



Bodnár László

A hazai nagy értékű fizetési rendszer hálózatának jellemzői és evolúciója az elmúlt évtizedben

MNB-tanulmányok 132.

2017





Bodnár László

A hazai nagy értékű fizetési rendszer hálózatának jellemzői és evolúciója az elmúlt évtizedben

MNB-tanulmányok 132.

2017



Az „MNB-tanulmányok” sorozatban megjelenő írások a szerzők nézeteit tartalmazzák,
és nem feltétlenül tükrözik a Magyar Nemzeti Bank hivatalos álláspontját.

MNB-tanulmányok 132.

A hazai nagy értékű fizetési rendszer hálózatának jellemzői és evolúciója az elmúlt évtizedben

Írta: Bodnár László

Budapest, 2017. július

Kiadja: Magyar Nemzeti Bank

Felelős kiadó: Hergár Eszter

1054 Budapest, Szabadság tér 9.

www.mnb.hu

ISSN 1787-5293 (on-line)

Tartalom

Kivonat	5
1. Bevezetés, motiváció	7
2. Irodalmi áttekintő	10
3. Felhasznált adatok, módszertani leírás	12
3.1. Adatleírás, időtáv	12
3.2. Módszertan	13
4. A nagy értékű fizetési rendszer hálózati karakterisztikájának bemutatása	20
5. A rendszerszempontról kritikus szereplők beazonosítása	26
5.1. LSI – a pénzforgalmi likviditás közvetítésének feltérképezése	26
5.2. Közöttség („betweenness”) és sajátvektor centralitás („eigenvector centrality”) – Conway módszere	28
5.3. Fertőzésvizsgálat a diffúziós centralitás segítségével	30
5.4. Centrális szereplők kiválasztása hálózati pontok összevonásával	32
5.5. Összefoglalás – rendszerszempontról kritikus szereplők beazonosítása az egyes módszerek mentén	36
6. Összefoglalás	38
7. Források	40
7.1. Irodalomjegyzék	40
7.2. Az egyes centralitási mutatókról	41
7.3. Szoftverek, források	42

Kivonat

A 2008-as gazdasági válság óta egyre nagyobb teret nyer a hálózatkutatás a pénzügyi világban. Tapasztaltuk, hogy a pénzpiaci szereplők közt kialakuló komplex összefonódások, kölcsönös pénzügyi függőségek kritikus jelentőséggel bírnak egy-egy válság idején. Cikkünkben a hazai nagy értékű fizetési rendszer (VIBER) hálózati jellemzőit tártuk fel, illetve arra a kérdésre is választ kerestünk, miszerint változtak-e és ha igen, mekkora mértékben a rendszer hálózati tulajdonságai hosszú távon, a vizsgált 3 időablak során. Ezen kívül feltérképeztük a rendszerkockázati szempontból kritikus gócpontokat különféle hálózatelméleti eszközök alkalmazásával. Célunk volt olyan módszertanok felkutatása is, melyekkel más szempontokat figyelembe véve lehet nyomon követni a rendszerkockázati szempontból kritikus szereplők körének alakulását, hozzájárulva ezáltal a hazai felvigyázás hatékonyságának növeléséhez. A kritikus szereplők beazonosításához 4 módszertant alkalmazunk, nevezetesen: az LSI mutatószámot, a sajátvektor-közöttség kapcsolatából eredő modellt, a diffúziós centralitást, valamint a csúcspontok összevonásának hatását vizsgáló modellt. A VIBER-ben két csoport rajzolódik ki egyértelműen: egyrészt azon rendszertagok köre, melyek a likviditás rendszeren belüli továbbítása szempontjából játszanak fontos szerepet („mag” szereplők); másrészt a perifériára került résztvevők klasztere. A magban szereplők köre alig változott, így a hálózat magja stabilnak tekinthető. Az üzemzavarból eredő fertőzések kockázata egyedi banki és aggregált szinten egyaránt növekedett a vizsgált időszakban, ugyanakkor az is látható, hogy gyakorlatilag nem létezik olyan él a rendszerben, melynek eltávolításával az általa eredetileg összekötött két rendszertag közti kommunikáció véglegesen megszűnne. Az egyes indikátorok eredményei megmutatták, hogy a hálózati jellemzők érdemben nem változtak a három vizsgált időablakot összehasonlítva, igazolva ezáltal a VIBER hálózatának robusztusságát és időbeli stabilitását.

Journal of Economic Literature (JEL) kódok: D85, E42, E5, G2, G21, L14

Kulcsszavak: nagy értékű fizetési rendszer (VIBER, RTGS), hálózatkutatás, pénzügyi hálózatok, gráfelmélet, topológia, centralitás indexek, rendszerkockázati szempontból fontos intézmények (SIFI)

1. Bevezetés, motiváció

A hálózatelmélet segítségével mélyebb megértésre tehetünk szert a pénzügyi hálózatok vonatkozásában.

A mindennapokban gyakran találkozunk hálózatokkal. Például amikor telefonon tárcsázunk valakit, akkor a szolgáltatónk telekommunikációs hálózatát használjuk. A közlekedésben az autópályák is egyfajta hálózati rendszert alkotnak. Maga az emberi test is tulajdonképpen nem más, mint egy rendkívül komplex hálózat. A vírusok kialakulása is a hálózatokra jellemző mintázatokat követ, így azok elemzésének sokszor prevenciók célzata van, ugyanis a vírusok terjedésének megakadályozásánál kritikus jelentőséggel bírhat a kulcs aktorok, vírusgazdák beazonosítása. (An et. al., 2016) Schweitzer (2009) szerint más tudományterületek, technológiai ágazatok (így a biológia, telekommunikáció, egészségügy stb.) gráfelméleti tapasztalatait érdemes lehet felhasználni a gazdasági hálózatok vizsgálatánál is, ugyanis a hétköznapokban fellelhető hálózatok és a pénzügyi piacok hálói sokban hasonlítanak; a különböző diszciplínáknál előforduló hálózati struktúrák és az egyes gazdasági folyamatok hasonló mintázatot, hasonló „univerzalitást” követnek. A bankközi kapcsolatok is vastag szélűek¹ és skálafüggetlenek², azaz kevés olyan bank van, amely *nagyon sok* más résztvevővel állna kapcsolatban. Így vélhetően a hasonló befektetési viselkedést követő bankok fognak egy klaszterbe szerveződni. Hasonló szabályszerűséget lehet feltárni más területeken is, így pl. a nemzetközi kereskedelmi hálózatok valamint a regionális befektetési és tulajdonlási hálóknál egyaránt. (Schweitzer et. al., 2009)

A 2008-as gazdasági válság ráirányította a figyelmet a pénzpiacok és fizetési rendszerek hálózati jellemzőire, valamint a rendszerszempontról kritikus szereplők vizsgálatára.

