TOP5 forrást nyújtó szereplő a két piacon, addig a TOP5 felvevő inkább különböző, tehát nem feltétlenül ugyanazon bankoknak nyújtanak a hubok forintforrást, mint devizaforrást, továbbá az FX-swap piacok erősebben mutatják a skálafüggetlenség jegyeit, mint a fedezetlen piacok. Azaz vélhetően a devizaforrás hiányos szereplők inkább a huboktól vesznek devizaforrást, míg fedezetlen piacon, aminek a jelentős része overnight, többet kereskedhetnek nem feltétlenül hub funkciót betöltővel, melyeknek a hubokhoz képest a PR értéke biztosan kevesebb lesz, így eltérhet a szomszédok fontosságán alapuló, PageRank alapú TOP5 szereplő a két piac esetében.

2.5.6. Hierarchikus hálózatok, fokszám-korreláció, mag-periféria modellek

A bankközi piacokat vizsgáló szakirodalom tapasztalatai alapján a pénzügyi piaci hálózatok jellemzően alacsony klaszterezettségűek, továbbá a fokszámok hatványeloszlást követnek, azaz maga a hálózat jellemzően skálafüggetlen (Fricke és Lux (2015), Fucker (2017)). További általános jellemzője a pénzügyi hálózatoknak, hogy kisvilág jellegűek, azaz két véletlenszerűen kiválasztott szereplő között a legrövidebb út hossza logaritmikusan vagy annál kisebb mértékben nő a hálózat méretének növekedésével.

Az előző tulajdonság szemléletesen azt jelenti, hogy egyik pontból a másikba akkor is viszonylag rövid úton juthatunk el nagy hálózatokban, amennyiben az alacsony sűrűségű. Az előző tulajdonságokat az általam vizsgált hálózatok kapcsán szintén sikerült belátnom, illetve igazolnom, továbbá bemutattam a Barabási-Albert hálózatokat, mely jó példa a kisvilág tulajdonságú és skálafüggetlen hálózatokra (Barabási (2016), Barabási és Albert (1999)).

A szakirodalmat tekintve a fentiekén túl ugyanakkor 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, azaz egymással rendszerint csak közvetett kapcsolatban állnak. Jackson és Pernoud (2020) alapján a fertőzés kockázata mag-periféria szerkezetű hálózatok esetén magasabb tekintettel arra, hogy a kiegyensúlyozottabb hálózatokhoz képest érzékenyebbek a rendszert érő sokkokra. Az előzőeket figyelembe véve adódik, hogy rendszerkockázati szempontból a magbeli bankok számítanak meghatározónak (Craig és von Peter (2014), Fricke és Lux (2015)), így a magbeli bankok azonosítása vizsgálatom szemszögéből kiemelten fontos. A pénzügyi hálózatok mag-periféria jellegét vizsgáló szakirodalom alapján ezen hálózatokban jellemzően egyfajta hierarchikus modularitás fedezhető fel, mely szerint az egyes szereplők különböző feladatokra specializálódnak. A mag-periféria modellek tárgyalása előtt definiálom a hierarchikus hálózatokat és azok legfontosabb tulajdonságait.

A valós hálózatok vizsgálata esetén gyakran arra keressük a választ, hogy találhatóak-e közösségek egy adott hálózaton belül. Közösség alatt egy adott hálózat lokális, sűrűn összekapcsolt részgráfját értjük (Barabási (2016)), mely tehát azt követeli meg egy közösségtől, hogy annak minden tagja elérhető kell legyen a közösség minden tagja által, más szóval a részgráfnak összefüggőnek kell lennie. Továbbá egy közösségtől az is elvárt, hogy annak tagjai nagyobb valószínűséggel kapcsolódjanak egymáshoz, mint a közösségen kívüli tagokhoz. A közösség definíciója, mely szerint egy adott hálózat lokális, sűrűn összekapcsolt részgráfját keressük, összességében nem egyértelmű, ezért a szakirodalom több közösség definíciót tart számon.

- **Klikkek és maximális klikkek:** klikk alatt egy adott hálózat teljes részgráfját értjük, melyben minden csúcsot él köt össze az összes többi csúccsal. Maximális klikk alatt pedig olyan klikket értünk, amely egyetlen újabb hálózatbeli csúcs hozzáadásával sem bővíthető egy több csúcsot tartalmazó nagyobb klikké.
- **Erős közösség:** olyan összefüggő részgráf, amelynek minden csúcsa több éllel kapcsolódik a közösségen belüli csúcsokhoz, mint a közösségen kívüliekhez.
- **Gyenge közösség:** olyan részgráf, amelyben a csúcsok belső fokszámainak összege nagyobb, mint a külső fokszámaiké. Azaz nem csúcsonként, hanem a közösség egészére kell igaznak lennie, hogy több a kapcsolódás közösségen belül, mint kívül.

A fentiek kapcsán fontos megemlíteni, hogy minden klikk egyben erős közösség is, továbbá minden erős közösség egyben gyenge is, ugyanakkor ezek fordítva már nem teljesülnek. Az előző fejezetben már említésre került, hogy a valós hálózatok gyakran skálafüggetlenek, azaz a foksámeloszlásuk hatványfüggvény-eloszlást követ, ugyanakkor a valós hálózatok vizsgálata során gyakran azonosíthatóak közösségek a hálózatot reprezentáló gráfot tekintve. 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 együttható függése a fokszámtól, azaz

$$K(d) \sim d^{-1} \quad (2.40)$$

ahol az előző fejezetben alkalmazott jelöléseknek megfelelően K a klaszterezettségi együtthatót, d pedig a foksámot jelöli. A fentiek szemléletesen azt jelentik, hogy minél magasabb egy adott csúcs fokszáma, azaz minél több kapcsolattal rendelkezik, annál kisebb a klaszterezettségi együtthatója, azaz a szomszédai között annál kevesebb a kapcsolat. A hierarchikus hálózatok esetén a kis foksámú csúcsoknak azért lesz magas a klaszterezettségi együtthatója, mert sűrű közösségekhez kapcsolódnak, míg a magas foksámú csúcsok esetén azért alacsony a klaszterezettség, mert jellemzően közösségeket kapcsolnak össze. A hierarchikus szerkezet tehát a foksámok és klaszterezettségi együtthatók vizsgálatával igazolható. Fontos megemlíteni, hogy az Erdős-Rényi véletlen hálózatok, illetve a skálafüggetlen Barabási-Albert modellek esetén $K(d)$ független k -tól, azaz ezen modellek esetén nem áll fenn a hierarchikus modularitás. Az eddig vizsgált piacok és részpiacok havi hálózatainak esetleges hierarchikus szerkezetét a következőképp vizsgáltam:

- kiszámítottam a vizsgált piacok és részpiacok minden havi irányítatlan hálózata esetén a csúcsok foksámaikat, valamint a klaszterezettségi együtthatókat
- 2.40 összefüggésnek megfelelően a klaszterezettségi együtthatók logaritmusára minden havi hálózat esetén lineáris regressziót becsültem a foksámok logaritmusára, mint magyarázó változó segítségével
- a lineáris regresszió koefficiense összevethető a 2.40 összefüggésben szereplő -1 értékkel annak érdekében, hogy eldönthető legyen a vizsgált piacok és részpiacok havi hálózatainak hierarchikus volta.

A 2.5 táblázat minden vizsgált piac és részpiac vonatkozásában tartalmazza a havi hálózatok fent megnevezett paramétereire illesztett korrigált R^2 mutatóinak átlagát az illeszkedés megfelelőségének mérése érdekében, továbbá a becsült regressziók koefficienseinek havi átlagát piacok és részpiacok bontásban.

Piac/részipiac	Átlagos becsült együttható	Átlagos R^2
fedezetlen (teljes)	-0.5079	0.5415
fedezetlen (O/N)	-0.5541	0.6095
fedezetlen (nem O/N)	-1.6142	0.6858
swap (teljes)	-0.7538	0.7805
swap (1-2 nap)	-0.8930	0.8107
swap (3 nap-1 hó)	-1.1244	0.7565
swap (>1 hó)	-1.7635	0.7689
swap (belföld)	-0.5537	0.4853

2.5. táblázat. A klaszterezettségi együtthatók logaritmusára illesztett regressziók átlagos paraméterei

A 2.5 táblázatból látható, hogy az illesztett regressziók átlagos magyarázó ereje jónak mondható, továbbá az is látszik, hogy a futamidő emelkedésével a magyarázó erő növekszik. Ez a következtetés csak korlátozottan vonható le, mivel a kisebb elemszámú részipiacok (nem-overnight fedezetlen, valamint az 1 hónapon túli futamidejű FX-swap) esetén a minta alacsony volta a paraméterek megbízhatóságát erősen torzíthatja. A becsült együttható átlagos értéke minden piac és részipiac esetén negatív, továbbá a futamidő szerint itt is emelkedő trend látható a paraméterben, ugyanakkor megbízhatóan a következtetés minta elemszáma miatt csak az FX-swap 1-2 napos és 3 nap-1 hónapos futamidejű részipiacok esetén vonható le. Továbbá az jól látható, hogy a teljes FX-swap piac esetén az illesztett egyenes meredekebb, mint a fedezetlen piacok esetén, továbbá a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac a kapott eredmények alapján a fedezetlen piachoz van közelebb. Tekintettel arra, hogy minél meredekebb az illesztett egyenes, azaz minél nagyobb negatív számot kapunk koefficiensként, az a hálózatok minél inkább hierarchikus voltát jelzi, így elmondható, hogy az FX-swap piacok esetén a hierarchikus működés erősebb a fedezetlen piacok esetén tapasztaltaknál. Továbbá a kapott eredmények alapján kellő óvatossággal az is állítható, hogy a hierarchikus szerkezet erősödik a futamidő emelkedésével a részipiacok esetén. Összességében a kapott átlagos koefficiensnek negatív volta és -1 körüli értékük indokolják a vizsgált piacok és részipiacok közösségeinek és esetleges mag-periféria jellegének további elemzését. Ugyanakkor a közösségek vizsgálata előtt a szakirodalomban még egy ismert, a hálózatok mag-periféria jellegének megerősítésére szolgáló vizsgálatot végzek el a hálózatok asszortatív, diszasszortatív vagy neutrális jellegének megállapításához.

Egy hálózatot asszortatívnak nevezzük, amennyiben a középpontok a középpontokhoz kapcsolódnak, ezáltal minél nagyobb egy adott csúcs fokszáma, annál nagyobb lesz az átlagos fokszáma az adott csúcs szomszédjainak (Barabási (2016)). A diszasszortatív hálózatok esetén ezzel szemben a középpontok szívesebben kapcsolódnak az alacsonyabb foks számú pontokhoz, míg neutrális hálózatok esetén bármely csomópont szomszédjainak átlagos foks száma független az adott csúcs foks számától. Egy hálózat asszortatív

vagy diszasszortatív jellegének meghatározásához az úgynevezett foksám-korrelációt kell vizsgálni, mely az azonos kapcsolat két végén található foksámok közötti Pearson-féle korrelációs együttható (Newman (2002)). A Pearson-féle korrelációs együttható értéke alapján amennyiben $r > 0$, úgy a hálózat asszortatív, amennyiben $r = 0$, úgy neutrális, továbbá amennyiben $r < 0$, úgy diszasszortatív. 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 magba tartozó központon keresztül. A diszasszortatív jelleg pedig épp ezt a jelenséget ragadja meg azzal, hogy magasabb foksámú csúcsok inkább az alacsonyabb foksámú csúcsokkal vannak kapcsolatban.

A már bemutatott piacok és részpiacok vonatkozásában minden irányítatlan havi hálózat esetén meghatároztam a foksám-korrelációt, majd piaconként és részpiaconként vettem a kapott foksám-korrelációk átlagát. Az átlagos foksám-korrelációs paramétereket a 2.6 táblázat foglalja össze.

Piac/részpiac	Foksám-korreláció
fedezetlen (teljes)	-0.2795
fedezetlen (O/N)	-0.3108
fedezetlen (nem O/N)	-0.2390
swap (teljes)	-0.4895
swap (1-2 nap)	-0.5091
swap (3 nap-1 hó)	-0.4679
swap (>1 hó)	-0.1919
swap (belföld)	-0.2807

2.6. táblázat. Átlagos foksám-korrelációs együttható piac/részpiac bontásban

A 2.6 táblázat alapján látható, hogy az átlagos foksám-korreláció minden piac és részpiac esetén negatív, azaz megerősítést nyert a hálózatok diszasszortatív volta. A hálózatok hierarchikus felépítésének vizsgálata során kapott eredmények a foksám-korreláció szerinti eredményekkel összhangban vannak: az FX-swap piacok esetén a foksám-korrelációs mutató jelentősen kisebb, mint a fedezetlen piacok esetén tapasztaltak, mely erősebb diszasszortativitásra utal, ezáltal még erősebben jellemző, hogy magas foksámú csúcs szomszédjainak átlagos fokszáma alacsony az FX-swap piacok kapcsán. Továbbá hasonlóan a hierarchikus szerkezet vizsgálatának eredményeihez, a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac a kérdéses paramétert tekintve ismét a fedezetlen piacokhoz áll közelebb. A futamidő szerinti bontást tekintve a foksám-korreláció a rövidebb szegmensek esetén alacsonyabb, azaz a foksám-korreláció alapján a rövidebb futamidejű részpiacok esetén erősebb a diszasszortativitás.

A fentiek alapján tehát mind a hálózatok hierarchikus szerkezetének, mind a foksám-korreláció vizsgálata alapján indokolt az egyes piacok és részpiacok havi hálózataiban

található közösségek és az esetleges mag-periféria szerkezet további elemzése. Ennek megfelelően először az adott hálózatokban található klikkeket fogom vizsgálni a következő szempontok alapján:

- hány maximális klikk található az adott havi hálózatokban
- hány csúcs alkotja a legnagyobb maximális klikket.

Maximális klikk alatt a hálózat egy teljes részgráfját értjük, amely egyetlen újabb hálózatbeli csúcs hozzáadásával sem bővíthető egy több csúcsot tartalmazó nagyobb klikké. Minél több maximális klikk található egy hálózatban, annál inkább hierarchikus a hálózat, azaz a nagy fokszerű középpontok annál inkább kisebb közösségeket kötnek össze. A legnagyobb maximális klikk alatt pedig azt a maximális klikket értjük, amelyből nincs több csúcsot tartalmazó maximális klikk a hálózatban. A legnagyobb maximális klikket alkotó csúcsok száma pedig leginkább azt fogja jelezni, hogy mekkora a hálózat központi szereplői alkotta teljes részgráf. Mivel az előzőekben megfogalmazottak szerint a mag-periféria modellek esetén a magba tartozó piaci szereplők alatt leginkább azokat a csúcsokat értjük a hálózatokban, melyek mindegyike szívesen köt ügyletet bármely másik magbeli bankkal, rajtuk keresztül közvetett módon valósul meg a periférián lévő piaci szereplők közötti tranzakciók, ezért a legnagyobb maximális klikk mérete a hálózat magját alkotó csúcsok számának egy jó indikátora. Az egyes piacok és részpiacok havi hálózataiban található maximális klikkek azonosításához, illetve a legnagyobb maximális klikk csúcsai számának meghatározásához az R szoftver *igraph* programcsomagját használtam, mely a számítások során a maximális klikkek meghatározásához a Bron-Kerbosch algoritmust alkalmazza. Az érdeklődő olvasó az algoritmus működéséről (Bron és Kerbosch (1973)) cikkében olvashat. A 2.7 táblázat a vizsgált piacok és részpiacok havi irányítatlan hálózataiban található maximális klikkek átlagos számát, illetve a havi hálózatonkénti legnagyobb maximális klikket alkotó csúcsok átlagos számát tartalmazza:

Piac/részpiac	Maximális klikkek átlagos száma	Legnagyobb maximális klikket alkotó csúcsok átlagos száma
fedezetlen (teljes)	47.69	7.85
fedezetlen (O/N)	43.88	7.73
fedezetlen (nem O/N)	24.73	3.04
swap (teljes)	108.17	6.46
swap (1-2 nap)	83.65	5.35
swap (3 nap-1 hó)	80.56	4.33
swap (>1 hó)	28.94	3.08
swap (belföld)	25.79	6.27

2.7. táblázat. Maximális és legnagyobb maximális klikkek statisztikái

A 2.7 táblázat alapján látható, hogy a teljes FX-swap piac esetén a maximális klikkek átlagos száma, magasabb, mint a teljes fedezetlen piac esetén, viszont a legnagyobb maximális klikket alkotó csúcsok átlagos száma már kisebb, mint a fedezetlen piacok esetén.

Ez azt jelzi, hogy vélhetően a teljes FX-swap piac jobban töredezik kisebb közösségekre, mint a teljes fedezetlen piac, melyeket végső soron a központi, nagy fokszámmal rendelkező csúcsok kötnek össze. Azt, hogy több maximális klikk található a swap piacok esetén, mint a fedezetlenen már csak azért sem meglepő, mert eleve jóval több csúcs alkotja a swap piacokon a havi hálózatokat, ugyanakkor a legnagyobb maximális klikket alkotó átlagos csúcsszám kisebb volta önmagában is beszédes, mely arra utal, hogy ezen hálózatok esetén vélhetően a magot is kevesebb piaci szereplő alkotja annak ellenére, hogy a hálózat több csúcsból tevődik össze. Érdemes kiemelni, hogy a futamidő emelkedésével mindkét átlagos érték csökken, a hosszabb futamidejű szegmensek esetén pedig az átlagos érték csökkenése szignifikáns a teljes piacokhoz képest. A csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac most is inkább a fedezetlen piacokhoz hasonlóan teljesített a két mutatószám tekintetében, továbbá az, hogy viszonylag alacsony a maximális klikkek átlagos száma a legnagyobb maximális klikket alkotó csúcsok átlagos számához képest szintén arra utal, hogy a havi hálózatok sűrűbbek, mint a teljes vagy a futamidő szerinti FX-swap részpiacok esetén.

A fentiek alapján mind a hálózatok hierarchikus szerkezete, mind a foksám-korreláció, mind klikkek vizsgálatának eredményei alapján alátámasztott a hálózatok esetleges mag-periféria szerkezetének vizsgálata. Egy tökéletes mag-periféria modellben a hálózatot alkotó csúcsok két diszjunkt halmazra oszthatóak, melyek közül az egyik halmazba (mag) tartozó csúcsok teljeskörűen kapcsolódnak egymáshoz, míg a másik halmazba (periféria) tartozó csúcsok egymással egyáltalán nem állnak kapcsolatban (Borgatti és Everett (2000)). Ennek megfelelően ha tekintjük a szomszédsági mátrixot, akkor a mag-mag részmátrixot csupa 1-es, míg a periféria-periféria részmátrixot csak 0 elemek alkotják. A valóságos hálózatok esetén a mag-periféria struktúra jellemzően nem tökéletes, azaz nem választható el tökéletesen a mag és a periféria, ezért a gyakorlatban a valós és a tökéletes mag-periféria struktúrához tartozó, elméleti szomszédsági mátrix eltéréseit hibának nevezi a szakirodalom és a diszkrét mag-periféria modellek lényege ezen hibapontok számának minimalizálása. Ez egy NP-nehéz probléma, azaz nem determinisztikus polinomidejű¹⁵. Az NP-nehéz probléma közelítésére Borgatti és Everett (2000) és Fricke és Lux (2015) genetikus, míg Craig és von Peter (2014) egy szekvenciális kereső, továbbá Banai és Illés (2015) egy maximális klikk meghatározásán alapuló algoritmust alkalmazott. A valós hálózatok esetén tehát a diszkrét mag-periféria felbontás (0-1 típusú) a legegyszerűbb esetekben sem tekinthető egyértelműnek, ugyanakkor az úgynevezett folytonos mag-periféria modellek esetén a magbeliséget mérő mutatószám (coreness) 0 és 1 között bármilyen valós értéket felvehet, és minél inkább közelebb van 1-hez a kérdéses mutató, annál inkább magbelinek/meghatározónak tekinthető az adott szereplő (Borgatti és Everett (2000)). Továbbá az aszimmetrikus folytonos modellek esetén a magbeliség kapcsán megkülönböztethető a forint vagy deviza forrás nyújtás és felvétel oldali magbeliség is (out-coreness és in-coreness), azaz forint vagy deviza forrás nyújtás esetén egy bankot magbelinek tekintünk, ha a magban minden intézménynek forrást

¹⁵Nincs polinomidejű módszer az optimális kettéosztás megtalálása kapcsán.

biztosít, illetve a deviza vagy forint forrás felvevői oldalon magbeli, amennyiben a többi magbeli bank az adott banknak nyújt forrást. A folytonos mag-periféria modellek esetén Boyd et al. (2010) adnak egy jó áttekintést, összevetve az egyes módszereket előnyök és hátrányok szempontjából.

A következőkben a már bemutatott piacok és részpiacok havi hálózatai esetén azok k -magját fogom vizsgálni. Egy gráf k -magján azt a maximális összefüggő részgráfot értjük, melyben minden csúcsnak legalább k a fokszáma. Egy gráf k -magjának meghatározása a gyakorlatban egy rekurzív algoritmus alapján történik, mely a k -mag meghatározásához az adott gráf azon csúcsait fogja eltávolítani lépésenként, melyek fokszáma kisebb, mint k . Amennyiben az algoritmus minden k -tól kisebb fokszámú csúcsot eltávolított és az így kapott összefüggő részgráf minden csúcsa legalább k fokszámú, úgy a kapott részgráf képezi az eredeti gráf k -magját. Vegyük észre, hogy amennyiben egy hálózatot reprezentáló gráf összefüggő, úgy bármilyen csúcs eltávolítása nélkül önmaga 1-magját is képezi. Amennyiben a hálózatot reprezentáló gráf nem összefüggő, úgy a gráfhoz nem kapcsolódó csúcsok eltávolításával kapható meg az 1-mag. Továbbá a magasabb rendű magok egyfajta rétegeket alkotnak, azaz egy gráf $k + 1$ magja mindig a k -mag egy részgráfja, hiszen a $k + 1$ magot a k -magból képezzük a kevesebb, mint $k + 1$ fokszámú csúcsok eltávolításával. Azaz a k növelésével a magokat alkotó csúcsok száma csökken, ugyanakkor a magasabb rendű k -magok sűrűsége növekszik, ennek megfelelően a legmagasabb k értékkel rendelkező mag képezi egy adott gráf legsűrűbb, leginkább központi szerepet betöltő részgráfot. Érdemes megemlíteni a k -magok és a klikkek közötti kapcsolatot is: egy k -klikk, amely egy k -csúcsból álló teljes részgráfot jelent, nem más, mint a $k - 1$ mag, hiszen a k -klikk minden csúcsának $k - 1$ a fokszáma.

A gyakorlatban a leginkább összefüggő, legmagasabb k -rendű mag megkeresése mellett a csúcsok úgynevezett coreness értékét szokás meghatározni. Egy csúcs coreness értéke alatt a szakirodalom azt a k értéket nevezi, amely esetén az adott csúcs része a gráf k -magjának, de nem tartozik már bele a $(k+1)$ -magba (Seidman (1983)). Azaz minél magasabb egy adott csúcs coreness értéke, annál inkább magasabb rendű k -magnak a tagja, azaz annál inkább magas fokszámmal rendelkező, meghatározó szereplő egy adott gráfban. A következőkben kiszámítottam minden piac és részpiac havi hálózata esetén az összes csúcsra a fentiekben definiált coreness mutatót és összefoglalóan közlöm minden piac és részpiac vonatkozásában a coreness mutató szerinti TOP5 szereplő azonosítóját, valamint az időben átlagolt coreness mutató értékét, mely alapján rangsoroltam az egyes piaci szereplőket.

Az eredmények értelmezése előtt a 2.8 táblázatban szereplő in-coreness és out-coreness mutatókat is definiálnám. Az alap coreness mutató irányítatlan hálózatokon van számszerűsítve, azaz a finanszírozás iránya nincs figyelembe véve, míg az in- és out-coreness mutatók ezt is figyelembe veszik. Egy adott csúcs in-coreness mutatója szerinti k érték hasonlóan a coreness mutatóhoz azt mutatja meg, hogy az irányított gráfban az adott csúcs része a gráf k -magjának, de nem tartozik már bele a $(k+1)$ -magba, ugyanakkor a k -magban az adott csúcs be-fokszáma legalább k , azaz a magban lévő piaci szereplők kö-

zül legalább k forint vagy devizaforrást biztosít a kérdéses piaci szereplőnek (csúcsnak). Hasonlóan az out-coreness mutató k értéke egy adott csúcs esetében jelzi, hogy a k -mag tagja, de a $(k+1)$ -magnak már nem, ugyanakkor a magban legalább k a ki-fokszáma az adott csúcsnak, azaz legalább k magbeli piaci szereplőnek nyújt forint vagy devizaforrást az adott csúcs.

Mutató	Fedezetlen (teljes)		Fedezetlen (O/N)		Fedezetlen (nem O/N)		Swap (teljes)		Swap (1-2 nap)		Swap (3 nap-1 hó)		Swap (>1 hó)		Swap (belföld)	
	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg
Coreness	11	9.4	14	9.04	281	2.25	11	7.69	11	6.02	11	4.42	10	2.23	11	7.56
	14	9.4	17	9.04	4	2.25	14	7.69	14	6.02	14	4.42	19	2.15	14	7.56
	17	9.4	6	9.04	17	2.22	3	7.69	3	5.98	10	4.4	4	2.04	3	7.56
	6	9.4	11	9.02	11	2.2	6	7.69	16	5.96	4	4.38	6	1.87	6	7.56
	9	9.38	9	9.02	9	2.2	4	7.67	6	5.94	6	4.25	14	1.85	16	7.5
In-coreness	17	3.54	17	3.44	281	0.67	11	7.69	14	1.96	14	1.19	26	0.43	14	2.69
	6	3.52	6	3.42	234	0.65	14	7.69	11	1.94	5	1.15	20	0.26	11	2.67
	11	3.5	11	3.38	224	0.54	3	7.69	3	1.9	11	1.06	7	0.25	5	2.67
	14	3.5	14	3.38	18	0.5	6	7.69	5	1.9	4	1.06	10	0.21	4	2.65
	9	3.44	9	3.35	243	0.33	4	7.67	4	1.88	8	1.02	19	0.21	3	2.63
Out-coreness	14	3.92	14	3.73	280	0.83	11	7.69	14	2.04	10	1.25	116	1	28	3
	17	3.92	17	3.73	279	0.79	14	7.69	1	2	211	1.2	124	1	14	2.79
	4	3.92	4	3.73	234	0.71	3	7.69	10	1.96	66	1.18	193	1	10	2.77
	5	3.88	11	3.69	281	0.67	6	7.69	16	1.96	103	1.15	203	1	11	2.75
	9	3.88	5	3.69	231	0.5	4	7.67	3	1.96	11	1.13	205	1	16	2.71

2.8. táblázat. A hálózatok magját leginkább meghatározó szereplők coreness mutató alapján

A 2.8 táblázat alapján látható, hogy TOP5 szereplő coreness mutatóinak átlaga mind a fedezetlen, mind a swap 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 legkisebb magot, ahogy arra számítottunk a hosszabb futamidejű, nem-overnight fedezetlen és az 1 hónap feletti futamidejű FX-swap piac esetén találhatjuk, továbbá a mag méretét tekintve a csak belföldi szereplők alkotta FX-swap piac ismét a fedezetlen piachoz áll közelebb. Fontos ugyanakkor kiemelni, hogy a teljes fedezetlen és FX-swap piacokat tekintve, 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 átlagos értékei a TOP5 szereplő vonatkozásában futamidő szerint ismét csökkennek, hasonlóan a coreness mutatónál tapasztaltakhoz, ugyanakkor míg az átlagos in- és out-coreness mutatók értékei a teljes fedezeten piac esetén a coreness mutatóhoz képest jelentősen visszaesnek, addig az FX-swap piacok esetén gyakorlatilag nem változnak. Azaz míg a finanszírozás irányának figyelembe vételével a fedezetlen piac magja zsugorodik, addig az FX-swapé nem. Amennyiben a teljes piacok esetén tekintjük a TOP5 szereplőt, úgy az is látható, hogy míg fedezetlen esetben a coreness és in-coreness alapján meghatározó szereplők megegyeznek, csak a sorrend más, továbbá out-coreness és coreness esetén három átfedő piaci szereplő található, addig az FX-swap piac esetén a TOP szereplők

nemcsak megegyeznek a három mutató esetén, de még a sorrendjük is ugyanaz. Habár tudjuk, hogy a deviza forrás nagy részét külföldi szereplők biztosítják, ugyanakkor 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 az out-coreness mutató alapján inkább forint forrást biztosítanak a magbéli bankoknak, ugyanakkor kevésbé van szükségük forint forrásra a magbéli bankoktól.

Fontos ugyanakkor megjegyezni, hogy ha összevetjük a coreness mutatók szerinti TOP szereplőket a TOP forrás és nyelő szereplőkkel a fedezetlen piac esetén, úgy az látható, hogy alig van átfedés a szereplők között. A legnagyobb nyelők és a TOP in-coreness mutatójú szereplők esetén két átfedés van, míg a legnagyobb források és a TOP out-coreness mutatójú szereplők között szintén kettő. Azaz összhangban Berlinger et al. (2017) eredményeivel, a magban lévő piaci szereplők nem feltétlenül a legnagyobb forrás felvevők vagy kihelyezők, azaz inkább közvetítő szerepet töltenek be. A teljes swap piacot tekintve újabb érdekes eredmény, hogy TOP forrást biztosítók közötti egyetlen, a 10-es számú belföldi szereplő nincs rajta az out-coreness szerinti listán, azaz hiába belföldi szereplőként a legtöbb devizaforrást nyújtja, vélhetően ezt periferián lévő bankok felé teszi. Ugyanakkor a TOP nyelők és az in-coreness mutató szerinti lista között három átfedés is van, mely szerint a legnagyobb deviza forrást felvevők jellemzően in-coreness alapon magbeliek és ezáltal egymásnak is nyújtanak devizaforrást, azaz nem csak külföldről szerzik be azt, porlasztva ezáltal a finanszírozási kockázatot.

A következőkben a k -magok vizsgálata után a már az előzőekben említett folytonos aszimmetrikus mag-periféria modellt fogok becsülni 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 módszertant¹⁶ követem. Egy adott piac/részpiac adott havi hálózata esetén kiindulásképp legyen adott egy N elemű u és v vektor, ahol N az adott havi hálózatot alkotó csúcsok számával egyezik meg, míg u jelöli a piaci szereplők deviza vagy forint forrás nyújtás, míg v a deviza vagy forint forrás felvételi magsági, 0 és 1 közötti mutatóit. Az u és v kezdeti értékeinek pontos meghatározását később tárgyalom. Az u és v vektorok diadikus szorzata adja az eddigiek során sokszor felhasznált „elméleti” szomszédsági mátrixot (g). Mivel két magbéli bank esetén azt várjuk, hogy legyen köztük kapcsolat, míg két periféria bank között azt, hogy ne legyen, így magas coreness számok szorzata 1-hez lesz közeli, míg az alacsonyabbak szorzata 0-hoz. Azaz magasabb coreness mutatójú csúcsok között ténylegesen nagyobb eséllyel lesz kapcsolat, mint a kisebbek között. A feladat tehát nem más, mint olyan u és v vektorok megha-

¹⁶MINRES/SVD (minimal residual/singular value decomposition)

tározása, melyek diadikus szorzatával kapott mátrix a lehető legközelebb van a valós g szomszédsági mátrixhoz. Ez egy optimalizálási feladat, mely esetén Boyd et al. (2010) a következő összefüggés minimalizálását ajánlja:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N (g_{ij} - u_i v_j)^2 \rightarrow \min \quad (2.41)$$

Azaz a 2.41 szerint a két mátrix elemenkénti eltéréseinek négyzetösszegét kell minimalizálni úgy, hogy a főátlóbeli elemeket nem vesszük figyelembe, mivel a piacok/részipiacok havi hálózatai hurokélmentesek, azaz a főátlóba definíciószerűen csak 0 értékek kerülhetnek. A fenti minimalizálási feladatot az összes piac/részipiac összes havi hálózata esetén a következőképp oldottam meg.

1. Minden piac/részipiac havi hálózata esetén generáltam a havi hálózat csúcsainak elemszámával megegyező elemű u és v vektorokat, melyeknek az elemei 0 és 1 közötti egyenletes eloszlásból származó véletlen értékek.
2. Minden havi hálózat esetén vettem a véletlen értékekkel feltöltött kiindulási u és v vektorok diadikus szorzatát, majd az így kapott mátrix főátlójában lévő összes értéket 0-nak állítottam be.
3. A 2.41 szerinti optimalizálási feladat az R program általános célú optimalizálási programcsomagjával végeztem el, úgynevezett L-BFGS-B módszertan alkalmazásával, mely képes kezelni az u és v vektorok elemeire tett megkötéseket. A megkötések célja az, hogy az optimalizáció eredményeképp kapott u és v vektorok csak 0 és 1 közötti értékeket tartalmazzanak.

Az L-BFGS-B módszertan a BFGS¹⁷ módszertan Byrd et al. (1995) általi módosítása a kezdőértékekre tett megkötések kezelése érdekében. A k -mag elemzésnél bemutatottakhoz hasonlóan, piac/részipiac bontásban minden havi hálózat esetén kiszámoltam az egyes csúcsok folytonos, 0-1 közötti magsági mutatóit mind a forint vagy deviza forrás nyújtói, mind felvevői oldalon, majd az egyes piaci szereplők átlagos coreness mutatószámai alapján rangsoroltam őket. Az u - és v -coreness mutatók szerinti TOP5 szereplőket a 2.9 táblázat foglalja össze.

A 2.9 táblázat alapján látható, hogy a teljes piacok esetén a TOP5 szereplő magsági mutatójának átlaga rendkívül közeli 1-hez, ami stabil magsági jelenlétre utal, ugyanakkor ha a futamidő szerinti részipacokat 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 részipacok esetén gyakrabban cserélődnek a magbeli csúcsok. A csak belföldi szereplők alkotta FX-swap részipiac most is inkább a fedezetlen piacokhoz áll közelebb a magsági mutatókat tekintve. A deviza vagy forint forrást nyújtók (u -coreness) TOP szereplőit

¹⁷A módszertant publikáló szerzők vezetékneveinek kezdőbetűit jelöli: Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno.

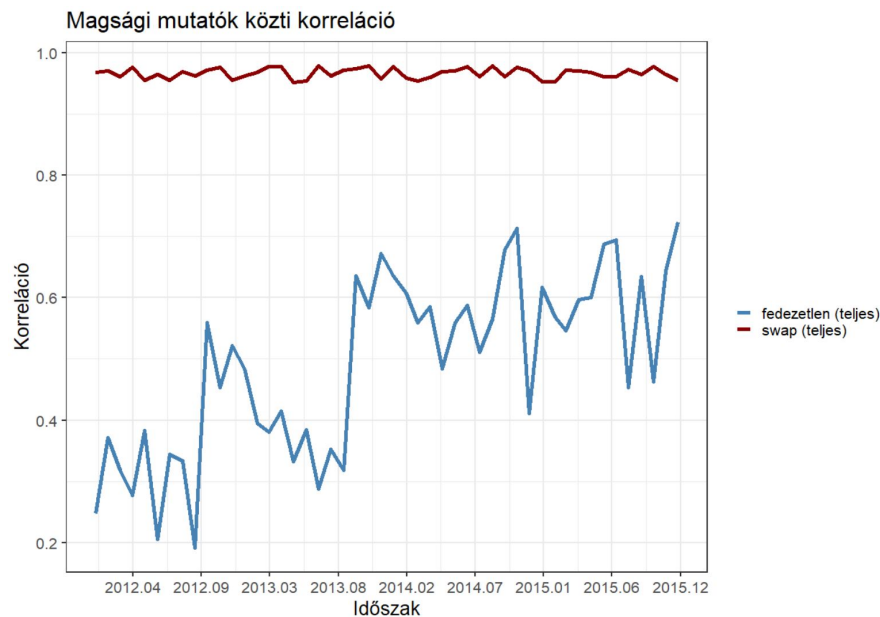
Mutató	Fedezetlen (teljes)		Fedezetlen (O/N)		Fedezetlen (nem O/N)		Swap (teljes)		Swap (1-2 nap)		Swap (3 nap-1 hó)		Swap (>1 hó)		Swap (belföld)	
	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg	id	avg
<i>u</i> -coreness	14	0.98	14	0.99	22	0.53	14	1	10	0.93	10	0.85	10	0.67	10	0.96
	4	0.97	4	0.98	4	0.5	11	1	6	0.86	11	0.67	92	0.55	11	0.85
	17	0.94	17	0.93	238	0.42	10	0.98	11	0.86	6	0.64	203	0.54	14	0.84
	10	0.92	10	0.9	6	0.41	4	0.97	14	0.8	14	0.63	139	0.5	6	0.81
	22	0.89	22	0.89	10	0.39	6	0.95	28	0.8	28	0.62	67	0.49	28	0.77
<i>v</i> -coreness	17	1	243	1	243	0.57	14	1	14	0.95	14	0.84	10	0.68	14	0.96
	243	0.96	17	0.99	17	0.54	11	1	5	0.85	5	0.7	19	0.57	11	0.92
	6	0.89	6	0.89	10	0.44	10	0.98	11	0.67	11	0.57	4	0.48	4	0.83
	14	0.87	14	0.86	3	0.41	4	0.97	4	0.6	4	0.54	14	0.37	5	0.79
	3	0.83	3	0.82	19	0.4	6	0.95	6	0.44	17	0.4	8	0.35	3	0.74

2.9. táblázat. A hálózatok magját leginkább meghatározó szereplők folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell alapján

tekintve a teljes fedezetlen és FX-swap piac esetén 3 átfedő piaci szereplőt találhatunk, míg a forint vagy deviza forrást felvevők (*v*-coreness) TOP szereplői között 2 az átfedő piaci szereplő, ami összhangban van a *k*-mag vizsgálat esetén kapott eredményekkel. Azaz mind a forint/deviza forrást nyújtó és felvevő belföldi meghatározó szereplők között van átfedés és hasonló szereplők alkotják a magot a két piac esetén. Továbbá ha összevetjük az *u*-coreness szerinti eredményeket a legnagyobb forrásokkal, akkor teljes fedezetlen piac esetén 3, míg teljes FX-swap piac esetén 1 az átfedés, amelyből az átfedő egy a 10-es szereplő, az egyetlen belföldi a TOP forrás listán. A *v*-coreness szerinti eredményeket összevetve a TOP nyelőkkel az átfedés 4 fedezetlen esetben, míg 3 FX-swap piacok esetén. Ez pedig arra utal, hogy a folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell segítségével jobban megragadhatóak a legnagyobb források és nyelők, mint a *k*-mag eljárás segítségével, mely utóbbi inkább a nagy fokszerű, közvetítő funkciót betöltő szereplők azonosítására alkalmasabb. Ugyanakkor itt is megjegyzem, ahogy a *k*-mag esetben is, hogy a folytonos aszimmetrikus mag-periféria modell által forrást nyújtás és felvétel szemszögéből magbeli piaci szereplők nem feltétlenül egyeznek meg a volumen szerinti legnagyobb forrást nyújtókkal és felvevőkkel.

A teljes fedezetlen és FX-piac esetén az *u*- és *v*-coreness mutatók alapján a forrást nyújtók és felvevők magjába tartozó TOP szereplők magsági mutatójának időbeli stabilitását a Függelék(F/11.) 4.21 és 4.22 grafikonjai mutatják. A grafikonok alapján látható, hogy mindkét teljes piac esetén a forrást felvevők és nyújtók magjába tartozó TOP szereplők magsági mutatója habár időben kisebb kilengéseket mutat, ugyanakkor néhány kivételtől eltekintve végig egy magas tartományon belül mozognak, azaz tartósan magas értéket vesznek fel. Ugyanakkor amennyiben összevetjük a TOP szereplők magsági mutatójának időbeli alakulását a két teljes piac esetén, úgy az látható, hogy az FX-swap piacok esetén a magsági mutatók stabilabbak, jóval kevesebb kilengést mutatnak. Ebből tehát az következik, hogy FX-swap piacok esetén stabilabb a magképződés és így vélhetően ritkábban lép be új szereplő a magba, illetve lép ki egy TOP szereplő a vizsgált 4 éves időhorizont havi hálózataiban.

Végezetül a teljes fedezetlen és FX-swap piacok esetén kiszámoltam minden egyes havi hálózat esetén az u - és v -coreness mutatók közötti korrelációt. Amennyiben ez a korreláció erősen pozitív, úgy az azt jelenti, hogy jellemzően az adott piac esetén hasonló szereplők tartoznak a magba és hasonlóak vannak periferián a forrást nyújtó és felvevői oldalon. Míg erősen negatív korreláció azt mutatná, hogy forrás nyújtó oldalon a magba tartozó szereplők a forrást felvevői oldalon inkább periferián vannak és fordítva. A két teljes piac esetén a korrelációs együtthatók időbeli alakulását a 2.19 grafikon mutatja.



2.19. ábra. Magsági mutatók közti korreláció

A 2.19 grafikonról látható, hogy a teljes FX-swap piac esetén végig stabil és nagyon erős pozitív korreláció van az u - és v -coreness mutatószámok között, mely azt jelenti, hogy mind a forrást felvevői, mind a forrást nyújtói oldalon jellemzően ugyanazok alkotják a magot és periferiát. Ez teljes mértékben összhangban van a k -mag és a folytonos aszimmetrikus modellek esetén kapott eredményekkel, melyek esetén a teljes FX-swap piacon ugyanaz a TOP5 szereplő in- és out-coreness (k -mag vizsgálat) mutatók szerint, valamint ugyanazok az u - és v -coreness mutatók (folytonos aszimmetrikus modell) szerint is. A teljes fedezetlen piac esetén habár a vizsgált időhorizonton a korreláció nem erős, ugyanakkor időbeli alakulásában egy pozitív trend figyelhető meg, és az időszak végi 0.6 körüli érték már erősnek mondható. Azaz habár a fedezetlen piacok esetén is erős a kérdéses korrelációs mutató, mely szerint van erőteljes átfedés a forrás felvevői és nyújtói oldali magbeli és perifériabeli szereplők között, ugyanakkor az messze nem olyan erős, mint az FX-swap piac esetén. Másképp fogalmazva a fedezetlen piacon nagyobb az esélye, hogy egyik időpontról a másikra egy magbeli bank periferiára kerüljön és fordítva, mint az FX-swap piac esetén, azaz kevésbé determináltak a szerepek a fedezetlen, mint az FX-swap piacon.

3. fejezet

A bankközi piaci hálózat szerkezeti sérülékenységeinek vizsgálata szimulációs eszköztárral

3.1. A bankközi piacok hálózatainak vizsgálata „hagyományos” hálózatelméleti eszközökkel

A pénzügyi válságot megelőzően a rendszerkockázati elemzések leginkább a pénzügyi hálózatok alapvető jellemzőinek meghatározására irányultak, melyeket lényegében stabilnak tekintettek, illetve azt vizsgálták hogy amennyiben egy esetleges külső sokk éri a rendszert, úgy mi történik a hálózat struktúrájával. A pénzügyi válságot követően ugyanakkor 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 későbbiekben a likviditási sokkok lefutásának és a hálózatok időbeli változási dinamikájának vizsgálata meghatározó kutatási területté vált a pénzügyi hálózatok vizsgálata során.

A rendszerkockázattal kapcsolatos szakirodalom túlnyomó többsége a pénzügyi rendszer szereplőit alkotta bankközi piac hálózatelméleti eszközökkel való vizsgálatán, elemzésén alapul. Ezen elemzések középpontjában olyan hálózatok állnak, melyekben a piaci szereplőket a hálózat csúcsai reprezentálják, a csúcsok közötti élek pedig valamilyen pénzügyi kapcsolatot mutatnak, melyek leginkább a bankközi piaci ügyleteken alapulnak. Azaz a rendelkezésre álló adatok felhasználásával egy-egy adott időpontban előállítható egy hálózat (gráf), amely a piaci szereplők kapcsolatait reprezentálja és a segítségével vizsgálható, hogy időben hogyan is változnak az egyes piaci szereplők közötti kapcsolatok, valamint hogyan alakulnak a neves hálózatelméleti mutatószámok.

Az elmúlt években, különös tekintettel a 2008-2009-es gazdasági válságot követően több, a pénzügyi rendszert, illetve annak stabilitását hálózatelméleti eszközökkel vizsgáló cikk jelent meg. Egyik korai cikk Allen és Gale (2000) nevéhez kötődik, melyben

a szerzők modelljükben a bankközi piac szerepét vizsgálták annak tükrében, hogy az milyen hatékonysággal képes a bankközi piacon jelen lévő bankok likviditási sokkokkal szembeni ellenálló képességét javítani. A szerzők eredményei alapján, normál gazdasági körülmények között a bankközi piac jelentős mértékben képes a pénzügyi rendszer sokkellenálló képességét javítani. A bankok egyrészt képesek kockázataik csökkentésére és porlasztására a bankközi piacon keresztül, ugyanakkor a nagyfokú összekapcsoltság a bilaterális kitettségeken keresztül jelentős mértékben növelheti a fertőzési kockázatot. A szerzők eredménye alapján minél inkább közelebb van a teljes gráfhoz a bankközi piac hálózatának gráf reprezentációja, annál inkább képesek a kockázatokat porlasztani a hálózatot alkotó bankok, míg a kevés kapcsolattal jellemezhető hálózatok esetén a bankok kevésbé tudják diverzifikálni kihelyezéseiket, mely által a rendszer sérülékenyebb lesz az azt érő sokkokra.

Nier (2009) cikkében a bankközi piac hálózati szerkezete és a rendszer stabilitása közötti kapcsolatot vizsgálta. A szerzők úgy találták, hogy minél összekapcsoltabb a bankközi piac, annál inkább érvényesül a kockázatok megosztása és porlasztása, ugyanakkor amennyiben egy, a rendszert érő sokk hatására egy adott piaci szereplő csődöt jelent, úgy a csőd indukálta veszteségek tovagyűrűző hatása által esetlegesen kiváltott dominó hatás is jelentős mértékben felerősödik. Továbbá a szerzők megmutatták, hogy a rendszert érő sokk hatására nemteljesítővé váló piaci szereplők száma erősen és nem lineárisan csökken a piaci szereplők tőkeellátottságával. Hasonló következtetésre jutott lori et al. (2006) is: egyrészt a bankközi hitelezés egyfajta stabilizáló szerepet tölt be a pénzügyi rendszer egészét tekintve, másrészt a bankközi kapcsolatok a sokkok tovatérjedésének egyik fő csatornáját is jelentik. Az előző cikkekhez hasonló eredményre jutott Dietrich és Hauck (2020) is. A szerzők cikkükben egy olyan modellt vizsgáltak, melyben a bankok a bankközi piacon keresztül hitelt nyújtanak egymásnak, és ezáltal a hitelező partnerkockázatot vállal. A szerzők eredményei szerint a partnerkockázat vállalása mellett a hitelező a bankközi piaci tranzakción keresztül a teljes kockázati kitettségét tovább tudja diverzifikálni, továbbá a hitelezett képes javítani a külső finanszírozásának költségein és elérhetőségén.

A fenti eredményeket figyelembe véve és a szabályozói, valamint a makroprudenciális szempontokat tekintve a pénzügyi rendszer stabilitásának méréséhez és elemzéséhez szükségeszerű az egész pénzügyi rendszert együtt kezelni ahelyett, hogy a pénzügyi rendszert alkotó szereplők sokkellenálló képességét egymástól elkülönülten, külön-külön vizsgálnánk. A szakirodalomban a rendszerkockázat mérésére számos módszertan került kidolgozásra. Érdeemes megemlíteni Battiston et al. (2012) cikkét, melyben a 2008-2010 között a FED által globális pénzügyi szereplőknek folyósított hitelek adatait vizsgálták és az eredményeik alapján egy új módszertant (DebtRank) javasoltak az egyes piaci szereplők rendszerszinten jelentős voltának mérésére. A DebtRank algoritmus lényege, hogy egy adott szereplő rendszerszinten jelentős voltát az adott szereplő nemteljesítővé válásának a többi piaci szereplőre gyakorolt hatásával mérik. Azaz amennyiben egy adott szereplő nemteljesítővé válik, úgy rövid távon a más piaci szereplőkkel szembeni

kötelezettségeinek nem tud eleget tenni, melyek ennek hatására szintén nemteljesítővé válhatnak és ez szintén kihathat az azokat hitelező szereplőkre. A DebtRank méréséhez tehát egy irányított gráfra van szükség, melyben az irány a kihelyezőtől mutat a felvevő felé és egy adott csúcs rendszerszinten jelentős volta a rendszert alkotó szereplők összes kihelyezésének volumene és az adott csúcs nemteljesítővé válása által érintett volumen arányával egyezik meg. Egy adott kihelyezés pedig akkor lesz közvetlenül vagy közvetve érintett egy adott csúcs nemteljesítővé válása által, amennyiben rövid távon a kötelezett nem tud eleget tenni a kötelezettségének. A szerzők eredményei alapján a gazdasági válság alatt a FED programban részt vevő összes globális piaci szereplő rendszerszinten jelentőssé vált, azaz bármelyik nemteljesítővé válása rendszerszintű összeomlást okozhatott volna, mely egyértelműen mutatja a globális szereplők nagyfokú összekapcsoltságát a bankközi piacon keresztül. A fentiek tükrében a szerzők a rendszerszinten jelentős piaci szereplők azonosítása során, melyek nemteljesítővé válása az egész rendszer stabilitását fenyegetik, azt javasolják, hogy a bankok mérete (mérlegfőösszeg) mellett azok bankközi piaci hálózatban betöltött szerepét is figyelembe kell venni, azaz a szokásos „too-big-to-fail” szemléletmódot ki kell terjeszteni a „too-central-to-fail” vizsgálati szempontokkal is.

Bluhm és Krahnen (2011) cikkükben a bankrendszer stabilitását és a rendszerkockázatot vizsgálták egy általuk fejlesztett modell segítségével, melyben a bankok bankközi kihelyezéseken keresztül vannak egymással kapcsolatban. Ugyanakkor az eddig bemutatott megközelítésekhez és modellekhez képest a szerzők a hálózatot alkotó bankok számára a modell keretein belül lehetővé tették, hogy értékpapírpiaci eszközöket vásárolhassanak, melyek egy adott bankot érő sokk hatására történő nagy volumenű kényszerértékesítése a többi bank számára is veszteséget jelenthet a kényszerértékesített eszköz piaci árának jelentős csökkenése miatt. A szerzők továbbá játékelméleti eszközöket is alkalmaztak a hálózatot alkotó bankok rendszerszinten jelentős voltának megállapításához. Szintén újfajta megközelítésmódot jelentett Georg (2011) cikke, melyben statikus helyett dinamikus modellt alkalmazott. A dinamikus modellben a bankok egyrészt optimalizálják befektetési portfóliójukat, másrészt véletlenszerű sokkoknak vannak kitéve. A szerző azt mutatta meg cikkében, hogy a fertőzési kockázat magasabb olyan bankközi piac esetén, melynek struktúrája a véletlen hálózatokéhoz van közelebb, mint amennyiben a bankközi piac hálózata skálafüggetlen tulajdonságú lenne. Továbbá modelljében a jegybankok szerepét vizsgálta a bankközi piacon, illetve a bankok által a jegybanknál tartott kötelező tartalék pénzügyi rendszer stabilitására gyakorolt hatását elemezte. A szerző eredményei azt mutatták, hogy minél magasabb a jegybanknál elhelyezett kötelező tartalék szintje, annál kisebb az összvolumen a bankközi piaci kihelyezések tekintetében.

Ugyanakkor ezen hálózatelméleti eszközök leginkább historikus adatok vizsgálatára alkalmasak, így amennyiben egy adott rendszer stressztűrő képességének felmérése, illetve egy adott piaci sokk hatásának a rendszerre, illetve a hálózatot alkotó szereplőkre gyakorolt hatásának vizsgálata a cél, úgy más típusú eszközök alkalmazása válik szüksé-

gessé. A fenti célok eléréséhez egy alkalmas eszköz az ágensalapú modellezés lehet, mely módszertant az utóbbi években pénzügyi hálózatok sérülékenységének vizsgálatára, illetve a rendszerszinten jelentős intézmények azonosítására egyre gyakrabban alkalmaznak kutatók. A következő fejezetben néhány olyan cikket és azok eredményét mutatom be, melyekben ágens alapú modellek segítségével vizsgálták a pénzügyi hálózatok sérülékenységét, illetve azonosítottak rendszerszinten jelentős intézményeket.

3.2. A bankközi piacok vizsgálata ágens alapú modellekkel

Az ágens alapú szimulációs modellezési technikát leginkább makromodellekben alkalmazza a szakirodalom, melyekben jellemzően a gazdaság egészét vizsgálják. A makromodellekben jellemzően a reprezentatív szereplők helyett heterogén ágensek jelennek meg (háztartások, vállalatok, bankok stb.), melyek tetszőleges dimenzió mentén különbözhetnek¹ egymástól. A modell szereplői továbbá tetszőleges szabályok mentén dönthetnek arról, hogy pl. mennyit fogyasszanak vagy termeljenek. Ezen szabályok a modellben egyszerű formulaként vagy akár algoritmusokként is megjelenhetnek. Továbbá egy ágensalapú makromodellben periódusok követik egymást, ugyanakkor az események egy perióduson belül nem szimultán, hanem egy sorrendiséget követve történnek. Ez azért lényeges, mert az egyes szereplők kapcsán befolyásolhatjuk a modellezés során, hogy milyen információ² birtokában hozzák meg a döntéseiket a kérdéses szereplők.

A modern közgazdaságtan főáramának modelljei ugyanakkor egyensúlyi megközelítésűek, azaz hosszú távon mindegyik piac esetén megegyezik a kereslet a kínálattal és amennyiben az egyensúlyt egy váratlan sokk megbontaná, úgy a részpiacokon rövidebb-hosszabb alkalmazkodás után a kereslet-kínálat egyezősége magától helyreáll. A pénzügyi válság ugyanakkor megmutatta, hogy egy adott gazdaságban hosszan elnyúló egyensúlytalanságok is kialakulhatnak, melyek megfelelő elemzéséhez és megértéséhez a modern közgazdaságtan főáramának modelljeihez képest eltérő modellezési technikákra van szükség. Tipikus főáramú makroökonómiai modell az ún. DSGE³-modell, mely racionális szereplőket és piaci egyensúlyt feltételez, továbbá a szereplők racionális viselkedését, illetve az egyes piacok egyensúlyát egyenletek segítségével írja le. A DSGE-modellek segítségével gyakran vizsgálják azt, hogy egy adott hosszú távú egyensúlyban lévő gazdaság, amennyiben azt különböző sokkok érnék, úgy hogyan alkalmazkodik az új helyzethez az egymást követő periódusok alatt. A mögöttes mechanizmusok legfontosabb összetevőjének a racionális várakozások tekinthetők, mely szerint a modellben megjelenő minden szereplő a gazdaság működési mechanizmusaival teljes mértékben tisztában van, továbbá leszámítva a véletlen sokkokat, azt is tudják, hogy milyen kime-

¹ Például a fogyasztók eltérhetnek egymástól a jövedelmüket tekintve, vagy a bankok tőkeellátottságuk tekintetében.

² Például a vállalatok nem feltétlenül tudják előre, hogy mennyi terméket tudnak eladni.

³ Dynamic Stochastic General Equilibrium, azaz dinamikus sztochasztikus általános egyensúlyi.

neteleknek kell megvalósulniuk az egyes időszakokban. A racionális várakozások feltételezése ahhoz is hozzájárul, hogy magától is visszataláljon a hosszú távú egyensúlyhoz a gazdaság a kilengések után. Ugyanakkor a pénzügyi válság rámutatott arra, hogy egy sokkot követően a gazdaság nem feltétlenül áll helyre magától, maga az alkalmazkodás elhúzódhat és közben nagymértékű egyensúlytalanságok is fennállhatnak. A DSGE és egyéb főáramú modellek hiányosságának tekinthető továbbá, hogy a háztartásokat egy reprezentatív fogyasztóval, míg a vállalatokat egy reprezentatív vállalattal jelenítik meg a matematikai kezelhetőséget szem előtt tartva, ugyanakkor a fogyasztók és a vállalatok jellemzően nagymértékben heterogének. További hiányosságnak tekinthető, hogy a modellben megjelölt szereplők döntési szabályai csak olyanok lehetnek, amelyek egyenlet formájában, azaz zárt formulával leírhatóak. A DSGE és egyéb főáramú modellek hiányosságainak fényében egyre inkább teret nyer az ágensalapú modellezési módszertan, mely az előbb említett hiányosságokat képes orvosolni (heterogén ágensek, tetszőleges, akár algoritmikus döntési szabályok alkalmazásának lehetősége, a modell szereplői nem látják előre tökéletesen a folyamatokat).

Habár az ágensalapú makromodellek kutatásom szerves részét nem képezik, a fentiek fényében fontosnak tartom megemlíteni, hogy az MNB a DSGE-modellek említett korlátai miatt olyan ágens alapú makromodell felépítésén dolgozik, mely a bankszektor rendszerszintű kockázatainak felépülési csatornáit, valamint a kockázatokat csökkentő makroprudenciális eszközöket képes lesz egy keretrendszerben szerepeltetni. Az érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom Mérő (2019) cikkét, mely az MNB által fejlesztett három, bankrendszerrel bővített ágensalapú makromodelljét ismerteti, melyek a későbbiekben akár a szabályozói döntések alapjául is szolgálhatnak. Továbbá szintén megemlíteném, hogy a rendszerkockázat vizsgálata és mérése kapcsán van a szakirodalomban bonyolult, egyensúlyelméleti megközelítésű modellezési próbálkozás is (Gong és Page (2016)), mely szintén nem képezi szerves részét jelen kutatásnak.

Az ágens alapú szimulációs módszertant ugyanakkor nem csak makromodellek kapcsán szokás alkalmazni, hanem a több, egymással erősen összekapcsolt szereplő alkotta rendszerek vizsgálatára és elemzésére is, mint például a hitelintézetek által alkotott bankközi piac. Habár a bankközi piacok vizsgálata a már említett hálózatelméleti eszközökkel is lehetséges, melyek számos kiforrott módszert nyújtanak a hálózatot alkotó szereplők közül a központi szereplők azonosítására, az ágens alapú modellek a hálózatelméleti eszköztárhoz képest számos új aspektus vizsgálatát teszik lehetővé. Tekintettel arra, hogy a szimulációra építő ágensalapú modellek többperiódusosak és ezen periódusokon belül az egyes szereplők viselkedését előre definiált viselkedési szabályok határozzák meg, alapvetően különböznek a pénzügyi rendszer több időpontbeli hálózatelméleti reprezentációinak vizsgálatától, melyek mindegyike csak egy-egy adott időpontban képes megragadni a szereplők (gráfok csúcsai) közötti kapcsolatokat. A következőkben néhány olyan cikk eredményét ismertetem, melyekben a szerzők ágens alapú szimulációs modell segítségével vizsgálták a bankközi piacok szerepét és szerkezetét, illetve megkísérelték azonosítani a bankközi piaci szereplők közül a rendszerszinten jelentőseket.

A már említett, ágens alapú modellezési technika alkalmazásával Grasselli és Ismail (2013) foglalkozott cikkében, melyben a bankok alkotta rendszer sokkellenállóképességét vizsgálta úgy, hogy először a bankokat egymástól elkülönülten kezelte, majd második futtatás során feltételezte a bankközi piac megfelelő működését. A modellezés során feltételezte, hogy a többperiódusú modellben a fogyasztók egy csoportja két típusú eszközbe fektetheti be a jövedelmét, valamint ezen fogyasztók minden periódusban a saját preferenciájuk alapján döntenek, hogy az aktuális periódusban mibe is fektetnek be. Ezen fogyasztók elsősorban egymás közötti interakciók során valósítanak meg a preferenciájukat tükröző befektetési tevékenységüket. Ugyanakkor a szerzők feltételezik, hogy amennyiben minden periódusban egy rendszeren kívüli sokk éri a fogyasztók preferenciáját és nem találhatnak potenciális partnerre a befektetési igényük kielégítése kapcsán, úgy bankok jöhetnek létre az egyes periódusokban, mint likviditást nyújtó intézmények. A modell lényegét egy tanulási algoritmus adja, melynek felhasználásával a fogyasztók el tudják dönteni, hogy az egyes periódusokban a bank segítségével elégítik ki a befektetési szükségletüket vagy sem. Ebben a keretrendszerben a szerzők azt vizsgálták, hogy a külső preferencia sokkok hatására az egyes periódusokban hogyan „születnek” bankok, illetve ezzel analóg módon hogyan mehetnek csődbe. A szerzők a modellt második ízben kibővítették egy olyan tanulási algoritmussal is, mely kapcsán a bankok megtanulnak együttműködni az egyes periódusokban és ezáltal kialakulhat a bankközi piac. A szerzők cikkükben bebizonyították, hogy a bankok „születését” minden esetben a fogyasztók valós befektetési igényei okozzák tekintettel arra, hogy a két típusú befektetési eszköz közötti transzformációt hatékonyan végzik el. Újabb eredményt jelent, hogy a bankok attól függően születnek és buknak el, hogy mennyire jól mérik fel a fogyasztói befektetési igényeket t -edik periódusban és ezáltal a szükséges transzformációt tudják-e nyújtani a $t+1$ -edik periódusban. A legfontosabb eredményt ugyanakkor annak bizonyítása jelenti, hogy amennyiben a modellben nem tesszük lehetővé a tanulási algoritmus általi bankközi piac létrejöttét, úgy amennyiben a modellt sok periódussal későbbre futtatjuk ki, úgy sokkal gyakoribb jelenség a bankcsőd és az oligopol helyzet kialakulása, mint amennyiben kialakulna a bankközi piac. Továbbá a bankközi piaci létrejöttével a rendszer sokkellenálló képessége is jelentősen nő, mivel a sokk okozta veszteség megoszlik a bankok között.

További érdekes kutatási eredmény fűződik Gamba et al. (2014) cikkéhez, melyben a szerzők szintén ágens alapú szimulációs módszertant alkalmaznak. A szerzők egy olyan többidőszakos dinamikus, bankok alkotta rendszert modelleztek, melyben feltételezték a betétbiztosítás meglétét. A betétbiztosítás a modellen belül képes fedezetet nyújtani az esetleges hitel- és likviditási kockázatokkal szemben, melyeknek a modellen belüli forrásai a szisztematikus és egyedi kockázati tényezők (sokkok). A bankok a modellen belül képesek a lejárat transzformációra, mely során betétbiztosított, rövid lejáratú betétekből finanszíroznak hosszú lejáratú, kockázatos hiteleket. A szerzők célja az egyes szabályozó eszközök és stratégiák vizsgálata az így felállított hipotetikus „bankrendszer” vonatkozásában, mely során mind a tőkekövetelmény szigorításával kapcsolatos, mind

a likviditási követelményeket befolyásoló szabályozások hatása is vizsgálatra került. A szerzők továbbá nem csak a szabályozás bankrendszerre gyakorolt együttes hatását vizsgálták, hanem a szimulált bankok esetén megvizsgálták azok több időszakon keresztül tőke megfelelését és profitabilitását is. A szerzők a modellezés során azt tapasztalták egy teljes üzleti ciklus vizsgálata kapcsán, hogy a tőkekövetelmény, mint szabályozó eszköz nem képes érdemben befolyásolni a hitelezés prociklikusságát. Azaz a szabályozó oldalról a tőkekövetelmény, mint eszköz nem képes érdemben arra hatni, hogy a bankok a gazdaság felfelé ívelő ágán egyre erőteljesebben hiteleznek, míg a lefelé ívelő ágán egyre inkább visszafogják azt. Ugyanakkor a szerzők eredményei szerint a likviditási követelmények a kérdéses prociklikusságot csökkenteni képesek, azaz lehetséges az alkalmazásuk mellett azon különbözet csökkentése, mely a gazdaság felívelő és leszálló ága közötti hitelezési aktivitás között mérhető. További új eredménynek tekinthető az a megállapítás, hogy a banki hitelezés és profitabilitás, valamint a tőkekövetelmény között egy fordított U alakú kapcsolat tapasztalható. Ez azt jelenti, hogy létezik minden bankra (egyedileg) egy olyan optimális tőkekövetelmény szint, mely kellő biztonságot ad és amellett maximális hitelezési aktivitást, valamint profitot nyújt. Az ettől magasabb tőkekövetelmény szint ebből következően káros, visszaveti a bank profitabilitását és a hitelezés mértékét is. Teljesen ellentétes következtetésre jutnak a szerzők a likviditási követelményeket illetően: mivel a likviditási követelmények a bankok lejáratí transzformációját módosítják, így az erősebb korlátozás minden esetben visszafogja a bank hitelezését és profitabilitását. A szerzők kiemelik, hogy az általuk elért eredmény azért különösen fontos, mert megerősítik Admati et al. (2013) eredményét, mely szerint a likviditási követelmények „kiválthatóak” tőkekövetelménnyel tekintettel arra, hogy a biztonsági szintet éppúgy képesek garantálni, ugyanakkor kevésbé károsak a gazdaság egészére vagy a bankrendszer profitabilitására nézve, mint a likviditási követelmények.

A szakirodalom a hálózatok ágens alapú szimulációs modellekkel történő vizsgálata során megkülönbözteti az egy- és többrétegű rendszereket. A hálózatot alkotó szereplők egymással többféle módon kerülhetnek kapcsolatba, azaz pl. egy-egy eltérő struktúrájú hálózatot alkotnak a hitelintézetek a bankközi piacon történő egymás közötti hitelezés, illetve betét elhelyezés kapcsán, továbbá eltérő hálózattal írhatók le a hitelintézetek az egymás közötti értékpapírpiazi tranzakcióik alapján, melyek mind egy-egy hálózatképzési szempontot (réteget) jelentenek. A szakirodalom túlnyomó többsége ugyanakkor jellemzően olyan ágens alapú modelleket alkalmaz, melyekben a vizsgált szereplők egymással egyetlen dimenzióban kerülnek kapcsolatba, azaz egyetlen hálózat mentén vizsgálják a szereplők közötti kapcsolatokat. Ezen ágens alapú modellekre a szakirodalom jellemzően úgy hivatkozik, mint amelyekben egyrétegű hálózatot⁴ vizsgálnak.

A rendszerkockázati modellezés fókuszba kerülésével, illetve a piaci sokkok lefutásának modellezésének, illetve a fertőzési kockázat feltérképezésének céljával születtek meg az úgynevezett többrétegű hálózatokat vizsgáló ágens alapú modellek. A többrétegű há-

⁴ Single-layer network

lózatok⁵ alatt olyan hálózatok alkotta rendszert értünk, melyben az egyes rétegekben ugyanazon csúcsok (piaci szereplők) alkotják a hálózatot, ugyanakkor az egyes csúcsok közötti kapcsolatot reprezentáló élek már nem feltétlenül ugyanazon csúcsok között találhatóak, így ugyanazon csúcsnak a különböző rétegekben más és más szomszédos csúcsai lehetnek. Az egyes rétegek hálózatai közötti kapcsolatot pedig matematikai összefüggések teremtik meg, melyeken keresztül a több hálózatból álló rendszer segítségével részletesebb vizsgálatok végezhetők az egyrétegű hálózatokhoz képest a rendszer stabilitását illetően. Ezáltal modellezhetővé és vizsgálhatóvá válik az egyes rétegeket érő sokkok más rétegekben lévő hálózatokra gyakorolt hatása az egyes hálózatokat összekötő összefüggéseken keresztüli fertőzés mentén. Továbbá az ágens alapú modellezési keretnek köszönhetően több olyan szempont is vizsgálható, melyek a standard hálózatelméleti eszközök segítségével csak korlátozottan vagy egyáltalán nem vizsgálhatók:

- azon specifikus hálózati struktúrák-szerkezetek azonosítása, melyek potenciálisan felerősíthetik a rendszert érő sokkokat és más struktúrákhoz képest sérülékenyebb rendszer kialakulásához vezethetnek
- egy egyensúlyban lévő rendszert érő sokk esetén követhető a sokk lefutása, a rendszert alkotó egyes piaci szereplők válaszai a rendszert érő sokkra, valamint a rendszer új egyensúlyi pontba való kerülése
- lehetőség nyílik a rendszerszinten jelentős pénzügyi intézmények azonosítására, melyek esetleges csődjének hatására „dominó effektus” alakulhat ki, azaz más bankok csődjei követhetők.

A többrétegű hálózati modellezés alkalmazása pénzügyi hálózatok esetén kifejezetten újszerűnek számít annak ellenére, hogy a valóságban a pénzintézetek egymással több módon, több piacon keresztül is kapcsolódhatnak egymáshoz. Az általam áttekinített szakirodalmak közül többrétegű hálózatokat a modellezés során kizárólag Montagna és Kok (2016) alkalmazott. A továbbiakban tekintettel arra, hogy a Montagna és Kok (2016) által alkalmazott, többrétegű hálózatot feltételező modell és annak magyar adatokon történő számszerűsítése képezi vizsgálatom tárgyát, a következő fejezetben először a modellben alkalmazott többrétegű hálózatot, illetve a rétegek funkcióit mutatom be. Ezt követően a modellben szereplő bankok mérlegének eszköz és forrásoldali szerkezetét mutatom be, továbbá ismertetem az általam alkalmazott magyar adatok forrását. A bankok mérlegének magyar adatok alapján történő paraméterezését követően a Montagna és Kok (2016) által alkalmazott modell dinamikáját mutatom be, melyet az általam kapott eredmények bemutatása követ.

⁵ Multi-layered network

3.3. A többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell

3.3.1. A többrétegű hálózat rétegei és azok funkciói

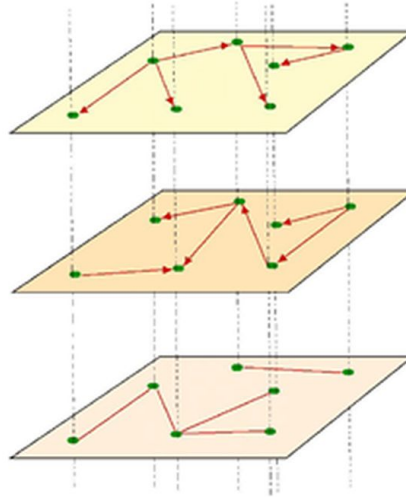
Montagna és Kok (2016) tekintettel arra, hogy a bankok a valóságban több dimenzió mentén, közvetlenül és közvetve is kapcsolódnak egymáshoz, többrétegű hálózatot alkalmazott ágens alapú szimulációs modelljében. A modellben a hálózatokat alkotó szereplők mindegyike egy-egy bank, melyek hálózatban betöltött szerepét, illetve viselkedését alapjaiban határozza meg a saját mérlegének szerkezete. Az alkalmazott modell célja a bankok összekapcsoltságának egy többdimenziós térben való vizsgálata, így a szerzők a szakirodalomban szokásos egyrétegű hálózat helyett egy többrétegű hálózatot alkalmaztak modelljükben. Legyen adott N bank, ekkor az általuk alkotott többrétegű hálózatokat a $\theta = (V, X, L)$ kifejezéssel írhatjuk le, ahol V az egyes rétegek hálózatait alkotó csúcsok halmazát, L az egyes rétegek indexeinek halmazát, míg $X = (X^1, X^2, \dots, X^L)$ egy L mátrixból álló halmazt jelöl, ahol $X^t \in \mathbb{R}^{N \times N}$, $t = 1, \dots, L$ mátrixok halmazát jelöli. A továbbiakban $X^t \in \mathbb{R}^{N \times N}$, $t = 1, \dots, L$ jelölje a többrétegű hálózat t -edik rétegében a bankok közötti kapcsolatot leíró szomszédsági mátrixot, mely esetén $X_{ij}^t = 0$, amennyiben a t -edik rétegben i és j csúcsok között nincs él, illetve $X_{ij}^t = 1$ amennyiben a két csúcs között található él bármely $i, j = 1, \dots, N$, valamint $t = 1, \dots, L$ esetén. A hálózatok éleihez tartozó súlyok mátrixait az egyes rétegek szerepének bemutatása után definiálom.

A Montagna és Kok (2016) által alkalmazott modellben a bankközi piaci szereplők összesen három réteg mentén állnak egymással kapcsolatban, azaz $L = 3$. Természetesen mindhárom rétegben a hálózatok csúcsait ugyanazon bankok halmaza adja, ugyanakkor a köztük levő kapcsolatot reprezentáló élek már nem feltétlenül ugyanazon csúcsok között futnak. A 3.1 ábra szemléletesen mutatja, hogyan is néz ki egy többrétegű hálózat, melyben minden réteg hálózataiban ugyanazok a csúcsok jelennek meg, ugyanakkor rétegenként a kapcsolatok és azok iránya eltérhet.

A modellben alkalmazott rétegek a következő kockázatokat⁶ hivatottak megragadni a modellben:

1. rövid lejáratú bilaterális bankközi kitettségekhez köthető likviditási kockázat
2. hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitettségekhez köthető partnerkockázat, valamint finanszírozási kockázat
3. a bankok mérlegében tartott értékpapírokhoz kötődő piaci kockázat.

⁶ A szerzők megjegyzik, hogy a felsorolt három rétegen kívül számos más réteggel is bővíthető a modell, mint például a hitelek mögött álló fedezetek rétegével, amellyel annak a kockázatát lehetne megragadni, hogy ugyanaz a fedezet két vagy több bank által kibocsátott hitel mögött is állhat, mely értékének csökkenése minden érintett bankot egyszerre érinthet negatívan. A modell több réteggel való bővítésének akadályaként leginkább a nyilvánosan elérhető adatok hiányához köthető.



3.1. ábra. Példa többrétegű hálózatra (Forrás: Montagna és Kok (2016))

A 2008-2009-es gazdasági válság megmutatta, hogy a rövid lejáratú, alapvetően a bankok számára likviditást biztosító bankközi piac a pénzügyi rendszert érő sokkok tovaterjedésében kiemelt szerepet tölthet be. Továbbá a válságidőszak azt is bizonyította, hogy még egy tőkeerős bank is kerülhet nehéz helyzetbe, amennyiben likviditását alapvetően rövid lejáratú bankközi források biztosítják és a rendszert érő sokk a hatására kiszárad a bankközi piac a bankok likviditás felhalmozásának következtében. A modellben a likviditási kockázatot az első réteg ragadja meg, melyben a hálózat i -edik csúcsából j -edik csúcsába vezető él egy rövid lejáratú fedezetlen bankközi kihelyezést jelent i bank által j bank részére, továbbá az él súlya megegyezik a hitel volumenével. Ennek megfelelően likviditási kockázatot j bank fut azáltal, ha i bank nem újítja meg a rövid lejáratú kihelyezést.

A második réteg, melyben a hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitettségek alkotja hálózat található, a partnerkockázatot és a finanszírozási kockázatot ragadja meg a modellben. Egy banknak nyújtott hitel kockázata alapvetően különbözik egy nem-bank jellegű vállalatnak nyújtott hitelhez képest tekintettel a bankok magas szintű összekapcsoltságára a bankközi piaci kitettségek alkotja hálózaton keresztül. Azaz egy adott bank csődvalószínűsége függ az ő bankközi piaci partnereinek csődvalószínűségétől, amelyek szintén függnek a további partnerek csődvalószínűségeitől és így tovább. Ez az oka annak, hogy a bankközi piaci partnerkockázatok nehezebben mérhetőek a nem-bank jellegű vállalatok partnerkockázatahoz képest, mivel egy adott banknak nem áll rendelkezésére teljes információ a bankközi piac egészét tekintve. Az első réteghez hasonlóan a második réteget alkotó hálózat i -edik csúcsából j -edik csúcsába vezető él egy hosszú lejáratú fedezetlen bankközi kihelyezést jelent i bank által j bank részére. Ekkor a j -edik bank csődje ebben a rétegben veszteséget okoz az j bankot hitelező bankoknak (jelen esetben az i -edik banknak) tekintettel arra, hogy csőd esetén teljesen vagy részben az j -edik bank nem képes eleget tenni a kötelezettségeinek. Az i -edik bank által a j -edik

bank csődje miatt elszenvedett veszteség pedig az i -edik bank szavatoló tőkéjét fogja csökkenteni a modellben.

Kiemelendő, hogy az első és a második réteg külön-külön történő alkalmazására, melyek egymástól csak a bankközi kihelyezések futamidejében különböznek, azért van szükség, hogy a modell képes legyen a különböző lejáratú bankközi kihelyezések sajátosságait is megragadni, melynek megfelelően a modellben a rendszert érő sokk lefutása a két rétegben szignifikánsan is eltérhet. Továbbá prudenciális szempontból a szabályozó hatóság (MNB (2019b)) is különbséget tesz a likviditási és finanszírozási kockázat között, valamint azok elkülönült felmérését és kezelését javasolja:

- a likviditási kockázat annak a kockázata, hogy az intézmények napon belül, operatív (30 nap), rövid (1-3 hónap) és közép (3-12 hónap) távú időhorizonton nem képesek határidőre eleget tenni a vállalt pénzügyi kötelezettségeiknek
- a finanszírozási kockázat annak a kockázata, hogy az intézmények hosszú, éven túli időhorizonton nem képesek eleget tenni a vállalt pénzügyi kötelezettségeiknek a finanszírozási költségeik elfogadhatatlan mértékű emelkedése nélkül, így az intézmények hosszú távon nem tudják stabilan fenntartani a finanszírozhatóságukat.

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-market⁷ 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. Ezáltal tehát a harmadik réteg a bankok mérlegének eszközoldali összekapcsoltságát, illetve kölcsönös függőségét hivatott megragadni. A modell harmadik rétegét alkotó hálózat i -edik és j -edik csúcsa között akkor fut él, ha az i és j bankok mérlegeiben van hasonló mark-to-market módon értékelt pénzügyi eszköz, továbbá az él súlyát a bankok értékpapírportfóliói átfedésének mértéke adja. Fontos megjegyezni, hogy a sokk terjedése az első és második rétegben közvetlenül, direkt módon valósul meg, addig a harmadik rétegben a terjedés⁸ közvetett. Itt szeretném megjegyezni, hogy a harmadik réteget tekintve a Montagna és Kok (2016) által fejlesztett modell jelentősen épít a Bluhm és Krahnen (2011) által bemutatott modellre, melyben a bankközi piaci szereplők szintén kapcsolatban vannak egymással a mérlegükben tartott értékpapírokon keresztül.

A következő példa azt szemlélteti, hogy a modell az említett három réteg segítségével hogyan képes megragadni egy, a hálózatok részét képező bank likviditási problémáját.

⁷ Egy nyitott pozíció aktuális piaci áron történő értékelése, vagyis a feltételes eredmény kiszámítása, amennyiben a pozíció az adott pillanatban zárásra kerülne.

⁸ Megjegyzem, hogy a fentiek alapján a modellben a fertőzés meghatározó közvetítő közegei a bankközi piac és az átfedő értékpapírportfóliók. Ugyanakkor a valóságban több olyan más közvetítő közeg is létezik, melyeket a modell nem kezel. Ilyen közeget alkothatnak a bankok egymás felé fennálló mérlegén kívüli kitettségei, továbbá a derivatív ügyleteken, valamint a fizetési és elszámolási rendszereken keresztüli összekapcsoltság (Souza et al. (2016)).

Egy bank számára likviditási problémát számos esemény okozhat, mint például egy negatív sajtóhír hatására az ügyfelek tömegesen kéri megtakarításaik azonnali kifizetését vagy egy rendszert érő sokk hatására a bankok likviditást kezdenek el felhalmozni és nem újítják meg rövid távú kihelyezéseiket a bankközi piacon. Amennyiben egy bank eszközeit jelentős mértékben rövid lejáratú bankközi forrás segítségével finanszírozza, és egy sokk hatására a bankközi piaci szereplők elkezdnek likviditást felhalmozni, azaz rövid kihelyezéseiket nem újítják meg, úgy likviditási problémával néz szembe. Ekkor az adott bank és más rövid forrást igénylő bankok, mivel nem kapnak rövid forrást a bankközi piacról, így értékpapírportfóliójuk pénzügyi eszközeinek egy részét kényszerértékesíthetik annak érdekében, hogy hozzájussanak a szükséges forráshoz. Ugyanakkor a kényszerértékesítés hatására a kényszerértékesített pénzügyi eszközök piaci ára jelentős mértékben csökkenhet, melynek következtében azon bankok, melyek mérlegében ezen pénzügyi eszközök szintén megtalálhatóak

- egyrészt a likviditás felhalmozás miatt a bankközi piac beszűkülésével állnak szemben
- másrészt a nagy volumenben kényszerértékesített pénzügyi eszköz piaci árának jelentős csökkenése esetén a mérlegében tartott adott pénzügyi eszköz értéke is jelentősen csökken
- harmadrészt, a bankok veszteségeik minimalizálása érdekében, mivel az adott pénzügyi eszköz kockázata jelentősen megnőtt, így attól még inkább igyekeznek szabadulni az értékpapírpiacon és az így szerzett forrást pedig felhalmozzák.

Az előzőek hatására olyan likviditási csapda alakulhat ki, melyek a rendszert érő sokkok hatását akár szignifikáns mértékben képesek felerősíteni (Brunnermeier et al. (2009)).

A fentiek alapján a továbbiakban jelölje X^1 a rövid lejáratú, míg X^2 a hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitettségek alkotta hálózat szomszédsági mátrixait, míg X^3 azt a szomszédsági mátrixot, amely megmutatja, hogy a modellben szereplő bankok között van-e kapcsolat a mérlegükben tartott hasonló értékpapírokon keresztül. Az előzőekben említetteknek megfelelően a három réteghez tartozó hálózatok mindegyike irányított és súlyozott. A továbbiakban jelölje $X^{1,w}$ és $X^{2,w}$ a rövid és hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitettségek alkotta hálózatok éleihez tartozó súlyok mátrixait. Azaz pl. $X_{i,j}^{2,w}$ az i -edik bank rövid lejáratú kihelyezésének volumenét mutatja j -edik bank felé. Továbbá jelölje $X^{3,w}$ az átfedő értékpapírportfóliók szerinti hálózat éleihez tartozó súlyok mátrixát, ahol $X_{i,j}^{3,w}$ azt mutatja meg, hogy az i és j bankok értékpapírportfóliói milyen mértékben átfedettek.

A Montagna és Kok (2016) által fejlesztett modell magyar adatokon történő szám-
szerűsítése során a bemutatott rétegeket, illetve azok modellben betöltött szerepét módosítás nélkül vettem át a szerzőpáros cikkéből. A modell új rétegekkel⁹ való bővítésének

⁹ Fedezetek, illetve származtatott ügyletek szerinti rétegek.

lehetőségét megvizsgáltam, ugyanakkor a szerzőpároshoz hasonlóan arra a következtetésre jutottam, hogy kizárólag nyilvánosan elérhető adatok alkalmazása mellett erre nincs lehetőség.

A modell rétegeinek és azok funkcióinak bemutatását követően a következő fejezetben mutatom be, hogy az egyes rétegeket alkotó hálózatok csúcsainak, azaz a bankoknak hogyan épül fel a mérlege, illetve a Montagna és Kok (2016) által alkalmazott mérlegadatok forrását. Ezt követően ismertetem, hogy a magyar bankközi piac aktív hitelintézetei kapcsán a modell magyar adatokon történő számszerűsítéséhez milyen forrásokból nyertem a szükséges adatokat, illetve a számomra rendelkezésre álló adatok tükrében hogyan módosítottam egyes összefüggéseket az eredeti modellhez képest.

3.3.2. A modellben szereplő bankok mérlegének felépítése

Az előző fejezetben említetteknek megfelelően legyen adott N hitelintézet, melyek egymással szoros kapcsolatban vannak a bankközi piacon keresztül. Továbbá tegyük fel, hogy az N hitelintézet az értékpapírpiacon M különböző értékpapírt vásárolhat kereskedési és befektetési céllal. A modellben szereplő hitelintézetek mérlegének eszköz oldala a következő elemekből tevődik össze:

- rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezések (jelölje a továbbiakban l^s és l^l)
- készpénz és készpénznek minősülő eszközök (c)
- értékpapírok (s)
- egyéb eszközök (o).

Ekkor az i -edik hitelintézet mérlegének eszközoldala a következőképp írható fel ($i = 1, \dots, N$):

$$a_i = l_i^s + l_i^l + c_i + s_i + o_i, \quad (3.1)$$

ahol a_i az i -edik bank eszközeinek értéke (mérlegfőösszege). Hasonlóképp egy adott bank mérlegének forrás oldala a modellben a következő elemekből tevődik össze:

- rövid és hosszú lejáratú bankközi források (jelölje a továbbiakban b^s és b^l)
- saját tőke (e)
- betétek (d)
- egyéb források (r).

Ekkor az i -edik hitelintézet mérlegének forrás oldala a következőképp írható fel ($i = 1, \dots, N$):

$$a_i = e_i + b_i^s + b_i^l + d_i + r_i. \quad (3.2)$$

A 3.2 összefüggés bal oldalán azért szerepel a_i , mert a mérleg eszköz és forrás oldalának meg kell egyeznie. Jelölje a továbbiakban $k_{ij} (\geq 0)$ $i = 1, \dots, N$, $j = 1, \dots, M$ az i -edik hitelintézet mérlegében tartott j -edik értékpapír mennyiségét, valamint jelölje p_j a j -edik értékpapír piaci árát. Ekkor az i -edik hitelintézet értékpapírportfóliójának piaci értéke a következőképp határozható meg:

$$s_i = \sum_{j=1}^M k_{ij} p_j \quad (3.3)$$

A p_j paraméter a modellben endogén módon kerül meghatározásra, melynek módszertanát a 3.3.3 fejezetben mutatom be. Ahogy a való életben, úgy a modellben is feltesszük, hogy a bankok tőke megfelelési mutatójának egy, a szabályozó által meghatározott küszöbérték felett kell lennie. A CRR 92. cikkének (2) c) pontja alapján a teljes tőke megfelelési mutatót a hitelintézet szavatoló tőkéjének és a teljes kockázattal súlyozott kitettség értékének hányadosaként kell számítani. Jelölje az i -edik bank tőke megfelelési mutatóját γ_i , melyet Montagna és Kok (2016) a következőképp számszerűsít a modellen belül ($i = 1, \dots, N$):

$$\gamma_i = \frac{e_i}{w_i^{ib}(l_i^s + l_i^l) + \sum_{j=1}^M w_j^s k_{ij} p_j + w_i^o o_i}, \quad (3.4)$$

ahol az egyenlőség jobb oldalán az i -edik hitelintézet saját tőkéjének és a kockázattal súlyozott kitettség értékének hányadosa áll. A 3.4 összefüggésben w_i^{ib} a bankközi kihelezésekhez, w_j^s a j -edik értékpapírhoz, míg w_i^o az egyéb eszközökhöz tartozó kockázati súlyt jelöli. Megjegyzem, hogy a készpénzhez és a készpénznek minősülő eszközökhöz a bázeli szabályozás alapján 0%-os kockázati súly tartozik, ezért a 3.4 összefüggésben a kockázattal súlyozott kitettség érték számszerűsítése során ez a mérlegtétel nem jelenik meg. Jelölje a továbbiakban $\bar{\gamma}$ a szabályozó által elvárt minimális teljes tőke megfelelési mutató szintjét, így a fentiek értelmében $\forall i = 1, \dots, N$ -re teljesülnie kell a következő egyenlőtlenségnek:

$$\gamma_i \geq \bar{\gamma} \quad (3.5)$$

A hitelintézeteknek a modellben, a valós elvárásokkal összhangban a tőke megfelelésükre tett elvárás mellett egy, a szabályozó által meghatározott likviditási követelményt is teljesíteniük kell. A likviditási követelmény a tőke megfelelési elváráshoz hasonlóan egyenlőtlenség formájában jelenik meg a modellben, azaz $\forall i = 1, \dots, N$ -re:

$$c_i \geq \beta(d_i + b_i^s) \quad (3.6)$$

A 3.6 összefüggés szemléletesen azt jelenti, hogy a vizsgált hitelintézeteknek a mérlegükben legalább annyi készpénzt és készpénznek minősülő eszközt kell tartani, mint amennyi az általa gyűjtött betétek és a rövid futamidejű bankközi kötelezettségek összegének β -szorosa. A modellben a β az úgynevezett likviditási paraméter szerepét tölti be,

azaz minél magasabb az értéke, annál szigorúbb likviditási követelménynek kell megfelelnie a hitelintézeteknek, mivel rövid forrásaik egyre nagyobb hányadát kell a lehető leglikvidebb eszközökben tartaniuk.

Montagna és Kok (2016) modelljében összesen 50, a tevékenységét az EU-ban végző bank szerepelt, melyek mérlegadatait a bankok éves beszámolóiból, valamint a Bureau van Dijk által a rendelkezésükre bocsátott Bankscope adatbázisából nyerték, mely utóbbi szintén mérleg- és eredménykimutatásokból lett felépítve. A szerzők által alkalmazott mérlegadatok vonatkozási ideje 2011 év vége. Fontos megemlíteni, hogy a szerzők minden vizsgált bank esetén a három hónapon belüli lejáratú bankközi kihelyezéseket és forrásokat vették rövid lejáratúnak, illetve a három hónapon túli lejáratúakat hosszúnak a modellezésük során. Továbbá tekintettel arra, hogy a bankok által kereskedési és befektetési céllal tartott értékpapír állománya kapcsán csak azok összvolumene állt rendelkezésre, valamint az összvolumenhez tartozó teljes kockázattal súlyozott kitettség, így azokhoz csak átlagos kockázati súlyt tudtak számolni. Azaz a 3.4 összefüggésben $w_j^s = w^s$, $j = 1, \dots, M$ értékpapíronkénti különböző súlyok helyett egyetlen átlagos súlyt használtak.

A következőkben bemutatom, hogy a fenti összefüggésekben szereplő paramétereket a magyar hitelintézetek vonatkozásában milyen forrásból nyertem és azokat esetleges hiányuk esetében hogyan pótoltam. A modell számszerűsítéséhez szükséges adatok elsődleges forrása az MNB által közzétett, nyilvánosan elérhető Aranykönyv volt. Az MNB 2003-tól minden év december 31-ére vonatkozóan publikálja az általa felügyelt hitelintézetek egyedi, valamint konszolidált adatait, melyek forrása a felügyelt intézmények által elektronikus úton beküldött, év végére vonatkozó felügyeleti adatszolgáltatás. Az adatgyűjtésem során a legfrissebb, 2018. december 31-i adatokat tartalmazó Aranykönyvet¹⁰ használtam fel. Az 2018 évi Aranykönyv alapján 40 részvénytársasági formában működő hitelintézetet tart nyilván az MNB, melyek közül a következőket kizártam az elemzésből:

- Agrár-Vállalkozási Hitelgarancia Alapítvány, Garantiqa Hitelgarancia Zrt., KELLER Központi Értéktár Zrt., Magyar Export-Import Bank Zrt. és MFB Magyar Fejlesztési Bank Zrt., melyek speciális funkciót töltenek be a magyar bankszektorban
- Porsche Bank Hungária Zrt., mely 2019 év folyamán pénzügyi vállalkozássá alakult át¹¹ és ennek megfelelően betétet már nem gyűjt, illetve pénzforgalmi szolgáltatást nem nyújt
- NHB Növekedési és Hitel Bank Zrt., mely végelszámolás alatt álló hitelintézet felszámolását¹² a bíróság 2019-ben elrendelte
- Fundamenta-Lakáskassza Lakás-takarékpénztár Zrt., mely a 2018 évi Aranykönyv

¹⁰Elérhető: <https://www.mnb.hu/felugyelet/idosorok/v-aranykonyv>, letöltés: 2019.11.28.

¹¹<https://www.porschebank.hu/bankuegyletek>, letöltés: 2019.12.01.

¹²<https://www.nhbbank.hu/letoltesek/kozvetetel/vegelszamolashoz-kapcsolodo-kozvetetel>, letöltés: 2019.12.11.

szerint 2018. december 31-ére vonatkozóan sem bankközi kihelyezéssel, sem bankközi forrással nem rendelkezik, azaz vélhetően nem aktív része a bankközi piacnak

- AEGON Magyarország Lakástakarékpénztár Zrt., melynek szerződésállományát 2019-ben¹³ az Erste Lakás-takarékpénztár Zrt. vette át.

A fentiek eredményeképp az MNB által nyilvántartott 40 részvénytársasági formában működő hitelintézetből 9 került kizárásra és a továbbiakban 31 felügyelt intézmény képezi az elemzés tárgyát. A 31 hitelintézetből több hitelintézet egy adott bankcsoport tagja. Tekintettel arra, hogy az MNB a hitelintézeti bankcsoportok felügyeletét konszolidált alapon látja el, azaz a különböző tőke megfelelési és likviditási szabályoknak alapvetően konszolidált, bankcsoporti szinten kell megfelelni, így a 31 részvénytársasági formában működő hitelintézetből az egy bankcsoport-hoz tartozó hitelintézeteket összevontan, a prudenciális konszolidációs körnek megfelelően kezeltem a továbbiakban. Az Aranykönyv alapján az MNB 2018 évre vonatkozóan összesen 13 hitelintézeti bankcsoport felügyeletét látta el, továbbá a 31 részvénytársasági formában működő hitelintézetből összesen 25 tagja a 13 hitelintézeti bankcsoport valamelyikének. A fentieknek megfelelően tehát az elemzés részét a következők képezik:

- 13 hitelintézeti bankcsoport, melyek esetén minden esetben konszolidált, bankcsoporti szintű adatokat használtam fel
- 6 részvénytársasági formában működő hitelintézet, melyek egyetlen bankcsoportnak sem tagjai, így esetükben az egyedi adatokat használtam fel.

Az elemzésben részt vevő hitelintézeti bankcsoportok és részvénytársasági formában működő hitelintézetek neveit összefoglalóan a Függelékben(F/12.) szereplő 4.14 táblázat tartalmazza. Az Aranykönyvből a következő adatokat gyűjtöttem ki, melyek esetében zárójelben jelzem, hogy az eddig bemutatott összefüggésekben alkalmazott jelölések közül melyik tétel melyik paraméternek felel meg:

- eszközök összesen (a)
- kötelezettségek és saját tőke összesen (a , eszköz-forrás egyezőség miatt)
- készpénz, számlakövetelések központi bankokkal szemben és egyéb látraszóló betétek (c)
- értékpapírok összesen (s)
- betétek (d)
- saját tőke (e).

¹³<https://www.erstebank.hu/hu/ebh-nyito/hitelek-es-otthon/otthonmegoldasok/lakas-takarekpenztar/aegon>, letöltés: 2019.12.11.

A modell számszerűsítéséhez szükséges egyéb adatokat (bankközi kihelyezések és források futamidő szerint megbontva, tőkeegyelelési mutató¹⁴, szavatoló tőke¹⁵ és kockázattal súlyozott eszközérték¹⁶) a felügyelt hitelintézetek saját weboldalán nyilvánosan elérhető 2018 évi éves beszámolóinak mérleg és eredménykimutatásaiból, illetve az úgynevezett harmadik pilléres, a kockázatkezeléssel és tőkeegyeleléssel kapcsolatos nyilvánosságra hozatali követelményeket tartalmazó dokumentumokból gyűjtöttem ki. A már említett CRR elfogadásával jelentősen változott és bővült a hitelintézetek és befektetési vállalkozások nyilvánosságra hozatalával kapcsolatos szabályrendszer (MNB (2018)). Az MNB által felügyelt hitelintézetek a nyilvánosságra hozatali jogszabályi kötelezettségüknek eleget téve saját weblapjukon éves szinten publikálják a kockázatkezelésükkel és tőkeegyelelésükkel kapcsolatos információkat, melyek teljeskörűségét és a jogszabálynak való megfelelésüket az MNB folyamatos felügyeleti tevékenysége keretében figyelemmel kísér. Az adatgyűjtésem során a 13 hitelintézeti bankcsoport és a 6 részvénytársasági formában működő hitelintézet weblapjáról letöltöttem a 2018 évi, a kockázatkezeléssel és tőkeegyeleléssel kapcsolatos nyilvánosságra hozatali dokumentumokat és azokból kigyűjtöttem a 19 felügyelt szereplőre tőkeegyelelési mutatókat, a szavatoló tőke értékét, valamint a kockázattal súlyozott eszközértékeket 2018. december 31. időpontra, összhangban az Aranykönyvi adatok vonatkozási idejével. Megjegyzem, hogy mind a 19 piaci szereplő esetén a kérdéses dokumentum elérhető volt a megadott időpontra, illetve mindhárom mutatószám rendelkezésre állt a publikált dokumentumokban, azaz hiányzó adatok kezelésére nem volt szükség.