A gazdasági folyamatok rendkívül összetetté váltak az elmúlt évtizedekben, az egyes pénzügyi intézmények közti kölcsönös függőségek még szorosabbá váltak. Így a rendszer egyik pontján bekövetkező bármilyen esemény (üzemzavar, csőd stb.) a teljes rendszeren végiggyűrűzve kihatással lehet a többi szereplőre. A 2008-as gazdasági válság is rávilágított arra, hogy a pénzügyi stabilitás megőrzése szempontjából fontos azonosítani a rendszerszempontról kritikus szereplőket a gazdaságban (és a pénzügyi infrastruktúrák terén is). Ennek megválaszolásához nagy segítséget nyújt a hálózatok kutatás tudománya, mely az elmúlt évtizedekben egyre nagyobb teret nyert. A pénzpiacok hálózati elemzése pl. bebizonyította, hogy nem feltétlenül (csak) a forgalom vagy a bankméret számít adott hitelintézet rendszerkockázati jelentőségének meghatározásánál. Sokkal inkább az, hogy pl. mennyi és milyen kapcsolattal bír adott rendszertag (pontosabban: hány kimenő illetve belépő éllel rendelkezik), illetve ezen élek mennyire jelentősek. (Wright³, 2009) Vagy éppen egyéb szempontok fognak dominálni, így pl. mennyire aktívan kereskedik adott rendszertag az FX-swappiacon. (Lublóy, 2006) A krízis másik kiemelt tanulsága, hogy a leginkább összekapcsolódott pénzintézeteket még stabil, „válságmentes” időkből is kiemelt figyelemmel kell kezelni, azok szigorú monitoringja és szabályozása elengedhetetlen. Számos esetben került sor a jelentősebb bankok állami szintű megmentésére a bankrendszer összeomlásának elkerülése érdekében, extrém terheket róva ezáltal a központi költségvetésre. Többek között emiatt is nőtt meg a válság hatására a rendszerszempontról kritikus szereplők beazonosításának jelentősége. (Berlinger et. al., különös tekintettel a *Systemic Risks* c. fejezetre, 2015b)

¹ „Fat-tailed distributions”. A kifejezés olyan eloszlásokra utal, ahol az extrém kimenetek valószínűsége nagyobb, mint ahogy azt várnánk.

² „A véletlen hálózatok fokszámeloszlása egy haranggörbét követ, amely azt mondja nekünk, hogy a legtöbb pontnak ugyanannyi kapcsolata van, és nem léteznek nagyon nagy számú kapcsolattal bíró pontok. (...) Ezzel ellentétben egy skálafüggetlen hálózat hatványfüggvény szerinti fokszámeloszlása azt jelzi előre, hogy a legtöbb pontnak csak kevés kapcsolata van, amelyet néhány, nagy összekötöttséggel rendelkező középpont tart össze. (...) A véletlen hálózatokban a pontok fokszámának van egy jellemző nagysága, egy jellemző skálája, amelyet a fokszámeloszlási grafikon csúcsa határoz meg, és amelyet egy átlagos pont segítségével képzelhetünk el. Ezzel szemben a hatványfüggvény esetében az eloszlás csúcsának hiánya arra utal, hogy a valódi hálózatokban nincsen tipikus pont. A pontok folytonos hierarchiáját figyelhetjük meg, amely a kisszámú középponttól a sok kicsi pontig terjed. (...) A skálafüggetlen modellugrás kitevője $\gamma=3$, azaz az ugráseloszlás $P(k)\sim k^{-3}$.” (Barabási, 2002, pp. 78-80., pp. 100.)

³ Wright munkájában részben Kimmo Soramäki-t idézi, így többek közt: Soramäki et. al. (2006): The Topology of Interbank Payment Flows; valamint Soramäki et. al. (2008): The Network Topology of CHAPS Sterling.

A pénzügyi infrastruktúrák kiemelt jelentőséggel bírnak a fizetési tranzakciók teljesítése tekintetében. A pénzügyi piacok működéséhez minden esetben szükség van pénzügyi infrastruktúrára. Segítségükkel teljesülhetnek gyakorlatilag a piacon megkötött ügyletek, szerepük egyúttal a monetáris transzmisszió hatékony megvalósulásában is vitathatatlan. Tanulmányunkban elsősorban a hazai nagy értékű fizetési rendszer (VIBER⁴) hálózati jellemzőire koncentrálunk. A VIBER-t az MNB üzemelteti, elsősorban a nagy összegű és időkritikus gazdasági tranzakciók kiegyenlítésére szolgál. A rendszerben a forint alapú pénz- és tőkepiaci tranzakciók teljesítéséhez kapcsolódó pénzoldali, illetve egyéb sürgős ügyfélfizetések kerülnek kiegyenlítésre. A tranzakciók teljesítése a valós idejűség miatt elégséges fedezet esetén (bruttó elv⁵) véglegesen és visszavonhatatlanul jegybankpénzben megtörténik.

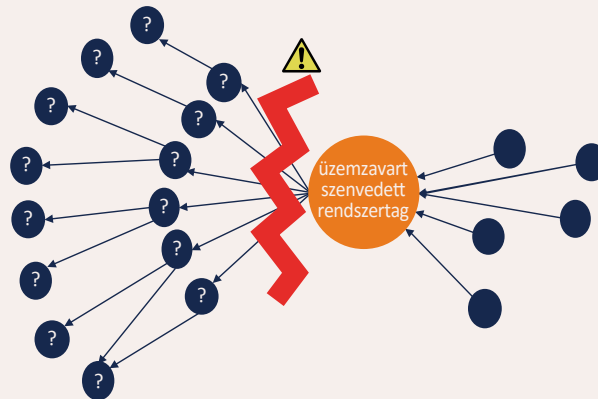
Különböző hálózatelméleti megoldások alkalmazásával keressük a választ cikkünk fő kérdéseire. Tanulmányunk célja beazonosítani a magyarországi nagy értékű fizetési rendszer hálózatán belüli gócpontokat, feltérképezni a kulcsfontosságú szereplőket, melyek a napközbeni likviditás mozgatása szempontjából kritikus jelentőséggel bírnak. Továbbá, a gráf- és hálózatelmélet eszközeivel kívánjuk bemutatni a fizetési rendszer hálózati jellemzőit, valamint az abban bekövetkezett lényeges változásokat 2008 és 2016 között. A válság óta bizonyos résztvevők összeolvadtak, mások kivonultak, megszűntek, új szereplők jelentek meg, illetve maga a pénzügyi infrastruktúra technológiája is sokat fejlődött ez idő alatt. Az említett változások mindegyike hatással lehetett a fizetési rendszerek hálózatára. Különböző hálózatelméleti módszereket felhasználva igyekszünk választ találni az előbbi kérdésekre. Így pl. a *diffúziós centralitás*⁶ alkalmazásával a hálón belül kialakuló fertőzés továbbterjedésének veszélyét vizsgáljuk. A fizetési rendszerekre vonatkoztatva ez olyan szempontból lehet releváns, hogy ha pl. egy bank működési kockázati problémával szembesül (pl. a SWIFT üzenetküldő hálózatban bekövetkezett üzemzavar miatt nem tud tételt indítani adott szereplő a VIBER-be), akkor ez a jelenség hogyan terjed tovább a rendszer többi tagjára. A VIBER hálózata ugyanis egy zárt rendszer. Hiába van minden szereplő mindenki mással összekapcsolódva, ha egy, a likviditás továbbításában kritikus szereppel bíró rendszertag „kiesik”, akkor már potenciális fertőzésveszély léphet fel. Egy fontos rendszertag ugyanis jellemzően sok szereplőtől fogad likviditást, egyúttal több más szereplő felé is jelentős összegben küld tovább tételeket. Azon bankok, akik likviditást *várnak* eme üzemzavarral szembesülő kritikus szereplőtől, nem fognak tudni időben hozzájutni a pénzükhöz. Mindez bizonytalanságot eredményez, továbbá tartva attól, hogy nem marad elegendő likviditásuk pénzforgalmuk teljesítéséhez, feltételezhetően saját fizetési műveleteik indítását is késleltetni fogják. (1. ábra) Ez egy negatív spirál, mely végeredményben akár a pénzforgalom lassulásában is érzékelhető lehet. Emiatt is fontos, hogy tisztában legyünk a kritikus pénzforgalmi szereplőkkel. A cikkben bemutatott módszertanok segítségével aktívan nyomon lehet követni egy rendszertag hálózaton belül elfoglalt pozíciójának, relatív fontosságának időbeni alakulását, ami hozzájárulhat a felvigyázás hatékonyságának növeléséhez. Továbbá, az alkalmazott indikátorok alapján a jegybank eldöntheti, hogy a pénzügyi infrastruktúrákat felvigyázó minőségében szükséges-e lépést tennie a fizetési rendszerek zavartalan működésének fenntartásáért.

⁴ Valós Idejű Bruttó Elszámolási Rendszer, vagyis az RTGS rendszerek (Real Time Gross Settlement Systems) hazai megfelelője.

⁵ A bruttó elv azt jelenti, hogy a nettózási hatás nem érvényesül, tehát a beérkező tételek finanszírozó szerepével nem számolunk.

⁶ Bővebben lásd. később a 4.3-as fejezetben.

1. ábra
fertőzési hatás egy RTGS-résztevő üzemzavara esetén



Forrás: Saját szerkesztés.

A tanulmányt a releváns szakirodalom áttekintésével kezdjük. A 3. fejezetben bemutatjuk a vizsgált adatokat, időtávot, valamint az alkalmazott módszertant. A 4. fejezetben a nagy értékű fizetési rendszer általános hálózati jellemzőit vizsgáljuk. Az 5. fejezetben sort kerítünk a rendszerszempontról kritikus szereplők beazonosítására. Végül a 6. fejezetben tanulmányunk legfontosabb üzeneteit, konklúzióit összegezzük.

2. Irodalmi áttekintő

Több szerző is foglalkozott a nagy értékű fizetési rendszerek hálózati jellemzőivel. Számtalan szerzőt lehetne említeni, akik foglalkoztak a pénzügyi piacok, különös tekintettel a fizetési rendszerek hálózatának feltérképezésével. Így többek közt kiemelendő *Soramäki* (2014), aki szerzőtársaival együtt a dél-koreai nagy értékű fizetési rendszer hálózati jellemzőit tárta fel 2014-ben. *Craig és von Peter* modelljének⁷ segítségével azonosították a rendszer szempontból fontos központi, illetve periféria résztvevőket. Majd *Soramäki* egy még korábban kifejlesztett indikátora, a *SinkRank* segítségével egy másik megközelítés alapján azonosították a kritikus szereplőket. A *SinkRank* a rendszerben lévő likviditás mozgását modellezi, miszerint minél gyorsabban jut el egységnyi likviditás adott szereplőhöz, annál magasabb lesz annak *SinkRank* értéke. A magasabb *SinkRank* érték adott szereplőnél pedig magasabb „fontosságot” feltételez. Azonban úgy találták a szerzők, hogy sem a központ-periféria modell, sem a *SinkRank* nem képes igazán megragadni adott résztvevő azon tulajdonságát, miszerint van-e elég *kapacitása* ahhoz, hogy folytassa a fizetési műveletek teljesítését és ellenálljon a napközbeni likviditási sokkoknak adott napon belül. Egy bank fizetési kapacitásának vizsgálatához és pillanatnyi likviditási helyzetének pontosabb monitoringja céljából kifejlesztettek egy új dinamikus likviditási indikátort, a *PS-LI-t*⁸, lehetővé téve ezáltal a valós időben történő („*real-time*”) felvigyázást. (*Soramäki et. al., 2014*)

A nagy értékű fizetési rendszerekre jellemző a központ-periféria jellegű, hierarchikus szerveződés. Kiemelendő *Carlos León* (2014) munkája, melyben kollégáival egyetemben a kolumbiai nagy értékű fizetési rendszer hálózatát vizsgálták, a rendszerszempontból kritikus résztvevőket pedig részben a már említett *Craig és von Peter*-féle *központ-periféria* módszertan, részben pedig a *HITS-algoritmus*⁹ továbbfejlesztett változatával, az autoritási-csomóponti¹⁰ centralitásokból építkező *likviditás terjesztési mutató (LSI)*¹¹ alapján azonosították. Elemzésükben a fedezetlen bankközi piac, valamint a repó piac tranzakciós adataira támaszkodtak. Megállapították, hogy a kolumbiai nagy értékű fizetési rendszer hálózata kis sűrűségű, vagyis jóval kevesebb él („*link*”) van az egyes csúcspontok között, mint amennyi a csúcspontok számából következne. Továbbá, a rendszer „*inhomogén*”, azaz kevés számú szereplő szorosan kapcsolódik egymáshoz, melyek a rendszer forgalmához és a likviditás terjesztéséhez jelentősen hozzájárulnak; ellenben a résztvevők többsége csak gyengén kapcsolódik egymáshoz, következésképpen marginális szereplőknek, „*alacsony hozzájárulónak*” tekinthetőek. A rendszer „*hierarchikus*”, vagyis központ-periféria struktúrát követ. A hálózat „*ultra-kicsi*”, „*ultra-szűk*”¹², tehát jellemző a *kisvilág*¹³ tulajdonság. Ez egyfelől pozitívum, hiszen a hálón belüli rövid távolságok nagymértékben elősegítik a likviditás rendszeren belüli áramlását, ugyanakkor fertőzések esetén (pl. valamely bank operációs zavaránál) ez a jelleg negatívumként is jelentkezhethet. (*León et. al., 2014*)