A teljes és a futamidő szerint megbontott bankközi kihelyezést és forrást a 19 piaci szereplő esetében a saját weblapjukon közzétett 2018 évi éves beszámolókból gyűjtöttem ki, ahol azok rendelkezésre álltak. A teljes bankközi kihelyezést az éves beszámolóban megtalálható mérleg eszköz oldalán a hitelintézetekkel szembeni követelések sorról, míg a teljes bankközi forrást a mérleg forrás oldalán a hitelintézetekkel szembeni kötelezettségek sorról nyertem. A bankközi kihelyezések és források futamidő szerinti megbontását a bankok túlnyomó többsége az éves beszámoló kiegészítő mellékletében közölte, így a futamidő szerinti megbontás forrásaként a 2018 évi éves beszámolók kiegészítő mellékletét jelölöm meg. Továbbá adatgyűjtésem során a teljes bankközi kihelyezés és forrás összegén kívül – ahol az rendelkezésre állt – a kapcsolt vállalkozásokkal és az MNB-vel szembeni bankközi követeléseket, illetve a kapcsolt vállalkozások és az MNB által nyújtott bankközi forrásokat is kigyűjtöttem. A konszolidált pénzügyi kimutatásokban kapcsolt vállalkozásként azok a felek kerülnek bemutatásra, amelyek közvetlenül vagy közvetetten ellenőrzik az adott társaságot vagy annak ellenőrzése alatt állnak, továbbá ha az adott társasággal együtt (ideértve az anya-, a leány- és a testvérvállalatokat) közös ellenőrzés alatt állnak vagy azok felett közös ellenőrzést gyakorolnak. A kapcsolt vállalkozásokkal kötött bankközi ügyletek volumenének kigyűjtése azt a célt szolgálja, hogy

¹⁴Capital Adequacy Ratio

¹⁵Solvency Capital

¹⁶Risk-Weighted Assets

a külföldi tulajdonú leánybankok esetén a teljes bankközi kihelyezést és forrást megtisztíthassam az anyabankkal vagy az anyabank más leányvállalatával kötött ügyletektől. A külföldi tulajdonú leánybankok forrásainak jelentős részét a külföldi anyabankok biztosítják, melyek jellemzően a bankcsoport szintű likviditásmenedzsment jegyében a főlős forrást leánybankjaiktól elvonják és központilag döntenek a források csoportszintű allokációjáról. Tekintettel arra, hogy Magyarországon a bankszektor nagyobb szereplőinek közel fele külföldi tulajdonú leánybank, így a mérlegük hitelintézetekkel szembeni követelések, illetve hitelintézetekkel szembeni kötelezettségek sorai korrigálandók, mivel a későbbiekben a modellben a magyar bankszektor szereplői alkotta bankközi hálózatokkal dolgozom és elkerülném a kapcsolt vállalkozások felé történő kihelyezések, illetve az általuk nyújtott források magyar piaci szereplőkre történő allokálását. Egy szemléletes példával élve: a Kereskedelmi és Hitelbank-csoport külföldi tulajdonú, az anyabankja a belga KBC Bank N.V. A Kereskedelmi és Hitelbank-csoport éves beszámolójának kiegészítő mellékletei között megtalálhatóak a kapcsolt vállalkozásokkal kötött ügyletek, azaz kiolvasható, mennyi forrást nyújt a KBC Bank N.V. és mennyi forrást helyez ki az anyabank felé a magyar bankcsoport. Az MNB Aranykönyve alapján a Kereskedelmi és Hitelbank-csoportnak két hitelintézeti formában működő tagja van, a Kereskedelmi és Hitelbank Zrt., valamint a K&H Jelzálogbank Zrt., melyek között ha van bankközi piaci tranzakció, akkor a kapcsolt vállalkozások definíciója miatt a kiegészítő mellékletben a kapcsolt vállalkozásokkal kötött ügyletek résznél azokat fel kell tüntetni. Azaz ha a Kereskedelmi és Hitelbank-csoport konszolidált éves beszámolójában a hitelintézetekkel szembeni követelések, illetve hitelintézetekkel szembeni kötelezettségek soraiból levonom a kapcsolt vállalkozásokkal szembeni kötelezettséget és követeléseket, úgy csak¹⁷ a magyar bankközi piaci szereplőkkel (beleértve az MNB-t) szembeni követeléseket és kötelezettségeket kapom meg. Ahogy az a fentiekben említésre került, a bankok éves beszámolóinak kiegészítő mellékletei között találhatóak meg a kapcsolt vállalkozásokkal kötött ügyletek adatai, így azokat minden külföldi tulajdonú leánybank esetén – ahol az elérhető volt – kigyűjtöttem és korrigáltam a hitelintézetekkel szembeni követelések, illetve hitelintézetekkel szembeni kötelezettségek volumenét.

A kapcsolt vállalkozásokkal szembeni követelések és kötelezettségek mellett kigyűjtöttem az MNB-vel szembeni kötelezettségeket és követeléseket is a 19 piaci szereplő vonatkozásában – ahol az elérhető volt –, melyeket szintén a hitelintézetekkel szembeni összes követelés és kötelezettség tisztítására alkalmaztam annak érdekében, hogy a modellben felhasznált volumenek a lehető leginkább tükrözzék a valós piaci szereplők között megvalósuló ügyleteket. Az MNB által a magyar kereskedelmi bankoknak/bankcsoportoknak nyújtott forrása az éves beszámolók alapján leginkább az MNB Növekedési Hitelprogramjához (NHP) köthető, míg az MNB-vel szembeni követelések

¹⁷A levonás után a hitelintézetekkel szembeni követelések, illetve hitelintézetekkel szembeni kötelezettségek elméletben tartalmazhatják az anyavállalaton és az anyavállalaton kívüli egyéb külföldi szereplők felé történő kihelyezéseket és a tőlük kapott forrásokat. Ugyanakkor egy külföldi tulajdonú leánybank esetén a tulajdonosi csoporton kívüli kihelyezés és forrás jellemzően elhanyagolható mértékű, továbbá nyilvánosan elérhető információ sem áll rendelkezésre azok megfelelő kezeléséhez.

leginkább a három hónapos futamidejű MNB-betétekhez és az úgynevezett preferenciális betétekhez köthetőek¹⁸. Az MNB a három hónapos betéti eszközt 2018 negyedik negyedévétől fokozatosan kivezette¹⁹, ugyanakkor tekintettel a vizsgált beszámolók vonatkozási időpontjára (2018. december), a három hónapos betétek még megjelenhettek a vizsgált piaci szereplők mérlegében, mint bankközi kihelyezés. Az MNB preferenciális betéthelyezési lehetőséget azon hitelintézetek számára biztosít (MNB (2019a)), melyek az NHP fix konstrukcióban közvetlen partnerként vesz részt. A preferenciális betét egy napos (O/N), melyre az MNB a jegybanki alapkamattal megegyező kamatot fizet.

A következőkben bemutatom az említett paraméterek (teljes és futamidő szerint megbontott bankközi kihelyezés és forrás, valamint az MNB-vel és külföldi tulajdonú leánybankok esetén kapcsolt vállalkozásokkal szembeni kihelyezés és forrás) hiányzó értékeinek pótlási módszertanát, valamint a modellben figyelembe vett rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezések és források meghatározását. A 19 piaci szereplőből összesen 3 kisebb hitelintézet²⁰ esetében nem találtam meg a 2018 évi éves beszámolót, így a teljes bankközi kihelyezést (jelölje az i -edik hitelintézet esetén l_i) és a teljes bankközi forrást (jelölje b_i) csak ennél a három intézménynél kellett pótolnom. Esetükben a kérdéses két paramétert a 2018 évi Aranykönyvben a három hitelintézethez tartozó „Jegybanki és bankközi betétek”, valamint a „Felvett hitelek” sorokon szerepeltetett értékekkel pótoltam. Jelölje a továbbiakban l_i^{MNB} az i -edik vizsgált hitelintézet MNB felé fennálló bankközi kihelyezését, míg b_i^{MNB} az MNB által az i -edik vizsgált hitelintézetnek nyújtott forrás volumenét, továbbá jelölje l_i^{kv} i -edik vizsgált hitelintézet kapcsolt vállalkozások felé fennálló bankközi kihelyezését és b_i^{kv} a kapcsolt vállalkozások által az i -edik vizsgált hitelintézetnek nyújtott forrás volumenét. Ekkor az i -edik hitelintézet vonatkozásában a kapcsolt vállalkozások és az MNB által nyújtott forrásoktól és a felénk való kihelyezésektől tisztított bankközi kihelyezés (l_i^t) és forrás (b_i^t) a következőképp kapható meg:

$$l_i^t = l_i - l_i^{kv} - l_i^{MNB} \quad (3.7)$$

$$b_i^t = b_i - b_i^{kv} - b_i^{MNB} \quad (3.8)$$

Az általam vizsgált 19 piaci szereplőből 11 külföldi tulajdonú, így a kapcsolt vállalkozásokkal szembeni követeléseket (l_i^{kv}) és kötelezettségeket (b_i^{kv}) ezen hitelintézetek esetében gyűjtöttem ki, illetve pótoltam, míg a 8 hazai tulajdonú piaci szereplő esetében a két

¹⁸A hitelintézeteknek forrásaik meghatározott százalékában kötelező tartalékot kell elhelyezni az MNB-nél, melynek célja a hitelintézetek likviditáskezelésének segítése és a bankközi hozamok ingadozásának mérséklése. A bankok az éves beszámolójuk mérlegében a kötelező tartalékot nem a bankközi kihelyezések között mutatják ki, hanem a készpénz, számlakövetelések központi bankokkal szemben és egyéb látra szóló betétek soron.

¹⁹Forrás: <https://www.mnb.hu/monetaris-politika/a-monetaris-politikai-eszkozta/jegybanki-iranyado-kamat> letöltés: 2019.12.14.

²⁰MagNet Magyar Közösségi Bankcsoport, Magyar Cetelem Bankcsoport, GRÁNIT Bank Zrt.

értéket egységesen 0-nak vettem. A 11 külföldi szereplőből 2 kisebb szereplő²¹ esetén nem állt rendelkezésre a kapcsolt vállalkozásokkal szembeni követelések és kötelezettségek volumene, melyeket pótolnom kellett. A két hitelintézet 2-2 paraméterét a teljes bankközi követelésük és kötelezettségük arányaiban határoztam meg, ahol az arányszám a 9 másik külföldi tulajdonú hitelintézet kapcsolt vállalkozásokkal szembeni követelésének teljes követelésükhöz, illetve a kapcsolt vállalkozásokkal szembeni kötelezettségének a teljes kötelezettségükhöz viszonyított arányainak átlagával egyezett meg. Az MNB-vel szembeni kötelezettségeket (b_i^{MNB}) a 19 piaci szereplőből összesen 3 kisebb hitelintézet²² esetén kellett pótolnom, melynek módszertana megegyezik az előbb bemutatottal, azaz a teljes kötelezettség arányos részével pótoltam a hiányzó értékeket, ahol az arányszám a 16 másik hitelintézet MNB-vel szembeni kötelezettségének a teljes kötelezettségükhöz vett arányainak átlaga. Az MNB-vel szembeni követelések (l_i^{MNB}) a 19 vizsgált piaci szereplő közül 8 esetében nem állt rendelkezésre. Ennek egyik oka, hogy 3 hitelintézet 2018 évi éves beszámolója egyáltalán nem volt elérhető, 5 hitelintézet esetén pedig az éves beszámolóban található mérleg és a kiegészítő mellékletek nem tartalmaztak alábontást a hitelintézetekkel szembeni követelések soron megjelenített volumenhez. A hiányzó adatok pótlása előtt azt a 11 hitelintézetet, melyek esetén megtaláltam az MNB-vel szembeni követeléseket, két csoportra bontottam aszerint, hogy külföldi vagy hazai tulajdonban vannak. A 8 hiányzó MNB-vel szembeni követelést pedig az adott hitelintézet hazai vagy külföldi volta szerint, az előzőekben bemutatott módszertan szerint pótoltam, azaz vettem a 8 hitelintézet teljes hitelintézetekkel szembeni követelésének arányos részét, ahol az arány a hazai vagy külföldi tulajdonú hitelintézetek MNB-vel szembeni követelésének és a teljes követelésének arányaiból számított átlaggal egyezik meg. A modellben szereplő 19 hitelintézet mindegyike esetén a Függelékben(F/12.) közzétett 4.14 táblázat összefoglalóan tartalmazza, hogy mely hitelintézetek esetén volt elérhető a kapcsolt vállalkozásokkal és az MNB-vel szembeni bankközi követelés és kötelezettség.

Az előzőekben bemutatott adatrótlások után a 3.7 és 3.8 összefüggések segítségével már előállítható minden vizsgált hitelintézet esetén a kapcsolt vállalkozások és az MNB felé fennálló bankközi követelésektől és kötelezettségektől megtisztított bankközi követelés (l_i^t) és kötelezettség (b_i^t) állománya. Az MNB és a kapcsolt vállalkozások felé fennálló követelések és kötelezettségek levonása után arra lehet számítani, hogy az általam vizsgált 19 piaci szereplő tisztított bankközi követeléseinek és kötelezettségeinek összege egymáshoz viszonylag közel esnek tekintettel arra, hogy lényegében az így kapott összegek az egymás felé való kihelyezések volumenét tükrözik. Ennek ellenőrzése céljából a 3.1 táblázat tartalmazza a 19 piaci szereplő vonatkozásában a tisztított bankközi követelések és kötelezettségek összegét:

²¹MagNet Magyar Községi Bankcsoport és Commerzbank Zrt.

²²Magyar Cetelem Bankcsoport, GRÁNIT Bank Zrt. és Commerzbank Zrt.

Tisztított bankközi követelések összege	Tisztított bankközi kötelezettségek összege	Különbség (%)
1199.58	1178.05	1.83%

3.1. táblázat. A tisztított bankközi követelések és kötelezettségek (Mrd HUF) és azok különbsége

A fenti táblázat alapján látható, hogy a 19 piaci szereplő éves beszámolójából kinyert bankközi adatok tisztítása után az általam kapott teljes bankközi követelés 1.83%-kal magasabb a teljes bankközi kötelezettség összegénél. Véleményem szerint a kevesebb, mint 2%-os különbség jónak mondható, mivel egyrészt több vizsgált piaci szereplőnél is a hiányzó adatok miatt adatpótlással éltem, továbbá a speciális funkciót betöltő hitelintézetek²³ felé esetlegesen fennálló követeléseket és kötelezettségeket rendelkezésre álló adatok hiányában nem állt módomban levonni, mely szintén okozhat eltérést a két összeg között.

A modellben ugyanakkor nem a teljes bankközi követelés és kötelezettség jelenik meg, hanem azok futamidő szerint megbontott volumene, azaz az így kapott l_i^t és b_i^t ($i = 1, \dots, N$) tisztított volumeneket rövid (s) és hosszú (l) lejáratú bankközi követelésekre és kötelezettségekre kell bontani, képletesen:

$$l_i^t = l_i^{t,s} + l_i^{t,l} \quad (3.9)$$

$$b_i^t = b_i^{t,s} + b_i^{t,l} \quad (3.10)$$

Ahogy az már említésre került, a 19 vizsgált piaci szereplő esetén az éves beszámolóban található mérleg és kiegészítő mellékletek a szereplők túlnyomó többségénél tartalmazott információt a bankközi követelések és kötelezettségek futamidő szerinti megoszlása kapcsán. Ugyanakkor azok nyilvánvalóan nem az általam előállított tisztított bankközi követelés (l_i^t) és kötelezettség (b_i^t) vonatkozásában, hanem a teljes bankközi követelésre (l_i) és kötelezettségre (b_i) vonatkozóan. Montagna és Kok (2016) modelljében rövid futamidejű bankközi kihelyezések és források alatt a három hónapnál rövidebb futamidejű kihelyezéseket és forrásokat értette, míg a hosszabb kihelyezésként és forrásként a három hónapon túli kihelyezéseket és forrásokat azonosította. Az általam vizsgált 19 piaci szereplőből összesen 3 kisebb hitelintézet²⁴ esetén nem állt rendelkezésre futamidő szerinti megbontás, míg 9 esetben rendelkezésre állt a 3 hónapon belüli és túli megbontás mind a forrás, mind a kihelyezés oldalon, ugyanakkor 8 hitelintézet esetén az éves beszámoló kiegészítő melléklete kizárólag éven belüli és túli megbontást közölt. A bankközi piac, mint arra már többen is rámutattak (Lublóy (2004), Berlinger et al. (2011), Iazzetta és Manna (2009), a bankok likviditásmenedzsmentjének egyik fontos eszköze, ezért ezen a piacon lényegében a rövid lejáratú bankközi kihelyezések dominálnak, mely értelmé-

²³Agrár-Vállalkozási Hitelgarancia Alapítvány, Garantiqa Hitelgarancia Zrt., KELER Központi Értéktár Zrt., Magyar Export-Import Bank Zrt. és MFB Magyar Fejlesztési Bank Zrt.

²⁴MagNet Magyar Közösségi Bankcsoport, Magyar Cetelem Bankcsoport, GRÁNIT Bank Zrt.

ben az egyes piaci szereplők leginkább rövid forrást szerezhetnek. Azaz vélhetően a 3 hónapon belüli és túli bontásnak megfelelő adatok állnak a valósághoz leginkább közel, ugyanakkor tekintettel arra, hogy lényegében ugyanannyi piaci szereplő esetén áll rendelkezésre éven belüli és túli bontású adat, mint 3 hónapon belüli és túli, így bármilyen transzformáció elvégzése előtt a rövid és hosszú lejáratú kihelyezések és kötelezettségek arányát vizsgáltam mindkét szegmens esetén. A 3.2 táblázat első sora azon 9 hitelintézet vonatkozásában mutatja a teljes bankközi kihelyezés és forrás átlagos megoszlását rövidebb (3 hónapon belüli) és hosszabb (3 hónapon túli) lejárat bontásban, melyek esetén 3 hónapon belüli és túli bontásban állnak rendelkezésre adatok. Hasonlóan a második sor azon 8 hitelintézet vonatkozásában mutatja a teljes bankközi kihelyezés és forrás átlagos megoszlását, melyek esetén csak éven belüli és túli bontásban állnak rendelkezésre adatok.

Futamidő szerinti bontás	Teljes bankközi kihelyezés megoszlása		Teljes bankközi forrás megoszlása	
	rövidebb lejárat	hosszabb lejárat	rövidebb lejárat	hosszabb lejárat
3 hónapon belüli és túli	63.86%	36.14%	26.79%	73.21%
Éven belüli és túli	79.72%	20.28%	28.24%	71.76%

3.2. táblázat. A teljes bankközi kihelyezés és forrás futamidő szerinti megoszlása

A 3.2 táblázat alapján látható, hogy forrás oldalon a három hónapon belüli és túli bontással rendelkező hitelintézetek három hónapon belüli futamidejű forrásainak aránya (26.79%) szinte megegyezik az éven belüli és túli bontással rendelkező hitelintézetek éven belüli futamidejű forrásainak arányával (28.24%). Ebből az a következtetés vonható le, hogy a 3 hónap-1 év közötti futamidejű források aránya nem jelentős és a bankközi források túlnyomó többsége éven túli futamidejű. Ez elsőre ellentmondásban van azzal a már elhangzott állítással, hogy a hitelintézetek bankközi piacon elsődlegesen rövid forráshoz juthatnak. Felhívnom az érdeklődő olvasó figyelmét, hogy a megjelölt szakirodalmak a bankközi piacokat az jegybankokkal és a kapcsolt vállalkozásokkal kötött tranzakciók nélkül vizsgálták, így az állítás nem a teljes bankközi forrásra, hanem a korábban „tisztítottnak” hívott bankközi forrásra vonatkozik. A külföldi tulajdonú bankok esetén jellemzően hosszú lejáratú forrást az anyabank biztosít, míg a hitelintézetek bankközi piacon forint forrást jellemzően rövid lejáratra, likviditásmenedzsment célból kapnak. Továbbá a már említett, az MNB által az NHP program keretében biztosított forrás sem tekinthető rövid forrásnak, így a fenti táblázatban a hosszabb lejárat esetén a források magas aránya leginkább a kapcsolt vállalkozások és az MNB által nyújtott forrásokkal magyarázható. A 3 hónapon belüli futamidejű kihelyezések aránya (63.86%) és az éven belüli futamidejű kihelyezések aránya (79.72%) közötti különbség a forráshoz képest már jelentősen nagyobb, ugyanakkor a kihelyezés oldali megoszlásokból már jobban tükröződik az a tény, hogy a bankközi piac alapvetően likviditásmenedzsment szerepet tölt be. Tekintettel arra, hogy a kapcsolt vállalkozások és az MNB felé fennálló követelésektől és kötelezettségektől megtisztított követelések és kötelezettségek jelentős része várakozásom szerint rövid lejáratú és csak egy alacsony része hosszabb távú, így

a tisztított paraméterek (l_i^t és b_i^t) futamidő szerinti megbontásához a fenti táblázatból a 79.72%-20.28% arányszámokat használtam fel. Amennyiben tekintjük a hálózatelemzés fejezetben (4) kapott korábbi eredményeimet, úgy egyrészt azt kaptam, hogy 2012.01.01 – 2015.12.31 között a fedezetlen bankközi hitelek piacán darabszám alapon az ügyletek több, mint 90%-a O/N és csak 1%-a 3 hónapon túli futamidejű. Ugyanakkor volumen alapon az is látszott, hogy habár hosszabb futamidő alatt kicsi a kötött ügyletek darabszáma, ugyanakkor volument tekintve ezen ügyletek jellemzően magasak és vannak köztük kiemelkedően magas volumenűek. Ezt figyelembe véve, a tisztított bankközi kihelyezések és források 79.72%-20.28% szerinti bontása rövid és hosszú lejáratok szerint volumen alapon reálisnak tekinthető. Formálisan tehát a következőképp nyerem a tisztított bankközi kihelyezéseket és forrásokat, melyeket felhasználok a későbbiekben a modellben: $\forall i = 1, \dots, N$ -re

$$l_i^{t,s} = 0.7972l_i^t \quad \text{és} \quad l_i^{t,l} = (1 - 0.7972)l_i^t \quad (3.11)$$

$$b_i^{t,s} = 0.7972b_i^t \quad \text{és} \quad b_i^{t,l} = (1 - 0.7972)b_i^t \quad (3.12)$$

Azaz a modellben a tisztított bankközi kihelyezés és forrás minden vizsgált piaci szereplő esetén egyedi, ugyanakkor a kihelyezések és források megoszlása rövid és hosszú lejáraton ugyanaz lesz minden hitelintézet esetén, mivel nyilvánosan egyetlen hitelintézet esetén sem elérhető a valós megoszlás az MNB és a kapcsolt vállalkozások nélkül. Az előzőek értelmében a Montagna és Kok (2016) cikkében közölt, a hitelintézetek mérlegének eszköz és forrás oldalát leíró 3.1 és 3.2 összefüggéseket kibővítem annak érdekében, hogy a későbbiekben kockázattal súlyozott eszközértéket megfelelően lehessen számolni. Az általam számszerűsített modellben a hitelintézetek mérlegének eszközoldala a következőképp írható fel $\forall i = 1, \dots, N$ -re:

$$a_i = l_i^{t,s} + l_i^{t,l} + l_i^{kv} + l_i^{MNB} + c_i + s_i + o_i, \quad (3.13)$$

azaz a bankközi követeléseket négyfelé bontottam (MNB-vel és kapcsolt vállalkozásokkal szembeni követelések, illetve rövid és hosszú lejáratú tisztított hitelintézetekkel szembeni követelések). Hasonlóan a módosított forrásoldal a következőképp írható fel:

$$a_i = e_i + b_i^s + b_i^l + b_i^{kv} + b_i^{MNB} + d_i + r_i. \quad (3.14)$$

A vizsgált hitelintézetek mérlegének eszköz- és forrásoldalán szereplő összes tétel forrása és azok számítási módszertana a fentiek alapján már adott²⁵. A vizsgált 19 piaci szereplő tőke megfelelésének számításához tekintsük a 3.4 összefüggést. Montagna és Kok (2016) modelljükben a tőke megfelelés számítása során a 3.4 összefüggés jobb oldalának számológépében a saját tőkét használja fel, ugyanakkor a CRR 92. cikk (2) c) pontja alapján

²⁵Az o_i és r_i paraméterek a többi eszköz- és forrásoldali tétel mérlegfőösszegeből történő levonásával kapható.

a szavatoló tőkét kellene alkalmazni, amely nem állt a szerzőpáros rendelkezésére. Míg a saját tőke egy számviteli fogalom, mely a saját forrást hivatott mutatni egy adott hitelintézet esetén, addig a szavatoló tőke egy olyan vagyonelemet jelent, mely a hitelintézetet érő nem várt veszteségeket hivatott fedezni, valamint egy esetleges csőd vagy felszámolás esetén a hitelezők és befektetők kifizetésére fordítható. A szavatoló tőke a hitelintézet saját tőkéjének és az alárendelt kölcsöntőke összege. Az előzőekben említésre került, hogy a 19 vizsgált hitelintézet nyilvánosságra hozatali dokumentumaiból egyértelműen kigyújtható volt a hitelintézetek szavatoló tőkéje, így a modell magyar adatokon történő számszerűsítése során a 3.4 összefüggés jobb oldalán a hányados számlálójában a saját tőke helyett a szavatoló tőkét használtam fel minden vizsgált piaci szereplő esetén. Tekintettel arra, hogy az általam számszerűsített modellben a hitelintézetek mérlegének eszközoldala módosult 3.13 szerint, így a 3.4 összefüggés a következőképp módosul $\forall i = 1, \dots, N$ -re:

$$\gamma_i = \frac{sc_i}{w_i^{ib,s} l_i^{t,s} + w_i^{ib,l} l_i^{t,l} + w_i^{ib,MNB} l_i^{MNB} + w_i^{ib,kv} l_i^{kv} + \sum_{j=1}^M w_j^s k_{ij} p_j + w_i^o o_i}, \quad (3.15)$$

ahol sc_i i -edik hitelintézet szavatoló tőkéje. Az alábbiakban összefoglalom, hogy a modellben a 3.15 összefüggés jobb oldalának nevezőjében a kockázattal súlyozott eszközérték számításához milyen kockázati súlyokat alkalmaztam. A hitelintézetekkel szembeni követelések esetén alkalmazott kockázati súlyokat az alábbi felsorolás foglalja össze:

- a bankközi kihelyezések a CRR alapján intézményekkel szembeni kitettségi osztályba sorolandóak és ennek megfelelően a CRR 119-120. cikke alapján a rövid lejáratú bankközi kitettségekhez ($l_i^{t,s}$) a lehető legalacsonyabb $w_i^{ib,s} = 20\%$ -os kockázati súlyt rendeltem
- a CRR 119-120. cikke alapján a hosszú lejáratú bankközi kitettségekhez ($l_i^{t,l}$) konzervatív módon $w_i^{ib,l} = 50\%$ -os kockázati súlyt²⁶ rendeltem
- a kapcsolt vállalkozásokkal szembeni követelések (l_i^{kv}) kapcsán azzal a feltételezéssel éltem, hogy a kihelyezés hosszú lejáratú, így $w_i^{ib,kv} = 50\%$ -os kockázati súlyt rendeltem hozzá
- az MNB-vel szembeni követelésekhez (l_i^{MNB}) a CRR 114. cikk (4) alapján $w_i^{ib,MNB} = 0\%$ -os kockázati súlyt rendeltem.

Az értékpapírokhoz rendeltendő kockázati súlyok a bankközi kihelyezésekhez képest már nem ennyire egyértelműek, így újabb adatgyűjtést végeztem az általam vizsgált 19 hitelintézet vonatkozásában. A hitelintézetek éves beszámolójának kiegészítő mellékletében megtalálható az adott hitelintézet mérlegében kereskedési és befektetési céllal tartott értékpapírfajták volumene. Ezen kiegészítő mellékleteket áttekintve egyértelműen látható, hogy a vizsgált piaci szereplők túlnyomórészt állampapírt tartanak mérlegükben

²⁶Montagna és Kok (2016) cikkükben a hosszú lejáratú kihelyezések esetén is 20%-os kockázati súlyt alkalmazott.

és minden más értékpapírfajta volumenben eltörpül az állampapír mellett²⁷. Montagna és Kok (2016) adathiányra hivatkozva úgy határozta meg a modelljében az értékpapírokhoz tartozó kockázati súlyt, hogy egyetlen általános értékpapír típust feltételezett, amit tarthatnak a hitelintézetek mérlegükben és ehhez egyetlen átlagos kockázati súlyt rendelt. Az általam vizsgált piaci szereplők mérlegében a rendkívül magas állampapír állomány miatt Montagna és Kok (2016)-hoz hasonlóan az általam számszerűsített modellben is egyetlen általános értékpapírhoz határoztam meg kockázati súlyt. Tekintettel arra, hogy a mérlegfőösszeg csökkenésével, azaz a hitelintézetek méretének csökkenésével az állampapír állomány aránya a teljes értékpapír állomány volumenéhez képest növekszik, azaz a méret csökkenésével egyre kevésbé tartanak a hitelintézetek kockázatos pénzügyi eszközt mérlegükben, a kockázati súlyt a mérlegfőösszeg alapon TOP5 piaci szereplő²⁸ adatai alapján számoltam ki. A TOP5 piaci szereplő kapcsán kigyűjtöttem a kiegészítő mellékletekből a mérlegükben kereskedési és befektetési céllal tartott értékpapír típusokat és volumenüket, majd a következő kockázati súlyokat rendeltem hozzájuk:

- állampapírok esetén a CRR 114. cikk (4) alapján 0%-os kockázati súlyt alkalmaztam
- befektetési jegyek és részvények esetén a CRR 132. cikk (1) és a CRR 133. cikk (2) alapján 100%-os kockázati súlyt alkalmaztam
- vállalati kötvények esetén a CRR 122. cikk (1) alapján 50%-os kockázati súlyt alkalmaztam
- a fent megjelölt értékpapír típusokon kívül minden más tételt a CRR 128. cikk (1) pontjával összhangban kiemelkedően magas kockázatú tételnek vettem és 150%-os kockázati súlyt rendeltem hozzájuk.

A TOP5 piaci szereplő esetén a fenti súlyok felhasználásával számoltam egy értékpapírportfólió szintű átlagos kockázati súlyt mind az 5 szereplőre, majd ezen 5 átlagos kockázati súly átlagaként határoztam meg a modellben az egyetlen értékpapírhoz tartozó kockázati súlyt. A kapott érték $w^s = w_j^s = 6.82\%$ ($j = 1, \dots, M$ és $M = 1$), melynek rendkívül alacsony voltát az indokolja, hogy a TOP5 piaci szereplő esetén az állampapírok volumenének átlagos aránya a teljes értékpapír volumenhez képest 88% volt, mely 0%-os kockázati súllyal került figyelembe vételre. A fentiek alapján most már minden paraméter²⁹ adott a 3.15 szerinti összefüggés jobb oldalán szereplő hányados nevezőjében található kockázattal súlyozott eszközérték számításához.

²⁷A kereskedési és befektetési céllal tartott értékpapírok között az állampapírok jellemzően 90% vagy afölötti volument képviseltek a mérlegben tartott összes értékpapír volumenéhez képest.

²⁸OTP Bankcsoport, Kereskedelmi és Hitelbank-csoport, UniCredit csoport, Takarékszövetkezeti integráció, és Erste Bank Hungary-csoport.

²⁹A w_i^o súly a nyilvánosságra hozatali dokumentumból ismert teljes kockázattal súlyozott eszközértéknek és a nevesített eszközoldali tételek kockázattal súlyozott eszközértékei összegének különbségének felhasználásával már könnyen meghatározható.

A 3.15 összefüggés számszerűsítésével egy adott bank tőke megfelelési mutatóját kapjuk meg. Ennek a mutatónak a 3.5 összefüggés értelmében magasabbnak kell lennie, mint a szabályozó által elvárt minimális teljes tőke megfelelési mutató ($\bar{\gamma}$). A modell számszerűsítése során a CRR által meghatározott 8%-os minimális tőke megfelelési mutatót vettem alapul, azaz $\bar{\gamma} = 8\%$.

A bankközi források megbontása MNB-vel, kapcsolt vállalkozásokkal és egyéb bankközi piaci szereplőkkel szembeni kötelezettségekre a modellben a bankok által teljesítendő likviditási követelményt megfogalmazó szabályt (3.6) is módosítja. Montagna és Kok (2016) cikkében a likviditási követelmény azt mondja ki, hogy a hitelintézeteknek a mérlegükben legalább annyi készpénzt és készpénznek minősülő eszközt kell tartani, mint amennyi az általa gyűjtött betétek és a rövid futamidejű bankközi kötelezettségek összegének β -szorosa. Tekintettel arra, hogy a külföldi tulajdonú leánybankoknak jellemzően az anyabank hosszabb lejáratra biztosít forrást, azt is jellemzően devizában, így a kapcsolt vállalkozások felé fennálló kötelezettséget nem veszem figyelembe a likviditási követelmény számításába. Hasonlóan járok el az MNB-vel szembeni bankközi kötelezettség esetén, mivel az MNB által nyújtott források (lásd NHP) jellemzően hosszabb lejáratúak. Továbbá igaz az MNB korlátlan mértékben biztosít a hitelintézetek számára átmeneti likviditást a kamatfolyosó tetején az egynapos lejáratú hitellel, ugyanakkor normál piaci körülmények között egy adott hitelintézet a bankközi piacon más hitelintézettől olcsóbb forint forrást tud beszerezni, így az említett lehetőséggel csak végső esetben él az adott hitelintézet. A fentiek eredményeképp a 3.6 összefüggés helyett a következőt alkalmazom a modellezés során $\forall i = 1, \dots, N$ -re:

$$c_i \geq \beta(d_i + b_i^{t,s}), \quad (3.16)$$

azaz csak a tisztított, rövid lejáratú bankközi kötelezettségeket veszem figyelembe a fenti egyenlőtlenség jobb oldalának számítása során. A 3.16 összefüggésben szereplő β paraméter általam és Montagna és Kok (2016) által alkalmazott értékét a 3.4 fejezetben ismertetem.

3.3.3. A modell dinamikája

A többrétegű hálózatok szerkezetének definiálását, a bankközi kihelyezések allokációját, valamint a hálózatokat alkotó bankok mérlegeinek eszköz és forrás oldali tételeinek meghatározását követően az így kapott rendszert a modellben egy sokk éri. A rendszert érő sokk hatására pedig a modell szereplői a modell dinamikájának megfelelő válasz lépéseket tesznek. A szerzők a rendszert érő sokk után több perióduson keresztül vizsgálják a bankok által adott válaszlépéseket és minden egyes vizsgált perióduson belül ugyanazon események sorozata valósulhat meg. Az említett periódusokban a következő események történhetnek meg:

1. A t -edik periódus elején, amennyiben egy adott i bank által hitelezett j bank csődöt jelentett a $(t - 1)$ -edik periódusban, úgy amennyiben j bank nem képes

eleget tenni a kötelezettségeinek, az i bank a t -edik periódus elején a veszteséget leírja, azaz a szavatoló tőkéje csökken a j -edik bank felé fennálló kitettséggel. Ennek megfelelően csökken a 3.15 szerinti tőkemegfelelési mutatója.

2. Amennyiben az i bank tőkemegfelelése a szabályozói minimum érték alá esik a partnerének csődjé miatt elszenvedett veszteség következtében, úgy először eldönti, hogy a rövid lejáratú bankközi kihelyezései hány százalékát nem újítja meg.
3. Ha az i bank rövid lejáratú bankközi kihelyezéseinek egy részét nem újítja meg és még így sem képes teljesíteni a tőkemegfelelés elvárt szintjét vagy a likviditási követelményt, vagy nem képes minden kötelezettségének eleget tenni, úgy értékpapír portfóliójának egy részét értékesíti.
4. Ha az adott i bank rövid lejáratú bankközi kihelyezései megújításának elmaradása és akár a teljes értékpapír portfóliójának értékesítése sem elég ahhoz, hogy kötelezettségeinek eleget tegyen vagy nem tud megfelelni a két szabályozói elvárásnak, úgy csődöt jelent.
5. A t -edik periódusból $t+1$ -edik periódusba lépve pedig ismétlődik az 1-4 pontokban felsorolt lépések mindaddig, míg újabb bank csődjére nem kerül sor.

A következőkben ismertetem, hogy a fenti felsorolás pontjai kapcsán milyen szabályrendszer alkalmazásával döntenek el a bankok, hogy a rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik mekkora hányadát ne újítsák meg, illetve értékpapírportfóliójuk mekkora részét értékesítsék egy adott periódusban, továbbá ismertetem, hogy hol térek el a Montagna és Kok (2016) által alkalmazott szabályrendszertől.

A fenti felsorolás második pontja kapcsán egy adott i bank először arról dönt, hogy a rövid lejáratú bankközi kihelyezéseinek hány százalékát nem újítja meg. A modellben az indokolja, hogy először a bankközi kihelyezések megújításáról döntenek a bankok, majd csak azt követően az értékpapírok eladásáról, hogy a bankközi kihelyezéseket nem megújítani olcsóbb, mint értékesíteni az értékpapírjaikat tekintettel arra, hogy a nagy volumenű értékesítés miatt csökkenhet az adott értékpapír piaci ára. Ennek megfelelően pedig a mérlegében tartott fennmaradó értékpapír állomány értéke is csökken. A rövid lejáratú bankközi kihelyezés volumenét, melyet nem újít meg az adott i bank, két belső szükséglet határozza meg:

- partnerének csődjéhez köthető veszteség miatt az i bank tőkemegfelelési mutatója (3.15) a szabályozói minimum alá csökken, így annak korrigálása céljából nem újítja meg bankközi kihelyezéseinek egy részét
- az i bankot rövid lejáraton hitelező más bankok nem újítják meg i bank felé kihelyezéseiket, így i bank kényszerűség okán nem újítja meg a saját kihelyezései egy részét annak érdekében, hogy egyrészt teljesítse a likviditási követelményt (3.16) másrészt eleget tegyen a rövid lejáratú kötelezettségeinek.

Egy adott i bank az eddigiek alapján akkor nem teljesíti a likviditási követelményét, ha $\beta(d_i + b_i^{t,s}) - c_i > 0$. Mivel Montagna és Kok (2016) nem tett különbséget cikkükben

a kapcsolt vállalkozások, a központi bank és egyéb bankközi piaci szereplők fennálló bankközi kihelyezések között, így némileg eltérnek az általuk meghatározott viselkedési szabályoktól. A következőkben részletesen bemutatom, hogy a viselkedési szabályokat miként módosítottam az eredeti tanulmányhoz képest tekintettel arra, hogy a kapcsolt vállalkozások és a központi bank felé fennálló kihelyezéseket és a tőlük kapott forrást megfelelően vegyem figyelembe a modellezés során. Tekintettel arra, hogy a külföldi tulajdonú leánybankok az anyabankok felé jellemzően devizában helyeznek ki, mely még ha rövid lejáratú is és nem újítanak meg, úgy azt jellemzően egy FX-swap ügylet spot lábán forintra kell váltani, melynek szintén van költsége és nem utolsósorban ezen költségek jelentősen emelkedhetnek egy válság során (Páles et al. (2010)). Emiatt a rövid lejáratú, kapcsolt vállalkozások felé történő kihelyezések megújításának elmaradását, mint lehetőséget a likviditási mutató javítása céljából nem veszem figyelembe. Az MNB-vel szembeni követelések kapcsán ugyanakkor már említésre került az adatok forrását megjelölő fejezetben, hogy azok jellemzően a három hónapos futamidejű MNB-betétekhez és az úgynevezett preferenciális betétekhez köthetők. A három hónapos betéteket 2018 negyedik negyedévében vezette ki az MNB, így a modell adatainak vonatkozási idejét (2018.12.31) tekintve, valamint azt, hogy a preferenciális betét egynapos (O/N), továbbá a bankok a preferenciális betéten kívül egynapos lejáratú jegybanki betétben helyezhetnek el likviditástöbbletet, így az MNB-vel szembeni követeléseket mindenképp figyelembe kell venni a modellben a piaci szereplők döntési mechanizmusában, mivel azok jellemzően rövid futamidejűek. Ugyanakkor az a feltételezés nem életszerű, hogy egy piaci szereplő csődje esetén a többi szereplő először az MNB felé történő kihelyezéseit nem újítja meg és csak ezt követően dönt arról, hogy a rövid bankközi kihelyezései mekkora részét hívja vissza tekintettel arra, hogy egy csődesemény esetén a piaci bizalom jelentősen csökken a partnerek felé. Azaz egy piaci szereplő esetében biztosan nem a jegybanki kihelyezések lesznek az első, amit nem újít meg egy adott hitelintézet. Emiatt a likviditási követelmény számításába nem építem be azt, hogy a piaci szereplők képesek az MNB-vel szembeni követeléseiket nem megújítani és az így befolyt volumenrel növelni likviditásukat. Ugyanakkor az MNB-vel szembeni kihelyezések akkor kapnak szerepet a számításaim során, amikor egy adott szereplő csődöt jelent és ekkor rövid, valamint hosszú kötelezettségeinek teljesítésére felhasználhatják az MNB-vel szembeni kitettségeket is. Az előzőeknek megfelelően egy adott i ($i = 1, \dots, N$) bank esetén a likviditási követelmény teljesítéséhez az alábbi módon számítható, hogy legalább mekkora volument kell rövid lejáratú bankközi kihelyezéseiből felhalmozni megújítás helyett:

$$y_i^{liq} = \min\{l_i^{t,s}; \max[0; \beta(d_i + b_i^{t,s}) - c_i]\} \quad (3.17)$$

Azaz amennyiben egy adott bank a likviditási követelményét teljesíti, úgy $y_i^{liq} = 0$, egyéb esetben $y_i^{liq} \in (0; l_i^{t,s}]$. Az, hogy egy adott i bank mennyi rövid lejáratú bankközi kihelyezést nem fog megújítani annak érdekében, hogy teljesítse a 3.15 szerinti minimális tőke megfelelési mutató kritériumot, hasonlóan számítható. A kapcsolt vállalkozások felé fennálló bankközi követeléseket a már említettek miatt itt sem veszem figyelembe.

Az MNB felé történő kihelyezéseket, ahogy az már említésre került, 0%-os kockázati súllyal kell figyelembe venni a kockázattal súlyozott eszközérték számítása során, így ha a tőke megfelelés javítása a cél, akkor ezek megújításának elmaradása nem javít a bank tőkehelyzetén. Ennek megfelelően az általam számszerűsített modellben, amennyiben egy adott bank a tőke megfelelésén kíván javítani, úgy kizárólag a rövid lejáratú, tisztított bankközi kihelyezéseik ($l_i^{t,s}$, $i = 1, \dots, N$) merülnek fel, melyek megújításának elmaradása javíthat a tőkehelyzetén. Ennek megfelelően a következő összefüggés mutatja meg, hogy mekkora volument kell rövid lejáratú tisztított bankközi kihelyezéseiből felhalmozni megújítás helyett egy adott i banknak ($i = 1, \dots, N$):

$$y_i^{cap} = \min \left(l_i^{t,s} - y_i^{liq}; \max \left(0; \frac{\bar{\gamma}(w_i^{ib,l}(l_i^{t,l} + l_i^{kv}) + \sum_{j=1}^M w_j^s k_{ij} p_j + w_i^o o_i) + \bar{\gamma} w_i^{ib,s}(l_i^{t,s} - y_i^{liq}) - sc_i}{\bar{\gamma} w_i^{ib,s}} \right) \right) \quad (3.18)$$

Azaz amennyiben a fenti összefüggés hányadosának számlálójában az érték negatív, úgy a szavatoló tőke fedezi a tőkekövetelményt és így $y_i^{cap} = 0$. Amennyiben a szavatoló tőke nem fedezi a tőkekövetelményt, úgy a fennmaradó nem fedezett tőkekövetelmény alapján megkapható a nem megújítandó rövid lejáratú bankközi kihelyezés volumene felhasználva, hogy a tőkekövetelmény megegyezik a kitettségi kockázati súllyal vett szorzatának 8%-ával. Ekkor $y_i^{cap} \in (0; l_i^{t,s} - y_i^{liq}]$. Ennek megfelelően az adott i banknak $y_i = y_i^{liq} + y_i^{cap}$ volumenű rövid lejáratú bankközi kihelyezést nem kellene megújítania ahhoz, hogy mindkét követelményt teljesítse. Tekintettel arra, hogy a modellben a bankok szimultán döntenek a rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik megújításáról, valamint a modellben a teljes rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik százalékában határozzák meg, hogy mekkora volument nem újítanak meg, így a következő egyenletet kell megoldanunk:

$$f \cdot l^{t,s} = \min[y + \max(f^T X^{2,w} - c^{buf}; 0); l^{t,s}], \quad (3.19)$$

ahol $f = (f_1, f_2, \dots, f_N)$, $f_i \in [0, 1] \forall i = 1, \dots, N$ egy vektor, melynek i -edik eleme megmutatja, hogy az i -edik bank rövid lejáratú bankközi kihelyezéseinek hány százalékát nem újítja meg. Ennek megfelelően $l^{t,s} = (l_1^{t,s}, l_2^{t,s}, \dots, l_N^{t,s})$ is egy vektor, melynek i -edik eleme az i -edik bank teljes rövid lejáratú bankközi kihelyezését jelöli. Továbbá $c^{buf} = (c_1^{buf}, c_2^{buf}, \dots, c_N^{buf})$ egy vektor, melynek i -edik eleme megegyezik az i -edik bank likviditási követelmények teljesítéséhez szükséges készpénz állományát és készpénznek minősülő eszközeit meghaladó résszel, azaz $\forall i = 1, \dots, N$ -re $c_i^{buf} = \max(c_i - \beta(d_i + b_i^{t,s}); 0)$. A 3.19 összefüggésben $X^{2,w}$ a bankok rövid lejáratú tisztított bankközi kihelyezéseik alkotta hálózat éleinek súlyait tartalmazó mátrix, ahogy azt korábban definiáltam. Ennek megfelelően $f^T X^{2,w}$ egy olyan vektort eredményez, melynek i -edik eleme megmutatja, hogy az i -edik bank számára a rövid lejáratú bankközi piacon a partnerei mennyi forrást nem fognak megújítani. A 3.19 alapján a bankok partnereik felé fennálló kötelezettségeiket először a likviditási követelmény feletti készpénzállományból teljesítik. Amennyiben az nem elégséges, úgy a likviditási és tőke megfelelési követelményeik teljesítéséhez a rövid lejáratú bankközi piacon nem megújított kihelyezéseiken felül további kihelyezéseket

nem újítanak meg, hogy a kötelezettségeiknek is eleget tudjanak tenni.

Amennyiben a 3.19 megoldásával megkaptuk, hogy egy adott periódusban a modellben szereplő bankok saját rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik hány százalékát nem újítják meg, úgy meghatározható, hogy mely bankok nem képesek a likviditási és tőke megfelelési követelményeik vagy kötelezettségeik teljesítésére a bankközi kihelyezéseik megújításának elmaradása ellenére sem. Ezen bankok az adott periódusban dönthetnek úgy, hogy értékesítik az értékpapírportfóliójukban található értékpapírok egy részét, mely által egyrészt csökken a kockázattal súlyozott eszközértékük, másrészt az értékesítésből befolyó összeg javítja a likviditásukat. Jelölje $Z \in \mathbb{R}^{N \times M}$ azt a mátrixot, mely esetén $Z_{ij} \geq 0$ megmutatja, hogy az i -edik banknak a j -edik értékpapírból mennyit kell értékesítenie szükségleteinek kielégítése céljából. A Z mátrix meghatározásához a következő egyenletrendszert kell megoldani:

$$\nu = \min(\omega; \Pi^T \nu + c + Zp), \quad (3.20)$$

ahol a fenti összefüggésben Π egy mátrix, melynek Π_{ij} eleme megmutatja, hogy az i -edik banknak mekkora a relatív kötelezettsége j bankkal szemben az összes bankkal szembeni kötelezettségéhez képest, formálisan:

$$\Pi_{ij} = \frac{X_{ji}^2 f_j}{\sum_{j=1}^N X_{ji}^2 f_j} \quad (3.21)$$

A kötelezettség abból fakad, hogy az i bank felé rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik egy részét más bankok nem újítják meg. A 3.20 összefüggésben továbbá ω vektor a modellben szereplő bankok összes kötelezettségét mutatja, mely a nem megújított rövid lejáratú bankközi kihelyezések miatt áll fenn, azaz az i -edik bank összes kötelezettsége megadható a következő módon:

$$\omega = \sum_{j=1}^N X_{ji}^{2,w} f_j \quad (3.22)$$

A p vektor pedig az értékpapírok piaci árának vektora, mely kapcsán a 3.3 összefüggés ismertetése során említésre került, hogy az a modellben endogén módon adott. A kérdéses pénzügyi eszközök árfolyamainak alakulása a következő összefüggéssel írható le:

$$p_j = p_j^0 * \exp \left\{ \frac{-\alpha_j \sum_{i=1}^N k_{ij}^s}{\sum_{i=1}^N k_{ij}} \right\}, \quad (3.23)$$

ahol a k_{ij}^s az i -edik bank által a j -edik pénzügyi eszközből a piacon értékesített mennyiséget jelöli, míg az $\alpha_j > 0$ konstans az adott pénzügyi eszköz piacának mélységét jelöli. A modellben az α_j a piac azon képességének mérőszáma, mely megmutatja, hogy mennyi értékpapír értékesíthető anélkül, hogy az adott j -edik értékpapír piaci ára nem változzon. Normál piaci körülmények között minél kevesebb tranzakció jellemzi egy adott

értékpapír piacát, az adott értékpapírból annál kisebb volumenű hirtelen értékesítés is befolyásolhatja annak piaci árát. Az értékpapírok kezdeti árát Montagna és Kok (2016) egységnyiinek vette modelljében, azaz $p_j^0 = 1, \forall j = 1, \dots, M$. Számításaim során, hasonlóan az említett szerzőkhöz, az értékpapírok kezdeti piaci árát egységnyiinek vettem.