A hazai szakirodalomban is jelentős számban találunk hálózatelméleti jellegű cikkeket, melyek részben a fedezetlen bankközi pénzügyi piacok, részben a nagy értékű fizetési rendszer elemzésére fókuszálnak. A hazai szerzők közül érdemes kiemelni *Berlingert és szerzőtársait* (2011), akik a fedezetlen bankközi forintpiac hálózatának időbeli alakulását vizsgálták, 2002 decembere és 2009 márciusa közötti időintervallumra vonatkoztatva. Megállapították, hogy az időszak első felében a hálózati jellemzők stabilan alakultak, 2006-2007-től kezdve azonban a mutatók egy része jelentősen megváltozott: „*a hitelfelvevők koncentrációja nőtt, az átlagos közelség és az*

⁷ Core-periphery model. *Craig, von Peter* (2010) IN *Soramäki et. al.* (2014).

⁸ Payment System Liquidity Indicator, **PS-LI**

⁹ Klaszterező eljárás (Hyperlink-Induced Topic Search), részletesen ld. később a 3.2-es és a 5.1-es fejezetet.

¹⁰ authority-hub

¹¹ Liquidity Spreading Index. Később lesz róla szó, ld. 5.1-es fejezet.

¹² „*ultra-small networks (...) in which the average minimal number of links required to connect any two financial institutions (i.e. the mean geodesic distance) is particularly low (i.e. ~2)*” (*León et. al.*, 2014)

¹³ „*A <<kisvilág>> tulajdonsággal bíró hálózatokban az átlagos legrövidebb út a csúcsok között relatív alacsony a hálózat méretéhez képest.*” (*Banai et. al.*, 2013)

átlagos fokszám csökkent, továbbá a hálózat magjának mérete is csökkent”. Ehhez képest az „általános piaci mutatók (forgalom, kamatláb stb.) 2008 októberét megelőzően gyakorlatilag semmilyen változásra utaló jelet nem tükröztek. Vagyis a hitelintézetek már a válság előtt érzékelték a növekvő hitelkockázatot, megválogatták, hogy kinek adnak hitelt.” (Berlinger et. al., 2011) Hasonló vizsgálatot végzett a Berlinger – Daróczi páros is. (Berlinger – Daróczi, 2015) Kifejezetten a hazai fizetési rendszerekre vonatkoztatva Lublós (2006) munkáját lehetne kiemelni, aki a VIBER hálózati topológiáját vizsgálta, 2005. júniusi forgalmi adatokon. Megállapította, hogy a legfontosabb centralitási indexek az egyes napok közt nem változnak lényegesen. Továbbá, a fennálló éleknek mindössze 30 százaléka tekinthető állandónak, ugyanakkor az összes fizetési megbízás 90 százaléka ezeken az éleken keresztül teljesül. Az egyes napokat tekintve nem feltétlenül ugyanazok lesznek a legerősebb/legfontosabb élek, viszont ezeket ugyanaz a néhány bank „dominálja”. A legközpontibb szereplők köre tehát érdemben nem változott 2005 júniusában. A magyar nagy értékű fizetési rendszer több likviditási centrummal jellemezhető. A fertőzésre leginkább hajlamos szereplők nem a legnagyobb mérlegfőösszegű bankok, hanem az USD/HUF FX-swappiacon közvetlenül vagy közvetve aktívan résztvevő rendszertagok. (Lublós, 2006)

Egyes szerzők az FX-swappiacot vizsgálták hálózatelméleti eszközökkel. Míg előbbi tanulmányok elsősorban a nagy értékű fizetési rendszerek, illetve a fedezetlen bankközi piacok hálózati jellemzőire fókuszáltak, addig Banai és szerzőtársai (2013) az FX-swappiacra helyezték a hangsúlyt elemzésükben. Tanulmányuk épp emiatt is kiemelendő, hiszen mind a hazai, mind a nemzetközi pénzügyi szakirodalomban jellemzően a már említett két területet vizsgálták eddig hálózat kutatási szempontból, az FX-swappiac hálózatelméleten alapuló megközelítésére még nem került sor. A szerzők 2005 és 2012 közti adatokon vizsgálták az FX-swappiac jellemzőit, hálózati karakterisztikáját. Megállapították, hogy „2010 második fele óta megfigyelhető a hálózat periferiáján található bankok fokozatos leválása”, továbbá, hogy „a külföldi szereplők erőteljesebben szelektálnak partnereik közül, mint a hazaiak, és ez a különbség 2009 óta csak erősödött.” (Banai et. al., 2013)

Banai és szerzőtársai (2014) a klasszikus hálózatelméleti mutatókra alapozva saját fejlesztésű indikátort hoztak létre a rendszerszempontból kritikus szereplők meghatározására. Kifejezetten a rendszerszempontból kritikus szereplők beazonosítására tesznek javaslatot Banaiék egy másik munkájukban. Céljuk egy olyan eszköz létrehozása volt, mellyel hatékonyan lehet azonosítani a rendszerkockázati szempontból kritikus szereplőket. A jelen rendelkezésre álló hálózatelméleti eszközökre alapozva fejlesztették ki az *Aggregált Centralitási Indexet* (ACI¹⁴), mely működésének hatékonyságát FX-swappiaci adatokon tesztelték. Megállapították, hogy piaci nehézségek közt (a bid-ask szpredek növekedése, likviditási helyzet romlása mellett) a top szereplők ACI értéke szignifikáns csökkenést jelez. A válság intenzív időszakában azonban a külföldi szereplők ACI értéke lényegesen megnőtt a hazai bankokéhoz viszonyítva, ami a válság előtt egyáltalán nem volt jellemző. Vélhetően a régióban lévő külföldi bankok pozitívan járultak hozzá a pénzügyi rendszer stabilitásához. Később aztán a hazai és külföldi bankok ACI értékei közti különbség visszakorrigálódott a krízis előtti állapotokhoz. (Banai et. al., 2014)

Fentiekből látható tehát, hogy a pénzügyi fókuszú hálózat kutatásnak igen gazdag szakirodalma van szerte a nagyvilágban és itthon is. A hálózatelemzés módszertanának folyamatos fejlődésével a hasonló tanulmányok száma vélhetően gyarapodni fog a közeljövőben, ami remélhetőleg segít a pénzpiacok egyre komplexebbé váló hálózatának pontosabb megértésében.

¹⁴ Aggregated Centrality Index

3. Felhasznált adatok, módszertani leírás

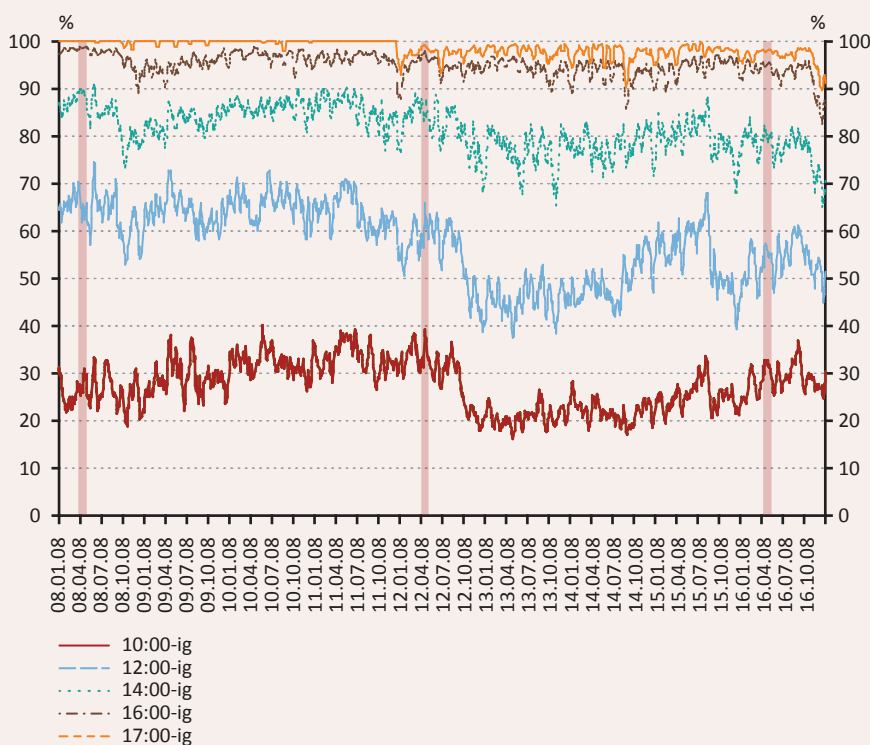
3.1. ADATLEÍRÁS, IDŐTÁV

Tanulmányunk egyik célja feltárni a VIBER hálózati karakterisztikájában hosszú távon bekövetkezett változásokat, melyhez három időablakot használtunk: 2008 áprilisát, 2012 áprilisát és 2016 áprilisát. Elemzésünk egyik célja felmérni, hogy változtak-e érdemben a nagy értékű fizetési rendszer hálózatának jellemzői hosszú távon és ha igen, mekkora mértékben. Ehhez 2008-ból, 2012-ből és 2016-ból vizsgáltunk 1-1 hónapot. Igyekeztünk mindhárom évből a „legsemlegesebb hónapot” kiválasztani, amikor semmilyen extrém, a fizetési rendszereket sokkolóan érintő gazdasági esemény nem történt (ily módon reprezentatívnak tekinthetőek), semmilyen rendkívüli forgalmi szezonális nem lépett fel (amely pl. az ünnepek közeledtével az év végi hónapokban jellemző szokott lenni), és nincs benne ünnepnap sem, amely torzítóan hatna pl. az értéknapi számokra. A tételidőzítések tekintetében sem tapasztaltunk a megszokottól lényegesen eltérő viselkedési mintázatot az érintett hónapokban (nem fordult elő hirtelen korábbra vagy későbbre tolódás stb.). (2. ábra) Azért is ragaszkodtunk fixen egy-egy hónaphoz, mert ha egy teljes évet vizsgálnánk, akkor abba vélhetően sok más egyéb hatást is belevinnénk; több év ugyanazon hónapjának összevetésével ugyanakkor az évközi pénzforgalmi szezonálisból eredő eltérések kiszűrhetőek.

2. ábra

VIBER-forgalom időzítésének alakulása

(meghatározott időpillanattól a forgalom hány százaléka teljesült napon belül, 2008-2016)



Forrás: MNB adatok, saját szerkesztés. Halvány pirossal jelöltük az áprilisi hónapokat.

Az elemzéshez a VIBER forgalmi adatbázisát vettük igénybe. Az elemzéshez az MNB által üzemeltetett nagy értékű fizetési rendszer, vagyis a VIBER tranzakció szintű forgalmi adataiból képzett hálózatot használtuk, és az összes, VIBER-be küldhető tranzakciótípust¹⁵ figyelembe vettük, mivel alapvetően a *pénzforgalmi likviditást* vizsgáljuk. Mivel a nagy értékű fizetési rendszer hálózatának *aggregált* jellemzőit igyekeztünk megragadni, ezért ehhez szükséges volt valamennyi tétel számításba vétele. Alapértelmezett esetben a napi bruttó forgalmakat vettünk alapul, vagyis hogy mekkora összeget küldött „A” bank a „B” banknak (tranzakcióérték alapján), adott értéknapon. Ezek közül a kisebb értékű (1 milliárd forint alatti) forgalmakat kiszűrtük (ezek ugyanis rendszer-szinten, a pénzforgalmi likviditás fizetési rendszeren belüli „mozgása” szempontjából kevésbé tekinthetőek relevánsnak¹⁶, a végeredményeket azonban torzíthatják), majd ezt követően adott hónapra aggregáltuk a forgalmakat (havi szumma). A hálózat súlyozott, ahol az élék súlya a teljesült forgalmi értékből adódik. Kiindulásként tehát ezt a bruttó, adott hónapra vetített, irányított, súlyozott forgalmi mátrixot használtuk, majd ezt módosítottuk ahol szükséges volt.

Elemzésünkben a fő hangsúly a rendszerszempontból kritikus szereplők beazonosításán van. Elemzésünk másik fő célja beazonosítani a rendszerszempontból kritikus szereplőket. Elsősorban arra vagyunk kíváncsiak, hogy önmagukban a kereskedelmi bankok, magyarországi fióktelepek és hitelintézetek viszonylatában melyek a legfontosabb szereplők. Ezért a torzítások elkerülése érdekében figyelmen kívül hagytuk a pénzforgalom működtetésében szerepet játszó, inkább technikai jellegű intézményeket, valamint az egyéb, speciális résztvevőket¹⁷, úgymint: MNB, KELER, Magyar Államkincstár, Magyar Posta, CLS¹⁸. A GIRO Zrt. által működtetett BKR¹⁹ kapcsolódó forgalmait tétel szinten figyelembe vettük az elemzésben, így a 2016 áprilisi időablak a VIBER hálózata mellett a BKR alhálózatát is magába foglalja. 2008-ról 2016-ra a fizetési rendszer résztvevőinek számossága is változott, az imént részletezett módosításokat követően 2008 áprilisában végül 30, 2012 áprilisában 31, míg 2016 áprilisában 34 résztvevő pénzforgalmi hálózatát vizsgáltuk.