Visszatérve a 3.20 összefüggéshez, az abban szereplő ν az úgynevezett klíring vektor³⁰ (Eisenberg és Noe (2001) alapján). A ν vektor i -edik eleme azt fogja megmutatni, hogy az i -edik bank az összes kötelezettségéből a t -edik periódus végére, a rövid lejáratú bankközi kihelyezései megújításának elmaradása és értékpapírjainak értékesítése után mennyit teljesít. Ha egy adott bank valamely kötelezettségét nem képes teljes mértékben teljesíteni vagy az összes kötelezettségének teljesítése után a likviditási vagy tőke megfelelési szabályoknak nem felel meg, úgy csődöt jelent és a csődje után a $t + 1$ -edik periódusban partnerei leírják a veszteségüket a szavatoló tőkájükből. Itt említeném meg a ν klíring vektor szakirodalombeli szerepét. Számos tanulmány vizsgált olyan pénzügyi hálózatokat, ahol az ágenseknek van induló pénzkészlete és minden szereplő tartozhat minden szereplőnek, így a szereplők eszközei az induló pénzkészletből és a többiektől kapott fizetésekből állnak. Eisenberg és Noe (2001) megmutatta, hogy a körbetartozások jellemezte pénzügyi hálózatokban mindig létezik olyan klíring vektor, amelynek elemei megegyeznek a modellben szereplők összes kötelezettsége és a kötelezettségeik teljesítéséhez rendelkezésre álló pénzügyi eszközök közül a kisebb értékkel. Azaz ezen klíring vektorok megmutatják, hogy körbetartozások esetén a modell szereplői kötelezettségeiket teljes mértékben vissza tudják-e fizetni, illetve amennyiben nem, úgy akkor a teljes kötelezettségből mennyit képesek teljesíteni. A szerzők továbbá megmutatták, hogy néhány enyhébb megkötés mellett a klíring vektor egyértelmű is. Felmerülhet a kérdés, hogy amennyiben egy adott bank nem tud minden kötelezettségének eleget tenni, úgy a teljes kötelezettségét nem fedező összes pénzeszköze hogyan oszlik meg a partnerei között. Eisenberg és Noe (2001) alapján a klíring vektor megfelel a csődtörvény arányossági feltételének. Azaz a csődöt jelentő szereplő összes rendelkezésre álló pénzeszköze a tartozásai arányában kerül szétosztásra hitelezői között. Ha tekintjük a 3.20 összefüggést, az arányos csődszabály a $\Pi^T \nu$ tag szerint jelenik meg: minden bank a rendelkezésére álló pénzeszközökből arányosan teljesíti kötelezettségeit. Ennek megfelelően a modellben, ha egy adott bank a rövid lejáratú bankközi kihelyezései egy részét nem újítja meg, úgy minden partnertől kihelyezéseinek ugyanazt a százalékát (f_i) követeli vissza, és partnerei a feljük fennálló kötelezettségeket a rendelkezésükre álló pénzeszközök segítségével kötelezettségeik arányában teljesítik. Továbbá a 3.20 összefüggésben ν megfelel a klíring vektor definíciójának, hiszen az összefüggés jobb oldalán a minimum függvény egyik paramétere a teljes kötelezettsége, a másik pedig a rendelkezésre álló összes eszköz, amivel eleget tehet a kötelezettségének. Ez utóbbi pedig megegyezik a partnerei által teljesített kötelezettségek, a rendelkezésre álló készpénz, valamint az értékpapírjainak értékesítéséből származó bevétel összegével. Az arányos csődszabályok, illetve annak karakterizációja kapcsán az érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom

³⁰Clearing Vector

Csóka (2017), valamint Csóka és Kondor (2020) cikkeit, melyek közül az előbbi az arányos csődszabály egyik karakterizációjának bemutatása mellett olyan tulajdonságait is vizsgálja, mint a felsőkorlát-jelleg, a korlátolt felelősség, a hitelezők elsőbbsége, a pártatlanság, a folytonosság és a manipulálhatatlanság, míg az utóbbi a csődszabályok szakirodalmát, a legfontosabb definíciókat és eredményeket tekinti át. A téma iránt érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom továbbá Csóka és Herings (2018) cikkét, melyben a szerzők a szakirodalomban gyakran alkalmazott centralizált klíring folyamatok helyett decentralizált folyamatokat mutatnak be. A pénzügyi hálózatokban az arányosság elvének axiomatizálása kapcsán pedig Csóka és Herings (2020) cikkét ajánlom az érdeklődő olvasó figyelmébe.

A 3.20 összefüggésből már csak a Z mátrix meghatározását nem ismertettem. A Z mátrix három komponens összegeként áll elő, ahol az egyes komponenseket a likviditási és tőke megfelelési követelményeknek való megfelelés, valamint a partnereik felé fennálló kötelezettségeik teljesítése határozza meg. Tegyük fel, hogy csak egyetlen értékpapírt tarthatnak a modellben szereplő bankok a mérlegükben. Ebben az esetben a Z mátrix vektor formában adható meg, továbbá hasonlóan a k mátrix is vektorként jelenik meg. A bankok partnereik felé fennálló kötelezettségeik teljesítése miatt értékesítendő értékpapírjaik száma a következő összefüggés segítségével kapható meg:

$$Z^{ib} = \min \left(\max \left(0; \frac{\omega - c - \Pi^T \nu}{p} \right); k \right) \quad (3.24)$$

Hasonlóan bankok által értékesítendő értékpapírjaik számát likviditási követelményük teljesítése érdekében a következő módon kaphatjuk meg:

$$Z^{liq} = \min \left(\frac{\max(0; \beta(d + b^{t,s} - \omega) - c)}{p}; k \right) \quad (3.25)$$

A 3.25 összefüggés kapcsán megjegyzem, hogy a Montagna és Kok (2016) cikkében közölt összefüggéshez képest eltérek. Amennyiben egy adott bank minden kötelezettségének eleget tesz, úgy csökkenni fog a rövid lejáratú bankközi forrása is $b^{t,s} - \omega$ szintre. A kisebb bankközi forrás pedig kisebb likviditási követelménnyel jár. Montagna és Kok (2016) cikkükben a rövid lejáratú bankközi forrás csökkenését nem vette figyelembe³¹, melyet korrigáltam. Továbbá amennyiben a bankok nem teljesítik a tőke megfelelési követelményüket, úgy értékpapírok eladásával csökkenthetik a kockázattal súlyozott kitettségértékeiket. Ennek megfelelően az értékesítendő értékpapírok száma a következőképp adható meg:

$$Z^{cap} = k - \max \left(0; \frac{\frac{sc}{\bar{\gamma}} - (w^{ib,l} l^{t,l} + w^{ib,kv} l^{kv} + w^{oo})}{w^s p} \right) \quad (3.26)$$

A 3.26 összefüggés kapcsán a Montagna és Kok (2016) által alkalmazott összefüggéstől jelentős mértékben eltértem, mivel az eredeti összefüggésben nem lett megfelelően

³¹Azaz a 3.25 összefüggésben nem került levonásra ω .

kezelve az eladott értékpapírok utáni tőkekövetelmény csökkenés³². A fenti összefüggés hányadosának számlálója azon értékpapírok kockázattal súlyozott eszközértékét adja meg, melyekre a szavatoló tőke még képes fedezetet nyújtani. Az értékesítendő értékpapírok száma (Z^{cap}) pedig a portfólióban lévő értékpapírok számának (k), valamint az előzőleg meghatározott kockázattal súlyozott kitettség értékéből viaszszámolt értékpapír darabszámnak a különbségeként adódik. A 3.26 összefüggés kapcsán kiemelendő, hogy értékpapír értékesítésre akkor kerül sor a modellben, ha a rövid lejáratú bankközi kihelyezések megújításának elmaradása után felhalmozott pénzügyi eszközök nem elégségesek a kötelezettségek és a szabályozói követelmények teljesítéséhez. Emiatt ha értékpapír értékesítésre kerül sor, úgy $l_i^{t,s} = 0$, $i = 1, \dots, N$, így a 3.26 összefüggésben szereplő hányados számlálójában nem kell vele számolni. A bankok által értékesítendő értékpapírok az összes fenti szempontot figyelembe véve a következőképp határozhatóak meg:

$$Z = \min(k; \max(Z^{ib} + Z^{liq}; Z^{cap})) \quad (3.27)$$

A fenti összefüggések arra az esetre vonatkoznak, amikor egyetlen értékpapír lehet a bankok mérlegében. Több értékpapír esetére úgy általánosíthatóak a fentiek, hogy a bankok először az értékpapírportfóliójukból az első típusú értékpapírt értékesítik, majd amennyiben az összes első típusú értékpapír értékesítése nem bizonyul elégségesnek, úgy a második típusú értékpapírt kezdik értékesíteni. Ha az összes második típusú értékesítése sem elégséges, úgy a harmadik típusúval folytatják és így tovább. Megjegyzem, hogy mind Montagna és Kok (2016) cikkében, mind a jelen elemzés során az előzőekben említett értékpapír értékesítési stratégia lett alkalmazva, ugyanakkor természetesen sokkal életszerűbb lenne a több értékpapírból történő részleges (optimális) értékesítés. Az ok, amiért az egyszerűbb stratégiát követték az eredeti szerzők és jelen elemzés is az, hogy sem Montagna és Kok (2016), sem a részemre nem állt rendelkezésre a vizsgált bankok értékpapírportfólióját alkotó értékpapírok teljes listája, illetve azok súlya a portfólión belül. Ennek megfelelően mind az eredeti szerzők, mind a jelen elemzés a modellezés során egyetlen általános értékpapír típust feltételez, melyhez egy általános kockázati súly tartozik. Így amikor több értékpapírt feltételez a számítások során Montagna és Kok (2016) vagy jelen elemzés, úgy az egyes értékpapírokhoz ugyanaz a kockázati súly és ugyanaz a piaci mélység (α_j) tartozik, azaz lényegében mindegy, hogy melyik papír értékesítése történik meg először. Jelen esetben az „egyszerű” és a részleges (optimális) értékesítési stratégia közötti különbség a modellben egyetlen helyen jelenik meg és ez az értékpapírok piaci árai csökkenésének mértéke. Amennyiben az „egyszerű” stratégiát alkalmazzuk, úgy kevesebb értékpapír kerül értékesítésre nagyobb volumenben, így azok piaci ára a 3.23 összefüggés alapján erőteljesebben esik, mint amennyiben a részleges értékesítési stratégiát követjük. Ez pedig azt jelenti, hogy az átfedő értékpapírportfó-

³²Montagna és Kok (2016) a kockázattal súlyozott eszközérték számítása során nem vette figyelembe az egyéb eszközöket (*wo*), illetve az értékpapírok kockázattal súlyozott eszközértéke hibásan szerepelt az eredeti összefüggés hányadosában.

liók szerinti rétegben a fertőzés az „egyszerű” stratégia esetén az erősebb, hisz az tud nagyobb veszteséget okozni más piaci szereplő számára, így jelen esetben az „egyszerű” stratégia alkalmazása a konzervatívabb megközelítés. A részleges (optimális) értékesítés kérdésköre kapcsán az érdeklődő olvasó figyelmébe ajánlom Csóka és Hevér (2018) cikkét.

A klíring vektor kiszámítása után már eldönthető, hogy az adott periódusban melyik bank nem képes eleget tenni a kötelezettségeinek vagy a likviditási követelménynek, illetve a tőke megfelelési mutatóját nem képes a szabályozói minimum felett tartani. Ekkor az adott bank a modellben az említetteknek megfelelően csődöt jelent és a partnereik, melyek hosszú vagy rövid lejáraton finanszírozták a csődöt jelentett bankot, az esetleges veszteségeiket, amennyiben nem tud maradéktalanul eleget tenni kötelezettségeinek a csődöt jelentő bank, úgy leírják, mely csökkenti a szavatoló tőkéjüket. Megjegyzem, hogy a modell az esetleges megtérüléseket nem kezeli, azaz elképzelhető a valóságban, hogy a csődöt jelentett bank egy hosszú lejáratú kihelyezéséből egy, a csődöt jelentett bankot rövid lejáraton hitelező bank veszteségei valamelyest megtérülhetnek. Ugyanakkor ezen megtérülések semmiképp nem rövid időtávon belül valósulnak meg, továbbá jellemzően a veszteséget elkönnyvelők kártalanítása meghatározott a sorrend szerint történik, így az esetleges megtérülések modellen belül való kezelése nem része a vizsgálatnak.

3.3.4. A bankközi kihelyezések allokációja

A modellben szereplő bankok mérleg szerkezetének, valamint egy sokk esetén a bankok által követett viselkedési szabályok bemutatása után a rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezésekhez kapcsolódó hálózatok szimulációs módszertanát fogom ismertetni. Ezt követően bemutatom a rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezések allokációjának módszertanát, illetve az átfedő értékpapírportfóliók szerinti harmadik réteg kialakítása során követett elveket.

Ahogy az már említésre került a korábbi fejezetekben, a Montagna és Kok (2016) által említettekhez hasonlóan nem rendelkezem egyedi adatokkal az általam vizsgált 19 hitelintézet közötti bilaterális kitettségek vonatkozásában, így a szerzőpároshoz hasonlóan a rövid és hosszú lejáratú bankközi kitettségek alkotta hálózatokat szimulációval állítottam elő a modellben. Montagna és Kok (2016) a két hálózat szimulációjához egy-egy valószínűségi mátrixot használt fel, melyek adott eleme megadja, hogy az i -edik banknak mekkora valószínűséggel van rövid vagy hosszú lejáraton bankközi kihelyezése a j -edik banknál. Ezen valószínűségi mátrixokat a szerzők az Európai Bankhatóság (EBA) által publikált, az EU nagybankjain végzett stressz teszt eredményeit bemutató dokumentum adatai alapján állították össze.

Tekintettel arra, hogy méretéből adódóan a magyar bankok³³ közül kizárólag az OTP Bank Nyrt. vett részt az EU szintű stressz tesztben, így a Montagna és Kok (2016) által

³³A külföldi tulajdonú leánybankok az anyabankjukon keresztül, közvetett módon jelennek meg az EU szintű stressz tesztben.

használt forrás hasonló valószínűségi mátrixok előállítására az esetben nem alkalmazható. A rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezéseket reprezentáló rétegek hálózatainak szimulálásához szükséges valószínűségi mátrixok előállítási módszertanának kidolgozása előtt a következő alapelveket vettem figyelembe:

1. a pénzügyi piaci hálózatok jellemzően skálafüggetlenek, azaz a véletlen hálózatokhoz képest jóval nagyobb számosságban fordulnak elő magas fokszámú, „hub” funkciót betöltő, valamint alacsony fokszámú csúcsok ezen hálózatokban, mint amennyit a véletlen modell magyarázni tud (Fricke és Lux (2015), Fukker (2017))
2. a pénzügyi hálózatok jellemzően diszasszortatívak, azaz a magas fokszámú, „hub” funkciót betöltő csúcsok szívesebben kapcsolódnak az alacsony fokszámú pontokhoz (León et al. (2018))
3. a bankközi piacon hosszabb lejáraton kevesebb piaci szereplő alkotja a hálózatot a rövid lejáratához képest, továbbá a hosszabb lejárat esetén kevesebb a kapcsolat az egyes piaci szereplők között, azaz a hálózatok kevésbé sűrűek a rövid lejáratához képest (Lublóy (2004), Berlinger et al. (2011)).

Jelölje a továbbiakban $\hat{l}_i^{t,s} = l_i^{t,s} / \sum_{i=1}^N l_i^{t,s}$ az i -edik bank rövid lejáratú bankközi kihelyezéseinek az összes rövid lejáratú kihelyezéshez viszonyított arányát, míg $\hat{l}_i^{t,l} = l_i^{t,l} / \sum_{i=1}^N l_i^{t,l}$ az i -edik bank hosszú lejáratú kihelyezéseinek az összes hosszú lejáratú kihelyezéshez viszonyított arányát. Hasonlóan jelölje $\hat{b}_i^{t,s} = b_i^{t,s} / \sum_{i=1}^N b_i^{t,s}$ az i -edik bank rövid lejáratú bankközi forrásainak az összes rövid lejáratú bankközi forráshoz viszonyított arányát, míg $\hat{b}_i^{t,l} = b_i^{t,l} / \sum_{i=1}^N b_i^{t,l}$ az i -edik bank hosszú lejáratú forrásainak az összes hosszú lejáratú forráshoz viszonyított arányát. Jelölje

$$\Gamma^l = \hat{l}^l * \hat{l}^l \quad (3.28)$$

$$\Gamma^s = \hat{l}^s * \hat{b}^s, \quad (3.29)$$

ahol $*$ diadikus szorzatot jelent, azaz $\Gamma^l \in \mathbb{R}^{N \times N}$ és $\Gamma^s \in \mathbb{R}^{N \times N}$ mátrixok. Ekkor $\Gamma_{i,j}^l$ az i -edik bank hosszú lejáratú relatív bankközi kihelyezésének, valamint a j -edik bank hosszú lejáratú relatív bankközi forrásának a szorzataként áll elő. A $\Gamma_{i,j}^s$ hasonló módon értelmezhető. A kérdéses mátrixok elemei tehát annál nagyobbak, minél nagyobb súlyú szereplő az i -edik bank a bankközi piacon kihelyezés, illetve a j -edik bank felvétel szempontból. Ezen mátrixok képesek megragadni az általam megfogalmazott alapelvek közül a másodikat, mivel

- azt várjuk, hogy minél kisebb két szereplő a bankközi piacon kihelyezés és felvétel szempontból, azok annál kisebb valószínűséggel kapcsolódjanak egymáshoz
- hasonlóan az előzőhöz, minél nagyobb két szereplő a bankközi piacon, annál nagyobb valószínűséggel van kapcsolat köztük
- egy kisebb szereplő nagyobb valószínűséggel helyez ki nagyobb piaci szereplőhöz és fordítva, nagyobb piaci szereplő nagyobb valószínűséggel helyez ki kisebb szereplőhöz.

Ugyanakkor Γ^l és Γ^s nem valószínűségi mátrixok, így azokat a következő transzformációval alakítom át valószínűségi mátrixokká:

$$P_{i,j}^l = \begin{cases} p_{min}^l + (p_{max}^l - p_{min}^l) \left(\frac{e^{\Gamma_{i,j}^l} - e^{\min(\Gamma^l)}}{e^{\max(\Gamma^l)} - e^{\min(\Gamma^l)}} \right), & \text{ha } i \neq j \\ 0, & \text{ha } i = j \end{cases} \quad (3.30)$$

A fenti összefüggésben $P_{i,j}^l$ a hosszú lejáráthoz tartozó valószínűségi mátrix, mely adott eleme megmutatja, hogy az i -edik bank mekkora valószínűséggel helyez ki hosszú távon j -edik bankba a bankközi piacon. Ez a valószínűség 0, amennyiben $i = j$, ezzel elkerülve, hogy egy adott bank önmagához helyezzen ki és így hurokéleket sem fog tartalmazni a szimulált hálózat. Ha $i \neq j$, úgy $P_{i,j}^l \in [p_{min}^l, p_{max}^l]$, mely érték alapvetően a $\Gamma_{i,j}^l$ értéktől függ. A fenti összefüggésben lineárisan osztom szét p_{min}^l és p_{max}^l között az egyes kihelyezési valószínűségeket, ugyanakkor a lineáris szétosztás nem a $\Gamma_{i,j}^l$ értékek, hanem azok exponenciális transzformáltja mentén történik, mivel

- egyrészt a kisebb piaci szereplőkhöz az exponenciális transzformáció miatt kisebb valószínűséget tudok rendelni a $[p_{min}^l, p_{max}^l]$ intervallumban, mint a transzformáció nélkül, ezáltal biztosítva, hogy kisebb szereplők között még kevésbé legyen kapcsolat
- másrészt a nagyobb piaci szereplőkhöz az exponenciális transzformáció miatt nagyobb valószínűséget tudok rendelni a $[p_{min}^l, p_{max}^l]$ intervallumban, mint a transzformáció nélkül, biztosítva ezzel, hogy a nagyobb szereplők között még inkább legyen kapcsolat.

Hasonlóan a hosszú lejáráthoz, a rövid lejárat esetén a következőképp kaptam meg a valószínűségi mátrixot:

$$P_{i,j}^s = \begin{cases} p_{min}^s + (p_{max}^s - p_{min}^s) \left(\frac{e^{\Gamma_{i,j}^s} - e^{\min(\Gamma^s)}}{e^{\max(\Gamma^s)} - e^{\min(\Gamma^s)}} \right), & \text{ha } i \neq j \\ 0, & \text{ha } i = j \end{cases} \quad (3.31)$$

A következő táblázat összefoglalóan bemutatja, hogy a két réteg esetén milyen minimális és maximális valószínűségeket alkalmaztam a 3.30 és 3.31 összefüggésekben.

Paraméter	Hosszú lejárat	Rövid lejárat
p_{min}	0.1	0.25
p_{max}	0.6	0.7

3.3. táblázat. Az alkalmazott minimális és maximális valószínűségek a két réteg hálózatának szimulálásához

A 3.3 táblázatban a kisebb minimális valószínűség hosszú lejárat esetén azt biztosítja, hogy hosszabb lejáraton a kisebb szereplők között még kevésbé legyen kapcsolat. A magasabb maximális valószínűség rövid lejárat esetén pedig azt biztosítja, hogy a hosszú lejáráthoz képest több magasabb foksámú, „hub” funkciót betöltő csúcs jelenjen meg

a generált hálózatokban. A szimulációk során a 3.3 táblázatban szereplő értékek fixek, továbbá mivel $\Gamma_{i,j}^s$ és $\Gamma_{i,j}^l$ is fix, így minden egyes szimuláció során ugyanazon $P_{i,j}^s$ és $P_{i,j}^l$ valószínűségi mátrixok felhasználásával generálok szomszédsági mátrixokat (X^1 és X^2), melyek egyértelműen leírnak egy-egy hálózatot a két rétegben. A Függelék(F/13.) példaként tartalmazza egy-egy, a rövid és hosszú lejáráthoz tartozó szimulált hálózat gráf reprezentációját, valamint azok fokszámeloszlását. A generált hálózatok megfelelőségének vizsgálatához 100 ezer szimulációt végeztem, melyek során kiszámoltam a rövid és hosszú lejáraton generált hálózatok átlagos fokszámát, a generált hálózatok sűrűségét, illetve a fokszám-korrelációt. A 3.4 táblázat a két réteg esetén az előbbi mutatószámok átlagait foglalja össze a 100 ezer szimuláció vonatkozásában.

Réteg	Átlagos fokszámok átlaga	Átlagos sűrűség	Átlagos fokszám-korreláció
Rövid lejárat	9.806	0.545	-0.113
Hosszú lejárat	4.497	0.249	-0.091

3.4. táblázat. A szimulált hálózatok átlagos mutatószámai a rövid és hosszú lejáratú rétegek esetén

A 3.4 táblázatból az látszik, hogy a rövid lejáráthoz szimulált hálózatok átlagos fokszámainak átlaga több, mint kétszeresen haladja meg a hosszú lejáráthoz szimulált hálózatokhoz tartozó hasonló mutatószámot. Ez egyrészt egybevág az előzetes várakozásokkal, másrészt a kapott értékek összhangban vannak a 2. fejezetben, valós adatok alapján előállított hálózatokon számszerűsített hasonló értékekkel. A hálózatok sűrűsége azt mutatja meg, hogy az élek száma hogyan aránylik az összes lehetséges élek számához. A fenti táblázat alapján az előzetes várakozással összhangban a rövid lejárat-hoz szimulált hálózatok sűrűsége szignifikánsan magasabb a rövid lejáráthoz szimulált hálózatokhoz képest. A hálózatok diszasszortatív jellegének vizsgálatához a Pearson-féle korrelációs együtthatót kell meghatározni az azonos kapcsolat két végén található fokszámok között (Newman (2002)). Amennyiben a Pearson-féle korrelációs együttható értéke $r > 0$, úgy a hálózat asszortatív, amennyiben $r = 0$, úgy neutrális, továbbá amennyiben $r < 0$, úgy diszasszortatív. A 3.4 táblázat alapján mind a rövid, mind a hosszú lejáraton a fokszám-korrelációs mutatók átlaga negatív, azaz az általam generált hálózatok diszasszortatív tulajdonságot mutatnak.

A P^s és P^l mátrixok segítségével már egyértelműen generálhatóak a kapcsolat megletét mutató szomszédsági mátrixok mindkét réteg esetén, ugyanakkor a bankközi kihelyezéseket le kell még allokálni az egyes szereplők között mindkét rétegben. Azaz meg kell határozni az $X^{1,w}$ és $X^{2,w}$ mátrixokat, melyek a rövid és hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitétségek alkotta hálózatok éleihez tartozó súlyok mátrixai. Montagna és Kok (2016) a bankközi kihelyezések allokációja során először véletlenszerűen kiválasztottak egy bankot (i), melyhez véletlenszerűen kiválasztottak egy olyan bankot (j), amely felé van bankközi kihelyezése az előzetesen meghatározott szomszédsági mátrix alapján. Ezt követően generáltak egy véletlen számot egyenletes eloszlásból $[0, 1]$ intervallumon

és feltételezték, hogy az i bank az összes bankközi kihelyezésének az egyenletes eloszlásból generált véletlen számnak megfelelő hányadát helyezi el j banknál. A következő lépésben az i bank egy másik partner bankja már csak az i bank fennmaradó bankközi kihelyezésének egy új $[0, 1]$ közötti véletlen számnak megfelelő hányadát kaphatja és így tovább. Formálisan a hosszú lejáratú réteg esetén $\forall i, j = 1, \dots, N$ -re:

$$X_{i,j}^{1,w} = \epsilon \left(l_i^{t,l} - \sum_{k=1}^n X_{i,k}^{1,w} \right), \quad (3.32)$$

ahol $\epsilon \sim U(0, 1)$ és $\{X_{i,1}^{1,w}, X_{i,2}^{1,w}, \dots, X_{i,k}^{1,w}\}$ az i -edik banknak előzőekben k más partner bank felé már alokált bankközi kihelyezéseit jelenti, míg az $n = 1, \dots, N$ mindig az adott lépésben az adott pillanatig megtörtént kihelyezések darabszámát jelöli. A szerzők továbbá az egyes kihelyezések alokálása során figyelembe vették, hogy egy adott i bank ne helyezhessen ki többet, mint a fogadó j bank bankközi piaci forrásaiból a fennmaradó rész, mivel j bank i bankon kívül más felektől is kaphat forrást. Továbbá a szerzők tettek egy olyan megkötést, hogy minden bank maximum a kihelyezéseinek 20%-át helyezheti el egy másik banknál, melynek alkalmazásával elkerülik azt az eshetőséget, hogy egy adott bank összes kihelyezése egyetlen másik bank felé történjen meg. A számításaim során jelentősen eltértem a Montagna és Kok (2016) által ismertett alokációs mechanizmustól tekintettel arra, hogy a javasolt módszertan egylépcsős, azaz nem teszi lehetővé a piaci szereplők bankközi kihelyezéseinek kellően finom szétosztását. Az alokáció során az a cél, hogy a 19 hitelintézet összes bankközi kihelyezésének minél nagyobb hányadát le tudjuk alokálni az előre megadott korlátok figyelembe vétele mellett, ezt pedig csak egy többlépcsős alokációs folyamat tudja biztosítani. További probléma a Montagna és Kok (2016) által említett módszertannal, hogy az általa megfogalmazott szabály, mely szerint egy adott bank a teljes bankközi kihelyezésének maximum 20%-át intézheti egy partnerbank felé, nem életszerű és az általam a hosszú és rövid lejáratokhoz generált hálózatok esetén tekintettel a nagyon alacsony fokszerű szereplőkre, nem alkalmazható. A bankközi kihelyezések volumenére korlátot a bázeli szabályozás alapján a CRR 395. cikkével összhangban az úgynevezett nagykockázat vállalási limit jelent, mely szerint egy adott hitelintézet egy ügyféllel vagy ügyfélcsoporttal szembeni kitettsége nem haladhatja meg a hitelintézet szavatoló tőkéjének 25%-át. Ennek megfelelően a számításaim során egy adott bank akár az összes bankközi kihelyezését is intézheti egyetlen partnere felé, amennyiben a partnere felé fennálló a rövid és hosszú lejáratú bankközi kitettség összege nem haladja meg a szavatoló tőkéjének 25%-át. Tekintettel arra, hogy a nagykockázat vállalási limit alkalmazása miatt az esetemben nem valósulhat meg függetlenül az alokáció a hosszú és rövid lejáratot reprezentáló rétegekben, mivel egy adott bank ugyanazon partnerét rövid és hosszú lejáraton is hitelezheti, így először mindig a hosszú lejáratot reprezentáló rétegben végzem el az alokációt. Az alokációt több, összesen 10 lépcsőben végzem el. Ehhez először véletlenszerűen kiválasztottam egy adott i bankot, melyhez véletlenszerűen kiválasztottam egy j partnert az előzetesen meghatározott szomszédsági mátrix alapján. Jelölje $m = 1, \dots, 10$ az egyes alokációs lépéseket. Ekkor $m \in [1; 9]$

esetén az m -edik lépésben az i bank az alábbi volument helyezheti el j banknál hosszú lejáraton:

$$l_{i,j}^{l,m} = \min \left(\epsilon \left(l_i^{t,l} - \sum_{z=1}^m \sum_{k=1}^N l_{i,k}^{l,z} \right); b_j^{t,l} - \sum_{z=1}^m \sum_{k=1}^N l_{k,j}^{l,z}; 0.25sc_i - \sum_{z=1}^{m-1} l_{i,j}^{l,z} \right) \quad (3.33)$$

A 3.33 összefüggés alapján az m -edik lépésben az i bank j banknál a következő három érték közül a legkisebbet helyezheti el:

- Az összes hosszú lejáratú bankközi kihelyezéséből fennmaradó rész ϵ -szorosa, ahol $\epsilon \sim U(0.05, 0.2)$, azaz i bank j banknál $m \in [1; 9]$ lépésben a fennmaradó hosszú lejáratú kihelyezéséből minimum 5, de maximum 20%-ot helyezhet el. A fennmaradó részt pedig az i bank összes hosszú lejáratú kihelyezésének, valamint az addig a pillanatig az i bank által kihelyezett összes volumen különbségeként határoztam meg. Ennek megfelelően $l_{i,k}^{l,z}$ az i bank hosszú lejáratú bankközi kihelyezését jelöli k bank felé a z -edik lépésben belül.
- A j bank összes hosszú lejáratú bankközi forrásából fennmaradó rész, melyet a j bank összes hosszú lejáratú bankközi forrásának, illetve az addig a pillanatig a j banknál elhelyezett összes volumen különbségeként határoztam meg. Ennek megfelelően $l_{k,j}^{l,z}$ a z -edik lépésben belül a k bank által j banknál elhelyezett bankközi kihelyezést jelöli.
- Az i bank szavatoló tőkéje 25%-ának, valamint az előző $m - 1$ lépésben az i bank által j banknál elhelyezett összes bankközi kitettségek a különbsége.

Az $m = 10$ lépésben szintén a 3.33 összefüggést alkalmazom, ugyanakkor már az ϵ elem nélkül. Az ϵ elhagyásának az a célja, hogy az utolsó lépésben egy adott bank fennmaradó bankközi kihelyezését akár teljes mértékben le tudjam allokálni egy partnerbankja felé a 3.33-ban szereplő korlátok figyelembe vétele mellett. Ennek megfelelően a hosszú lejáratú bilaterális bankközi kitettségek alkotta hálózatok éleihez tartozó súlyok mátrixát a következőképp kaphatjuk meg:

$$X_{i,j}^{1,w} = \sum_{z=1}^m l_{i,j}^{l,z} \quad (3.34)$$

A hosszú lejáratú bankközi kihelyezések allokálását a rövid lejáratú kihelyezések allokálása követi, melynek módszertana megegyezik az előbbieken bemutatottakkal, ugyanakkor a 3.33 összefüggést kis mértékben korrigálni szükséges:

$$l_{i,j}^{s,m} = \min \left(\epsilon \left(l_i^{t,s} - \sum_{z=1}^m \sum_{k=1}^N l_{i,k}^{s,z} \right); b_j^{t,s} - \sum_{z=1}^m \sum_{k=1}^N l_{k,j}^{s,z}; 0.25sc_i - X_{i,j}^{1,w} - \sum_{z=1}^{m-1} l_{i,j}^{s,z} \right) \quad (3.35)$$

Azaz az $l_{i,k}^{s,z}$ a hosszú lejárat esetén bemutatottakkal összhangban az i bank rövid lejáratú bankközi kihelyezését jelöli k bank felé a z -edik lépésen belül. Továbbá az előzőekhez hasonlóan $\epsilon \sim U(0.05, 0.2)$. A 3.35 összefüggésben a 3.33-höz képest azért kerül a szavatoló tőkéből levonásra $X_{i,j}^{1,w}$, mivel a nagykockázat vállalási szabály értelmében egy adott i bank maximum a szavatoló tőkéjének 25%-át helyezheti ki j bank felé, mely a rövid és hosszú lejáratokon az együttesen kihelyezett összegre vonatkozik. A hosszú lejáratához hasonlóan a 3.35 összefüggést alkalmaztam az allokáció során az $m \in [1; 9]$ lépések esetén, míg $m = 10$, azaz az utolsó allokációs lépés során a 3.35 összefüggést az ϵ tag nélkül alkalmaztam. A 10 allokációs lépést követően a rövid lejáratú bilaterális bankközi kitettségek alkotta hálózatok éleihez tartozó súlyok mátrixát a következőképp kaphatjuk meg:

$$X_{i,j}^{2,w} = \sum_{z=1}^m l_{i,j}^{l,z} \quad (3.36)$$

Montagna és Kok (2016) cikkükben nem tesznek említést arról, hogy a vizsgálatukban szereplő bankok mérlegének eszköz és forrás oldalát hogyan korrigálták, amennyiben egy adott bank összes rövid vagy hosszú lejáratú kihelyezését egy szimulált hálózatban nem sikerült teljes mértékben leosztani partnerei között. Ehhez hasonlóan megtörténhet, hogy egy adott bank rövid vagy hosszú lejáraton nem kap annyi forrást partnereitől egy szimulált hálózatban, mint amennyi a rövid és hosszú lejáratú bankközi forrása. Amennyiben egy általam szimulált hálózatban egy adott bank esetén

- nincs teljes mértékben leosztva a rövid és/vagy hosszú lejáratú bankközi kihelyezése partnerei között, úgy a le nem osztott rész volumenével megnöveltem az adott bank egyéb eszközeit (o)
- nem kapott annyi rövid és/vagy hosszú forrást partnereitől, mint amennyi a rövid és hosszú lejáratú bankközi forrása, úgy az egyéb forrásait (r) a hiányzó volumennel korrigáltam.

A fentiek biztosítják, hogy a rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezések allokációját követően minden bank esetén továbbra is fennálljon a mérlegük két oldalának egyezősége. Továbbá amennyiben bármelyik bank esetén egy adott szimulációban az allokációt követően korrigáltam annak eszköz oldalát, úgy korrigáltam a teljes kockázattal súlyozott kitettség értéket is. Ez minden esetben a tőkemegfelelés elhanyagolható mértékű javulásához vezetett, mivel bankközi kihelyezés után kell tőkekövetelményt tartani, készpénz után nem. Ha pedig forrásoldali korrekcióra került sor hiányzó rövid forrás kapcsán, úgy az minden esetben kis mértékű javulást eredményezett a likviditási követelmény 3.16 teljesítet tekintve, mivel kisebb volumenű rövid lejáratú forrás arányos részének megfelelő készpénzt kell csak tartania az adott banknak.

A modellben a hosszú és rövid lejáratú bankközi kihelyezések alkotta hálózatok szimulációját, illetve a szimulált hálózatokban a kihelyezések allokációját a bankok értékpapírportfóliójához kapcsolódó hálózat szimulációja követi. Montagna és Kok (2016)

cikkéhez hasonlóan kizárólag a modellben szereplő bankok kereskedési és befektetési céllal tartott értékpapírportfóliójának összvolumene áll rendelkezésemre, azaz a bankok portfóliójában szereplő egyedi értékpapírok és azok volumenének portfólión belüli arányai számomra sem ismertek. Az előzőeket figyelembe véve a bankok értékpapírportfóliójához kapcsolódó hálózat szimulációjának módszertanát módosítás nélkül átvettem a szerzőpárostól. A kérdéses hálózat szimulációja előtt meg kell választani, hogy a modellben a bankok mérlegükben hány különböző értékpapírt tarthatnak. Számításaim során Montagna és Kok (2016) cikkével összhangban 30 különböző értékpapírt feltételezek, azaz összesen $M = 30$ féle értékpapírból állhat a bankok portfóliója. Ezt követően egy páros gráfot szükséges generálni, ahol a csúcsok egyik halmazát az N bank, a másik halmazt pedig az M értékpapír adja, továbbá a gráf minden éle csak ezen két halmaz elemei között futhatnak, halmazon belül nem. A páros gráfban a két halmaz adott pontjai között tegyük fel, hogy p valószínűséggel van kapcsolat. A számításaim során az említett szerzők által alkalmazott valószínűséget, azaz $p = 0.2$ értéket alkalmaztam. Az M és p paraméterek esetében már előállítható az $S \in \mathbb{R}^{N \times M}$ szomszédsági mátrix, mely reprezentálja a kérdéses páros gráfot és $i = 1, \dots, N$, valamint $j = 1, \dots, M$ esetén $S_{ij} = 1$, amennyiben az i -edik bank értékpapírportfóliójában megtalálható a j -edik értékpapír, ellenkező esetben $S_{ij} = 0$. Jelölje $S^w \in \mathbb{R}^{N \times M}$ a generált páros gráf éleihez tartozó súlyok mátrixát. Tekintettel arra, hogy az említetteknek megfelelően nem áll rendelkezésre, hogy egy adott értékpapír volumen alapon egy adott bank portfóliójának mekkora részét képezi, így Montagna és Kok (2016) cikkével összhangban egy adott bank értékpapírportfóliójának piaci értékét egyenlő arányban osztottam szét az általa tartott értékpapírok között, azaz

$$S_{i,j}^w = S_{i,j} s_i \sum_{j=1}^M \frac{S_{i,j}}{M} \quad (3.37)$$

A 3.37 összefüggés alapján tehát $S^w \in \mathbb{R}^{N \times M}$ mátrix i -edik sora az i bank értékpapírportfóliójának piaci érték szerinti megoszlását mutatja az általa tartott értékpapírok vonatkozásában, továbbá a 3.37 szerint minden bank értékpapírportfóliójának piaci értéke egyenlő arányban oszlik meg az általa tartott értékpapírok között. A fentieknek megfelelően előállított páros gráf ugyanakkor csak a bankok és az értékpapírok közötti kapcsolatot ragadják meg, az egyes bankok értékpapírokon keresztüli eszközoldali függőségét leíró kapcsolatot viszont nem. Az eszközoldali függőséget a modellben a bankok értékpapírportfóliójának átfedő jellege adja, azaz minél inkább hasonló értékpapírokat tart két piaci szereplő a mérlegében és azok értékpapírportfólión belüli súlya minél inkább közelebb van egymáshoz, annál inkább átfedő két piaci szereplő portfóliója. További minél erősebb a portfóliók átfedő jellege, annál inkább egyezni fog a két piaci szereplő kockázati profilja, azaz ugyanazon kockázatoknak lesznek kitéve és ezen kockázatok hasonlóan érintik őket. Az értékpapírportfóliók átfedő jellegét számos módon meg lehet ragadni, ugyanakkor a számításaim során a következő összefüggés segítségével számszerűsítettem az átfedő jelleg mértékét ($i, j = 1, \dots, N$):

$$X_{i,j}^{3,w} = \sum_{z=1}^M \frac{S_{i,z}^w}{s_i} \left[\min \left(1; \frac{S_{j,z}^w}{S_{i,z}^w} \right) \right] \quad (3.38)$$

A 3.38 összefüggésben az $X_{i,j}^{3,w}$ megmutatja, hogy az i -edik bank értékpapírportfóliójának hány százaléka van átfedésben a j bank értékpapírportfóliójával. Az összefüggés jobb oldalán az i bank értékpapírportfólióját tekintve az értékpapír szerinti megoszlások a súlyozott összegét számszerűsítem, ahol a súlyokat értékpapírok átfedő volumene adja. Amennyiben j bank z típusú értékpapírból volument tekintve többet tart i banknál, úgy a súlyt 100%-ban maximalizálom, továbbá amennyiben j bank z típusú értékpapírból kevesebbet tart i banknál volumen alapon, úgy a figyelembe vételi súly is kisebb lesz. Az $X_{i,j}^{3,w}$ mátrix segítségével, mely a harmadik réteget alkotó hálózatban mutatja az élek súlyát, könnyen előállítható az $X_{i,j}^3$ szomszédsági mátrix is, azaz $X_{i,j}^3 = 1$, ha $X_{i,j}^{3,w} > 0$, egyébként $X_{i,j}^3 = 0$. A rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezések allokációja során említettekhez hasonlóan a Függelék(F/13.) példaként tartalmaz egy, az átfedő értékpapírportfóliók szerinti szimulált hálózat gráf reprezentációját, valamint annak fokszámeloszlását.

Végezetül az említett három réteg esetén az általam generált hálózatok hasonlóságát vetem össze. A hálózatok vizsgálata során a szakirodalom leggyakrabban a Jaccard-indexet használja két hálózat hasonlóságának mérésére. A Jaccard-index két ugyanazon szereplők alkotta hálózat esetén a következőképp számítható:

$$J_{1,2} = \frac{M_{1,1}}{M_{0,1} + M_{1,0} + M_{1,1}} \quad (3.39)$$

ahol $M_{1,1}$ jelöli azon kapcsolatok darabszámát, melyek mindkét hálózatban léteznek, míg $M_{1,0}$ és $M_{0,1}$ azon kapcsolatok darabszámát jelölik, melyek csak az egyik hálózatban létezik. A 3.39 összefüggés szerinti index 0, amennyiben egyetlen közös kapcsolat sincs a vizsgált két hálózaton belül, továbbá az index 1 értéket vesz fel, ha a két vizsgált hálózat azonos. A már említett 100 ezer szimuláció vonatkozásában szimulációs lépésenként, illetve páronként számszerűsítettem a három rétegben található hálózatok között a Jaccard-indexet, majd vettem azok átlagát és kiszámítottam az indexek szórását. Az átlagos Jaccard-index értékeket, valamint az indexek szórását a három réteg vonatkozásában a 3.5 táblázat foglalja össze.

	1. és 2. réteg	1. és 3. réteg	2. és 3. réteg
Átlagos Jaccard-index	0.1027	0.1198	0.245
Jaccard-indexek szórása	0.0271	0.0217	0.0277

3.5. táblázat. Az átlagos Jaccard-indexek, illetve az indexek szórása

Bargigli et al. (2013) az olasz jegybank³⁴ által rendelkezésükre bocsátott adatbázison hasonló elemzést végeztek az olasz bankok bankközi piaci tranzakciói kapcsán, melyek

³⁴Banca d'Italia

fedezett és fedezetlen, illetve lejárat szerinti bontásban állt a szerzők rendelkezésére. A szerzők lejárat és fedezettség szerinti rétegekben vizsgálták a bankközi piacon az olasz bankok által alkotott hálózatokat és megállapították, hogy az egyes rétegekben található hálózatok Jaccard-indexei 0.1 és 0.3 között mozognak. A szerzők eredményei szerint a lejárat szerinti rétegek hasonlóbbak a fedezett bankközi piacok esetén, mint a fedezetlen esetben. Tekintettel arra, hogy a magyar bankközi piacon a forgalom jelentős része a fedezetlen piacon bonyolódik, továbbá a fedezetlen bankközi ügyletek több, mint 90%-a overnight (Berlinger et al. (2011)), így Bargigli et al. (2013) által számított Jaccard-indexek közül a fedezetlen overnight és fedezetlen hosszú lejáratú rétegek hálózatai között számított érték a leginkább érdekes. A szerzők által számított Jaccard-index az említett rétegek hálózatai között 0.12, mely összhangban van az általam kapott 0.1027-es értékkel. A fenti táblázatból az látható még, hogy az átfedő értékpapírportfóliók szerinti hálózatok inkább a rövid lejáratú bankközi kihelyezések alkotta hálózatokhoz van közelebb, amely nem meglepő, hiszen a rövid lejáratúhoz tartozó hálózat sokkal sűrűbb, mint a hosszú lejáratúhoz tartozó, így nagyobb valószínűséggel létezik ugyanaz a kapcsolat a 2. és 3. rétegben, mint az 1. és 3. rétegben. A Jaccard-indexek szórása hasonló mindhárom esetben, továbbá a szórás értéke relatíve alacsony, mely stabil Jaccard-indexre utal a 100 ezer szimulációs elemszámot figyelembe véve.

3.3.5. A tőkeáttételi mutató modellbe történő beépítése

Montagna és Kok (2016) tanulmányában a piaci szereplőknek két szabályozói követelménynek kellett megfelelniük, név szerint a tőkekövetelménynek és a likviditási követelménynek. Ugyanakkor az említetteken felül van még egy olyan szabályozói követelmény, mely az eredeti modellben nem jelent meg, ugyanakkor mindenképp hasznos lenne a modellben való figyelembe vétele, mivel növelné a szimulációs modell segítségével kapott eredmények megbízhatóságát. A tőke megfelelési mutató minimális szintjén és a likviditási követelményeken felül egy hitelintézetnek az úgynevezett tőkeáttételi mutatónak is meg kell felelnie, melyet először részleteiben is bemutatok, hogy milyen célt szolgál annak alkalmazása, illetve a későbbiekben bemutatom, hogyan lehet azt beépíteni Montagna és Kok (2016) eredeti modelljébe.

A hitelintézetek esetén a tőkeáttétel a működés velejárója, azaz a kihelyezések finanszírozása jelentős részben nem tőkéből történik, hanem idegen források felhasználásával valósul meg. A hitelintézetek esetén más szektorokhoz képest jóval nagyobb az idegen forrás aránya a saját tőkéhez viszonyítva, mely kapcsán egyáltalán nem számít kiugrónak egy 95:5 arány sem. Az idegen források túlzott aránya veszélyes lehet, hiszen stresszhelyzetben az eszközökhöz köthető cash-flow beáramlások már nem feltétlenül lesznek képesek fedezni a fix fizetési kötelezettségeket. A szabályozó abból a célból, hogy gazdasági fellendülés során korlátozza a túlzott tőkeáttétel kialakulását, valamint hozzájáruljon a pénzügyi stabilitás megőrzéséhez, kidolgozta a tőkeáttételi mutatót, mely a kockázatalapú tőkekövetelményt egészíti ki. A két mutató azonban alapvetően

más célt szolgál: a tőkemegfelelési mutató azt méri, hogy az intézmény rendelkezik-e a tevékenysége kockázatainak megfelelő tőkeszinttel, míg a tőkeáttételi mutató azt, hogy a kitettségeket milyen mértékben finanszírozzák tőkével. A tőkeáttételi mutató már a CRR-ben is megjelent, mint új szabályozási és felügyeleti eszköz az EU-ban, melyet először kiegészítő elemként kell bevezetni és az egyes intézményekre való alkalmazhatósága a felügyelő hatóságok mérlegelésétől függött. A piaci szereplők adatszolgáltatásai alapján a Bázeli Bankfelügyeleti Bizottság felülvizsgálta a tőkeáttételi mutatóra vonatkozó nemzetközi standardot abból a célból, hogy pontosabban határozza meg a mutató kialakításának egyes szempontjait. Ennek megfelelően szabályozói oldalról össze kellett hangolni a CRR-t a felülvizsgált szabvánnyal abból a célból, hogy egyrészt az EU-ban letelepedett, de az EU-n kívül működő intézmények számára nemzetközi szinten egyenlő versenyfeltételek legyenek biztosíthatók, másrészt annak érdekében, hogy a tőkeáttételi mutató továbbra is hatékony kiegészítője maradjon a kockázatalapú tőkekövetelménynek. Ennek megfelelően az EU a tőkeáttételi mutatóval kapcsolatos felülvizsgált szabályozást a 876/2019/EU rendeletben publikálta, mely jelen kutatás ideje alatt a hatályos és irányadó jogszabálynak tekintendő a kérdéses mutató kapcsán.