3.2. MÓDSZERTAN

A likviditás újraelosztásában kritikus szerepet játszó rendszertagok beazonosításához 4 hálózatelméleten alapuló megközelítést alkalmaztunk. A kritikus szereplők beazonosításához 4, a szakirodalomban is elterjedt módszertant alkalmaztunk, nevezetesen: a HITS-algortmuson alapuló LSI-t (*Liquidity Spreading Index*), a Conway-féle sajátvektor-közöttiség kapcsolatán alapuló modellt, a diffúziós centralitást, valamint a csúcspontok összevonásának hatását vizsgáló modellt („*kpset*” algoritmus)²⁰.

A HITS-algoritmus segítségével csoportosítani lehet a fizetési rendszer résztvevőit aszerint, hogy melyek tekinthetőek a rendszerben likviditás közvetítése szempontjából fontos illetve kevésbé fontos szereplőknek. A HITS eredetileg egy keresési algoritmus, mellyel elsősorban az interneten fellelhető weboldalak értékelhetőek aszerint, hogy a kérdéses lap jellemzően inkább más weboldalra hivatkozik-e (azaz magas „hub” centralitással bír), vagy pedig éppen az adott honlapra hivatkozik sok más, egyéb oldal (vagyis magas „autoritási” centralitással rendelkezik). A jó csomópontok (vagyis a magas „hub” centralitással bíró oldalak) önmagukban nem tartalmaznak sok adatot, viszont számtalan hivatkozást *gyűjtenek* össze, melyek révén megtalálhatjuk a fő

¹⁵ A főbb, VIBER tranzakciótípusok a következők. **MT103 (ügyfélüzenet):** a hitelintézet ügyfelének megbízásából kezdeményezett tranzakció. **MT202 (bankközi tétel):** hitelintézet áll a küldő és a fogadó oldalon. **CBACT:** jegybanki átvezetések, manuálisan felvitt tételek (tehát olyan rendkívüli tranzakciók, amelyek pl. papíralapon /faxon/ érkeznek be az MNB-hez, ezáltal kézzel kerülnek rögzítésre a rendszerben. **EXTACT:** bankkártya elszámolás (VISCARD ill. MASTCARD), betételhelyezés, pénztári tételek (CASH). **TPACT:** magába foglalja az értékpapír elszámolási ügyletek DVP alapon a VIBER-ben teljesülő, pénzlábház köthető tranzakcióit (SECURITY, REPO), a BKR napközbeni többszöri elszámolás kiegyenlítéséhez, fedezetbeszedéséhez szükséges tételeket (IG2CCOLL).

¹⁶ A teljes VIBER-forgalom mindössze 1-3 százalékát teszik ki.

¹⁷ Ez azt jelenti, hogy az itt részletezett szereplőket mind küldő-, mind fogadó oldalról ignoráltuk.

¹⁸ Nem vizsgáltuk továbbá a Borgun, Euronet, O. F. Sz. Zrt. illetve Wirecard kapcsolódó forgalmait sem.

¹⁹ A BKR (**B**ankközi **K**líring **R**endszer) a GIRO Zrt. által üzemeltetett, kötegelten elven működő bruttó fizetési rendszer, mely elsősorban a kisösszegű átutalások, felhatalmazó levélen alapuló és csoportos beszedések (pl. közüzemi számlák), illetve egyéb hatósági átutalásokhoz köthető fizetési műveletek elszámolását végzi. A BKR két elszámolási modult működtet, az éjszakai elszámolást (InterGiro1, IG1) és a napközbeni többszöri elszámolást (InterGiro2, IG2). Utóbbi elszámolási modul 2012 júliusától áll az ügyfelek, illetve hitelintézetek rendelkezésére, mely eredetileg napon-ta 5 cikluson keresztül számolta el az átutalásokat, ez 2015. szeptember 7-től napi 10 ciklusra bővült. (Bodnár et. al., 2015)

²⁰ Utóbbi 2-höz bővebben ld. An et. al., 2016

információforrást nyújtó, magas „*autoritású*” oldalakat – mintegy „*rámutatva*” ezekre²¹. A HITS algoritmust egyszerű értelmezhetősége miatt előszeretettel alkalmazzák hálózatelemzéseknél is és bár alkalmazási területe elsősorban az információtechnológiában rejlik, segítségével hasznos eredményekre juthatunk a fizetési rendszerek hálózatára vonatkoztatva is.

Maga az algoritmus minden csúcspont esetén két pontszámot generál: a csomóponti („hub”) pontszámot, valamint az „autoritási” pontszámot. Jelöljük az adott csúcspontot v -vel, annak „hub” pontszámát $h(v)$ -vel, autoritási pontszámát $a(v)$ -vel. Kezdeként legyen $h(v) = a(v) = 1$ mindegyik csúcspont esetén, valamint tudjuk, hogy $v \rightarrow y$, vagyis létezik egy összekötő él v és y csúcspontok között. Ez alapján:

$$h(v) \leftarrow \sum_{v \rightarrow y} a(y)$$

$$a(v) \leftarrow \sum_{y \rightarrow v} h(y)$$

Az (1)-es képlet a v csúcspont „hub” pontszámát jelöli, amely egyenlő a v csúcspont kilépő élei mentén elérhető csúcspontok autoritási pontszámainak összegével. Vagyis ha v magas autoritási pontszámú csúcspontokra mutat, akkor a v „hub” pontszáma is megnő. A (2)-es képlet az előző fordítottja, a v csúcspont autoritási pontszámát jelzi, mely egyenlő a belépő élek mentén kapcsolódó csúcspontok „hub” pontszámainak összegével. Vagyis ha v pontra sok nagy „hub” pontszámmal bíró csúcs mutat rá, akkor v autoritási pontszáma magas lesz. Ezután a fenti egyenletek frissítésre kerülnek, a „hub” pontszámok újrakalkulálódnak és új autoritási pontszámokat kapunk, majd az iteráció folytatódik. Ezután alakítsuk át az (1)-es egyenletet mátrix-vektor formátumúvá. Jelöljük \vec{h} -val és \vec{a} -val a háló csúcseinak „hub” és autoritási pontszámainak vektorait. Jelöljük továbbá A -val a hálóra vonatkozó szomszédsági mátrixot. Az A_{ij} mátrix cellája 1-gyel egyenlő, amennyiben létezik kapcsolat i és j csúcsok között, 0 ha nincs kapcsolat. Ezek után átírhatjuk a fenti egyenleteket az alábbi módon:

$$\vec{h} \leftarrow A\vec{a}$$

$$\vec{a} \leftarrow A^T\vec{h}$$

...ahol A^T az A mátrix transzponáltját jelöli. Az előző két egyenletet kombinálva átírhatjuk azokat oly módon, hogy:

$$\vec{h} \leftarrow AA^T\vec{h}$$

$$\vec{a} \leftarrow A^T A\vec{a}$$

Ezt követően bevezetjük a sajátértéket a rendszerbe (λ_h -val jelöljük az AA^T sajátértékét, míg λ_a -val az $A^T A$ sajátértékét), a „ \leftarrow ” szimbólumot pedig „=”-re cseréljük. Így megkapjuk az AA^T , valamint az $A^T A$ sajátvektorára vonatkozó képletet, ami alapján meghatározhatjuk a „hub” és autoritási pontszámok vektorait:

$$\vec{h} = \frac{1}{\lambda_h} AA^T \vec{h}$$

$$\vec{a} = \frac{1}{\lambda_a} A^T A \vec{a}$$

A procedúra lényege tehát: az AA^T és $A^T A$ kiszámítását követően meghatározzuk az AA^T és $A^T A$ sajátvektorait, így megkapjuk a „hub” és autoritási pontszámokat jelölő \vec{h} és \vec{a} vektorokat. (Manning et. al., 2008)

²¹ Forrás: Ucinet társadalmi hálózatokat elemző program weboldala a HITS-algoritmsról. Weboldal: <http://www.analytictech.com/ucinet/help/hs4200.htm>

A fizetési rendszerek nyelvén, ha egy pénzüintézet jelentős likviditást *nyújtó*, akkor inkább tekinthető *csomóponti* szereplőnek (magas „hub” centralitással bír), míg ha sok likviditás *érkezik hozzá*, akkor inkább *magas „autoritású”* (likviditást „elnyelő”). Ez alapján az összes olyan intézmény, amely pl. a jegybankhoz vagy fontos *csomóponti* szereplőkhöz kapcsolódik, valamilyen szinten jó „autoritású”; illetve valamennyi rendszertag, mely a likviditás nyújtásához hozzájárul, bizonyos mértékben jó *csomópontként* kezelhető. (León et. al., 2014) A módszerrel viszonylag pontos képet nyerhetünk egy adott résztvevő fizetési rendszeren belül elfoglalt pozíciójáról, magatartásáról, vagyis hogy ténylegesen mennyiben is járul hozzá a rendszerben belül forgó pénzforgalmi likviditás közvetítéséhez.

Az alkalmazott algoritmus hasonló mértékű autoritási- ill. „hub-” centralitási értéket rendelt egy adott résztvevőhöz; a magas autoritási- és „hub” pontszámmal bíró rendszertagokat a pénzforgalmi likviditás közvetítésében kiemelt szerepet játszó szereplőknek tekinthetjük. Az autoritási- illetve „hub” pontszámok kiszámításához a „igraph” nevű R csomag „authority_score” és „hub_score” függvényeit használtuk²². Az alkalmazott algoritmus révén kapott eredmények alapján következtetni lehet arra, mely rendszertagok játszanak fontos szerepet a pénzforgalmi likviditás közvetítésében, végeredményben pedig hogy mely szereplők alkotják inkább a hálózat magját, és mely rendszertagok tekinthetőek inkább marginális, a háló szélén elhelyezkedő, periférikus szereplőknek. Ehhez adott résztvevő esetén a kapott *autoritási*, illetve *csomóponti* („hub”)-pontszámok abszolút nagyságát és azok egymáshoz való viszonyát vizsgáljuk. Az egyszerre alacsony autoritási illetve „hub” pontszámot kapott rendszertagokat periférikus szereplőknek tekinthetjük. Végeredményben pedig az egyaránt magas autoritási és „hub” pontszámmal bíró résztvevők lesznek azon *kritikus jelentőségű* bankok, melyek kiemelt szerepet játszanak a pénzforgalmi likviditás *továbbításában*. (León et. al., 2014)

A likviditás terjesztési index alapján a nagy értékű fizetési rendszer szereplőit két klaszterbe lehet sorolni. A csoportképzéshez a León (2014) által bevezetett likviditás terjesztési indexet (*LSI, Liquidity Spreading Index*) használtuk, mely az autoritási és „hub” pontszámokból építkezik. Egy adott *i* rendszertagra vonatkoztatva az LSI a következőképp kalkulálható:

$$LSI_i = \frac{\left(\frac{\text{autoritási centralitás}_i}{\sum_{i=1}^n \text{autoritási centralitás}_i} \cdot \frac{\text{hub centralitás}_i}{\sum_{i=1}^n \text{hub centralitás}_i} \right)}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\text{autoritási centralitás}_i}{\sum_{i=1}^n \text{autoritási centralitás}_i} \cdot \frac{\text{hub centralitás}_i}{\sum_{i=1}^n \text{hub centralitás}_i} \right)}$$

Az összes rendszertagra számolva az LSI mutató értéke 1-gyel lesz egyenlő:

$$LSI = \sum_{i=1}^n LSI_i = 1$$

León szerint azon rendszertagok lesznek végeredményben a pénzforgalmi likviditás közvetítésében kiemelt jelentőséggel bíró bankok, melyek legnagyobb mértékben járulnak hozzá az LSI-hez.