A tőkeáttételi mutató a hivatkozott EU rendelet alapján egy adott intézmény esetén annak alapvető tőkéjének, illetve a teljes kitettségértékének a hányadosa, mely kapcsán a szabályozó által elvárt minimális szint 3%. A kérdéses mutató számításához szükséges formulát, a számításhoz szükséges adatok forrását, illetve a mutató modellbe való beépítése kapcsán szükséges módszertani változások levezetését a Függelékben(F/14.) közlöm. Ennek az az oka, hogy habár kidolgoztam a kérdéses mutató modellbe történő integrációjához szükséges módosításokat, viszont a tőkeáttételi mutató alkalmazásával nem kaptam más eredményeket, mint annak hiánya esetén. Másképp fogalmazva a magyar adatokon számszerűsített modellben a tőkeáttételi korlát nem bizonyult effektívnek, azaz a modellben megjelenő piaci szereplők a likviditási és a tőkekövetelmények vagy a kötelezettségeik nemteljesítése kapcsán hamarabb jelentenek csődöt, mintsem a tőkeáttételi mutatónak való nem megfelelés indukálná azt.

Számos oka lehet, hogy a tőkeáttételi mutató a többi korlát mellett miért nem tud effektív lenni a modellben. Először is a tőkeáttételi mutatónak habár a klasszikus kereskedelmi bankoknak is meg kell felelni, ugyanakkor tekintettel a tőkeáttétel prociklikuságára, az leginkább a befektetési bankoknak és az EU szinten is jelentős kereskedelmi bankoknak jelent valós korlátot (EBA (2016)), mivel azok üzleti modellje jelentősen eltér a klasszikus kisebb kereskedelmi bankokétól. Ahogy az már említésre került, az általam vizsgált magyar piaci szereplők között nincs befektetési bank, továbbá EU szinten is jelentős intézménynek egyedül az OTP Bank számít, így vélhetően az általam vizsgált szereplők esetén kicsi a tőkeáttétel és jóval meghaladja a mutató a 3%-os küszöböt.

Az adatgyűjtésem során ez a feltételezés beigazolódott, azaz a magyar piaci szereplők tőkeáttételi mutatója³⁵ az általam vizsgált vonatkozási időpontban (2018.12.31.) jelentősen meghaladta a küszöböt.

Továbbá szintén érdemes megemlíteni, hogy habár az általam vizsgált piaci szereplőknek meg kell felelniük a tőkemegfelelési mutató minimális elvárt szintjének, ugyanakkor ez a megfelelés a 876/2019/EU rendelet alapján csak 2021.06.28-tól elvárt, addig leginkább csak prudenciális adatszolgáltatásokban kerülnek riportálásra, illetve a köztes időszakban a piaci szereplők felkészülhetnek a mutató elvárt szintjének való megfelelésre. Tekintettel arra, hogy az általam vizsgált piaci szereplők esetén a felhasznált adatok a 2018. év végi mérleg és eredménykimutatásokról, illetve harmadik pilléres adatszolgáltatásokról származnak, a tőkeáttételi mutató modellbe történő beépítése évekkal hamarabb kérné számon a vizsgált szereplőknél a követelményt, mely nem teljesen lenne következetes függetlenül attól, hogy a vizsgált szereplők már jóval korábban is megfelelték a követelménynek. A fentieket figyelembe véve végül a tőkeáttételi mutatót nem alkalmaztam a modell számszerűsítése során, azaz a 3.4. fejezetben közölt eredményeket a tőkeáttételi mutató alkalmazása nélkül kaptam. Ugyanakkor tekintettel arra, hogy ezen mutató minimális szintjének az általam vizsgált szereplőknek is meg kell felelnie a későbbiekben, továbbá tekintettel arra, hogy nagyobb kereskedelmi bankok és befektetési bankok esetében vélhetően effektív lehetne a modellben a korlát, így a mutató modellbe való beépítésének lépéseit az érdeklődő olvasó számára a Függelékben(F/14.) közlöm.

3.4. Szimulációs eredmények

Az eredmények ismertetése előtt bemutatom az általam számszerűsített modellben szereplő hitelintézetek teljes tőkemegfelelési mutatóját, illetve a modellben megfogalmazott likviditási követelménynek való megfelelésüket még a bankközi kihelyezések allokációja előtt. A Függelékben(F/15.) szerepeltetett 4.26 grafikon a 19 piaci szereplő teljes tőkemegfelelési mutatóját ábrázolja, továbbá a piros vízszintes egyenes a szabályozó által elvárt 8%-os minimális tőkemegfelelést reprezentálja. A 4.26 ábra alapján látható, hogy a vizsgált piaci szereplők tőkemegfelelése jelentősen meghaladja a szabályozói minimumot, illetve a teljes tőkemegfelelés mutató a 19 piaci szereplő esetében egy 12% és 29%-os intervallumon belül található. Megjegyzem, hogy amennyiben a későbbiekben egy adott hitelintézet esetén nem sikerül a 3.9 szerinti rövid és hosszú lejáratú bankközi kihelyezéseit teljes mértékben allokálni a partnerei között, úgy a tőkemegfelelés az ábrán látottakhoz képest kis mértékben javulni fog egy adott szimulációs lépésben tekintettel arra, hogy a le nem allokált bankközi kihelyezés a pénzeszközöket fogja növelni, mely után nem kell tőkekövetelményt képezni.

³⁵Erste Bank Hungary-csoport 11.31%, CIB Bank-csoport 10.44%, OTP Bank-csoport 10.10%, Unicredit csoport 8.59%, KDB Bank Európa Zrt. 8.41%, Budapest Hitel- és Fejlesztési Bank- csoport 8.36%, Raiffeisen Bank-csoport 7.48%, MKB Bank-csoport 6.59%, Kereskedelmi és Hitelbank-csoport 6.20%.

A Függelékben(F/15.) szerepeltetett 4.27 grafikon a hitelintézetek pénzeszközeinek volumenét mutatja a kék pont, míg a 3.16 szerinti likviditási követelményét a piros pont. A likviditási követelményt $\beta=2\%$ mellett számszerűsítettem. A 4.27 ábra alapján látható, hogy a modellben megfogalmazott likviditási követelményt $\beta=2\%$ mellett minden hitelintézet teljesíti, illetve az is látható, hogy egyes szereplők esetén a likviditási követelményt jelentősen meghaladja a pénzeszköz állomány, míg mások a követelményt alig meghaladó pénzeszköz állománnyal rendelkeznek. Megjegyzem, hogy amennyiben a bankközi kihelyezések allokációja során egy adott hitelintézet felé nem teljesül annyi kihelyezés, mint amennyi a 3.10 összefüggés szerinti rövid lejáratú bankközi forrása, úgy a likviditási követelménynek való megfelelése javul, hiszen kevesebb rövid lejáratú bankközi forrással arányos pénzeszközt kell tartania mérlegében. Továbbá megemlítem, hogy Montagna és Kok (2016) modelljében $\beta=5\%$ -ot alkalmazott az általam alkalmazott 2% helyett. Számításaim során azért alkalmaztam kisebb β paramétert, mert néhány általam vizsgált piaci szereplő pénzeszközei nem fedezték a likviditási követelményt 5% -os paraméter mellett. Ennek egyrészt az lehet az oka, hogy egyes magyar piaci szereplők valóban kevesebb pénzeszközt tartanak a betétekhez és a rövid lejáratú bankközi forrásaikhoz viszonyítva a szerzőpáros által vizsgált EU bankokhoz képest. Másrészt a likviditási követelményt 5% -on nem teljesítő magyar piaci szereplők jellemzően nagyobb értékpapír állománnyal rendelkeztek a teljes eszközállományukhoz viszonyítva, mint a követelményt teljesítők. Azaz a követelményt 5% -on nem teljesítők vélhetően nagyobb arányban tartanak likvid értékpapírokat, mint a követelményt teljesítő társaik. Tekintettel arra, hogy a szimuláció előtt minden szereplőnek teljesítenie kell a 3.16 szerinti likviditási követelményt, így az eredeti 5% -os érték helyett fix 2% -os értéket alkalmaztam a továbbiakban a β paraméter esetén.

3.4.1. A modellben alkalmazott hálózati rétegek szerepe

A következőkben a bankközi piaci szereplők alkotta rendszert érő sokk alatt mindig egy olyan sokkot értek Montagna és Kok (2016) cikkéhez hasonlóan, mely a modellben szereplő 19 bank közül egy véletlenszerűen kiválasztott bank csődjét okozza. Az adott bank csődjét követően pedig az előzőekben bemutatott lépések valósulnak meg, azaz a csődöt jelentő bank minden rövid bankközi kihelyezését visszahívja a bankközi piacról, továbbá értékesíti az értékpapírportfóliójában lévő összes eszközt. Az előző műveletekből befolyó pénzeszközök, a csőd előtt is rendelkezésre álló pénzeszközök, valamint az MNB felé történő bankközi kihelyezések visszahívásából befolyó pénzeszközök felhasználásával pedig a csődöt jelentő bank a bankközi rövid és hosszú lejáratú kötelezettségeit azokkal arányos mértékben teljesíti partnerei felé. Amennyiben nem tud eleget tenni teljes mértékben a kötelezettségeinek egy adott partner felé, úgy a partner a veszteséget leírja a szavatoló tőkéjéből. Továbbá a csődöt jelentő bank által értékesített értékpapírok piaci ára csökken a 3.23 képlet szerint, így ennek megfelelően a hasonló értékpapírokkal rendelkező partnerek az értékpapírok árának esése miatti veszteségeket szintén leírják a

szavatoló tőkéjükből. A csődesemény után a csődöt jelentő bankon kívüli intézmények 3.3.3. fejezetben meghatározottak szerint döntenek arról, hogy a csődesemény hatására rövid bankközi kihelyezéseik mekkora részét nem újítják meg és értékpapírportfóliójuk mekkora részét értékesítik. A bankok által nem megújított rövid kihelyezések és az értékesítendő értékpapírok meghatározása után amennyiben egy adott bank nem képes eleget tenni kötelezettségeinek vagy a két szabályozó korlát egyikét nem képes teljesíteni, úgy csődöt jelent és a fenti lépések megismétlődnek. Az iteráció Montagna és Kok (2016) ajánlásával összhangban akkor ér véget, ha a t -edik iterációban már nem lesz új csődesemény a $t - 1$ -edik iterációhoz képest.

A modellben egy adott bank rendszerszinten jelentős voltát nem csak a saját pénzügyi helyzete határozza meg, hanem az is, hogy az adott bank csődjé mennyire képes felerősíteni a kezdeti sokk hatását, illetve csődjével milyen mértékben járul hozzá a sokk rendszeren belüli tovaterjedéséhez. Maga a fertőzés és a sokk tovaterjedése a modellen belül a bankközi piaci kapcsolatokon keresztül valósul meg, azaz egy adott bank csődjé

- képes rontani a partnere tőkemegfelelését, amennyiben nem tudja visszafizetni hosszú bankközi forrását
- képes rontani a partnere likviditását, amennyiben rövid lejáratú kihelyezését nem újítja meg
- az átfedő értékpapírportfóliók miatt értékpapírjainak kényszerértékesítése következtében a csökkenő piaci árak veszteséget jelentenek a hasonló értékpapírral rendelkezőknek, mely szintén negatívan hat a tőkemegfelelésükre.

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, az ismertett modellt több módon is futtattam. Az első futtatás során azt feltételeztem, hogy a modellt alkotó 19 piaci szereplő kizárólag az első rétegben kerül egymással kapcsolatba, míg a második és harmadik futtatás során csak a második, illetve csak a harmadik réteg hálózataiban fut el az egyes bankok között. Az ilyen jellegű futtatások során tehát a bankok a partnerkockázat, a likviditási kockázat és az átfedő értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó kockázat, mint kockázattípusok közül csak egy-egy típussal néznek szembe.

Az átfedő értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó kockázatot úgy lehet eliminálni a modellből, hogy feltételezzük az egyes piaci szereplők értékpapírportfóliójának egymástól való függetlenségét. Technikailag ezt azt jelenti, hogy a modellben az átfedő értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó kockázat eliminálásához felteszem, hogy minden bank egyetlen általános értékpapírt tart, ugyanakkor ezek minden bank esetén különbözőek és azok árát továbbra is a 3.23 összefüggés határozza meg. Ekkor tehát egy adott banknak ugyanolyan költséges értékesíteni egy értékpapírját, mint a normál futtatás során, ugyanakkor az értékesített értékpapír piaci árának csökkenése semmilyen hatással nem lesz a többi bank mérlegére, azaz a harmadik rétegben megszűnik a fertőzési kockázat. A partnerkockázat és a likviditási kockázat modellből történő eliminálásához a 19 piaci

szereplő mellé egy 20. közvetítő szereplőt kell létrehozni a számítások során, mely egyfajta hub-ként funkcionál a modellben. Azaz mind a 19 szereplő a hub szereplő felé helyez ki hosszú vagy rövid lejáraton és kizárólag a hub szereplő nyújt rövid vagy hosszú forrást a bankközi piaci szereplőknek. Továbbá feltesszük, hogy a hub szereplő semmilyen további funkciót nem tölt be a rendszerben, azaz rövid kihelyezését soha nem vonja vissza, nem jelenthet csődöt és ezáltal semmilyen veszteséget nem okozhat a hosszú lejáraton kihelyezőknek, valamint nem kell megfelelnie a szabályozói követelményeknek sem. A fenti módszerekkel egy-egy kockázattípus vagy a két módosítás együttes alkalmazásával akár két kockázattípus is kiszűrhető a modellből.

Az előzőekben ismertetett módszerek alkalmazásával 50 ezer szimulációt végeztem úgy, hogy csak 1-1 rétegben nyílt lehetőség fertőzésre, továbbá újabb 50 ezer szimulációt végeztem úgy, hogy 2-2 réteget vettem aktívnak fertőzés szempontból, továbbá elvégeztem a szimulációt úgy is, hogy mindhárom rétegben megvalósulhat a fertőzés. A 3.6 táblázatban az aktív rétegek oszlop mutatja, hogy mely rétegekben valósulhat meg fertőzés, továbbá a táblázat a csődöt jelentő bankok számának megoszlását mutatja aktív réteg bontásban.

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%

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

Az első szembetűnő jelenség a 3.6 táblázat kapcsán, hogy nem szerepeltetem azon aktív réteg kombinációkat, melyekben nem szerepel a harmadik, azaz az átfedő értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó réteg. Ennek az az oka, hogy 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. Továbbá az eredményeik alapján a modelljünkben a kérdéses harmadik réteg leginkább csak felerősíti a sokkok tovaterjedését, de alapvetően a csődeseményeket a hosszú és rövid lejáratú bankközi kihelyezésekhez kapcsolódó rétegek határozzák meg. Az általam és a Montagna és Kok (2016) által kapott eredmények közti különbséget a következő tények magyarázzák:

1. A modellben, ahogy az már említésre került, csak a tisztított bankközi kihelyezéseket és forrásokat jelenítem meg az első és második rétegben, azaz a kapcsolt vállalkozások és az MNB által nyújtott források és a feljüktől történő kihelyezések a két rétegben nem jelennek meg. Tekintettel arra, hogy Montagna és Kok (2016) cikkükben semmilyen korrekcióról nem tesznek említést a bankközi piaci kihelyezések és források tekintetében, így feltételezem, hogy a teljes bankközi forrást és

kihelyezést alkalmazták modelljükben. Ezáltal vélhetően az általam vizsgált piaci szereplők mérlegfőösszegéhez képest jóval kisebb arányú bankközi kihelyezéssel és forrással dolgozom, mint az említett szerzők, melyek önmagukban nem képviselnek akkora volument, hogy egy-egy bank csődje esetén problémát okozzanak a többi piaci szereplőknek.

2. Nincs információm arra vonatkozóan, hogy az említett szerzők által vizsgált bankok értékpapírportfólióinak piaci értéke hogyan viszonyul a mérlegfőösszeghez, ugyanakkor az a korábbiakban említésre került, hogy a magyar bankok jellemzően jelentős értékpapír állománnyal rendelkeznek, melyek nagy része állampapír. Továbbá az általam vizsgált piaci szereplők esetén a mérlegükben tartott értékpapírok értéke jelentősen meghaladta a tisztított bankközi kihelyezések és források volumenét. Így amennyiben nincsenek átfedő értékpapírportfóliók, ezáltal értékpapír értékesítés esetén csak az értékesítő bank szavatoló tőkéje csökkenhet, úgy értékpapír eladással jelentős következmények lehet forrást szerezni a kötelezettségek teljesítéséhez, valamint a szabályozói követelményeknek való megfelelés javításához.
3. Feltételezhető, hogy a nagyobb bankok aktívabbak a bankközi piacon. Míg Montagna és Kok (2016) 50 EU nagybankot vizsgált, addig esetemben EU szinten is nagybanknak egyedül az OTP csoport számít.
4. Magyarországon az FX-swap piac dominál, melyhez képest sokkal kisebb a bankközi forintdepó-piac forgalma. Az eurozónát tekintve ugyanakkor inkább a repópiac és a bankközi hitel-betét ügyletek piaca jelentős, míg az FX-swap nem (Michaletzky (2010), Banai et al. (2015)).

Visszatérve a 3.6 táblázathoz, az eredmények alapján látható, hogy az aktív rétegek bármilyen kombinációja mellett a modellben nagyon kicsi annak a valószínűsége, hogy egy adott bank csődje legalább egy másik bank csődjét is okozza, mely összhangban van a Montagna és Kok (2016) által kapott eredményekkel. Amennyiben mindhárom réteg aktív, úgy az esetek 97.71%-ában egy adott bank csődje egyetlen további bank csődjét sem képes kiváltani. A várakozásokkal összhangban a fenti tábla alapján annak a valószínűsége, hogy egy adott bank csődje nem vált ki újabb csődeseményt akkor a legalacsonyabb, ha mind a három réteg aktív, míg akkor a legnagyobb, ha egyedül a harmadik réteg aktív. Továbbá az is látható, hogy annak a valószínűsége, hogy egy adott bank csődje további csődeseményt nem vált ki, magasabb abban az esetben, ha csak a hosszú lejáratú bankközi kitettségek (1) és az átfedő értékpapírportfóliók (3) szerinti rétegek aktívak, mint ha a rövid lejáratú bankközi kitettségek (2) és az átfedő értékpapírportfóliók (3) szerinti rétegek lennének aktívak. Ugyanakkor az is látható, hogy amennyiben a 2-3. rétegek aktívak, úgy maximálisan 9 vizsgált piaci szerelő jelenthet csődöt egy adott szimuláció során, míg ha az 1-3. rétegek aktívak, úgy csak 8, továbbá a 7 vagy afeletti csődesemény kis mértékben gyakoribb, amennyiben a 2-3. rétegek aktívak. 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 fentiekből az a következtetés vonható le, hogy

- amennyiben a 3. réteg mellett az 1. réteg aktív, mely szintén a szavatoló tőkére és a tőkemegfelelésre van negatív hatással a modellben, úgy az jelentősebb mértékben képes felerősíteni a 3. rétegben az átfedő értékpapírportfóliókon keresztüli fertőzés hatását, ezért egy adott bank csődje nagyobb valószínűséggel okoz további csődeseményt, mint ha a 2. réteg lenne aktív az első helyett
- mivel a második réteg már nem a szavatoló tőkére és a tőkekövetelményre, hanem a likviditásra gyakorol negatív hatást, így esetleges szélsőséges szimulált hálózati struktúrák esetén a likviditási problémák extrém módon felerősíthetik a 3. réteghez kapcsolódó fertőzési hatást, melynek következtében gyakrabban fordulnak elő csődesemények szélsőséges számosságban.

A 3.6 táblázatból továbbá látható, hogy annak a valószínűsége, hogy egy adott bank csődjét nem követ további csődesemény akkor a legalacsonyabb, ha mindhárom réteg egyszerre aktív, továbbá ebben az esetben a leginkább valószínű, hogy egy adott szimulációban szélsőséges számosságban jelentkezzenek a csődesemények. A fentiek együttesen pedig rámutatnak a Montagna és Kok (2016) által említettekre, mely szerint amennyiben rendszerkockázat mérése a célunk, úgy az egyrétegű hálózati modellekkel a piaci szereplők rendszerszinten jelentős voltát potenciálisan alulbecsülhetjük. Az egyrétegű hálózati modellek nem képesek megragadni azt a tényt, hogy amennyiben több dimenzió mentén vizsgáljuk a bankok összekapcsoltságát, úgy a vizsgált dimenziók (rétegek) közötti kölcsönhatások akár drasztikus mértékben is felerősíthetik a kezdeti sokk hatását, melynek eredményeképp sokkal nagyobb arányban jelenthetnek csődöt a bankok, mint amit egy egyrétegű hálózati modell előrejelezni képes.

3.4.2. Rendszerszinten jelentős pénzintézetek

A következőkben a rendszerszinten jelentős pénzintézeteket fogom azonosítani a bemutatott modell segítségével, melynek paraméterei megegyeznek az előző fejezetekben bemutatottakkal. Montagna és Kok (2016) alapján a számításaim során 100 ezer többretegű hálózatot szimulálok, melyekben egy-egy véletlenszerűen kiválasztott bank csődöt jelent és a többi bank 3.3.3 fejezetben meghatározott módon alkalmazkodik. Számításaim során egy adott bank rendszerszinten jelentős voltát azzal mérem, hogy annak csődje hány másik bank csődjét okozhatja. Ennek megfelelően rangsorolható az általam vizsgált 19 hitelintézet aszerint, hogy azok csődje a 100 ezer szimuláció során maximálisan hány másik bank csődjét okozta.

A 3.7 táblázat alapján látható, hogy a 19 vizsgált hitelintézetből 6 csődje az általam vizsgált modell keretein belül nem képes előidézni egyetlen más bank csődjét sem, mely realisztikus tekintettel arra, hogy a modellben vizsgált szereplők jelentős része nagyon kis szereplő a magyar piacon. A táblázat alapján 4 olyan hitelintézet van a 19

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

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

között, amelyek maximálisan 1 további bankcsődöt képesek kiváltani, illetve 5 olyan, amelyek maximálisan további 3 bank csődeseményét képesek előidézni. A fenti táblázat alapján rendszerszinten jelentősnek azon bankok tekinthetők, melyek további 4, 5 vagy 9 bank csődjét képesek előidézni. Ugyanakkor tekintettel arra, hogy az egy adott bank csődje által kiváltott csődesemények maximális száma, mint mutatószám, a 100 ezer szimuláció egészét nem képes megragadni, így a maximális szám mellett a 19 bank vonatkozásában az általuk átlagosan kiváltott csődesemények számát is meghatároztam. 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 3.8 táblázat összefüggően bemutatja, hogy a nagyobb magyar bankcsoportok modellen belüli csődeseménye az általam vizsgált modell keretein belül maximálisan hány további bank csődjét képesek előidézni. Továbbá az adott táblázat tartalmazza, hogy a nagyobb bankcsoportok modellen belüli csődje átlagosan hány bankcsőddel jár a rendszeren belül, azaz minél közelebb esik egyhez az átlagos mutatószám, annál valószínűbb, hogy az adott bank csődje nem fog egyetlen további bankcsőddel sem járni. Megjegyzem, hogy a táblázat azon szereplőket tartalmazza, melyek maximálisan 3 vagy annál több más bank csődjét képesek előidézni tekintettel arra, hogy lehetnek olyan bankok a rendszerben, melyekhez nem sikerült olyan hálózati struktúrát generálnom, mely esetén extrém sok további bankcsőd történik, ugyanakkor átlagosan mégis sok további bankcsőddel jár az adott bank csődje.

A 3.8 táblázatból látható, hogy 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. A táblázat alapján 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 tisztított³⁶ bankközi kihelyezések és források tekintetében messze elmarad az UniCredit vagy az MKB csoporttól. Mivel az

³⁶Kapcsolt vállalkozások és MNB nélkül.

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

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

előző alfejezet eredménye szerint 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 mivel az előző fejezet és Montagna és Kok (2016) eredményei szerint 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 a 2018.12.31. mérlegadatok alapján 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. A K&H csoport és a Takarékszövetkezeti integráció esetén is hasonló magyarázat adható a kapott eredményekre: a Takarékszövetkezeti integráció a vizsgált időpontban nagyobb értékpapírportfólióval rendelkezett, így az átlagos csődszám mutatója magasabb a K&H csoporténál, ugyanakkor a K&H csoport aktívabb a bankközi piacon a vizsgált időpontban, így magasabb az előidézett maximális csődesemény mutatója.

3.4.3. Sérülékeny hálózati szerkezetek

Láthattuk a 3.4.1. fejezet eredményei alapján, hogy nagyon ritkának tekinthetők azon bankcsődök, melyek további csődeseményeket idézhetnek elő és ez a jelenség a pénzügyi rendszer stabilitására utal. Továbbá a 3.4.2. fejezetben azt is beláttam, hogy a vizsgált bankok csak töredékének csődje képes további extrém számosságú csődeseményt előidézni. A továbbiakban arra a kérdésre keresem a választ, hogy a hálózatok szerkezete hogyan hat a rendszer sokkellenálló képességére egy, a rendszert érő sokk esetén. Azaz a cél azon hálózati szerkezetek azonosítása, melyek gyengítik a rendszer sokkellenálló képességét, illetve képesek felerősíteni a rendszert érő sokkok hatását.

A sérülékeny hálózati szerkezetek keresését kétféle módon lehet kivitelezni. Egyrészt

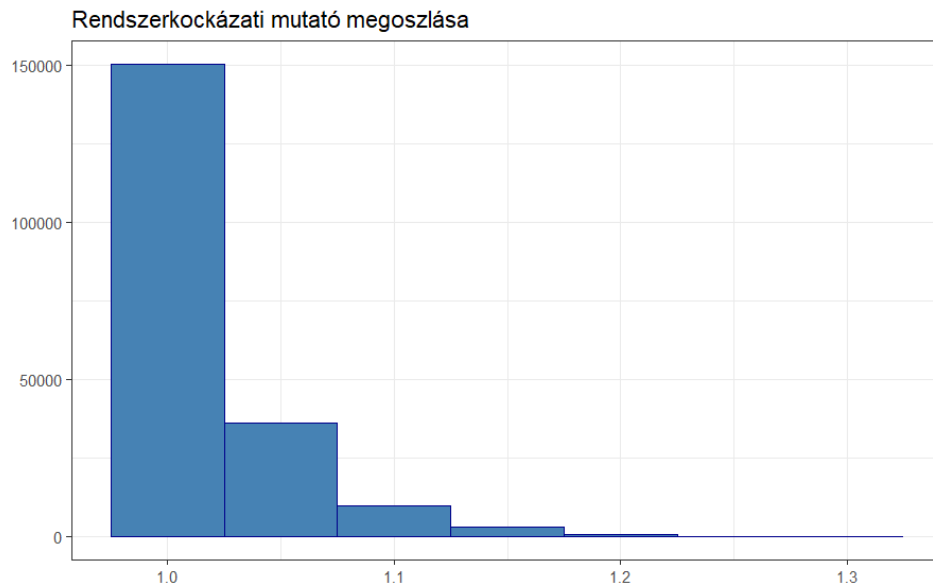
tudjuk, hogy a vizsgált bankok töredékének a csődje képes kiváltani további csődeseményeket, azaz célszerű olyan hálózati struktúrákat vizsgálni, melyek a leginkább érzékenyek a legnagyobb, rendszerszinten jelentős bankok csődjére, azaz a leginkább képesek felerősíteni ezen bankok csődjének a hatását. Nyilvánvaló, hogy az extrém számosságú csődeseményt az előző fejezetben akkor kapom, amikor egy rendszerszinten jelentős bank jelent először csődöt és a szimulált hálózat épp olyan, ami sérülékenyebb az adott bank csődjére. Ezen esetek, amikor épp a csődöt jelentő, rendszerszinten jelentős bankhoz pont az adott bank csődjére érzékeny hálózati szerkezetet sikerül szimulálni, adják a rendszerben csődöt jelentő bankok számát leíró eloszlás szélét, azaz épp az ilyen esetek teszik vastagszélűvé a csődöt jelentő bankok számának eloszlását. 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) a fentieket figyelembe véve egy adott θ többrétegű hálózat sérülékenységét, avagy a θ -hoz kapcsolódó rendszerkockázatot a következő mutatószám-mal javasolja mérni:

$$R_\theta = \frac{\sum_{i=1}^N d(i)}{N}, \quad (3.40)$$

ahol $d(i)$ az adott θ többrétegű hálózatban az i -edik vizsgált szereplő csődje által előidézett csődesemények darabszámát jelöli. Azaz egy θ többrétegű hálózat sérülékenységét a 3.40 összefüggés a hálózatot alkotó szereplők csődjei által előidézett csődesemények átlagaként méri. A számításaim során, a 3.40-nek megfelelően 200 ezer θ többrétegű hálózatot szimuláltam, melyekben kiszámítottam mind a 19 általam vizsgált szereplő csődje esetén az előidézett csődesemények átlagos számát. A 3.2 hisztogram az előidézett csődesemények átlagos számának eloszlását mutatja.

A 3.2 ábrán látható, ahogy arra számítani lehetett az eddigi eredmények alapján, 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. Természetesen 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



3.2. ábra. A rendszerkockázati mutató megoszlása

értékpapírportfóliókhoz kapcsolódó) elmentettem annak érdekében, hogy azokat össze-
vessem azon hálózati struktúrákkal, melyekben bármely piaci szereplő csődje nem jár
további csődeseménnyel.

A 3.9 táblázat a maximális (1.3158) és egy minimális (1) rendszerkockázati mutató-
hoz tartozó többretegű hálózat egyes rétegeihez tartozó legfontosabb mutatószámokat
foglalja össze. A táblázatban szerepeltetett hálózatok gráf reprezentációját a Függelék(F/16.) tartalmazza.

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

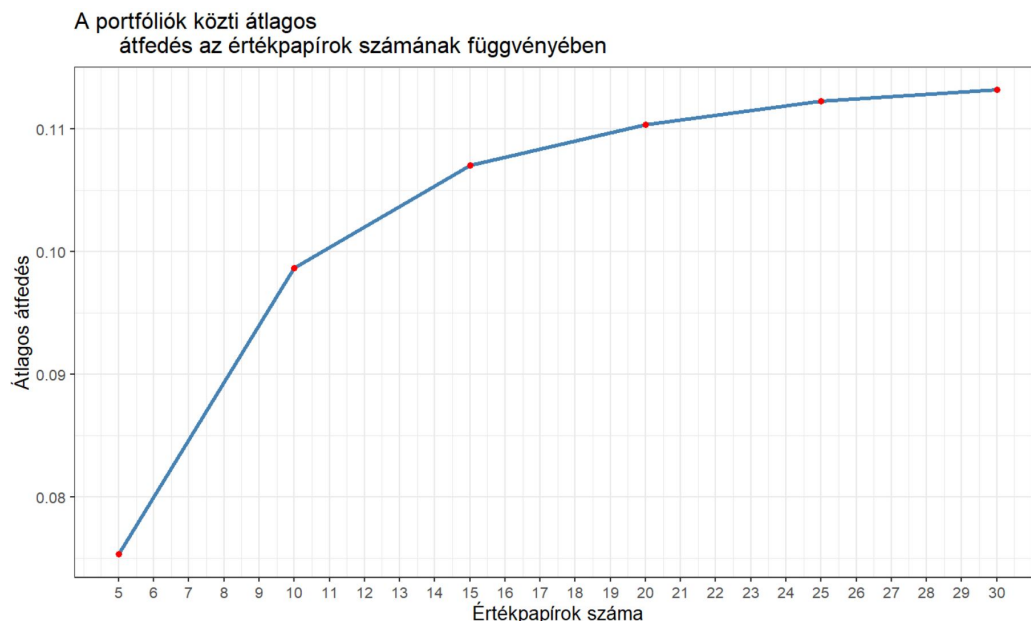
3.9. táblázat. A minimális és maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó
hálózatok legfontosabb mutatószámai

A következőkben azon általános következtetéseket próbálom levonni a 3.9 táblázat
alapján, hogy milyen hálózati jellemzők különböztetik meg a rendszerkockázati szem-
szögből leginkább sérülékeny hálózati struktúrát azon hálózatoktól, melyek esetén egyet-
len bank csődje sem von maga után újabb csődeseményt. A felsorolt következtetéseket
nem csak a táblázatban szerepeltett két többretegű hálózat alapján vonom le, hanem
több rendszerkockázati szemszögből sérülékeny és nem sérülékeny hálózat további elem-
zése alapján.

1. Az átfedő értékpapírportfóliók szerinti réteg esetén látható, hogy a 3.38 szerint kalkulált átfedés mértéke magasabb a maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózat esetén, mely alapvetően sűrűbb is egy nem sérülékeny hálózathoz képest. Továbbá látható, hogy a maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózat esetén magasabb az átlagos foksám, illetve a maximális foksám is, ugyanakkor a foksámkorreláció alacsonyabb. Az előzőek értelmében az a következtetés vonható le, 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 foksám értéke, ugyanakkor kisebb a foksámkorreláció, melyből az a következtetés vonható le, hogy a sérülékenyebb hálózatok kevésbé diszasszortatívák, azaz a központi szereplők portfóliói kisebb mértékben átfednek az alacsony foksámú pontok portfólióival.
2. A rövid bankközi kitettségek szerinti réteg esetén a maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózat sűrűsége enyhén alacsonyabb egy kevésbé sérülékeny hálózathoz képest, emiatt az átlagos és maximális foksám is kisebb ezen hálózatokban. Továbbá a foksámkorreláció habár közepesen erős negatív irányú a maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózat esetén, ugyanakkor az valamelyest kisebb a kevésbé sérülékeny hálózathoz képest. Ebből 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 csődjéből fakadó likviditási kockázatnak. Továbbá a foksám és sűrűség mutatószámokból az következik, hogy a sérülékenyebb hálózatokban koncentráltabban valósul meg a rövid bankközi kihelyezés.
3. A hosszú bankközi kitettségek szerinti réteg esetén a maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózat sűrűsége alacsonyabb egy kevésbé sérülékeny hálózathoz képest, emiatt hasonlóan az előző ponthoz az átlagos és maximális foksám is kisebb ezen hálózatokban. Ugyanakkor ellentétben a rövid kihelyezések esetén látottakkal, a hosszú kihelyezések szerinti hálózatban a sérülékeny hálózathoz tartozó foksámkorreláció jóval nagyobb, mint a kevésbé sérülékeny hálózat esetén. Az előzőekből 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.

3.4.4. Az értékpapírok számának modellen belüli szerepe

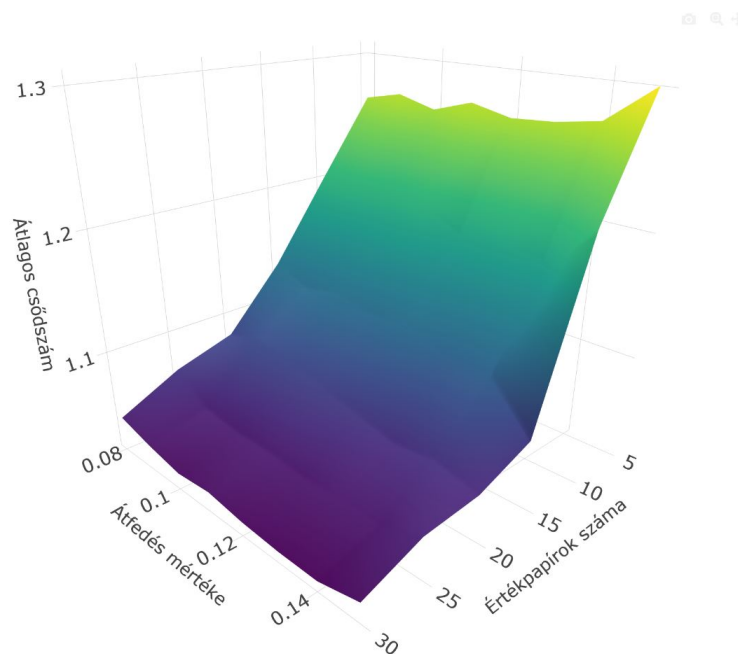
A következőkben az értékpapírok számának (M) szerepét vizsgálom a modellen belül. Az eddig bemutatott összes eredmény és elemzés Montagna és Kok (2016) modelljével összhangban 30 értékpapír mellett történt, melyek mindegyikét az egyes piaci szereplők $p=0.2$ valószínűséggel tartják az értékpapírportfóliójukban. Az értékpapírok modellen betöltött szerepe kapcsán egyrészt azt vizsgálom, hogy az M paraméter függvényében hogyan változik a vizsgált szereplők értékpapírportfólióinak átfedő jellege, melyet a 3.38 összefüggés alapján mérek. 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. Az első kérdés megválaszolásához a modellt különböző M paraméterek alkalmazása mellett 50-50 ezerszer futtattam le és számoltam ki az átlagos átfedés értékét az értékpapírok számának függvényében. Az M paraméter lehetséges értékeit az $\{5, 10, 15, 20, 25, 30\}$ halmaz tartalmazza. A 3.3 grafikon az értékpapírportfóliók átlagos átfedés mutatóját ábrázolja a modellen alkalmazott értékpapírok számának függvényében.



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

A 3.3 grafikon alapján látható, hogy a modellen szereplő bankok által az értékpapírportfóliójukban tartható értékpapírok számának növekedésével növekszik az 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 sejthetjük, 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.

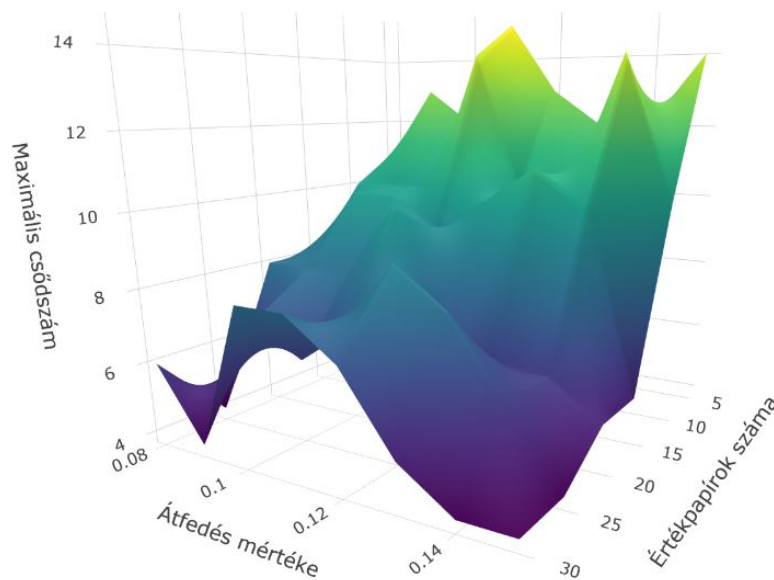
A már említett második kérdés megválaszolásához szintén 50-50 ezerszer futtattam a modellt a fentiekben megjelölt M paraméterek mellett és kiszámoltam szimulációnként az átlagos átfedést, valamint meghatároztam az adott szimulációban csődöt jelentő bankok számát, azaz minden egyes M értékhez 50 ezer 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 egyes M paraméter mellett, továbbá az átlagos átfedés mutatók szerinti aggregálás során képeztem a csődöt jelentő bankok számának az átlagát. Az így kapott adatbázisban tehát a csődöt jelentő bankok átlagos száma a lehetséges M paraméterek, illetve a különböző átlagos átfedési mutatók függvényében áll rendelkezésre. Az ilyen struktúrájú adatbázisokból felületábra készíthető, mely egy adott paraméter alakulását két másik paraméter függvényében képes mutatni. A 3.4 felületábra a csődöt jelentő bankok átlagos számának alakulását mutatja be a modellben alkalmazott különböző számú értékpapír, illetve az átlagos átfedettség függvényében.



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

A 3.4 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. Így egy adott bank csődjével a csődöt jelentő bank által tartott értékpapírok ára a modellben még inkább csökken, ami a többi szereplőnek nagyobb veszteséget jelent, melyet le kell írniuk a szavatoló tőkéből. A fenti ábrán az is látható, hogy az értékpapírportfóliók át-

lagos átfedési mutatója nincs nagy hatással az átlagos csődszámra, azaz egy tetszőleges értékpapír szám esetén nem különbözik szignifikánsan az átlagos csődszám, amennyiben kevésbé vagy erősen átfedőek az értékpapírportfóliók. Ez alól kivételt gyakorlatilag csak a kis értékpapír szám esete ($M=5$ és $M=10$) jelent, ahol a várakozásoknak megfelelően az átlagos átfedés mértékének növekedésével az átlagos csődszám is emelkedik, 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 3.5 felület-ábra az átlagos csődszám helyett a maximális csődszámot mutatja szintén az átlagos átfedés és az értékpapírok számának függvényében.



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

A 3.5 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 szá-

vatoló 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. Míg átlagos átfedés mutató átlagos szintje mellett egy adott bank csődje vélhetően több bankot érinthet negatívan, ugyanakkor azokat kevésbé súlyosan, viszont mivel a fertőzési kockázat magasabb több bank érintettsége miatt, ezért a maximális csődszám ebben az esetben a legmagasabb. Azaz összefoglalóan a modellben rendszerkockázati szemszögből 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 esetben 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. fejezet

Összefoglalás

A dolgozatban a rendszerkockázattal, illetve annak hálózatalméleti megközelítéssel való mérésével, továbbá a hálózatot alkotó meghatározó piaci szereplők azonosításával foglalkoztam. A terjedelmi korlátokat figyelembe véve igyekeztem lefedni ennek a szerteágazó témának minél több területét. Eredményeimmel hozzájárultam a magyar FX-swap piac és a fedezetlen bankközi piac hálózatai közti hasonlóságok és különbségek jobb megértéséhez. Továbbá egy újszerű, többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modell segítségével, nyilvánosan elérhető adatok felhasználásával azonosítottam a rendszerszinten jelentős piaci szereplőket a magyar bankközi piacon, valamint meghatároztam azon feltételeket, melyek negatívan hatnak a rendszer sokkellenálló képességére és a bankközi piaci havi hálózatok sérülékenységehez vezethetnek. Az új észrevételek elősegíthetik a téma további elméleti kutatását, illetve jól használhatók a makroprudenciális politikai döntések támogatására.

A második fejezetben hálózati elemzést végeztem a Magyar Nemzeti Bank által rendelkezésemre bocsátott 2012.01.01 és 2015.12.31 közötti időszakra vonatkozó, egyedi azonosításra nem alkalmas (anonimizált), a fedezetlen bankközi forinthitel-depo piac és az FX-swap piac ügyletszintű adatbázisain. A kutatás célja a két piac havi hálózatainak elemzése, illetve az eredmények összevetése a két piac hálózatai közti hasonlóságok és különbségek feltérképezése érdekében, melynek újszerűsége abban rejlik, hogy kutatásom során sem a hazai, sem a külföldi szakirodalomban hasonló célt kitűző és megvalósító tanulmányt nem találtam. A kutatásom során olyan tranzakciós adatbázisokkal dolgoztam, melyek habár anonimizáltak voltak, ugyanakkor a tranzakció két végén lévő piaci szereplők anonimizálást biztosító azonosítói az FX-swap és a fedezetlen forinthitel-depó piaci adatbázisokban megegyeztek. Azaz mindkét adatbázisban ugyanaz az azonosító ugyanazt a piaci szereplőt jelölte. Ezt az adottságot kihasználva kutatásom során lehetőségem nyílt olyan, előttem még nem vizsgált kérdésekre választ találni, mely szerint a két piac esetén ugyanazok-e a meghatározó szereplők, illetve ugyanazon piaci szereplők adják-e a hálózatok magját. A két piac havi hálózatainak vizsgálata során megállapítottam, hogy mindkét piac esetén a havi hálózatokat alkotó szereplők száma időben stabilnak tekinthető, ugyanakkor az FX-swap piacok havi hálózatait több, mint kétszer annyi szereplő alkotja, mint a fedezetlen piac havi hálózatait, mely a számos külföldi

szereplő jelenlétének tulajdonítható. A futamidő szerinti részpiacok esetén továbbá azt kaptam, hogy mindkét piac esetén a futamidő emelkedésével a hálózatok mérete csökken. Az FX-swap piac esetén a vizsgált 48 havi hálózat mindegyike összefüggőnek bizonyult, míg a fedezetlen piac esetén 4 havi hálózat esetén az összefüggőség nem teljesült. A kapott eredmények alapján az átlagos foksám a fedezetlen piac havi hálózatai esetén több, mint kétszeresen haladja meg az FX-swap piac esetén kapott hasonló értékeket, mely leginkább a kevés kapcsolattal rendelkező külföldi szereplőknek tulajdonítható az FX-swap piacon. A havi hálózatok átlagos foksáma a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén csökken. Az átlagos klaszterezettségi együttthatók az FX-swap piac havi hálózatai esetén szignifikánsan alacsonyabbak a fedezetlen piac havi hálózataihoz viszonyítva, mely azt jelenti, hogy az FX-swap piac havi hálózatai esetén annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott csúcs véletlenszerűen kiválasztott két szomszédja egymással kapcsolatban van, alacsonyabb a fedezetlen piac havi hálózataihoz képest. Az átlagos klaszterezettségi együtttható a futamidő emelkedésével szignifikánsan csökken mindkét piac esetén. Az átlagos közöttség és közelség mutatók alapján pedig azt kaptam, hogy az FX-swap piac havi hálózataiban vélhetően kevesebb meghatározó szereplő található, mint a fedezetlen piac havi hálózataiban, ugyanakkor a meghatározó szereplők száma a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén nő.

A dolgozatban a fentiekén túl vizsgáltam mindkét piac esetén azt, hogy a havi hálózatokban van-e érdemi struktúra. A kérdés megválaszolásához a két piac havi hálózatait összevetettem az Erdős-Rényi véletlen hálózatokkal, melynek eredményeképp azt kaptam, hogy mindkét piac havi hálózataiban van érdemi struktúra, ugyanakkor az FX-swap piac havi hálózatai esetén nagyobb a véletlen hálózatoktól vett különbség, mint a fedezetlen piac esetén. A futamidő szerinti részpiacok kapcsán pedig azt tapasztaltam, hogy a véletlen hálózatoktól vett különbség csökken a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén. A szakirodalommal összhangban a két piac havi hálózatainak skálafüggetlenségét is teszteltem a foksámeloszlásokra illesztett hatványfüggvény-eloszlások segítségével. A kapott eredmények szerint mindkét piac havi hálózatai mutatják a skálafüggetlenség jegeit, ugyanakkor ez a tulajdonság ismét az FX-swap piac esetén bizonyult erősebbnek.

Mindkét piac havi hálózatai esetén megvizsgáltam a források és nyelők számának időbeli alakulását. A kapott eredmények alapján kijelenthető, hogy nincs jelentős különbség a nyelők számában a két piac havi hálózatait tekintve, ugyanakkor az FX-swap piacon kevesebb belföldi szereplő jelenik meg, mint a fedezetlen piacon. Ezt pedig azt jelenti, hogy a két piacon jelen lévő belföldi szereplők nagyobb hányada devizaforrás-hiányos, mint forintforrás-hiányos. A forrás oldalon nem meglepő módon a teljes FX-swap piac esetén kaptam a legtöbb forrást, amit a külföldi szereplők magas száma indokol, ugyanakkor a belföldi források száma jelentősen alacsonyabb az FX-swap piacok havi hálózataiban, mint a fedezetlen piacok havi hálózataiban. Az előzőeken túl azonosítottam mindkét piac esetén a TOP5 forrást és nyelőt, melynek eredménye alapján azt kaptam, hogy nincs átfedés a TOP5 nyelő szereplő között a két piac esetén. Azaz nem a legnagyobb forint forrást felvevők a legnagyobb deviza forrást felvevők és fordítva. Továbbá

a TOP5 deviza forrást nyújtók között egyetlen hazai szereplő található, azaz kicsi az átfedés a legnagyobb forint és deviza forrást nyújtók között. A két piac havi hálózataiban a kulcsszerepelőket a neves centralitási mutatók segítségével is azonosítottam és összevetettem. A kapott eredmények szerint csak a belföldi szereplőket tekintve jellemzően ugyanazon hitelintézetek a legnagyobb forint és deviza forrást nyújtók, ugyanakkor mindössze egyetlen hazai szereplő bizonyult kulcsszereplőnek mindkét piac esetén forint és deviza forrás felvevő funkciót tekintve. Ez pedig azt jelenti, hogy a hazai legnagyobb likviditást nyújtó szereplők „hub” funkciót töltenek be és leginkább különböző hazai szereplőknek nyújtanak forint és deviza forrást.

Végezetül a két piac havi hálózatainak mag-periféria szerkezetét vizsgáltam, melyhez nélkülözhetetlen a hálózatok hierarchikus modularitásának és asszortatív/diszasszortatív jellegének előzetes megállapítása. A hierarchikus modularitás jelenlétének megállapításához a klaszterezettségi együttható fokszámától való függőségét vizsgáltam, melynek eredménye szerint mindkét piac esetén fellelhető a hierarchikus modularitás, ugyanakkor ez a tulajdonság az FX-swap piac havi hálózataiban erőteljesebb. A hálózatok asszortatív/diszasszortatív jellegének vizsgálata során a fokszámkorrelációt elemeztem, melynek eredménye alapján kijelenthető, hogy mindkét piac havi hálózatai inkább diszasszortatívak, azaz az alacsonyabb fokszámú csúcsok a hálózatban leginkább a magas fokszámú csúcsokhoz kapcsolódnak. A havi hálózatok k -magjának vizsgálata során azt az eredményt kaptam, mely szerint az FX-swap piac havi hálózatainak magjában jellemzően kevesebb piaci szereplő található, mint a fedezetlen piac havi hálózataiban, mely vélhetően annak a következménye, hogy a fedezetlen piac hálózatai sűrűbbek. Továbbá a futamidő szerinti részpiacokat tekintve az látható, hogy a magot alkotó piaci szereplők száma jelentős mértékben csökken a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén. A havi hálózatokra illesztett folytonos aszimmetrikus mag-periféria modellek eredménye alapján pedig azt a következtetést vontam le, hogy mindkét piac esetén stabil a magsági jelenlét, ugyanakkor a futamidő emelkedésével a magsági jelenlét csökken, azaz nagyobb valószínűséggel cserélődnek a magbeli szereplők hosszabb távon mindkét piac havi hálózataiban.

A harmadik fejezetben egy, az Európai Központi Bank által publikált, többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modellt mutattam be, illetve alakítottam át annak érdekében, hogy magyar adatokon számszerűsítve mérjem a hazai rendszerkockázatot, valamint azonosítsam a rendszerszinten jelentős piaci szereplőket. A modell újszerűsége egyrészt abban rejlik, hogy a valóságban a pénzintézetek egymással több módon, több piacon keresztül is kapcsolódhatnak egymáshoz, melyet a többrétegű hálózatok képesek megragadni. Ezáltal a többrétegű hálózatot alkalmazó modellekben lehetőség nyílik a rendszert érő sokkok lefutásának realiztikusabb modellezésére, hiszen az egyes rétegekben a sokk eltérő módon futhat le, illetve az egyes rétegek a kezdeti sokk hatását fel is erősíthetik. Az ágens alapú szimulációs technika pedig lehetőséget biztosít arra, hogy a rendszert érő sokkok hatását több periódus mentén vizsgálhassuk, amelyeken belül a modellben szereplő hitelintézetek előre definiált, ugyanakkor akár algoritmikus

döntési szabályok mentén reagálhatnak a sokk által előidézett szituációra.

Az általam vizsgált modellben a rendszert érő külső sokk mindig egy véletlenszerűen kiválasztott piaci szereplő csődjét jelentette és a szimuláció során azt vizsgáltam, hogy egy adott csődöt jelentő bank képes-e más piaci szereplő csődjét kiváltani. A kapott eredmények alapján azt kaptam, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott bank csődje nagyon ritkán okozza egy másik piaci szereplő csődjét. Továbbá a modellben alkalmazott három réteg (hosszú és rövid lejáratú bankközi kihelyezések, valamint átfedő értékpapírportfóliók szerinti hálózatok) kapcsán azt kaptam, hogy a rétegek felerősítik a kezdeti sokk hatását, azaz a legtöbb csődeseményt akkor kapom, ha mindhárom rétegben egyszerre valósulhat meg a fertőzés. A modell segítségével továbbá azonosítottam a rendszerszinten jelentős piaci szereplőket aszerint, hogy maximálisan hány további csődeseményt képes kiváltani a csődjük a szimuláció során. Az eredmények alapján az látható, hogy egyetlen piaci szereplő képes kiváltani maximálisan 9 másik intézmény csődjét, továbbá kettő szereplő képes kiváltani 5, míg egy szereplő további 4 szereplő csődjét.

A bemutatott modell arra is alkalmas, hogy azonosítsa azon hálózati szerkezeteket, melyek gyengítik a rendszer sokkellenálló képességét, illetve képesek felerősíteni a rendszert érő sokkok hatását. A hálózatok sérülékenységét úgy mértem, hogy egy adott hálózat esetén a hálózatot alkotó összes szereplő csődje esetén megvizsgáltam, hogy az adott szereplő mennyi további csődeseményt képes okozni, majd képeztem ezen mutatószámok átlagát. Ezen átlagok alapján a rövid bankközi kitettségek szerinti réteg esetén azt kaptam, 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 csődjéből fakadó likviditási kockázatnak. Továbbá a foksám és sűrűség mutatószámokból az következik, hogy a sérülékenyebb hálózatokban koncentráltabban valósul meg a rövid bankközi kihelyezés. A hosszú bankközi kitettségek szerinti réteg esetén azt kaptam, 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 átfedő értékpapírportfólió szerinti réteg esetén 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 foksám értéke, ugyanakkor kisebb a foksámkorreláció, melyből az a következtetés vonható le, hogy a sérülékenyebb hálózatok kevésbé diszasszortatívak.

Eredmények

A következőkben összefoglalóan, pontokba szedve ismertetem a dolgozat eredményeit, témakörönként.

Az FX-swap és a fedezetlen bankközi piaci hálózatok jellemzői

(E1) Mindkét piac esetén a havi hálózatokat alkotó szereplők száma időben stabilnak tekinthető, ugyanakkor az FX-swap piacok havi hálózatait több, mint kétszer annyi szereplő alkotja, mint a fedezetlen piac havi hálózatait, mely a számos külföldi szereplő jelenlétének tulajdonítható. A futamidő szerinti részpiacokat tekintve a futamidő emelkedésével a hálózatok mérete csökken.

(E2) Az FX-swap piac esetén a vizsgált 48 havi hálózat mindegyike összefüggőnek bizonyult, míg a fedezetlen piac esetén 4 havi hálózat esetén az összefüggőség nem teljesült. Az egy hónapon túli FX-swap és a nem-overnight fedezetlen részpiacok jellemzően nem összefüggőek.

(E3) A kapott eredmények alapján az átlagos fokszám a fedezetlen piac havi hálózatai esetén több, mint kétszeresen haladja meg az FX-swap piac esetén kapott hasonló értékeket, mely leginkább a kevés kapcsolattal rendelkező külföldi szereplőknek tulajdonítható az FX-swap piacon. A havi hálózatok átlagos fokszáma a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén csökken.

(E4) Az átlagos klaszterezettségi együtthatók az FX-swap piac havi hálózatai esetén szignifikánsan alacsonyabbak a fedezetlen piac havi hálózataihoz viszonyítva, mely azt jelenti, hogy az FX-swap piac havi hálózatai esetén annak a valószínűsége, hogy egy véletlenszerűen kiválasztott csúcs véletlenszerűen kiválasztott két szomszédja egymással kapcsolatban van, alacsonyabb a fedezetlen piac havi hálózataihoz képest. Az átlagos klaszterezettségi együttható a futamidő emelkedésével szignifikánsan csökken mindkét piac esetén.

(E5) Az átlagos közöttség és közelség mutatók alapján azt kaptam, hogy az FX-swap piac havi hálózataiban vélhetően kevesebb meghatározó szereplő található, mint a fedezetlen piac havi hálózataiban.

A vizsgált hálózatok kapcsolata a véletlen és skálafüggetlen hálózatokkal

(E6) Mindkét piac havi hálózataiban van érdemi struktúra, ugyanakkor az FX-swap piac havi hálózatai esetén nagyobb a véletlen hálózatoktól vett különbség, mint a fedezetlen piac esetén. A futamidő szerinti részpiacok esetén a véletlen hálózatoktól vett különbség csökken a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén.

(E7) Mindkét piac havi hálózatai mutatják a skálafüggetlenség jegyeit, ugyanakkor ez a tulajdonság az FX-swap piac esetén bizonyult erősebbnek. A futamidő szerinti részpiacok esetén a skálafüggetlenség erősödik a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén, ugyanakkor az eredmény kellő óvatossággal kezelendő a hálózatokat alkotó kis számú piaci szereplő tekintetében.

A vizsgált hálózatok meghatározó szereplői

(E8) Nincs jelentős különbség a nyelők számában a két piac havi 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.

(E9) A forrás oldalon az FX-swap piac esetén több a forrás szerepet betöltő piaci szereplő, amit a külföldi szereplők magas száma indokol, ugyanakkor a belföldi források száma jelentősen alacsonyabb az FX-swap piacok havi hálózataiban, mint a fedezetlen piacok havi hálózataiban.

(E10) 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.

(E11) 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.

(E12) 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.

(E13) A be- és ki-fokszám mutatók alapján a fedezetlen piaci meghatározó szereplők „hub”-ként funkcionálnak tekintettel a magas be- és kimenő kapcsolataikra.

(E14) A be-fokszám mutató alapján az FX-swap piac esetén azon deviza forrást felvevők, amelyeknek deviza forrást legalább egy külföldi szereplő nyújt, azoknak belföldi szereplők is nyújtanak deviza forrást, azaz diverzifikálják a deviza forrás igényüket.

(E15) Csak a belföldi szereplőket tekintve jellemzően ugyanazon szereplők a legnagyobb forint és deviza forrást nyújtók, ugyanakkor mindössze egyetlen hazai szereplő bizonyult kulcsszereplőnek mindkét piac esetén forint és deviza forrás felvevő funkciót tekintve. Azaz a hazai legnagyobb likviditást nyújtó szereplők „hub” funkciót töltenek be és leginkább különböző hazai szereplőknek nyújtanak forint és deviza forrást.

A vizsgált hálózatok mag-periféria szerkezete

(E16) Mindkét piac esetén fellelhető a hierarchikus modularitás, ugyanakkor ez a tulajdonság az FX-swap piac havi hálózataiban erőteljesebb. A futamidő emelkedésével a hierarchikus modularitás jelleg erősödik mindkét piac esetén.

(E17) Mindkét piac havi hálózatai inkább diszasszortatívak, azaz az alacsonyabb fokszámú csúcsok a hálózatban leginkább a magas fokszámú csúcsokhoz kapcsolódnak. A diszasszortativitás az FX-swap piac esetén bizonyult erőteljesebbnek, továbbá a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén a diszasszortatív jelleg gyengül.

(E18) A két piac k-magjának vizsgálata alapján az FX-swap piac havi hálózatainak magjában jellemzően kevesebb piaci szereplő található, mint a fedezetlen piac havi hálózataiban, mely vélhetően annak a következménye, hogy a fedezetlen piac hálózatai sűrűbbek. Továbbá a futamidő szerinti részpiacokat tekintve a magot alkotó piaci szereplők száma jelentős mértékben csökken a futamidő emelkedésével mindkét piac esetén.

(E19) A havi hálózatokra illesztett folytonos aszimmetrikus mag-periféria modellek eredménye alapján mindkét piac esetén stabil a magsági jelenlét, ugyanakkor a futamidő emelkedésével a magsági jelenlét csökken, azaz nagyobb valószínűséggel cserélődnek a magbeli szereplők hosszabb távon mindkét piac havi hálózataiban.

(E20) Az aszimmetrikus mag-periféria modellek jobban megragadják a legnagyobb nyelők és forrásokat a havi hálózatokban, mint a k-mag módszertan, ugyanakkor az utóbbi leginkább a számos kapcsolattal rendelkező, „hub” funkciót betöltő szereplőket képes azonosítani.

A rétegek szerepe a többrétegű hálózatot alkalmazó ágens alapú szimulációs modellben

(E21) A modellben alkalmazott rétegek bármilyen kombinációja esetén egy véletlensze-

rően kiválasztott piaci szereplő csődje nagyon ritkán okozza egy másik piaci szereplő csődjét.

(E22) A modellben alkalmazott rétegek felerősítik a kezdeti sokk hatását, azaz a legtöbb csődesemény akkor kapható, ha mindhárom rétegben egyszerre valósulhat meg a fertőzés.

(E23) Amennyiben az átfedő értékpapírportfóliók szerinti réteg nem aktív a modellben, azaz nem valósulhat meg a fertőzés ebben a rétegben, úgy egyetlen piaci szereplő csődje sem képes más piaci szereplő csődjét kiváltani.

Rendszerszinten jelentős piaci szereplők

(E24) Átlagosan azon piaci szereplők csődje gyakorol nagyobb hatást a rendszer egészére, melyek értékpapírportfólióinak volumene jelentős, mint amelyek aktívabbak a bankközi piacon. Ugyanakkor a bankközi piacon a fertőzés valószínűsége magas, így egy potenciálisan sérülékeny szimulált hálózati szerkezet esetén egy bankközi piacon aktív bank csődje is kiválthat extrém számosságú további csődeseményt.

Sérülékeny hálózati szerkezetek

(E25) A hosszú bankközi kitettségek szerinti réteg esetén a rendszerkockázati szempontból sérülékenyebb hálózatokban 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.

(E26) A rövid bankközi kitettségek szerinti réteg esetén 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 csődjéből fakadó likviditási kockázatnak. Továbbá a foksám és sűrűség mutatószámokból az következik, hogy a sérülékenyebb hálózatokban koncentráltabban valósul meg a rövid bankközi kihelyezés.

(E27) Az átfedő értékpapírportfóliók szerinti réteg esetén 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 nagyobb az átlagos foksám értéke, ugyanakkor kisebb a foksámkorreláció, melyből az a következtetés vonható le, hogy a sérülékenyebb hálózatok kevésbé diszasszortatívak, azaz a központi szereplők portfóliói kisebb mértékben átfedőek az alacsony foksámú

pontok portfólióival.

Az értékpapírok számának szerepe a modellben

(E28) A modellben rendszerkockázati szempontból minél nagyobb számban állnak rendelkezésre értékpapírok, annál inkább nő a diverzifikációs hatás és csökken az átlagos, valamint a maximális csődszám.

(E29) Rendszerkockázati szempontból az értékpapírportfóliók átlagos átfedési mutatójának átlagos értéke a leginkább veszélyes, mivel kisebb átlagos átfedés esetben 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.

Függelék

F/1. A fedezetlen bankközi forinthitel-depo piaci adatok és azok tisztítása

Az MNB a 38/2018. (XI. 14.) rendelete¹ alapján várja el az adatszolgáltatóktól az előzőekben említett három napi jelentés elkészítését és az MNB felé való megküldését. A fedezetlen bankközi forinthitel-depo piaci adatok a már említett K02 és K12 napi jelentésekből tevődnek össze, melyek közül a K12-es adatszolgáltatásban kerülnek rögzítésre az egymással kötött overnight (egynapos) forinthitelekkel és forintbetétekkel kapcsolatos adatok, míg a K02-ben kerülnek jelentésre az egymással kötött, nem overnight típusú ügyletek. A hivatkozott MNB rendelet 1. számú melléklete szerint a K02 és K12 jelentések esetén az adatszolgáltatók köre a bankok, szakosított hitelintézetek, valamint az ezen típusú EGT-fióktelepek. Az adatszolgáltatók az 1. számú melléklet alapján, napi szinten küldik jelentéseiket az MNB felé, a tárgynapot követő munkanapon 8:30-ig elektronikus úton az MNB EBEAD² rendszerén keresztül. A K02-es és a K12-es adatszolgáltatásban a kért adatok köre megegyezik, melyről az érdeklődő olvasó meggyőződhet a hivatkozott MNB rendelet mellékletében található Excel alapú táblaképek alapján. Az MNB az adatszolgáltatóktól a következő szempontok mentén kéri jelenti az egymással kötött ügyleteket az említett napi jelentésekben:

- | | |
|---|--|
| (a) A szerződő partner azonosító kódja | (e) Kamatláb |
| (b) A tárgynapon kötött szerződés összege | (f) Felvét vagy kihelyezés |
| (c) A bankközi ügylet értéknapi szerinti kezdődő dátuma | (g) A szerződő partner cégcsoporttag-e |
| (d) A bankközi ügylet záró dátuma | |

A K02 és K12 adatszolgáltatásokhoz tartozó módszertani segédletnek³ megfelelően az érték adatokat millió forintban, a kamatláb százalékos formában kerül jelentésre. A kutatásomhoz átadott adatbázisban az a) pontban említett partner azonosító, valamint

¹ <https://www.mnb.hu/statisztika/informaciok-adatszolgáltatoknak/rendeletek-allasfoglalasok/38-2018-xi-14-mnb-rendelet>

² Elektronikus Adatbefogadási Rendszer

³ <https://www.mnb.hu/letoltes/k02-k12-modszertani-segedlet-2019.docx>

az adatszolgáltatást nyújtó intézmény azonosítója az előzőekben említettekkel összhangban anonimizálva kerültek átadásra. Továbbá érdemes megjegyezni, hogy a kutatási célra rendelkezésre bocsátott adatbázis a g) pont szerinti információt, azaz a szerződő partner cégcsoporttag-e vagy sem, nem tartalmazta. A módszertani segédlet alapján a g) mezőben „I” kóddal kell jelteni, amennyiben cégcsoporttag a partner, egyéb esetben pedig üresen kell hagyni a mezőt. Az előzőek alapján még ha rendelkezésemre állt volna a g) mező, az egyes piaci szereplők cégcsoport szinten történő vizsgálatára akkor sem lett volna lehetőség, mivel csak a cégcsoport tagságra áll rendelkezésre adat. Ugyanakkor arra, hogy mely azonosítójú cégek alkotnak egy-egy cégcsoportot, a kérdéses adatszolgáltatás nem tartalmaz információt. Ennek megfelelően a továbbiakban két eltérő azonosítójú piaci szereplő egymástól akkor is függetlenként lesz kezelve, amennyiben azok esetleg egy cégcsoporthoz tartoznak.

A fent megnevezett adatszolgáltatásokban egy bankközi fedezetlen ügyletet mindkét érintett fél egymástól függetlenül jelent az MNB felé, azaz minden ügyletnek kétszer is meg kell jelennie az MNB adatbázisában. Ugyanakkor, míg egy adott ügylet esetén az egyik fél részéről bankközi kihelyezésről, a másik fél részéről pedig felvétéről van szó, így az adott ügylet esetén a két piaci fél adatszolgáltatásában az irányt⁴ tekintve lesz különbség, melyet az f) pontban megnevezett mező jelöl. Az MNB által kutatási célokra átadott adatbázis kizárólag a felvét irányban jelentett ügyleteket tartalmazta, azaz minden ügyletnek egyetlen soron kell megjelennie.

A következőkben bemutatom, milyen adatminőség vizsgálatot végeztem az átadott adatbázison, illetve milyen ügyletek kerültek kiszűrésre. Az adattisztítás előtt az adatbázis összesen 40 565 rekordot tartalmazott, melyből 36 928 tartozott overnight ügyletekhez. Az adattisztítás lépéseinek és eredmények bemutatása után egy táblázat foglalja majd össze, hogy pontosan mennyi rekord került kiszűrésre, illetve a továbbiakban mennyi rekord képezi az elemzések alapját. Az adatminőség vizsgálata, a nem megfelelő ügyletek kizárása, illetve a későbbiekben az adatbázis heti, illetve havi szintre történő aggregálása hálózati elemzéshez az R szoftver segítségével valósult meg SQL lekérdezések⁵ alkalmazásával.

Vizsgálatom során az adatbázisban nem találtam olyan ügyletet, mely esetén az ügylet záró dátuma (d) korábbi lett volna az ügylet értéknapi szerinti kezdődátumánál (c), illetve amelynél a tárgynapi dátum később lenne az értéknapi szerinti kezdődátumnál (c). A kitöltési útmutató alapján az overnight ügyletek esetén az értéknapi szerinti kezdődátumnak (c) és a tárgynapi dátumnak egybe kell esnie, mely feltételt szintén minden overnight ügylet teljesített az adatbázisban. Az adatbázisból ugyanakkor 103 olyan rekord került kiszűrésre, melyek esetén ugyanazt az ügyletet egy piaci szereplő kétszer, azaz duplikáltan jelentett az MNB felé. Tekintettel arra, hogy az átadott adatbázis csak a felvét irányban jelentett ügyleteket tartalmazta, így arra nincs lehetőség, hogy az ügylet

⁴ A A K02 és K12 adatszolgáltatások kitöltési útmutatója szerint felvétel esetén „F” míg kihelyezés esetén „K” betűvel kell jelölni az irányt.

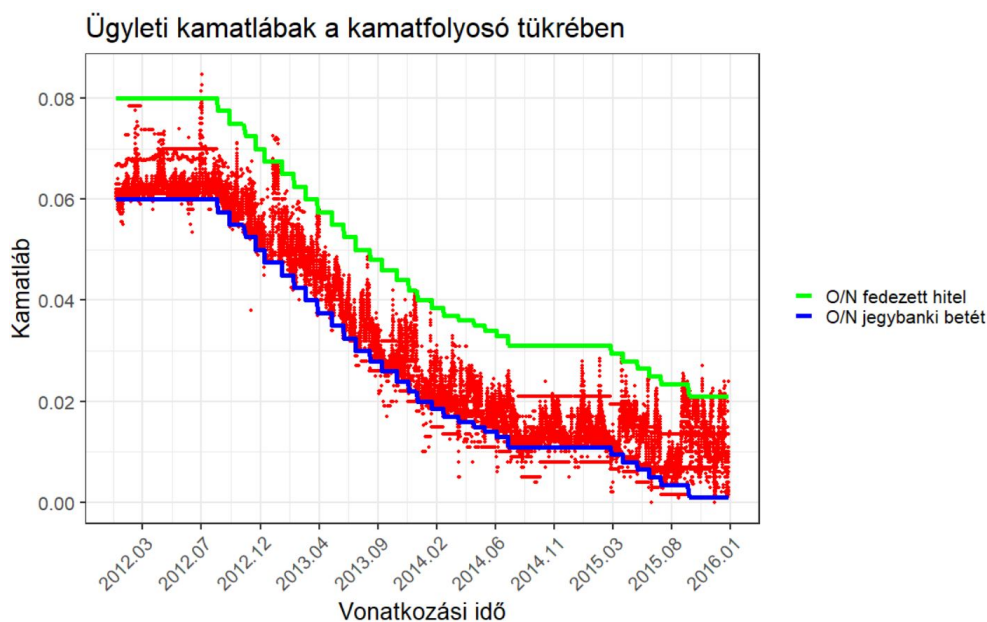
⁵ Az R szoftveren belül SQL lekérdezések futtatására az „sqldf” bővítményt alkalmaztam.

leteket jelentett irány szerinti párokba rendezzem, ezáltal kiszűrni azokat, amelyeket csak az egyik fél jelentett. Ugyanakkor, mivel adott ügylet esetén mind a két fél azonosítója rendelkezésre áll, így SQL lekérdezés segítségével tudtam ellenőrizni, hogy van-e olyan ügylet az adatbázisban, amelyet mindkét fél ugyanazon irányba (felvét) jelentett. A lekérdezés eredményeképp 9 olyan ügyletet találtam az adatbázisban, melyeket mindkét fél felvétként jelentett az MNB felé. Mivel ezen ügyleteknél nem eldönthető, melyik fél a valós felvevő, így a 9 ügyletbe tartozó 18 rekordot töröltem az adatbázisból.

Az MNB a bankközi kamatok szélsőséges ingadozásainak korlátozására az egynapos lejáraton aszimmetrikus kamatfolyosót tart fenn, azaz az O/N betétre fizetett kamat az alapkamat mínusz 95 bázispont⁶, míg a fedezett O/N hitelre fizetendő kamat megegyezik az alapkamattal. A jegybank korlátlan mértékben biztosítja a kereskedelmi bankok átmeneti likviditásához jutását a kamatfolyosó tetején az egynapos lejáratú hitellel, amivel korlátozza a bankközi kamatlábak emelkedését. Továbbá korlátlan mértékben fogad be átmeneti likviditástöbbletet a bankközi piacról egynapos lejáratú jegybanki betét formában, a kamatfolyosó alját jelentő kamatot kínálva, ezzel gátolva, hogy a bankközi kamatlábak ennél alacsonyabb szintre süllyedjenek. Vizsgálatom során az átadott adatbázisban ellenőriztem, hogy az MNB felé jelentett ügyletek kamatlába a mindenkori MNB kamatfolyosón belül vagy kívül helyezkednek el tekintettel arra, hogy közgazdasági szempontból egy bankközi hitelt felvevő maximálisan a jegybanki kamatfolyosó tetejének megfelelő kamatot lehet hajlandó fizetni, és hasonlóan egy betétet elhelyező fél minimálisan a kamatfolyó aljának megfelelő kamatot várhatja el. A mindenkor érvényes kamatfolyosó alját és tetejét reprezentáló kamatok idősorosan az MNB weblapján⁷ nyilvánosan elérhető. A 4.1 grafikon alapján kijelenthető, hogy a bankközi fedezetlen overnight ügyletek túlnyomó részének kamata a jegybanki kamatfolyosón belüli.

⁶ A kamatfolyosó szélessége 2019. március 27-től 95 bázispont.

⁷ <https://www.mnb.hu/monetaris-politika/a-monetaris-politikai-eszkozok/egynapos-jegybanki-eszkozok>



4.1. ábra. Ügyleti kamatlábak a kamatfolyosó tükrében

A 4.1 táblázat azon ügyletek darabszámát, valamint a teljes adatbázison belüli arányát mutatja be, melyek esetén az MNB felé jelentett kamatláb a már említett kamatfolyosón kívüli. A táblázatban továbbá feltüntettem, hogy maximálisan és átlagosan hány százalékkal térnek el a kérdéses ügyletek a kamatfolyosó tetejét és alját reprezentáló kamatlábaktól.

	Ügyletek száma	Ügyletek aránya az adatbázison belül (%)	Maximális eltérés a sávhatárhoz képest (%)	Átlagos eltérés a sávhatárhoz képest (%)
Kamatláb > O/N fedezett hitel	76	0.206	0.6	0.1808
Kamatláb < O/N jegybanki betét	1805	4.904	1.45	0.135

4.1. táblázat. A kamatfolyosón kívüli kamatlábbal jelentett ügyletek statisztikái

A 4.1 táblázatból látható, hogy azon ügyletek, melyek esetén a jelentett kamatláb a kamatfolyosón kívül esik, a teljes adatbázis 5,11%-át teszi ki. Továbbá látható, hogy azon ügyletek darabszáma, melyek esetén a kamatláb meghaladja a kamatfolyosó tetejét, gyakorlatilag elenyésző, míg a kamatfolyosó aljától alacsonyabb kamattal jelentett ügyletek darabszáma többszörösen haladja meg a kamatfolyosó tetejét meghaladó kamatlábbal jelentett ügyletek darabszámát. Ezen ügyletek esetén az MNB felé felvétként jelentő bank jelentősen olcsóbban jutott forráshoz, mintha az MNB-től kapta volna azt, továbbá az ügyletet kihelyezőként jelentő bank olcsóbban adott forrást a bankközi piacon, mint amennyit kaphatott volna, ha a kihelyezett forrást MNB O/N betétben helyezte volna el. Az MNB szakértőivel egyeztetve ezen ügyletek vélhetően hibásan lettek rögzítve az adatbázisban vagy esetlegesen anyabankok és leánybankok közötti speciális ügyletek lehetnek. Mivel az anonimizált azonosítók miatt ezt igazolni nem lehetséges, így a to-

vábbiakban az érintett 1881 darab ügyletet töröltem az adatbázisból, így nem képezik részét a további elemzéseknek.

Tekintettel arra, hogy a fedezetlen bankközi forint hitel-depo piac alapvetően a likviditásmenedzsment eszköze, azaz a piacot overnight és rövid futamidejű ügyletek dominálják, így 365 naptári napnál hosszabb futamidejű tranzakciók (5 darab) szintén törlésre kerültek az adatbázisból.

A 4.2 táblázat a fentieket figyelembe véve összefoglalóan tartalmazza az MNB által átadott adatbázisban szereplő ügyletek darabszámát overnight/nem overnight bontásban, a kiszűrt ügyletek darabszámát, illetve a tisztított adatbázis elemszámát overnight/nem overnight bontásban.

	Elemszám
Adatbázis tisztítás előtt	40 565
–overnight	36 928
–nem overnight	3 637
Többszörösen jelentett ügyletek	103
Mindkét partner által felvétként jelentett ügyletek	18
Kamatfolyosón kívüli kamatlábbal jelentett ügyletek	1 881
365 napon túli futamidejű ügyletek	5
Adatbázis tisztítás után	38 558
–overnight	34 928
–nem overnight	3 630

4.2. táblázat. Az adatbázisban szereplő ügyletek elemszáma adattisztítás előtt és után

F/2. A bankközi FX-swap piaci adatok és azok tisztítása

A fedezetlen bankközi forinthitel-depo piac esetén is hivatkozott 38/2018. (XI. 14.) számú MNB rendelet alapján küldik meg az adatszolgáltatók a jegybank felé a bankközi FX-swap piaci adatok összeállításához nélkülözhetetlen D01-es jelentést. Az adatszolgáltatók a D01-es jelentésen keresztül küldik meg az MNB részére a benyújtást megelőző napra, mint értéknapra vonatkozó átértékelendő deviza adatokat és az e napra, mint kötésnapra vonatkozó forgalmi adatokat. Az adatszolgáltatás kitöltésekor a módszertani segédlet alapján a forintra történő átszámításhoz valamennyi esetben az MNB által közzétett hivatalos devizaárfolyamot kell alkalmazni, továbbá a vonatkozó árfolyamot állományi és nyitott pozíciós adatok esetén értéknapra, tranzakciós adatok esetén kötésnapra kell használni. Az MNB rendelet 1. számú melléklete alapján a D01-es jelentések esetén az adatszolgáltatók köre a bankok, ideértve a részvénytársasági formában működő szövetkezeti hitelintézeteket is, a szakosított hitelintézetek, valamint az ezen típusú EGT-fióktelepek. Az adatszolgáltatók az 1. számú melléklet alapján, napi szinten küldik jelentéseiket az MNB felé, a tárgynapot követő munkanapon 11:30-ig elektronikus úton az MNB EBEAD rendszerén keresztül.

Az „Operatív napi jelentés a hitelintézetek devizahelyzetének változásáról” (D01) adatszolgáltatás keretében az MNB 6 eltérő információ tartalmú tábla kitöltését kéri az adatszolgáltatóktól:

- | | |
|--|---|
| (a) „Állományi adatok külföld” (01. tábla) | (d) „Nyitott pozíciók összesen” (04. tábla) |
| (b) „Állományi adatok belföld” (02. tábla) | (e) „Tranzakciós adatok” (05. tábla) |
| (c) „Nyitott pozíciók” (03. tábla) | (f) „Letéti számla állományok” (06. tábla) |

Tekintettel arra, hogy a kutatásom során a piaci szereplők egymással kötött FX-swap ügyleteire volt szükségem, így az MNB által átadott adatbázis kizárólag a D01-es adatszolgáltatás 05-ös táblájára épült. Ennek megfelelően a továbbiakban a 01-04. és 06. táblák adattartalmával és annak bemutatásával nem foglalkozom. Az MNB által publikált módszertani segédlet alapján a 05-ös forgalmi tábla tranzakciós értékeit ezres nagyságrendben, 6 tizedesjegy kiírásával kell jelenteni. A már említett táblában a jelentés benyújtását megelőző munkanapon kötött, spot, határidős (forward, futures), opció, egyszerű devizacsere (FX-swap) és a nem amortizálódó kamatozó devizacsere (CCIRS⁸) ügyletek deviza-deviza és deviza-forint tranzakcióit kell szerepeltetni, beleértve a belső, nem treasury által kötött konverziókat is. A 38/2018. (XI. 14.) számú MNB rendelet mellékletében található meg a D01-es adatszolgáltatás 05-ös táblájának táblaképe, mely rögzíti, hogy az adatszolgáltatónak milyen mezőket kell töltenie. A teljesség igényével a következő felsorolás foglalja össze a kérdéses mezőneveket⁹.

⁸ Cross-Currency Interest Rate Swap

⁹ Tekintettel arra, hogy egyes mezők jelentése/adattartalma swap ügyletek esetén eltérhet, így ahol

- (a) Kötésnap
- (b) Értéknapi (swap ügylet esetén az ügylet induló lábának értéknapija)
- (c) Üzletstípus
- (d) Vételi deviza ISO kódja (swap ügylet esetén az induló láb vételi oldalának devizaneme)
- (e) Vételi összeg (swap ügylet esetén az induló láb megvásárolt összege)
- (f) Eladási deviza ISO kódja (swap ügylet esetén az induló láb eladási oldalának devizaneme)
- (g) Eladott összeg (swap ügylet esetén az induló láb eladott összege)
- (h) Swap termin értéknapi (a swap ügylet termin lábának értéknapija)
- (i) Swap termin vételi összeg (swap ügylet termin lábának vételi összege)
- (j) Swap termin eladási összeg (a swap ügylet termin lábának eladási összege)
- (k) Bankközi / ügyfél
- (l) Külföldi / belföldi
- (m) Partner azonosítója
- (n) OTC / Tőzsde
- (o) Opció díj
- (p) Törlés / módosítás
- (q) Határidős ügylet leszállítása / opció lehívása
- (r) Belső összevont, féloldalas tételek
- (s) Technikai tranzakciók
- (t) Letéti számla követelmény kapcsolódik-e a tranzakciókhoz
- (u) Banki ügyletazonosító.

Tekintettel arra, hogy kutatásomhoz csak az FX-swap ügyletekre volt szükségem, így az átadott adatbázis „Üzletstípus” mezője (előző felsorolás c) pont) egyelemű¹⁰, azaz csak és kizárólag az FX-swap ügyletek adatai kerültek átadásra. Az MNB által kutatási célra átadott adatbázis továbbá nem tartalmazta az előző felsorolásban szereplő pontok közül az u) szerinti mezőt, valamint habár az adatbázis tartalmazta a felsorolás szerinti o), q), és t) pontjainak megfelelő mezőket, azok értéket nem tartalmaztak, így a felsorolt mezőket töröltem az adatbázisból.

A továbbiakban a fedezetlen bankközi forint hitel-depo piaci adatokhoz hasonlóan bemutatom, hogy milyen adatminőség vizsgálatot végeztem az adatbázison, illetve milyen ügyletek kerültek kiszűrésre. Az adattisztítás előtt az adatbázis összesen 114 049 rekordot tartalmazott. Az adattisztítás lépéseinek és eredmények bemutatása után egy

szükséges, ott zárójelben pontosítom a mező jelentését a jelentés kitöltési útmutatója alapján.

¹⁰„SW” kód a kitöltési útmutatóval összhangban.

táblázat foglalja majd össze, hogy pontosan mennyi rekord került kiszűrésre, illetve a továbbiakban mennyi rekord képezi az elemzések alapját. Az adatminőség vizsgálata, a nem megfelelő ügyletek kizárása, illetve a későbbiekben az adatbázis heti, illetve havi szintre történő aggregálása hálózati elemzéshez, hasonlóan a fedezetlen bankközi forint hitel-depo piaci adatbázishoz hasonlóan az R szoftver segítségével valósult meg SQL lekérdezések alkalmazásával.

Az átadott adatbázisban az adatszolgáltató fiktív azonosítója minden rekord esetén töltve volt, addig a partner intézmény azonosítója 49 esetben hiányzott, így ezen megfigyeléseket töröltem az adatbázisból.

Az MNB által publikált módszertani útmutató szerint amennyiben egy swap ügylet esetében a két fél együttesen úgy dönt, hogy termin értéknapi előtt lezárják az adott ügyletet teljes mértékben, azaz határidő előtt terminálnak, abban az esetben az eredeti ügyletet törölni kell egy törlés tétellel, továbbá egy módosító tételt felvéve az eredeti ügylet termin értéknapiját módosítani kell a lezárás napjára. Továbbá egy, már korábban hibásan lejelentett ügylet esetén annak törlését, illetve módosítását a kérdéses adatszolgáltatásban külön jelölni kell, melyre az előző felsorolásban szereplő, p) pont szerinti mező szolgál. A tranzakciók törlésekor az eredeti tranzakciót az útmutató alapján ismételtelen le kell jelenteni és „T”-vel jelölni azt a felsorolás p) pontjában megjelölt mezőben. Hasonlóan egy tranzakció módosításakor az eredeti ügyletet szintén ismét le kell jelenteni „T” törlési mezővel, majd a módosított tranzakciót új tételként kell szerepeltetni az adatszolgáltatásban, „M” jelöléssel ellátva a felsorolás p) pontjában. Tekintettel a már említettekre, mely szerint egyedi ügyletazonosítót (felsorolás u) pont) az adatbázis nem tartalmazott, így a törölt tételek megfelelő kezeléséhez egyedi azonosítót hoztam létre az FX-swapok megfelelő adataiból¹¹.

Az adatbázis összesen 226 törlés jelzővel ellátott rekordot tartalmazott, azaz ezen tételekhez kell megtalálni a párjukat, aminek törlésére hivatottak. Ugyanakkor azon eseteket is figyelembe kell venni, amelyek esetén az adatszolgáltató ugyanazt az ügyletet kétszer (vagy többször) is jelentett, így ekkor csak a törlés jelzővel ellátott, valamint a többszörösen jelentett ügyletek közül csak az egyiket (kettőnél többször való jelentés esetén egyet megtartva) kell törölni az adatbázisból. SQL lekérdezések során tehát töröltem:

- a törölt jelzővel ellátott rekordokat
- a törölt jelzővel ellátott rekordok egyedi azonosítójával megegyező rekordok közül csak az egyiket, amennyiben azok csak kétszer szerepeltek az adatbázisban
- amennyiben a törölt jelzővel ellátott rekordok egyedi azonosítójával megegyező rekordok száma meghaladta a kettőt, tehát legalább háromszor került ismételtelen jelentésre egy ügylet, úgy egyetlen rekordot tartottam meg az adatbázisban.

¹¹A saját ügyletazonosító készítése során összefűztem az adatszolgáltató és a partner fiktív azonosítóját, valamint az ügylet kötésnapját, értéknapiját, termin értéknapiját, a vételi deviza ISO kódját és a vételi összeget. Az SQL lekérdezések során az így képzett saját ügyletazonosító segítségével találtam meg egy törlés jelzővel ellátott ügylet „párját”.

Az SQL lekérdezések eredményeképpen a 226 törlés jelzővel ellátott rekord közül 140-hez egyetlen rekord tartozott, azaz párban törölhetőek voltak, míg 86 törlési jelzővel ellátott rekordhoz legalább kettő egyező azonosítóval rendelkező rekordot azonosítottam. A fentiekben vázolt eljárással összesen 420 rekordot töröltem az adatbázisból.

A módosított „M” jelzővel jelölt rekordokat változatlan formában az adatbázisban hagytam tekintettel arra, hogy ezen ügyletek esetén gyakorlatilag bármilyen swap ügyletet jellemző paraméter módosulhatott, így a módosított tétel eredeti párját a felsorolás u) pontja szerinti, az adatszolgáltató által jelentett egyedi ügyletazonosító hiányában megtalálni nem lehetséges. Az adatbázisban összesen 202 módosítással jelölt rekord található, mely számságban összhangban van a 226 darab törlés jelzővel ellátott rekorddal, hiszen minden módosított rekordhoz kell tartoznia egy törlés jelzővel ellátott rekordnak, de ez fordítva már nem teljesül. Azaz a módosított rekordok számának kisebbnek kell lennie, mint a törölt rekordokénak, ami teljesül. Ugyanakkor az adatszolgáltatói egyedi azonosítók hiányában azt már nem tudtam ellenőrizni, hogy minden módosított rekordnak rendelkezésre áll-e a törlés jelzővel ellátott párja az adatbázisban.

A fentiekben túl ellenőriztem, hogy vannak-e olyan ügyletek az adatbázisban, amelyek az adatszolgáltató által hibásan többször is jelentve voltak, ugyanakkor törlés tétellel nem lettek korrigálva. Az adatbázisból ennek megfelelően újabb 184 rekordot zártam ki ezzel biztosítva, hogy minden ügylet pontosan egyszer szerepeljen. A fedezetlen bankközi forinthitel-depo piachoz hasonlóan ellenőriztem, hogy az adatbázis egy adott ügyletet egyszer tartalmaz-e vagy az adatbázisban megtalálható-e az adott ügylet párja tekintettel arra, hogy az adott ügyletet a partner is jelenti a D01 adatszolgáltatásban. Azon ügyletek definíciószerűen pár nélkül szerepelnek, amelyek esetén a partner külföldi, hiszen ezen szereplőktől az MNB nem kap adatszolgáltatást. A belföldi partnerrel kötött ügyletek esetén a fentiekhez hasonlóan egyedi azonosítót¹² képeztem a swap ügylet adataiból, valamint minden ügylethez képeztem egy olyan azonosítót, melyen szerepelnie kellene¹³ az adatbázisban az adott ügylet párjának. Ennek eredményeképp 289 olyan ügyletet találtam, melynek nincs a párja jelentve, így ezen rekordokat kizártam. Továbbá annak érdekében, hogy egy ügylet csak egyszer, a párja nélkül szerepeljen az adatbázisban, a következőképp jártam el:

- tekintettel arra, hogy az FX-swap fedezett forint hitel funkciója mellett azt a célt is szolgálhatja, hogy devizaforráshoz jussanak a piaci szereplők, így a deviza/HUF és HUF/deviza párokból kizárólag a deviza/HUF irányt tartottam meg
- keresztdevizás ügyletek esetén az EUR/USD, USD/CHF és CHF/EUR irányokat tartottam meg, így az USD/EUR, CHF/USD és EUR/CHF párokat töröltem.

A fentiek kapcsán a 289 pár nélküli rekord mellett a párban jelentett, belföldi partnerrel kötött ügyletek közül további 12036 ügyletet hagytam el az adatbázisból. Továbbá

¹²Adatszolgáltató ID, kötésnap, partner ID, vételi deviza, vételi összeg, értéknapi és termin értéknapi mezők felhasználásával.

¹³Adatszolgáltató és partner ID felcserélése, illetve mivel ami vétel az adatszolgáltatónak, az eladás a partnernek, így a vételi devizát és a vételi összeget eladási devizára és eladási összegre cseréltem.

ellenőriztem, hogy a „Bankközi/ügyfél” mező (felsorolás k) pont) esetén minden rekord „B” értékkel van-e töltve, mivel a kitöltési útmutató szerint ebben az esetben a partner hitelintézet vagy külföldi hitelintézet magyarországi fióktelepe, míg az „E” érték jelölne, ha a partner nem az előző csoportba tartozna. Minden rekord esetén „B” értéket találtam, így újabb rekordot nem töröltem az adatbázisból.

A fedezetlen bankközi forint hitel-depo piachoz hasonlóan ellenőriztem, hogy van-e olyan ügylet, mely esetén a kötésnap későbbi, mint az értéknapi vagy az értéknapi későbbi a termin értéknaphoz képest. Továbbá ellenőriztem, hogy a vételi és eladási deviza mezők értékkészlete¹⁴ csak olyan devizákat tartalmaz-e, amelyet a kitöltési útmutató megjelöl, illetve hogy van-e olyan ügylet, mely esetében a vételi és eladási deviza megegyezik. Az előző feltételeket teljesítő további rekordokat nem találtam, így a fentiek kapcsán további rekordokat nem szűrtem ki az adatbázisból.

Az FX-swapok esetén egy adott devizát adunk el/veszünk a jelenben, majd a jövőben visszavásároljuk/visszaadjuk azt. Ezért egy jelentett swap ügylet esetén vagy a spot eladott összegnek kell megegyeznie a forward vételi összeggel vagy a spot vételi összegnek kell megegyeznie a forward eladott összeggel. Ez az egyezőség az adatbázisban 1317 rekord esetén nem áll fenn, vélhetően adathiba miatt, így ezen rekordokat az adatbázisból a továbbiakban kizártam.

A 4.3 táblázat összefoglalóan tartalmazza, hogy mennyi rekordot tartalmazott a nyers adatbázis, továbbá mennyi rekord került kiszűrésre, illetve az adattisztítás utáni adatbázis mennyi rekordot tartalmazott.

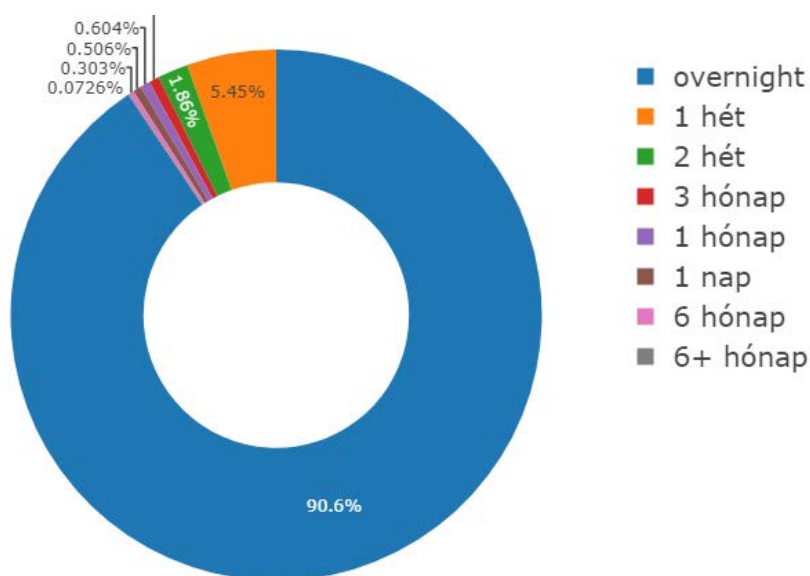
	Elemsszám
Adatbázis tisztítás előtt	114 049
Hiányzó partner azonosító	49
Törlés jelzővel ellátott rekordok és párjuk törlése	420
Többszörösen jelentett, törléssel nem korrigált ügyletek	184
Belföldi partnerrel kötött, pár nélkül jelentett ügyletek	289
Belföldi partnerrel kötött, mindkét fél által jelentett ügyletek közül egy irány megtartása	12 036
Nem egyező devizaösszeg a spot és forward lábakon	1 317
Adatbázis tisztítás után	99 754

4.3. táblázat. Az FX-swap adatbázisban szereplő ügyletek elemszáma adattisztítás előtt és után

¹⁴Mindkét esetben csak HUF, EUR, USD és CHF devizák lettek jelentve.

F/3. A fedezetlen bankközi hitelek piacának forgalma

A 4.2 kördiagramm a fedezetlen bankközi hitelek piacán, 2012.01.01-2015.12.31 közötti ügyletek darabszámának megoszlását mutatja overnight – nem overnight bontásban, továbbá a nem-overnight ügyletek esetén lejárat szerinti bontásban is. A kördiagramm alapját az előzőekben bemutatott tisztított adatbázis képezte. A nem-overnight ügyleteket a bankközi ügylet záró dátumának és az értéknapi szerinti kezdődátumának különbsége alapján a következő lejárat szerinti csoportokba soroltam: 1 napos, 1 hetes, 2 hetes, 1 hónapos, 3 hónapos, 6 hónapos és 6 hónapon túli lejáratú csoportok.



4.2. ábra. A fedezetlen bankközi hitelek lejárat szerinti megoszlása

A 4.2 kördiagramm alapján látható, hogy a vizsgált időszak alatt a fedezetlen bankközi ügyletek több, mint 90%-a overnight típus volt, továbbá jelentősebb arányt kizárólag az 1 nap-1 hét közötti lejáratú (5,45%), illetve az 1-2 hét közötti lejáratú rendelkező ügyletek (1,86%) tettek ki. A 4.4 táblázat a fentiekben ismertetett overnight – nem-overnight bontásban, illetve a nem-overnight ügyletek esetén lejárat szerint tartalmazza szerződés szerinti összegek leíró statisztikai jellemzőit. A táblázatban szerepeltetett értékek millió forintban értendők.

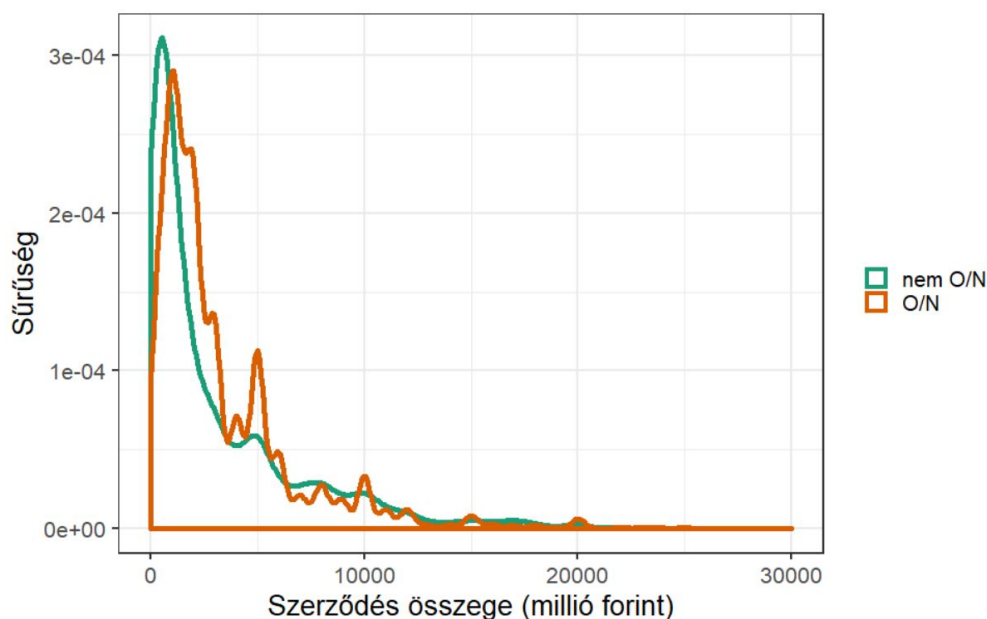
A 4.4 táblázatból látható, hogy a legkevesebb ügyletet a hosszabb (6+ hónap) lejáratú csoportban kötötték, illetve a nem-overnight ügyletek esetén jól látható, hogy az ügyletek túlnyomó többsége rövid futamidejű, melyek összhangban vannak a várakozással, mely szerint a fedezetlen bankközi hitelek piaca likviditásmenedzsment egyik lehetséges eszköze (Lublóy (2004)). Továbbá a fenti táblázat alapján az overnight ügyletek átlagos szerződéses összege (3.26 milliárd HUF) meghaladja a nem-overnight ügyletek átlagos szerződéses összegét (3.08 milliárd HUF), azaz nem csak darabszámban, de átlagos szerződéses összeg szerint is az overnight ügyletek dominálnak. A fenti táblázat alapján az

Lejárat	Ügyletek száma	Minimum	Q1	Medián	Átlag	Q3	Maximum
O/N + nem O/N	38 558	2	1 000	2 000	3 244	4 500	67 000
–overnight	34 928	3	1 000	2 000	3 261	4 500	28 000
–nem overnight	3 630	2	451	1 400	3 079	4 500	67 000
–ebből: 1 nap	195	120	2 000	4 000	4 744	5 750	25 000
1 hét	2 100	4	640	2 000	3 787	5 700	30 000
2 hét	718	6	350	917	2 047	2 001	21 871
1 hónap	233	4	280	600	1 756	2 000	15 838
3 hónap	239	4	301	500	768	1 000	5 000
6 hónap	117	2	180	510	1 512	890	67 000
6+ hónap	28	60	148	190	2 097	475	50 000

4.4. táblázat. Fedezetlen bankközi hitelek piacán kötött ügyletek szerződés szerinti összegeinek leíró statisztikai jellemzői (millió HUF)

egyes csoportok átlagait a mediánnal, illetve a harmadik kvartilist (Q3) a maximummal összevetve a várakozásokkal összhangban az látszik, hogy az átlag minden csoportban nagyobb, mint a medián, illetve a maximum egyes csoportoknál egy nagyságrenddel nagyobb a 75. percentilisének, azaz minden csoportban a szerződéses összegek eloszlása jobbra ferde. Azaz vélhetően ezen eloszlások vastag szélűek, így az átlagos szerződéses összegektől jóval nagyobb összegek előfordulási valószínűsége nagyobb, mint a szimmetrikus normális eloszlás esetén. További érdekesség, hogy az overnight ügyletek maximális szerződéses összegét (28 milliárd HUF) a nem-overnight ügyletek három lejáratú csoportjának maximuma is meghaladja, valamint a két leghosszabb lejáratú csoport esetén annyira dominálnak a nagyobb szerződéses összegek, hogy az átlag még a harmadik kvartilist is jelentősen meghaladja. A várakozásoknak megfelelően a fedezetlen bankközi hitelek piacán egyre hosszabb lejáratú csoportokban egyre kevesebb ügyletkötést láthatunk, ugyanakkor ezek között nem ritkák a jelentősen magas szerződéses összegek.

A 4.3 grafikon segítségével azt vizsgálom, hogy az overnight és nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek eloszlása hasonlónak tekinthető-e. A 4.3 grafikon az overnight és nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek sűrűségfüggvényeit ábrázolja.



4.3. ábra. Az overnight és nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek sűrűségfüggvényei

A 4.3 grafikon alapján az overnight és nem-overnight ügyletek szerződéses összegeinek eloszlása nem tér el szignifikánsan, ugyanakkor ennek statisztikai igazolása céljából összevetettem a két minta eloszlását Kolmogorov-Szmirnov teszt segítségével is, melynek a nullhipotézise szerint a két minta eloszlása megegyezik. Az általam kapott p érték 0.081, melynek értelmében a szokásos szignifikancia szint (5%) mellett a nullhipotézis nem vethető el, azaz a két minta eloszlása nem tér el egymástól szignifikánsan. Az előzőeken túl, figyelembe véve a nem-overnight ügyletek kis részarányát (9.4%), a forgalmi elemzés során nem különböztetem meg a fedezetlen bankközi ügyleteket sem lejárat, sem overnight jelleg alapján, így a számítások az adatbázist alkotó összes ügyleten fognak alapulni.

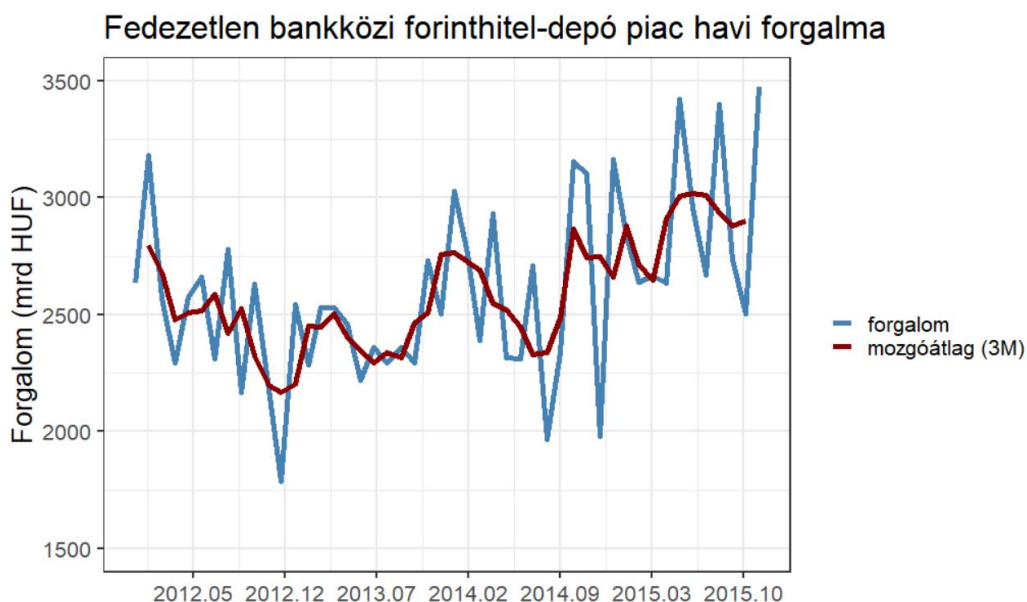
A fedezetlen bankközi forint hitel-depo piac forgalmának vizsgálatához a teljes adatbázist a bankközi ügylet értéknapi szerinti kezdődátumának felhasználásával napi, heti és havi szintre aggregáltam, majd az így kapott aggregált adatbázisokon kiszámítottam a napi, heti és havi forgalmak legfontosabb leíró statisztikai mutatószámait. Az így kapott eredményeket a 4.5 táblázat foglalja össze.

Aggregáltsági szint	Átlag	Medián	Szórás	Relatív szórás	Minimum	Maximum
napi	124	123	39	0.31	2	286
heti	592	600	149	0.25	45	974
havi	2 604	2 570	379	0.14	1 785	3 473

4.5. táblázat. A fedezetlen bankközi ügyletek piacának napi, heti és havi forgalmának leíró statisztikai mutatószámai (milliárd HUF)

A 4.5 táblázatból látható, hogy az átlagos napi forgalom 124 milliárd forint, míg az átlagos heti és havi forgalom 592, illetve 2604 milliárd forint, továbbá a különböző aggregáltsági szintek mellett kapott medián értékek majdnem megegyeznek az átlagokkal. A

relatív szórás mutatók alapján látható, hogy az aggregáltsági szint növekedésével a volatilitás jelentősen csökken, mely a későbbiekben fontos lesz a hálózati mutatók számítása során a megfelelő aggregáltsági szint megválasztása során. A 4.4 ábra a fedezetlen bankközi forint hitel-depó piac havi forgalmának alakulását mutatja 2012.01.01-2015.12.31 között, továbbá a piros görbe a havi forgalmi idősorra illesztett három havi mozgóátlagot jelöli.



4.4. ábra. A fedezetlen bankközi ügyletek piacának havi forgalma

A 4.4 grafikon alapján látható, hogy a fedezetlen bankközi forint hitel-depó piac havi forgalma 2012.01.01-2015.12.31 között egy elég széles, 1785 és 3474 milliárd forintos sávon belül mozgott. Továbbá az is látható, hogy míg 2012 év eleje és év vége között a forgalom csökkenő trendet mutat, addig a forgalmat 2014 év végétől 2015 év végéig egy növekvő trend jellemezte.

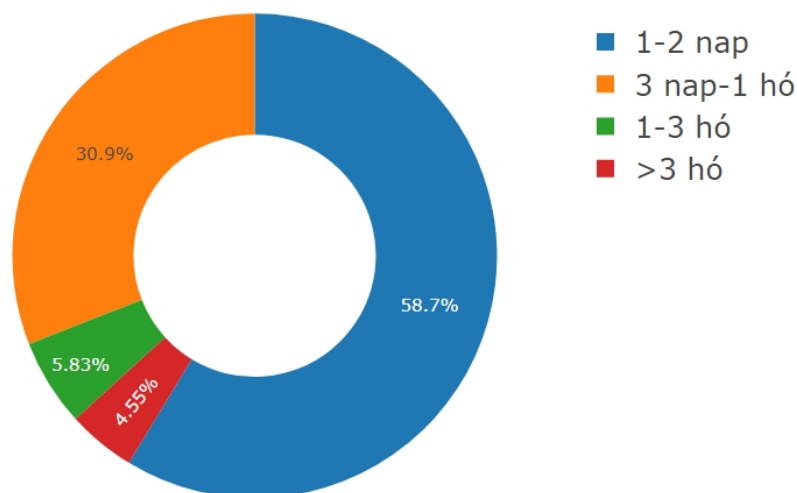
F/4. Az FX-swap piac forgalma

A 4.6 táblázat a deviza/HUF swap-ügyletek forintban vett eladási összegének jellemzőit foglalja össze a partner belföldi vagy külföldi volta, illetve a vételi deviza szerinti bontásban.

Rezidens	Vételi deviza	Ügyletek száma	Átlag	Medián	Minimum	Maximum	Szórás
Belföldi	CHF+EUR+USD	11 524	5.58	4.48	0.01	75.70	5.09
	CHF	118	3.44	1.44	0.13	51.64	7.17
	EUR	5 314	4.12	3.00	0.01	75.70	4.29
	USD	6 092	6.90	5.00	0.01	48.11	5.32
Külföld	CHF+EUR+USD	24 194	4.67	1.77	0.00	130.00	7.55
	CHF	178	5.13	1.12	0.02	70.22	9.40
	EUR	6 139	3.16	1.14	0.00	78.88	5.90
	USD	17 877	5.11	2.00	0.00	130.00	7.96
Belföld+külföld	CHF+EUR+USD	35 718	4.93	2.81	0.00	130.00	6.86

4.6. táblázat. Deviza/HUF swap ügyletek leíró statisztikai jellemzői (Mrd HUF)

A 4.6 táblázatból látható, hogy a deviza/HUF swap ügyletek mindössze 32.26%-át kötötték az adatszolgáltatók belföldi partnerrel, mely abból a szemszögből nem meglepő, hogy a magyar bankok jelentős része külföldi tulajdonú bankcsoport leánya, így vélhetően a leánybankok leginkább az anyabankkal kötnek ügyletet. Továbbá a 4.6 táblázat alapján szintén jól látható, hogy mind a belföldi, mind a külföldi partnerekkel kötött ügyletek esetén a dollár, mint deviza a leginkább keresett. Ugyanakkor belföldi partner esetén az euró ügyletek darabszáma arányait tekintve nem marad el jelentősen a dollártól (46.11%, illetve 52.86%), addig külföldi partner esetén jelentős a különbség (25.37%, illetve 73.89%). Darabszám alapon a legkevésbé keresett deviza belföldi és külföldi partner esetén a svájci frank. Az átlagokat és mediánokat összevetve hasonló jelenség tapasztalható, mint a fedezetlen bankközi forinthitel-depo piac szerződéses összegeinél: az átlag minden szegmensben meghaladja a mediánt, azaz a forintban vett eladási összegek eloszlásai vélhetően balra ferdek. A továbbiakban lejárat elemzéshez a deviza/HUF swap ügyleteket a termin értéknapi (termin láb), valamint az értéknapi (induló láb) különbsége alapján négy lejárat szegmensbe soroltam be: 1-2 nap, 3 nap-1 hónap, 1-3 hónap és 3 hónapon túli szegmensek. A 4.5 kördiagram az egyes ügyletek lejárat szegmensek szerinti megoszlását mutatja.



4.5. ábra. Deviza/HUF swap ügyletek lejárat szerinti megoszlása

A 4.5 ábra alapján a deviza/HUF swap ügyletek 59%-a rövid lejáratú, 1-2 napos ügylet, továbbá az ügyletek további 31%-a 3 nap és 1 hét közötti lejáratú, valamint az ügyletek csupán 10%-a 1 hétnél hosszabb lejáratú. A 4.7 táblázat deviza és lejárat szerinti bontásban foglalja össze a deviza/HUF swap-ügyletek forintban vett eladási összegének statisztikai jellemzőit.

Vételi deviza	Futamidő	Ügyletek száma	Átlag	Medián	Minimum	Maximum	Szórás
CHF	1-2 nap	43	1.24	0.61	0.03	7.17	1.64
	3 nap-1 hó	151	2.51	0.98	0.02	29.88	4.51
	1-3 hó	66	7.13	1.77	0.05	70.22	12.66
	>3 hó	36	11.54	9.90	0.03	51.59	11.92
EUR	1-2 nap	4 790	3.25	1.93	0.00	67.64	4.40
	3 nap-1 hó	4 509	3.60	2.79	0.00	78.88	4.92
	1-3 hó	1 248	4.64	2.84	0.01	75.70	7.04
	>3 hó	906	4.12	0.63	0.00	55.10	7.27
USD	1-2 nap	16 129	5.67	3.20	0.00	130.00	7.52
	3 nap-1 hó	6 391	5.66	3.13	0.00	91.00	7.60
	1-3 hó	767	4.69	2.46	0.01	34.71	5.52
	>3 hó	682	3.35	1.98	0.00	23.31	3.91

4.7. táblázat. Deviza/HUF swap ügyletek leíró statisztikai jellemzői vételi deviza és lejárat szerinti bontásban (Mrd HUF)

A 4.7 táblázatból látható, hogy az USD/HUF swapok esetén az ügyletek túlnyomó többsége (67%) 1-2 napos lejáratúval rendelkezik, ugyanakkor ez a dominancia az EUR/HUF swapok esetén már nem ennyire erős, mivel az ügyletek csak 42%-a tartozik ebbe a lejáratú szegmensbe, illetve a 3 nap-1 hónap lejáratú szegmens is az ügyletek közel hasonló arányát tartalmazza (39%). A CHF/HUF részpiac habár a kötött ügyletek számosságát tekintve nem jelentős az EUR/HUF és USD/HUF részpiacokhoz viszonyítva, ugyanakkor ezen részpiacokkal ellentétben arányait tekintve a legtöbb ügylet a 3 nap-1 hónap lejáratú szegmensben lett megkötve a vizsgált időhorizonton. A deviza/HUF

swap-ügyletek forintban vett eladási összegének átlagát, a mediánját és a maximumát vizsgálva a következő következtetések vonhatók le:

- a CHF/HUF részpiac esetén a forintban vett eladási összegek átlaga és mediánja a hosszabb, 3 hónapon túli lejáratú szegmensben a legmagasabb, míg a legrövidebb, 1-2 napos szegmensben a legalacsonyabb
- az USD/HUF részpiacon a forintban vett eladási összegek átlaga, mediánja és maximuma alapján a rövidebb 1-2 napos és 3 nap-1 hónapos szegmensek darabszám mellett az ügyletek mérete alapján is felülmúlják a hosszabb szegmenseket
- az EUR/HUF részpiac esetén habár az ügyletek számát tekintve a rövidebb szegmensek dominálnak, addig a kötött ügyletek átlagos mérete, mediánja és maximuma alapján már inkább a hosszabb szegmensek tűnnek meghatározóbbnak.

A 4.8 táblázat, hasonlóan az előzőhöz a deviza/HUF ügyletek forintban vett eladási összegének statisztikai jellemzőit mutatja, ugyanakkor a partner rezidens jellege, illetve futamidő szerinti bontásban.

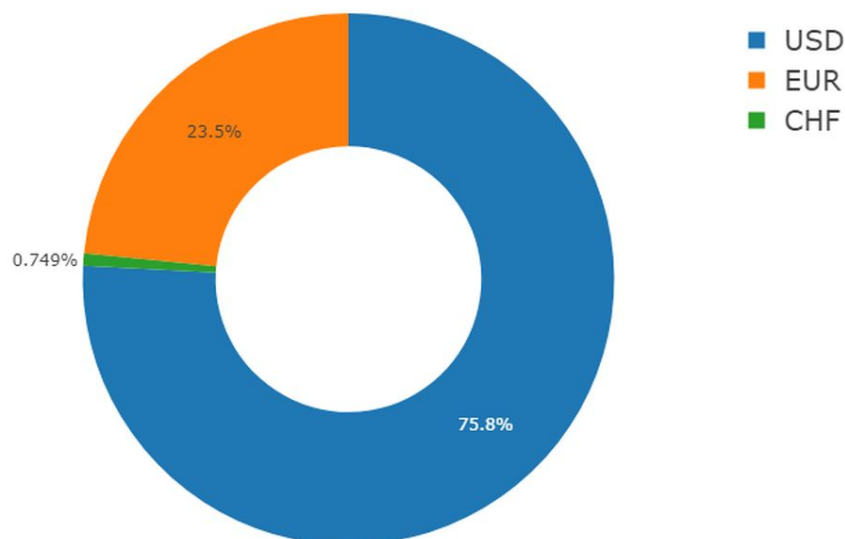
Rezidens	Futamidő	Ügyletek száma	Átlag	Medián	Minimum	Maximum	Szórás
Belföldi	1-2 nap	6 833	6.02	5.00	0.02	48.11	5.18
	3 nap-1 hó	3 725	5.11	4.00	0.01	40.23	4.65
	1-3 hó	721	4.66	3.02	0.01	75.70	6.06
	>3 hó	245	3.33	1.42	0.01	21.47	4.15
Külföldi	1-2 nap	14 129	4.66	1.67	0.00	130.00	7.69
	3 nap-1 hó	7 326	4.60	2.00	0.00	91.00	7.50
	1-3 hó	1 360	4.78	2.27	0.01	70.22	7.16
	>3 hó	1 379	4.07	0.95	0.00	55.10	6.67

4.8. táblázat. Deviza/HUF swap ügyletek leíró statisztikai jellemzői a partner rezidens volta és lejárat szerinti bontásban (Mrd HUF)

A 4.8 táblázat alapján látható, hogy az ügyletek számosságát tekintve a partner az esetek többségében (68%) külföldi, továbbá az ügyletek többsége a rövid futamidejű, 1-2 napos szegmensben található mind belföldi (59%), mind külföldi partner esetén (58%). Tekintettel a már említett tényre, mely szerint a magyar bankok jelentős része külföldi tulajdonú bankcsoport leánybankja, a magas számosságú külföldi partnerrel kötött ügylet száma nem meglepő, hiszen vélhetően swap ügyletet a magyar leánybank elsődlegesen az anyabankjával vagy annak más külföldi leánybankjával köt. A rövid futamidejű szegmensekbe sorolt ügyletek magas részarányából pedig arra lehet következtetni, hogy a magyar bankok az FX-swap piacra leginkább a rövid lejáratú deviza likviditásmenedzsment egy lehetséges eszközeként tekintenek. A deviza/HUF swap ügyletek forintban vett eladási összegének statisztikai jellemzői alapján az átlag és medián értékekből látható, hogy az adatszolgáltatók a hosszabb, 3 hónapon túli szegmenst kivéve átlagosan nagyobb volumenű ügyletet kötnek belföldi partnereikkel, mint a külföldiekkel. Összefoglalva tehát:

- az adatszolgáltatók a deviza/HUF swap ügyletek többségét külföldi partnerekkel kötik
- az ügyletek többsége rövid, pár napos futamidejű függetlenül attól, hogy a partner külföldi-e vagy belföldi
- a hosszabb, 3 hónapon túli ügyleteket számosság alapján inkább külföldi partnerrel kötik, melyek átlagos volumene magasabb a belföldi ügyletekénél
- a rövidebb, 3 hónapon belüli futamidejű ügyleteket habár számosság alapján inkább külföldi partnerrel kötik, ugyanakkor átlagos volument tekintve a belföldi partnerrel kötött ügyletek bizonyultak magasabbnak.

A deviza/HUF swap ügyletek forgalmának vizsgálatához az adatbázisban szereplő eladási összegeket először vételi deviza szerinti bontásban aggregáltam a teljes időhorizontra (2012.01.01-2015.12.31). Az eladási összegek vételi devizák szerinti megoszlását a 4.6 kördiagram mutatja.



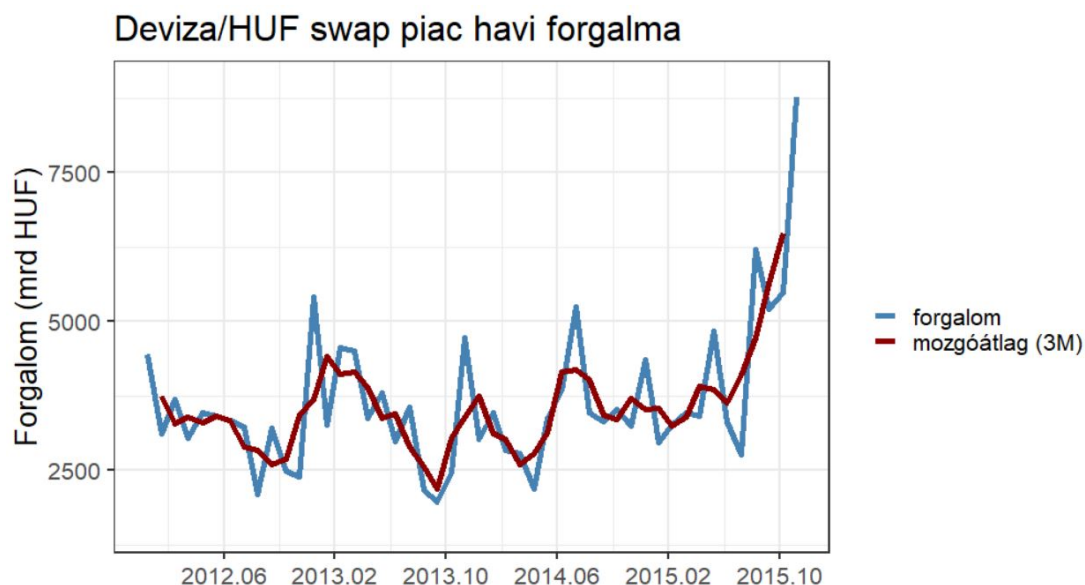
4.6. ábra. Deviza/HUF swap ügyletek forintban vett eladási összegeinek vételi devizánkénti megoszlása

A kördiagram alapján látható, hogy a teljes időhorizonton volumen alapján a forgalom több, mint 75.8%-át adják az USD/HUF swap ügyletek, míg az EUR/HUF ügyletek csupán a teljes forgalom 23.5%-át adják. Az USD/HUF swap ügyletek darabszám és volumen alapú dominanciája tovább erősíti azt a várakozást, mely szerint vélhetően a későbbi hálózati elemzések során a vételi deviza szerinti elkülönült vizsgálat nem lesz indokolt. A deviza/HUF piac forgalmának további vizsgálatához a teljes adatbázist az ügyletek értéknap szerinti kezdődátumának felhasználásával napi, heti és havi szintre aggregáltam, majd az így kapott aggregált adatbázisokon kiszámítottam a napi, heti és havi forgalmak legfontosabb leíró statisztikai mutatószámait. Az így kapott eredményeket a 4.9 táblázat foglalja össze.

Aggregáltsági szint	Átlag	Medián	Szórás	Relatív szórás	Minimum	Maximum
napi	176	158	93	0.52	0.03	642
heti	826	761	366	0.44	0.03	2 432
havi	3 649	3 372	1 214	0.33	1 962	8 765

4.9. táblázat. A deviza/HUF swap ügyletek piacának napi, heti és havi forgalmának leíró statisztikai mutatószámai (milliárd HUF)

A 4.9 táblázat alapján látható, hogy az átlagos napi forgalom 176 milliárd forint, míg az átlagos heti és havi forgalom 826, illetve 3649 milliárd forint, továbbá a különböző aggregáltsági szintek mellett kapott medián értékek majdnem megegyeznek az átlagokkal. A relatív szórás mutatók alapján látható, hogy az aggregáltsági szint növekedésével a volatilitás jelentősen csökken. A 4.7 ábra a deviza/HUF swap piac havi forgalmának alakulását mutatja 2012.01.01-2015.12.31 között, továbbá a piros görbe a havi forgalmi idősorra illesztett három havi mozgóátlagot jelöli.



4.7. ábra. A deviza/HUF swap ügyletek piacának havi forgalma

A 4.7 grafikon alapján látható, hogy a deviza/HUF swap piac havi forgalma 2012.01.01-2015.12.31 között egy elég széles, 1962 és 8765 milliárd forintos sávon belül mozgott. Továbbá a grafikonon az is látható, hogy több kiugró értéket tartalmaz az idősor, melyet jellemzően egy csökkenő trend követ. A kiugró értékek jellemzően a naptári évek utolsó, illetve első hónapjaihoz tartoznak, pl. 2013. január hónapban 5414 milliárd, 2013. decemberében 4865 milliárd, illetve 2015. decemberében 8765 milliárd forint, ugyanakkor két kiugró érték egy augusztusi és szeptemberi hónapban látható (2014. augusztusában 5355 milliárd, illetve 2015. szeptemberében 5489 milliárd forint).

F/5. A keresztdevizás swap ügyletek jellemzői

A 2.4 fejezetben említésre került, hogy az MNB által átadott FX-swap adatbázisból a deviza/HUF ügyletek leválogatása mellett elkülönítettem az USD/deviza, CHF/deviza és EUR/deviza ügyleteket, melyek a további elemzés alapját képezik. Ezen ügyletek átlagos nagysága és forgalma nem összevethető, mint a deviza/HUF ügyletek esetén a forintban vett eladási összegek, így az MNB által publikált¹⁵, 2012.01.01. – 2015.12.31. közötti középárfolyamok segítségével az értéknapi, devizában denominált vételi összegeket forintra váltottam az összehasonlíthatóság érdekében. A 4.10 táblázat a forintra átváltott vételi összegek statisztikáit mutatja vételi és eladási deviza szerinti bontásban.

Vételi deviza	Eladási deviza	Ügyletek száma	Átlag	Medián	Minimum	Maximum	Szórás
CHF	EUR	3 764	5.86	2.32	0.01	144.49	7.82
CHF	USD	2 819	4.45	2.43	0.00	82.15	5.48
EUR	CHF	2 482	6.57	1.97	0.00	126.28	11.25
EUR	USD	8 281	7.09	3.97	0.00	116.36	9.45
USD	CHF	2 638	5.44	3.59	0.02	60.06	6.27
USD	EUR	9 273	11.22	7.64	0.00	102.48	11.78

4.10. táblázat. A keresztdevizás swap ügyletek forintban vett vételi összegeinek statisztikai jellemzői vételi és eladási deviza szerinti bontásban (Mrd HUF)

A 4.10 táblázat alapján látható, hogy mind az ügyletek számát, mind az átlagos vételi összeget tekintve az EUR/USD és USD/EUR swap ügyletek dominálnak az átadott adatbázisban. Az említett kettő keresztdevizás ügylet közül az USD/EUR irány kiemelendő, mivel az átlagos vételi összeg 1.6-szorosa az EUR/USD iránynak. A többi keresztdevizás ügylet sem darabszámban, sem a vételi összeg átlagos értékét tekintve nem különbözik egymástól szignifikánsan az átadott adatbázisban. A 4.11 táblázat szintén a forintra váltott vételi összeg megfelelő statisztikáit mutatja, ugyanakkor már a partner belföldi vagy külföldi jellege, illetve futamidő szerinti bontásban.

Rezidens	Futamidő	Ügyletek száma	Átlag	Medián	Minimum	Maximum	Szórás
Belföldi	1-2 nap	92	2.15	0.61	0.03	14.13	3.02
	3 nap-1 hó	241	1.51	0.31	0.02	9.18	1.89
	1-3 hó	133	2.00	0.45	0.10	39.63	4.08
	>3 hó	27	21.08	3.96	0.18	144.49	36.54
Külföldi	1-2 nap	16 909	7.86	4.47	0.00	111.57	10.03
	3 nap-1 hó	8 971	7.79	4.01	0.00	126.28	10.24
	1-3 hó	1 711	7.92	5.25	0.01	85.57	8.75
	>3 hó	1 173	8.78	6.10	0.01	67.03	9.32

4.11. táblázat. A keresztdevizás swap ügyletek forintban vett vételi összegeinek statisztikai jellemzői a partner rezidens jellege és futamidő szerinti bontásban (Mrd HUF)

¹⁵<https://www.mnb.hu/arfolyam-lekerdezes>

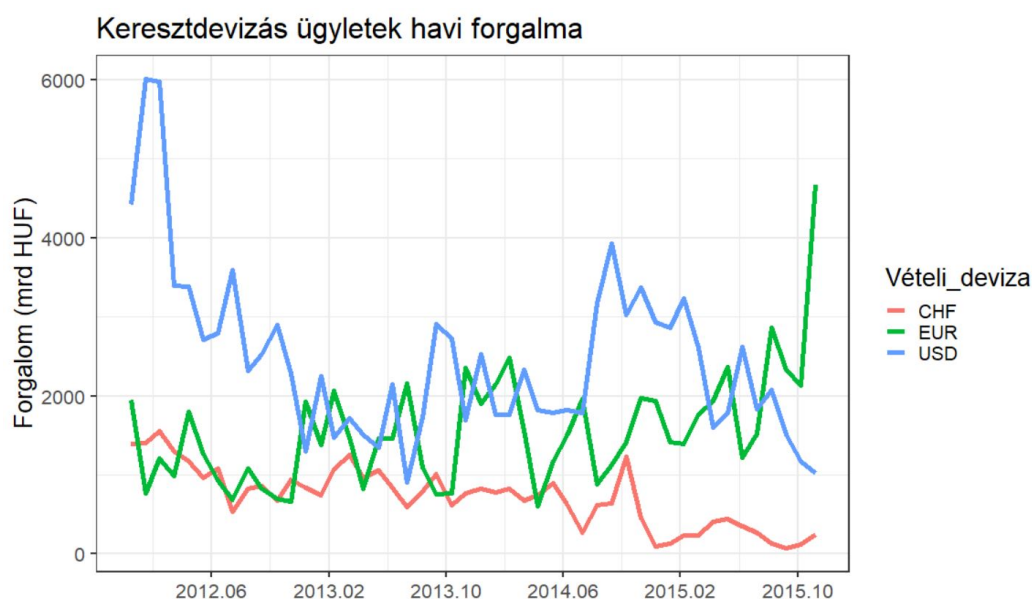
A 4.11 táblázat alapján egyértelműen látható, hogy keresztdevizás ügyletet az adat-szolgáltatók a vizsgált időhorizonton az esetek kevesebb, mint 2%-ában kötöttek belföldi partnerrel, azaz keresztdevizás ügyletet szinte kizárólag külföldi partnerrel kötnek. A külföldi partnerek esetén az egyes futamidő szerinti kategóriákat tekintve, hasonlóan a deviza/HUF ügyleteknél látottakhoz, az ügyletek 90%-a rövid lejáratú, ugyanakkor a vételi összegek átlagos értékét és mediánját tekintve nincs jelentős különbség a futamidő szerinti kategóriák között. Ami még érdekesség, hogy a belföldi partnerrel kötött ügyletek esetén a hosszabb, 3 hónapon túli ügyletek darabszáma igaz nagyon alacsony, ugyanakkor a vételi összeg átlaga kiemelkedően magas a többi futamidő szerinti kategóriához képest. Ugyanakkor tekintve a medián értéket, mely jelentősen alacsonyabb az átlagnál, az mondható el, hogy az átlag kiemelkedően magas értékét vélhetően néhány igen jelentős volumenű ügylet húzza el, mivel az ezen kategóriába eső ügyletek fele 3.96 milliárd forinttól alacsonyabb vételi összegű. A 4.12 táblázat szintén a forintra váltott vételi összeg megfelelő statisztikáit mutatja, ugyanakkor már vételi deviza és futamidő szerinti bontásban.

Vételi deviza	Futamidő	Ügyletek száma	Átlag	Medián	Minimum	Maximum	Szórás
CHF	1-2 nap	3 473	3.94	1.75	0.01	51.14	5.02
CHF	3 nap-1 hó	1 950	4.85	1.87	0	82.15	6.78
CHF	1-3 hó	6 71	8.05	7.25	0.07	55.61	7.2
CHF	>3 hó	489	12.34	9.64	0.18	144.49	11.99
EUR	1-2 nap	5 864	7.23	3.96	0	111.57	9.88
EUR	3 nap-1 hó	3 654	6.68	3.06	0.01	126.28	10.13
EUR	1-3 hó	742	6.31	3.13	0.01	56.83	8.77
EUR	>3 hó	503	6.93	3.12	0.02	67.03	9.78
USD	1-2 nap	7 664	10.05	6.35	0	102.48	11.15
USD	3 nap-1 hó	3 608	10.07	6.3	0.01	88.31	11.11
USD	1-3 hó	431	8.63	5.59	0.01	85.57	10.09
USD	>3 hó	208	6.5	4.21	0.01	48.76	8.05

4.12. táblázat. A keresztdevizás swap ügyletek forintban vett vételi összegeinek statisztikai jellemzői vételi deviza és futamidő szerinti bontásban (Mrd HUF)

A 4.12 tábla alapján látható, hogy az ügyletek számát tekintve minden vételi deviza esetén a rövid futamidejű szegmensek tartalmazzák az ügyletek nagyobb hányadát. Ugyanakkor tekintve a hosszabb, 3 hónapon túli futamidejű, CHF vételi devizájú ügyleteket, mind az átlag, a medián és a maximum is ezen szegmensen belül a legmagasabb, azaz hosszabb lejárat esetén a svájci frank vételi devizájú ügyletek dominálnak átlagos vételi összeg alapon a keresztdevizás ügyletek esetén. Átlag és medián alapon a hosszabb, CHF vételi devizájú ügyleteket a rövid, 1-2 napos, illetve 3 nap-1 hónap közötti futamidejű, USD vételi devizájú ügyletek követik. Az EUR vételi devizájú ügyletek esetén mind az ügyletek számosságát, mind az átlagos vételi összeget és annak mediánját tekintve a rövid, 1-2 napos futamidejű ügyletek a leginkább jelentősek. A deviza/HUF swap ügyletekhez hasonlóan a vételi devizánkénti forgalom bemutatásához a keresztdevizás ügyleteket havi szintre aggregáltam az előzetesen forintra átváltott vételi összeget használva. A 4.8 grafikon vételi devizánként mutatja be a keresztdevizás ügyletek havi

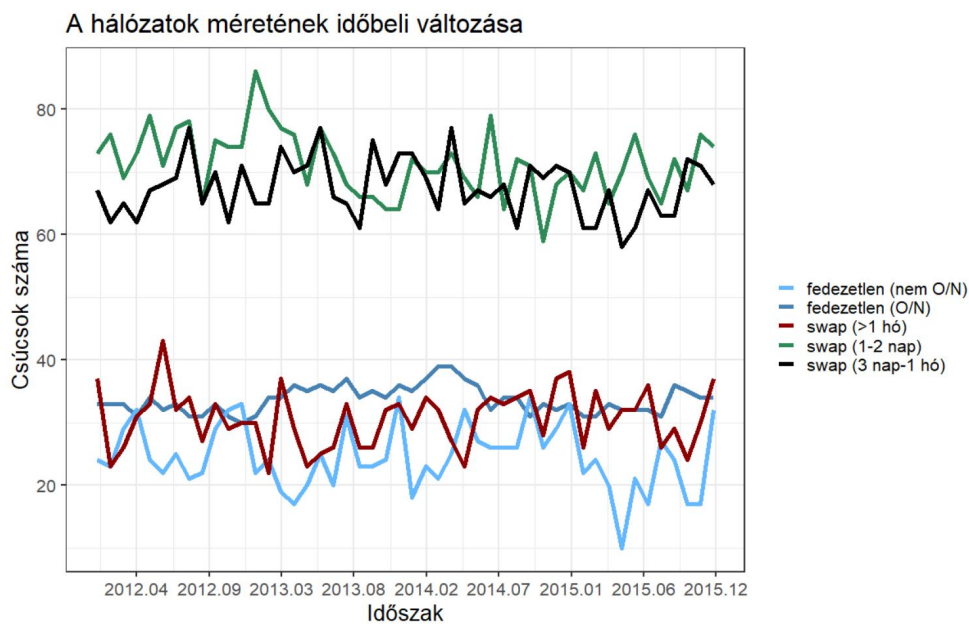
forgalmát 2012.01.01. – 2015.12.31. között.



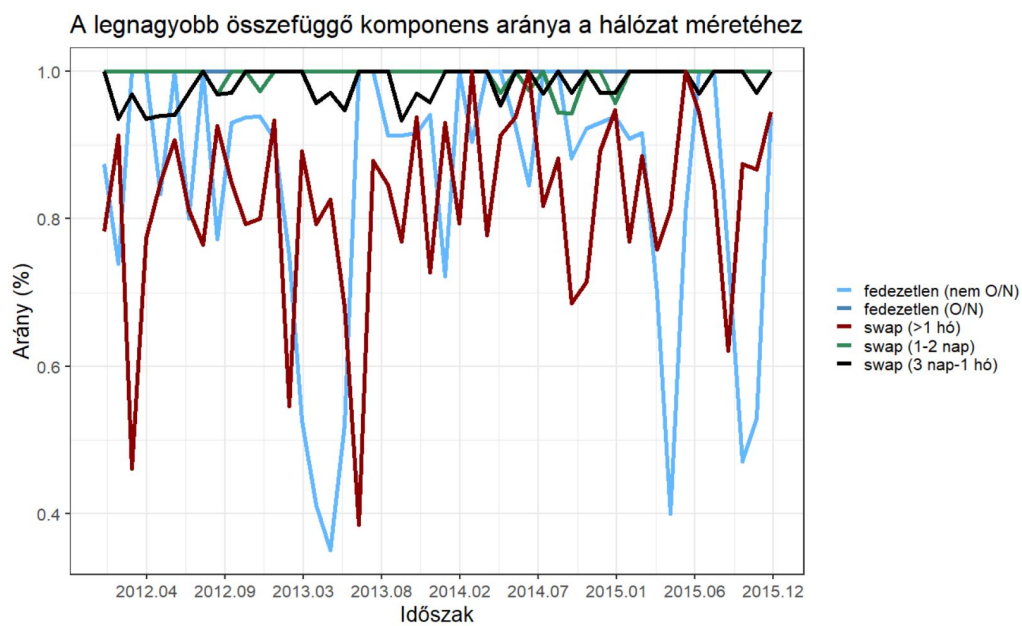
4.8. ábra. Keresztdevizás ügyletek havi forgalma vételi deviza szerinti bontásban (Mrd HUF)

A 4.8 ábrán az egyedi ügyletek vizsgálata során kapott eredmények alapján nem meglepő módon a svájci frank vételi devizájú ügyletek havi forgalma bizonyult a legalacsonyabbnak, míg a dollár vételi devizájú ügyletek havi forgalma a legmagasabbnak. Érdeemes megjegyezni, hogy a dollár vételi devizájú keresztdevizás swap ügyletek havi forgalma csökkenő tendenciát mutat 2012 elejétől egészen 2013 elejéig, továbbá a csökkenő trend megismétlődik egy 2014 szeptemberében hirtelen megemelkedő forgalmat követően. Az EUR vételi devizájú keresztdevizás ügyletek esetén a 2015 év végén látható forgalom növekedés éppen egybeesik a deviza/HUF swap ügyletek forgalma esetén látott, ugyanerre a periódusra tehető forgalom növekedéssel.

F/6. Hálózati mutatószámok részpiacok esetén

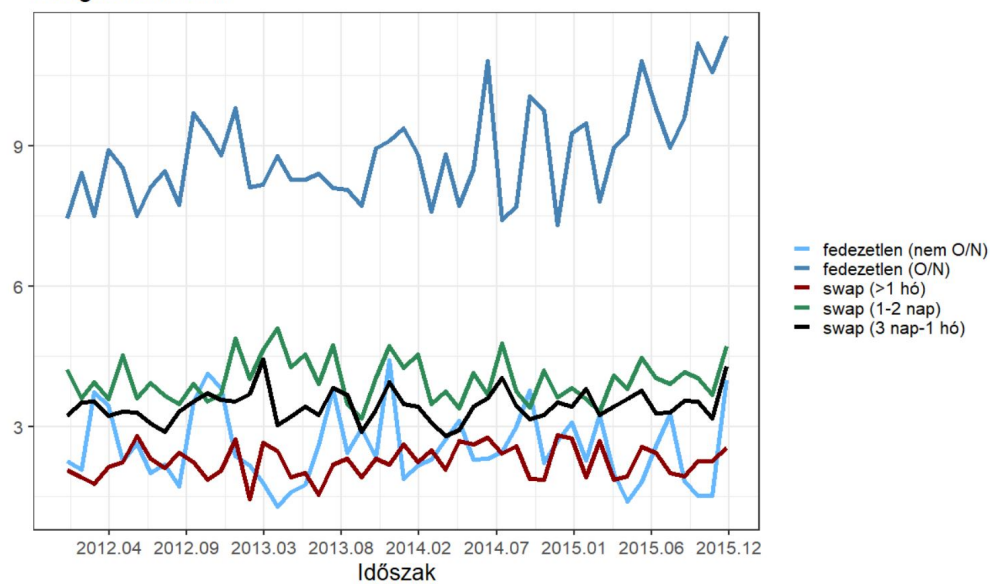


4.9. ábra. A hálózat méretének időbeli változása (részpiacok)



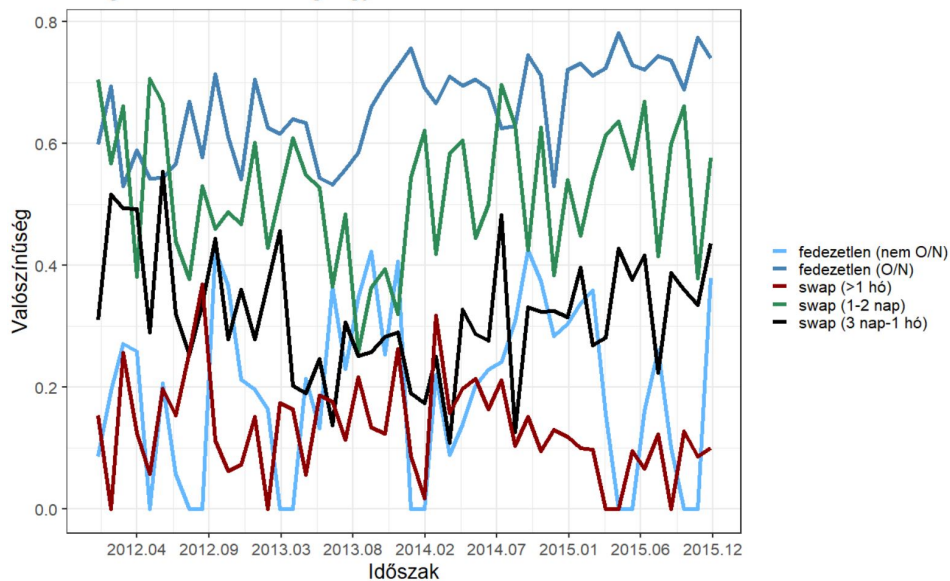
4.10. ábra. A legnagyobb összefüggő komponens aránya a hálózat méretéhez (részpiacok)

Átlagos foks szám

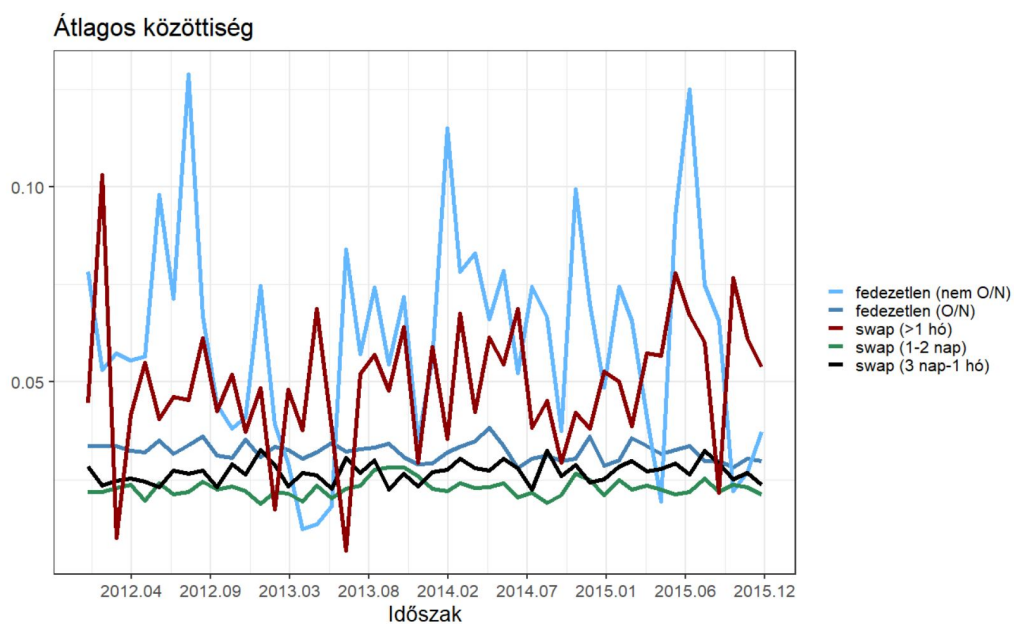


4.11. ábra. Átlagos foks szám (részpiacok)

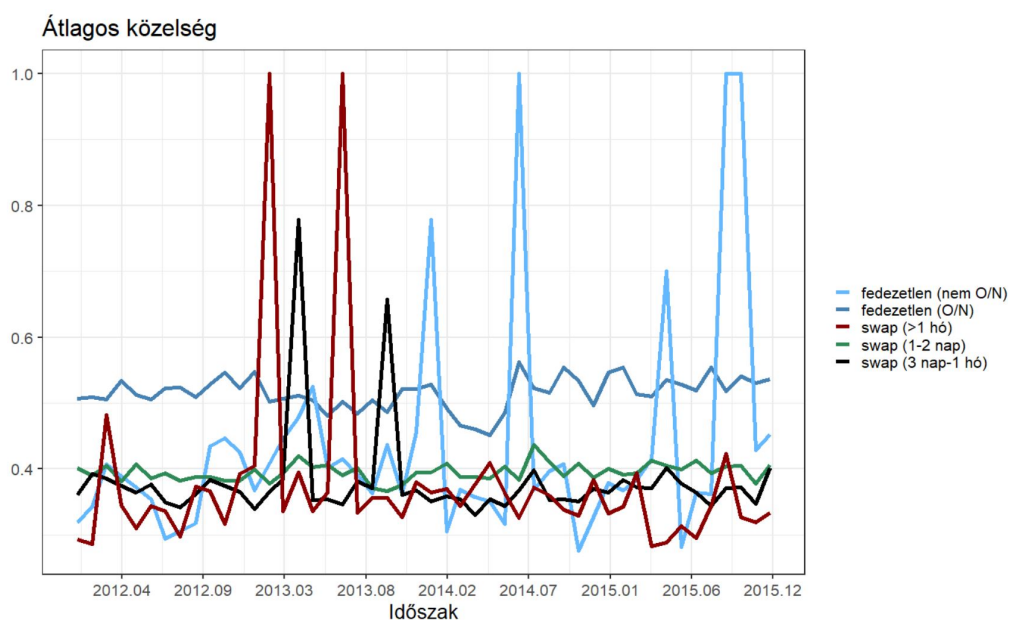
Átlagos klaszterezettségi együttható



4.12. ábra. Átlagos klaszterezettségi együttható (részpiacok)



4.13. ábra. Átlagos közöttiség (részpiacok)



4.14. ábra. Átlagos közelség (részpiacok)

F/7. A Barabási-Albert modell

A Barabási-Albert modell a következőképp működik (Barabási (2016)):

1. Adott m_0 számú csúcs, melyek között tetszőleges helyen új kapcsolatok jönnek létre addig, amíg a hálózatban (G) van kapcsolat nélküli csúcs. A Barabási-Albert modell alapvetően nyitva hagyja az első m_0 csúcs kezdeti konfigurációját.
2. A hálózat létrejötte után minden lépésben egy újabb csúcs adódik a hálózathoz, melyek $m \leq m_0$ számú, a hálózatban már meglévő csúcshoz kapcsolódnak (növekedés). Megjegyzem, a Barabási-Albert modell nem határozza meg, hogy az m számú kapcsolatot az új csúcshoz egyesével vagy egyszerre rendeljük hozzá, mely alapján nem lehet kizárni a többszörös élek létrejöttét.
3. Annak a valószínűsége, hogy egy új csúcs az i -edik, már meglévő csúcshoz kapcsolódik, az i -edik csúcs fokszámától függ, azaz

$$p(i) = \frac{d_G(i)}{\sum_j d_G(j)} \quad (4.1)$$

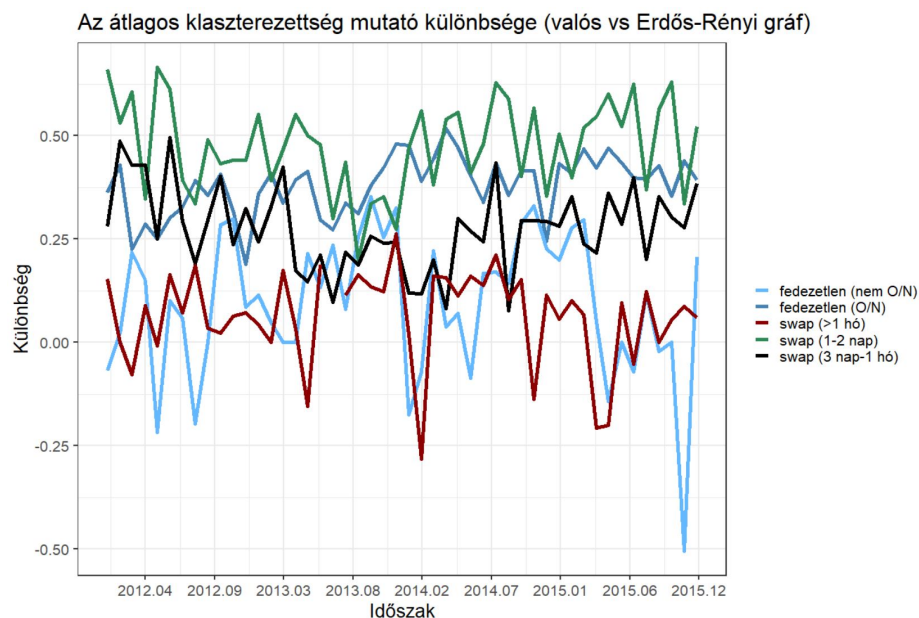
ahol j a hálózatban már meglévő csúcsokat jelöli. Azaz egy új csúcs szabadon kapcsolódhat bármely csúcshoz a hálózatban, ugyanakkor jóval nagyobb eséllyel kapcsolódik olyan csúcshoz, mely azt megelőzően is több más csúccsal volt kapcsolatban (preferenciális kapcsolódás).

Ahhoz, hogy a skálafüggetlenség megjelenjen egy generált hálózatban, mind a növekedés, mind a preferenciális kapcsolódás szükséges:

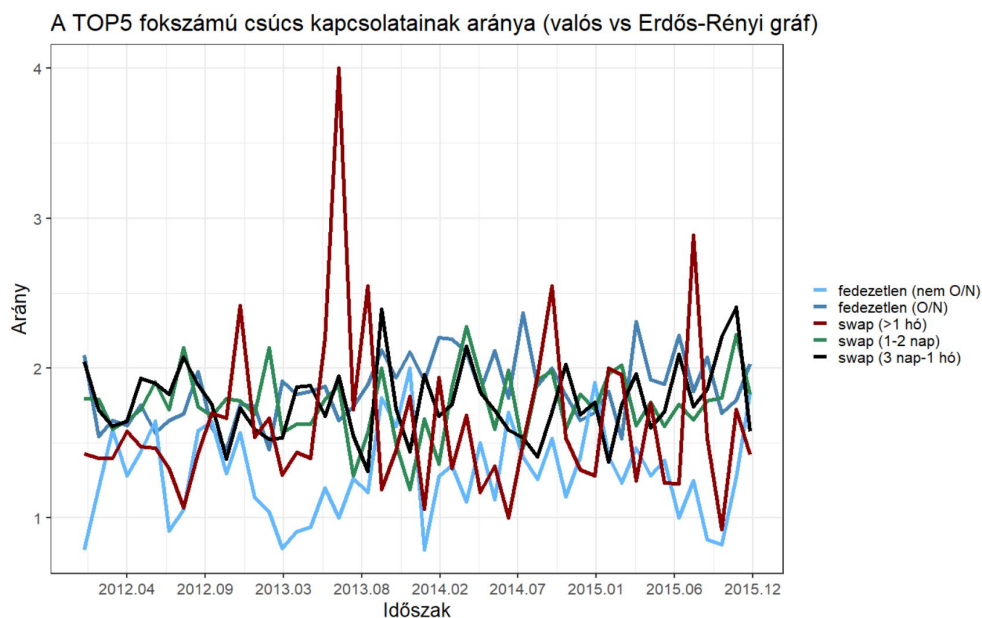
- amennyiben a hálózatot csak a növekedés jellemzi, úgy a preferenciális kapcsolódás hiányában a fokszámeloszlás exponenciális lesz, azaz nem jön létre a skálafüggetlenség és nem jönnek létre hub-ként funkcionáló csúcsok
- amennyiben a hálózatot csak a preferenciális kapcsolódás jellemzi, úgy a növekedés hiányában a csúcsok száma állandó, továbbá a fokszámeloszlás nem stacionárius, azaz egy átmeneti fejlődési szakasz után a csúcsok fokszáma az átlagos fokszámhoz fog konvergálni.

A Barabási-Albert modell által leírt hálózatok jellegzetes tulajdonsága a hatványfüggvény szerinti fokszámeloszlás. Ezen modellek esetén a fokszámeloszlás $\gamma = 3$ fokszámkitevőjű hatványfüggvényt követ (Barabási (2016)). Továbbá ezen modellek jellegzetessége, hogy a fokszámkitevő független az m és m_0 paramétereiktől, valamint a fokszámeloszlás időben állandó, azaz stacionárius.

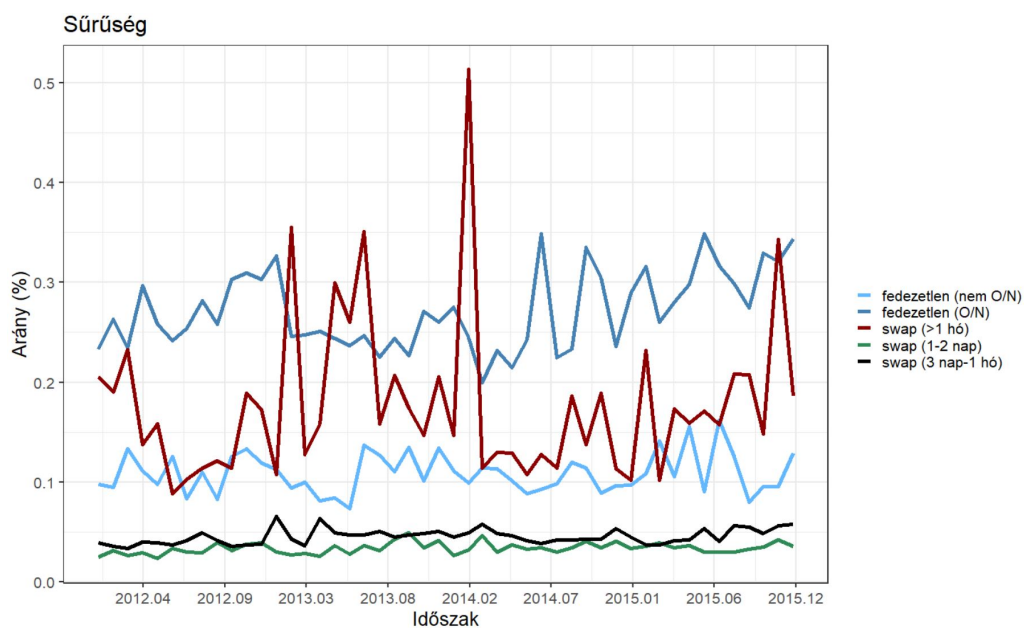
F/8. Kapcsolat a véletlen és skálafüggetlen hálózatokkal



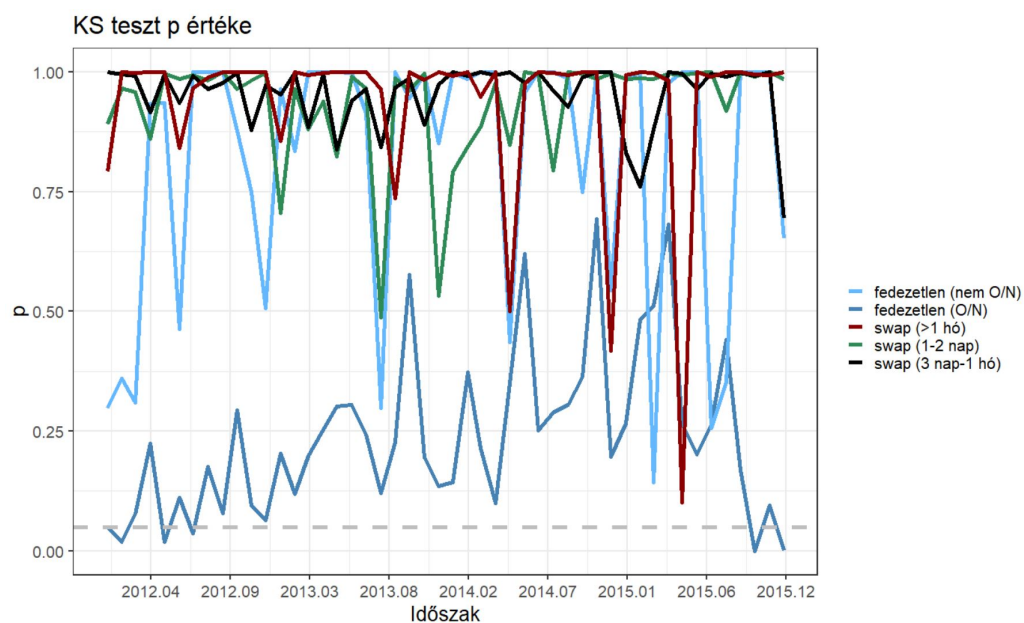
4.15. ábra. Az átlagos klaszterezettség mutatók különbsége valós és Erdős-Rényi gráfok esetén (részpiacok)



4.16. ábra. A TOP5 fokszerű csúcs kapcsolatainak aránya (valós és Erdős-Rényi gráfok, részpiacok)

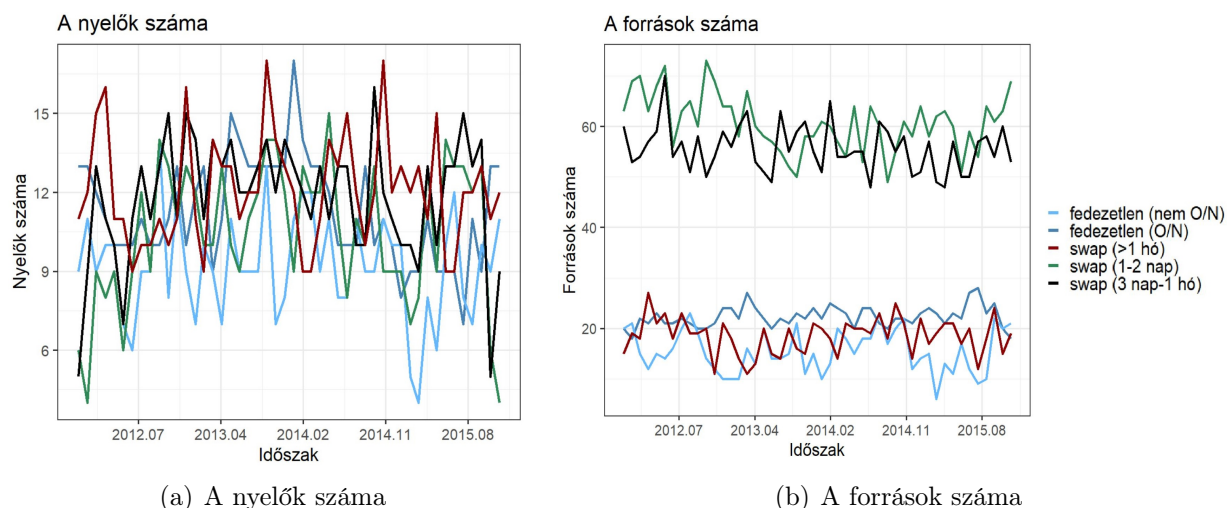


4.17. ábra. A havi hálózatok sűrűsége (részpiacok)

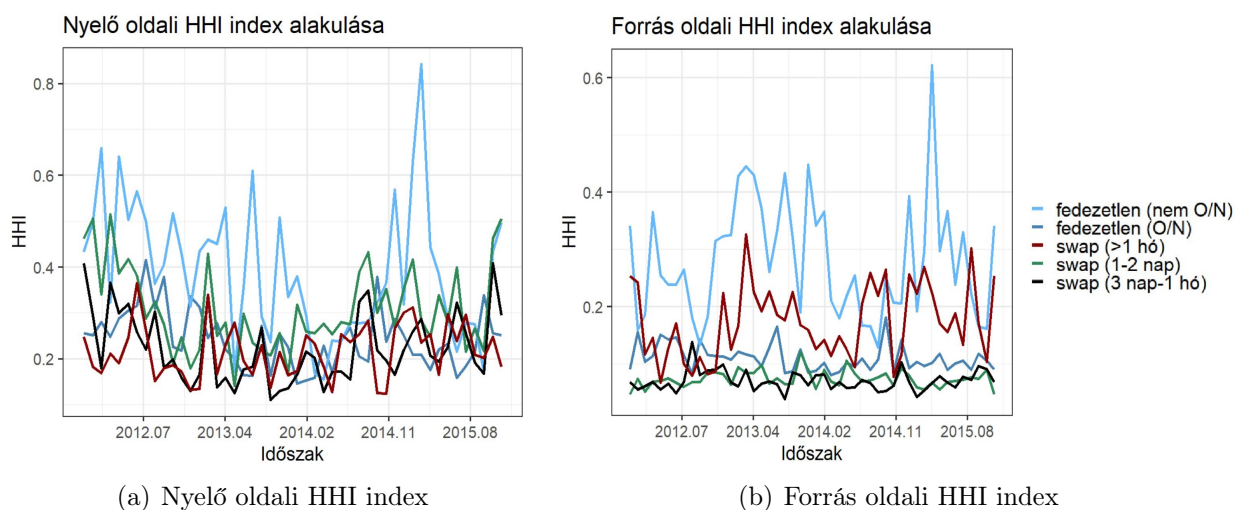


4.18. ábra. Az empirikus fokszámeloszlás és az illesztett hatványfüggvény-eloszlás összevetése Kolmogorov-Smirnov teszt segítségével (részpiacok)

F/9. A vizsgált hálózatok meghatározó szereplői részpiacok esetén



4.19. ábra. A nyelők és források számának időbeli alakulása (részpiacok)



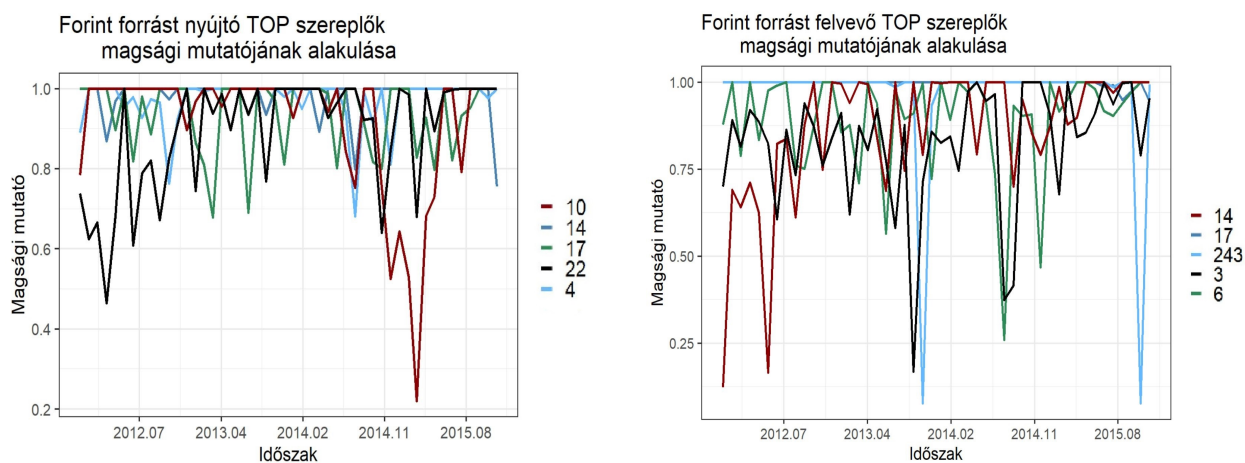
4.20. ábra. A forrás és nyelő oldali HHI-indexek idősora (részpiacok)

F/10. A centralitási mutatók szerinti TOP5 piaci szereplő

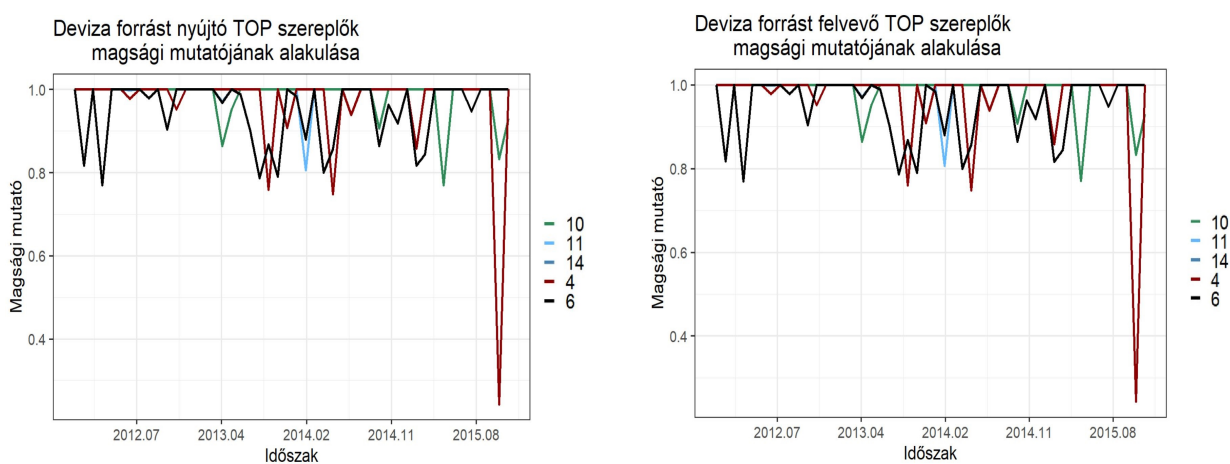
Centralitási mutatószám	Rang	Fedezetlen (teljes)	Fedezetlen (O/N)	Fedezetlen (nem O/N)	Swap (teljes)	Swap (1-2 nap)	Swap (3 nap-1 hó)	Swap (>1 hó)	Swap (belföld)
		id	id	id	id	id	id	id	id
Fokszám	1	17	17	243	14	14	14	10	14
	2	10	10	8	5	5	5	19	10
	3	14	14	10	11	11	11	4	11
	4	6	6	17	10	4	10	14	4
	5	8	243	19	4	6	4	17	3
Be-fokszám	1	243	243	243	14	14	14	10	14
	2	17	17	8	5	5	5	19	11
	3	14	14	17	11	11	11	4	5
	4	8	8	19	10	4	4	14	4
	5	6	6	10	4	3	10	8	10
Ki-fokszám	1	10	10	1	14	10	10	92	10
	2	17	14	22	5	14	14	10	14
	3	14	17	235	11	6	92	126	11
	4	4	4	4	10	11	6	59	6
	5	22	22	238	4	17	11	118	17
Közelség	1	10	10	228	14	14	14	10	14
	2	17	17	243	11	5	11	19	10
	3	243	243	8	10	11	5	4	11
	4	14	14	17	5	10	10	2	4
	5	6	6	19	6	6	6	14	3
Közöttiség	1	17	17	17	14	14	14	10	14
	2	10	10	10	5	11	10	14	10
	3	8	8	19	11	5	11	26	17
	4	14	14	8	10	10	5	4	11
	5	11	6	6	3	3	8	11	5
Sajátvektor	1	17	17	17	14	14	14	10	14
	2	14	14	19	11	11	11	19	11
	3	6	6	10	10	5	10	4	10
	4	10	10	243	4	6	4	14	4
	5	11	11	9	6	16	5	2	3
PageRank	1	243	243	243	14	14	14	19	14
	2	17	17	281	5	5	5	26	5
	3	10	10	8	11	11	11	10	11
	4	8	8	234	10	4	19	4	4
	5	14	14	19	4	16	4	5	10

4.13. táblázat. TOP5 piaci szereplő azonosítója piac/részipiac és centralitási mutató szerinti bontásban

F/11. A magsági mutatók időbeli alakulása



4.21. ábra. A teljes fedezetlen piac TOP magbeli szereplői magsági mutatószámának időbeli alakulása



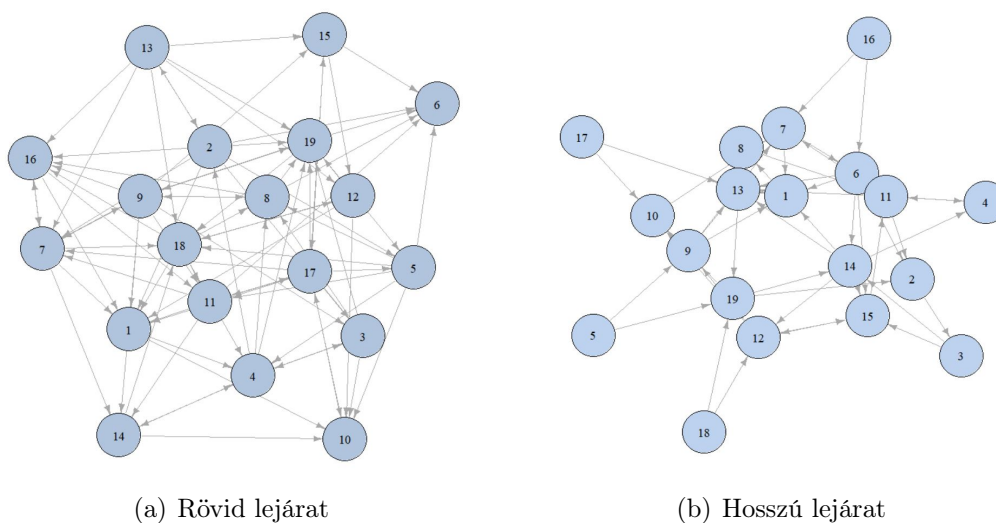
4.22. ábra. A teljes FX-swap piac TOP magbeli szereplői magsági mutatószámának időbeli alakulása

F/12. A modellben szereplő hitelintézetek és bankközi piaci adataik elérhetősége

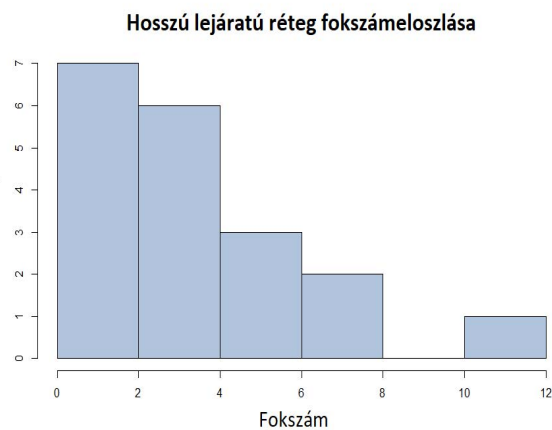
Hitelintézet	Bankközi adatok futamidő szerinti elérhetősége	Hitelintézetekkel szembeni követelések elérhetősége		Hitelintézetekkel szembeni kötelezettségek elérhetősége	
		kapcsolt vállalkozások	MNB	kapcsolt vállalkozások	MNB
Unicredit csoport	3 hónapon belül és túl	igen	igen	igen	igen
Kereskedelmi és Hitelbank-csoport	3 hónapon belül és túl	igen	nem	igen	igen
OTP Bank-csoport	3 hónapon belül és túl	-	igen	-	igen
ERSTE Bank Hungary-csoport	éven belül és túl	igen	igen	igen	igen
Raiffeisen Bank-csoport	éven belül és túl	igen	igen	igen	igen
MKB Bank-csoport	éven belül és túl	-	nem	-	igen
CIB Bank-csoport	3 hónapon belül és túl	igen	igen	igen	igen
BUDAPEST Hitel- és Fejlesztési Bank-csoport	3 hónapon belül és túl	-	nem	-	igen
Takarékszövetkezeti integráció	éven belül és túl	-	nem	-	igen
MagNet Magyar Közösségi Bank-csoport	nem elérhető	-	igen	-	igen
Magyar Cetelem Bank-csoport	nem elérhető	nem	nem	nem	nem
Sopron Bank Burgenland-csoport	3 hónapon belül és túl	igen	igen	igen	igen
Sberbank Magyarország Zrt.	3 hónapon belül és túl	igen	igen	igen	igen
Polgári Bank Zrt.	3 hónapon belül és túl	-	igen	-	igen
KDB Bank Európa Zrt.	éven belül és túl	igen	igen	igen	igen
GRÁNIT Bank Zrt.	nem elérhető	-	nem	-	nem
DUNA TAKARÉK BANK Zrt.	3 hónapon belül és túl	-	igen	-	igen
Commerzbank Zrt.	éven belül és túl	nem	nem	nem	nem
Bank of China (Hungária) Hitelintézet Zrt.	éven belül és túl	igen	nem	igen	igen

4.14. táblázat. A modellben szereplő magyar hitelintézetek, valamint bankközi piaci adataik elérhetősége

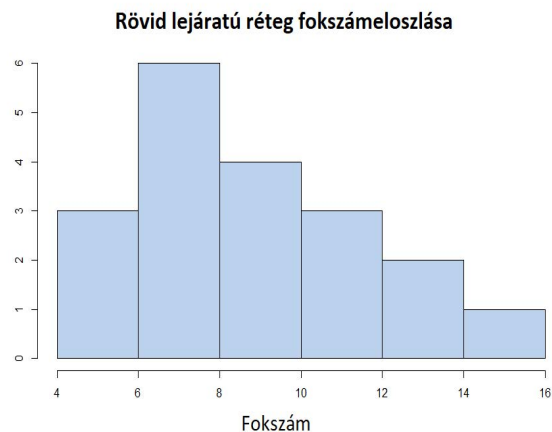
F/13. Példa a modellben alkalmazott három réteghez tartozó szimulált hálózatokra, valamint azok fokszámeloszlása



4.23. ábra. Példa szimulált hálózatokra rövid és hosszú lejáratokon

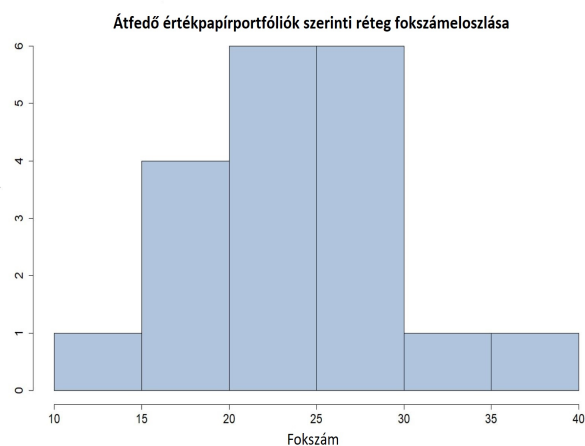
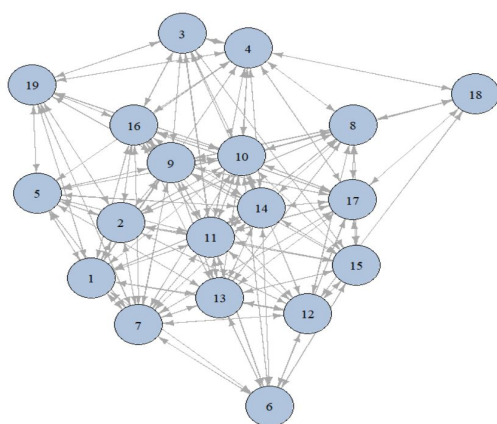


(a) Rövid lejárat



(b) Hosszú lejárat

4.24. ábra. Példa fokszámeloszlásra rövid és hosszú lejáratokon



4.25. ábra. Példa az átfedő értékpapírportfóliók szerinti szimulált hálózatra, illetve annak fokszámeloszlása

F/14. A tőkeáttételi mutató beépítése a szimulációs modellbe

A tőkeáttételi mutató szimulációs modellben való figyelembe vételének bemutatása előtt definiálom magát az alkalmazandó mutatót. A 876/2019/EU rendelet 117-es cikke alapján a tőkeáttételi mutató az adott intézmény alapvető tőkájének, illetve a teljes kitettségértékének a hányadosa, formálisan:

$$\lambda_i = \frac{tc_i}{c_i + l_i^{t,s} + l_i^{t,l} + l_i^{MNB} + l_i^{kv} + \sum_{j=1}^M k_{i,j}p_j + o_i} \quad (4.2)$$

ahol tc_i az i -edik hitelintézet alapvető tőkéje, míg a 4.2 összefüggés nevezője gyakorlatilag megegyezik a 3.15 összefüggésben szereplő nevezővel néhány kivételtől eltekintve. Az első és legfontosabb különbség a tőkeáttételi mutató nevezője és a tőkemegfelelési mutató nevezője között, hogy az előbbi esetén nem kell figyelembe venni a kockázati súlyokat, azaz az egyes eszközök súlyozás nélkül teljes mértékben beszámítanak a teljes kitettségértékbe. Az előzőekben említettek következménye, hogy a 4.2 összefüggésben megjelennek a készpénz, számlakövetelések központi bankokkal szemben és egyéb lát-raszóló betétek (c_i) is, míg a 3.15 összefüggésben nem, tekintettel az ezen tételekre alkalmazandó 0%-os kockázati súlyra. További különbség a 3.15 és a 4.2 mutatószámok között, hogy míg az előbbinek a számlálójában a szavatoló tőke (sc_i) jelenik meg, addig az utóbbi esetén az alapvető tőke (tc_i). A kettő között az a különbség, hogy a kockázat alapon meghatározott tőkekövetelményt szavatoló tőkével kell teljesíteni, ugyanakkor a szabályozó a szavatoló tőkével szemben minőségi követelményeket is megfogalmaz, azaz nem mindegy, hogy milyen minőségű tőkeelemeket milyen arányban vesz figyelembe egy hitelintézet a tőkekövetelménynek való megfelelés során. A teljes szavatoló tőke szükséglet a teljes kockázati kitettségérték 8%-aként határozható meg, melyet a CRR alapján a következő szintű tőkével kell teljesíteni:

- Elsődleges alapvető tőke (Common Equity Tier 1), melynek minimális szintje a teljes kockázati kitettségérték 4.5%-a
- Kiegészítő alapvető tőke (Additional Tier 1)
- Alapvető tőke (Tier 1), mely az előbbi két tőkeelem összege és minimális szintje a teljes kockázati kitettségérték 6%-a
- Járulékos tőke (Tier 2).

A fenti felsorolásban szereplő tőkeelemek közti számviteli és jogi különbségek bemutatása, valamint összefoglalása nem képezi jelen elemzés tárgyát, ugyanakkor az érdeklődő olvasó a szükséges információt a CRR Szavatoló tőke fejezetében találhatja meg. A fentiek alapján látható, hogy az alapvető tőke a szavatoló tőke része, azaz a szavatoló tőke számítás során figyelembe vehető tőkeelem. Tekintettel arra, hogy az alapvető tőke

a disszertáció 3. fejezetében bemutatott szimulációs modellben felhasznált adatokhoz képest új elem, így azok kapcsán ismét adatgyűjtést végeztem. A 3.3.2 fejezetben is hivatkozott harmadik pilléres, a kockázatkezeléssel és tőke megfeleléssel kapcsolatos nyilvánosságra hozatali követelményeket tartalmazó dokumentumok tőkeáttételi mutatóra vonatkozó fejezete minden általam vizsgált hitelintézet esetén tartalmazta a hitelintézetek alapvető tőkeéjének értékét, így a szimulációs modellben a tőkeáttételi mutató egyértelműen számítható és beépíthető.

A már hivatkozott EU rendelet értelmében a hitelintézeteknek a jövőben egy 3%-os minimálisan elvárt szintnek kell megfelelniük, azaz formálisan:

$$\lambda_i \geq \bar{\lambda} \quad (4.3)$$

ahol $\bar{\lambda} = 3\%$. Amennyiben beépítjük a tőkeáttételi mutatót a modellbe, annak hasonlóan kell viselkednie, mint a tőke megfelelési mutatónak, illetve a likviditási követelménynek, azaz amennyiben egy adott hitelintézet nem tud megfelelni a kritikus 3%-os szintnek, úgy csődöt jelent és a 3.3.3 fejezetben bemutatott események valósulnak meg. A szimulációs modellben egy adott szimulációban egy véletlenszerűen kiválasztott hitelintézet csődjét követően a többi hitelintézet először arról dönt, hogy a rövid lejáratú bankközi kihelyezéseinek hány százalékát nem újítja meg annak érdekében, hogy teljesítse a szabályozói követelményeket és a kötelezettségeit. A 3.17 és 3.18 összefüggések mutatják meg, hogy mekkora volument kell rövid lejáratú tisztított bankközi kihelyezéseiből felhalmozni megújítás helyett az i -edik hitelintézetnek ahhoz, hogy a tőkekövetelményt és a likviditási követelményt teljesítse. A tőkeáttételi mutató kapcsán a következő összefüggés adja meg, hogy mekkora volument kell felhalmozni megújítás helyett a rövid kihelyezésből annak érdekében, hogy az adott hitelintézet megfeleljen az elvárt szintnek.

$$y_i^{lev} = \min \left(l_i^{t,s} - y_i^{cap} - y_i^{liq}; \max \left(0; \frac{\bar{\lambda}[c_i + (l_i^{t,s} - y_i^{cap} - y_i^{liq}) + l_i^{t,l} + l_i^{MNB} + l_i^{kv} + \sum_{j=1}^M k_{i,j}p_j + o_i] - tc_i}{\bar{\lambda}} \right) \right) \quad (4.4)$$

Azaz amennyiben a fenti összefüggés hányadosának számlálójában az érték negatív, úgy az alapvető tőke szintje elégséges, így $y_i^{lev} = 0$. Amennyiben az alapvető tőke szintje nem elégséges, úgy a hiányzó alapvető tőke szintjének és a tőkeáttételi mutató minimális elvárt szintjének hányadosaként számolható a nem megújítandó rövid lejáratú bankközi kihelyezés volumene. Ekkor $y_i^{lev} \in (0; l_i^{t,s} - y_i^{cap} - y_i^{liq})$. Ennek megfelelően, amennyiben a tőkeáttételi mutatót is figyelembe vesszük a szimulációs modellben, az eredeti összefüggés helyett egy adott i hitelintézet esetén a következőképp számszerűsíthető, hogy mekkora volumenű rövid lejáratú bankközi kihelyezést nem kellene megújítania ahhoz, hogy minden követelményt teljesítsen: $y_i = y_i^{liq} + y_i^{cap} + y_i^{lev}$. A 3.19 összefüggést, melynek segítségével meghatározható, hogy a modellben figyelembe vett összes piaci szereplő a teljes rövid lejáratú bankközi kihelyezéseik mekkora százalékban kifejezett részét nem újítják meg, módosítás nélkül alkalmazható. Ugyanakkor jelen esetben a hivatkozott összefüggésben szereplő y már tartalmazza a tőkeáttételi mutatóhoz kapcsolódó nem

megújítandó rövid kihelyezések volumenét is.

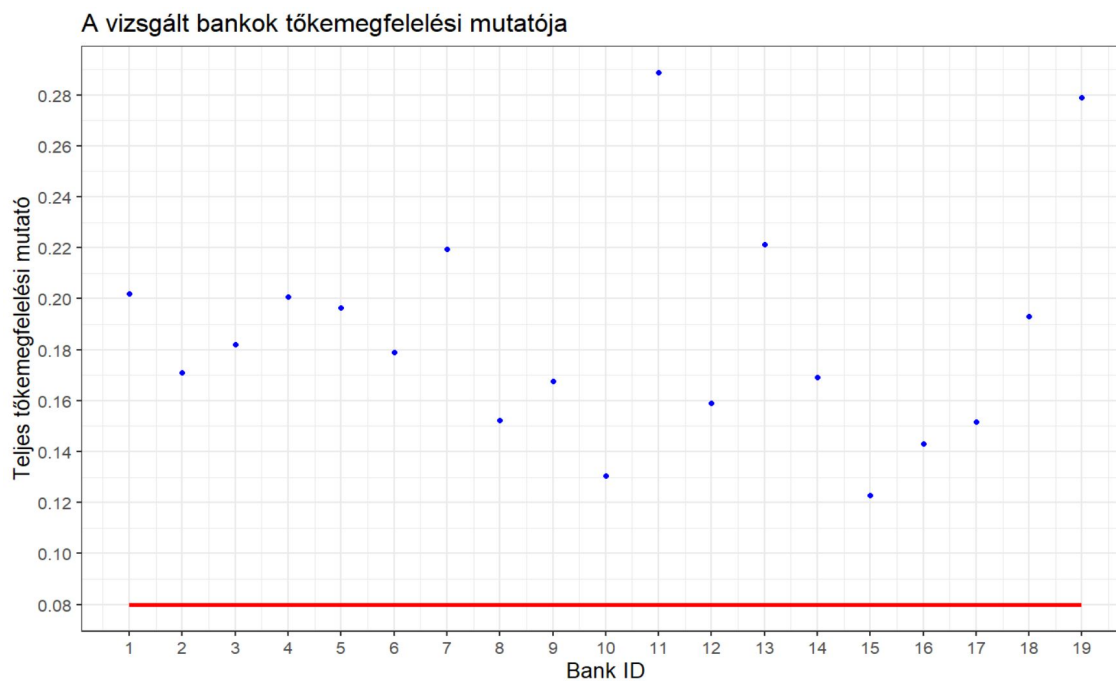
A 3.19 megoldásával megkapjuk, hogy egy adott periódusban a modellben szereplő hitelintézetek közül melyek azok, amelyek nem képesek a likviditási, tőkemegfelelési és tőkeáttételi követelményeik vagy kötelezettségeik teljesítésére a bankközi kihelyezéseik megújításának elmaradása ellenére sem. Ezen hitelintézetek az adott periódusban arról is döntenek, hogy értékesítik az értékpapírportfóliójukban található értékpapírok egy részét annak érdekében, hogy megfeleljenek a szabályozói követelményeknek, illetve kötelezettségeiknek. A 3.24, 3.25 és 3.26 mintájára meghatározható, hogy mennyi értékpapírt kell egy adott hitelintézetnek értékesítenie ahhoz, hogy megfeleljen a tőkeáttételi mutató minimálisan elvárt szintjének. A tőkeáttételi mutatónak való megfelelés érdekében az értékesítendő értékpapírok számát a következő módon kaphatjuk meg:

$$Z^{lev} = \min \left(\frac{\max(0; \bar{\lambda}(c + l^{t,l} + l^{MNB} + l^{kv} + kp + o) - tc)}{p}; k \right) \quad (4.5)$$

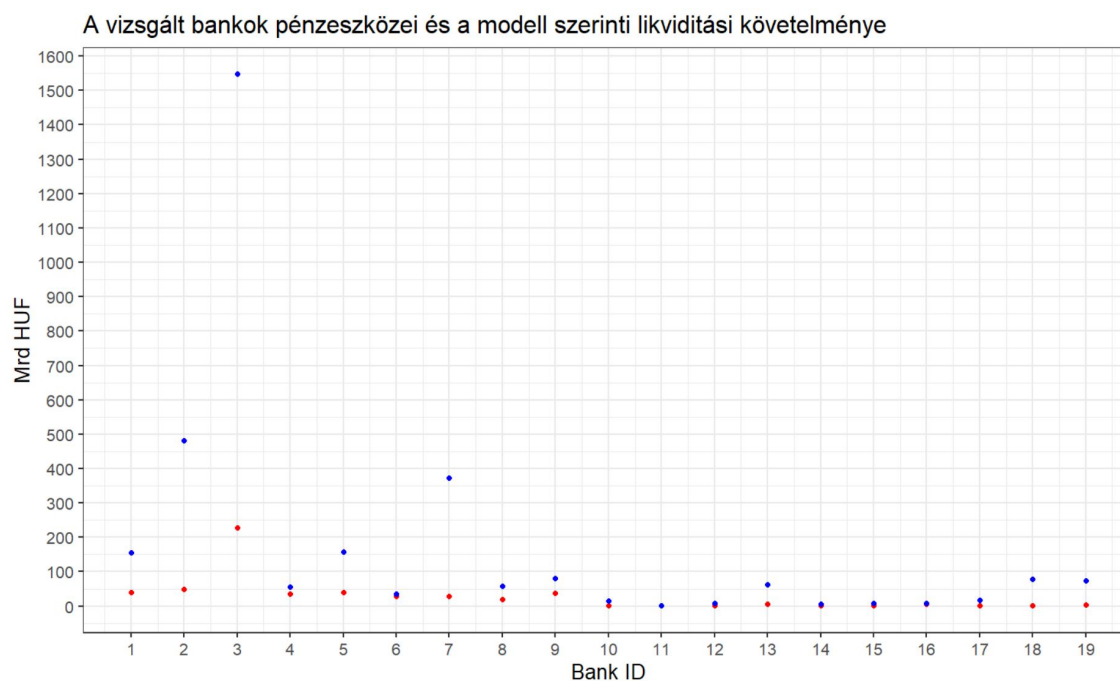
A hitelintézetek által értékesítendő értékpapírok számát az összes követelmény és kötelezettség figyelembe vételével a következőképp határozhatjuk meg (3.27 alapján):

$$Z = \min(k; \max(Z^{ib} + Z^{liq} + Z^{lev}; Z^{cap})) \quad (4.6)$$

F/15. A vizsgált bankok szabályozói követelményeknek való megfelelése

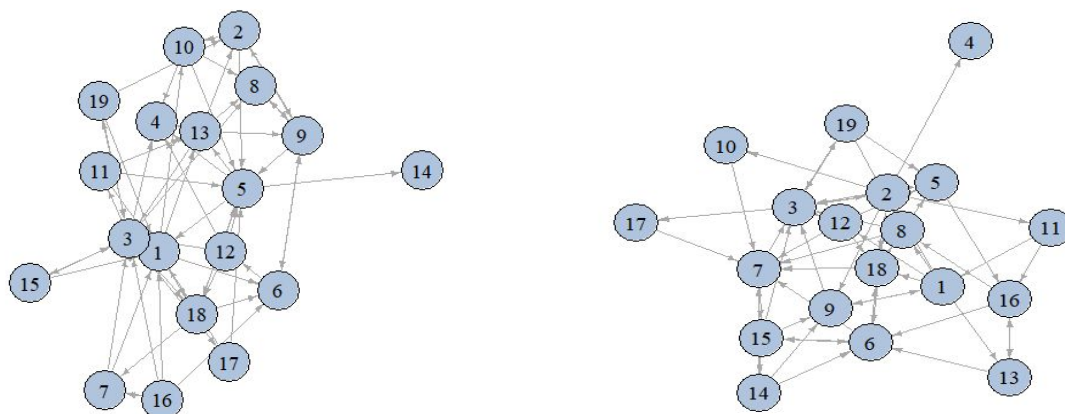


4.26. ábra. A vizsgált hitelintézetek teljes tőke megfelelési mutatói

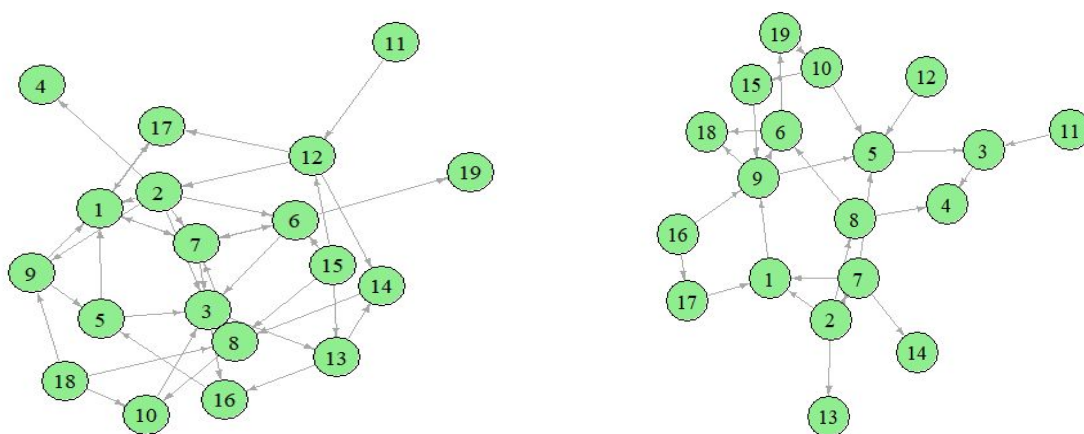


4.27. ábra. A vizsgált hitelintézetek pénzeszközei (kék) és a modellben megfogalmazott likviditási követelmény (piros) kapcsolata

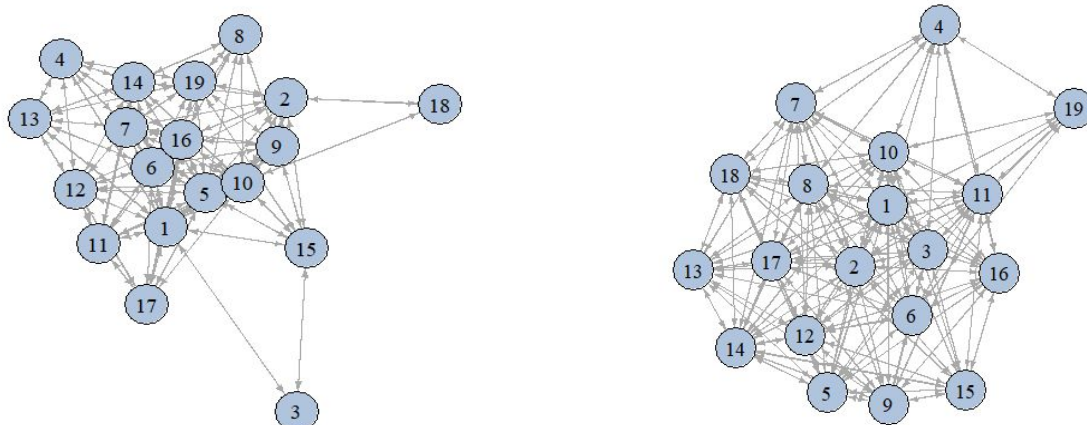
F/16. Példa a minimális és maximális rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hálózatokra



4.28. ábra. Példa minimális (bal) és maximális (jobb) rendszerkockázati mutatóhoz tartozó rövid lejáratú bankközi kitettségek szerinti hálózatokra



4.29. ábra. Példa minimális (bal) és maximális (jobb) rendszerkockázati mutatóhoz tartozó hosszú lejáratú bankközi kitettségek szerinti hálózatokra



4.30. ábra. Példa minimális (bal) és maximális (jobb) rendszerkockázati mutatóhoz tartozó átfedő értékpapírportfóliók szerinti hálózatokra

Irodalomjegyzék

- 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., Daróczi, 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 Krahnen, 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. *Hitelintézeti 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. *SRF 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 tanulmányok. *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 tőkemegfelelés 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 – Ágensalapú 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.