Conway módszerével tovább finomítottuk az előbbi csoportosítást oly módon, hogy két klasszikus központi-sági index, a közöttség és a sajátvektor-centralitás közti kapcsolatból következtettünk a rendszerszempontról kritikus szereplőkre. (Conway, 2009) Ehhez röviden áttekintjük, mit jelent e két hálózati indikátor. A *közöttség* azt méri, mennyire tekinthető egy adott hálón belüli csúcs *„szűk keresztmetszetűnek”* a pénzforgalmi likviditás napon belüli mozgása szempontjából. A rendszerszempontról kritikus szereplők meghatározásában segíthet a *„közöttség”* mutatója, mely arra utal, hogy *„adott csúcs hány darab legrövidebb úton van rajta”* (Banai et. al., 2013). Vagyis hány olyan pontpár létezik a hálózaton belül, melyeket ha összekötünk egymással, akkor (ahhoz, hogy a kapcsolat létrejöhessen) a köztük kialakuló útnak mindenképp keresztül kell haladnia

²² Bővebben ld. még Csárdi et. al. (2006).

a vizsgált pontunkon – a legrövidebb utakat tekintve. A mutató kiszámításához a már említett „igraph” nevű R csomag „betweenness” függvényét használtuk, mely a Brandes (2001) által javasolt algoritmus alapján dolgozik²³. Adott v csúcspont esetén a közöttiség:

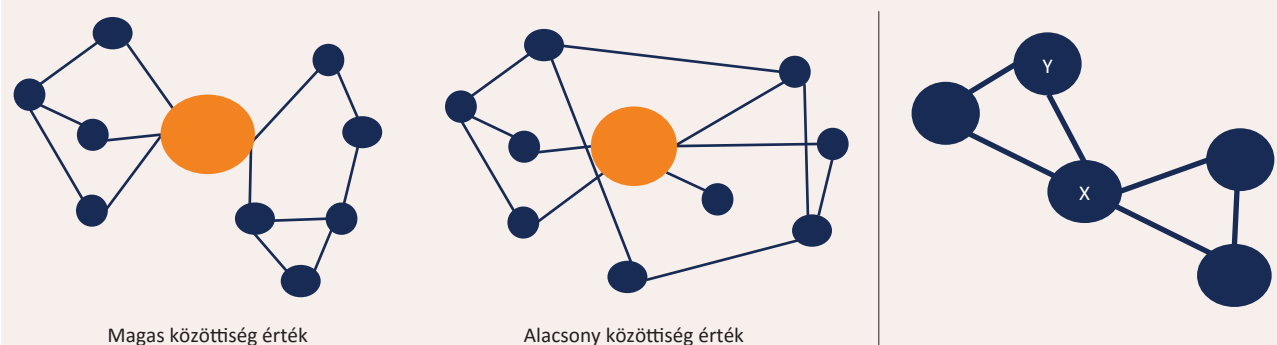
$$\sum_{i \neq j, i \neq v, j \neq v} \frac{g_{ij}(v)}{g_{ij}}$$

- ahol i és j tetszőleges csúcspontok a hálón belül (i a küldő, j a fogadó oldal)
- $g_{ij}=g_{ji}$ a legrövidebb utak száma i és j csúcspontok között
- $g_{ij}(v)$ a legrövidebb utak száma i és j között, amelyeken v csúcspont rajta fekszik

A magas érték azt jelenti, hogy adott szereplő rövid úton el tud jutni másokhoz, vagy adott szereplő több, más szereplőket összekötő legrövidebb utakon rajta fekszik. A közöttiség alapján pontosabb képet lehet adni arra vonatkozólag, hogy mely rendszertag tekinthető kritikus szereplőnek a pénzforgalmi likviditásmenedzsment szempontjából, illetve mely rendszertagoknál van kiemelt jelentősége annak, hogy fizetési kötelezettségeiknek fennakadások nélkül eleget tegyenek. Bár egy nagy értékű fizetési rendszerben bármely rendszertag tud bármely másik résztvevőnek fizetési tételeket küldeni, mégis amennyiben az ilyen szűk keresztmetszetű, magas közöttiséggel bíró rendszertagok esetében valamilyen operációs probléma merül fel, akkor ez kockázatot jelenthet *likviditás rendszeren belüli átcsatornázódása* tekintetében. Ennek számtalan következménye lehet: amennyiben a fizetési forgalom lebonyolításához nem áll rendelkezésre elégséges likviditás a magas közöttiséggel bíró rendszertagok esetén, hosszabb ideig vehetik igénybe a hitelkeretet napon belül, esetükben nőhet a sorba került tételek száma és értéke, rosszabb esetben körbetartozás alakulhat ki. Egy-egy szereplő likviditási hiánya pedig nem csak a VIBER forgalmat érinti, annak hatása lehet a GIRO által működtetett kis értékű („retail”) fizetési rendszerben (BKR) elszámolt tranzakciók teljesítésére is²⁴, így végeredményben akár a végfelhasználók is megérezhetik azt. A magas közöttiségű rendszertagok tehát a pénzforgalmi likviditás hatékony újraelosztása tekintetében kritikus fontossággal bírnak, emiatt fontos a közöttiség alapján kapott eredmények értékelése is (3. ábra). Érdekes ezeket ugyanakkor fenntartásokkal kezelnünk. Elképzelhető ugyanis az az eset, hogy olyan

3. ábra

Magas és alacsony közöttiség értékek (bal oldali sematikus ábra); közöttiség az X és Y csúcspontok viszonylatában (jobb oldali sematikus ábra)



Megjegyzés: A jobb oldali ábrán az X magasabb közöttiségi mutatóval rendelkezik, mivel több pontpárt összekötő legrövidebb útnak kell rajta keresztül mennie, mint az Y-on. Saját szerkesztés.

Forrás: Tomson (2013) és Eaton (2013) alapján.

²³ Bővebben az alkalmazott kódról ld. Csárdi et. al. (2006)

²⁴ A BKR esetében elváltak egymástól a tranzakciók elszámolása és kiegyenlítése. A BKR „csak” a fizetési tranzakciók elszámolását végzi (a bankok egymással szembeni fizetési pozícióinak meghatározása), a kiegyenlítés (a tényleges pénzügyi teljesítés) az MNB mint kiegyenlítő bank feladata. (Luspay et. al., 2014) A fizetési forgalom lebonyolítására a résztvevők mind a VIBER-ben, mind a BKR-ben ugyanazt a likviditást használják: a rendelkezésükre álló számlaegyenleget, valamint az MNB javára zárolt értékpapír-állományuk ellenében kapott napközbeni hitelkeretet. Így ha egy bank VIBER-ben vezetett pénzforgalmi számláján nincs elegendő likviditás, akkor értelemszerűen a BKR-en keresztül benyújtott tételei sem fognak teljesülni.

szereplőkre kapunk magas közöttiségi értéket, melyek a háló szélén helyezkednek el. Vagyis pl. két, teljesen elszeparált, egyébként is a periférián lévő sziget összekötése szempontjából van csupán jelentőségük.

A sajátvektor centralitás²⁵ egy adott csúcs teljes hálón belül elfoglalt szerepére fókuszál, pontosabb képet nyújtva ezáltal a fokszámhoz képest. Hálózatelemzéseknél preferált indikátor a sajátvektor centralitás²⁶, melynek óriási előnye a többi hálózati indikátorokhoz képest, hogy egy adott csúcsnak az *egész gráfon* belül elfoglalt szerepére fókuszál, kevésbé a lokális jellemzőkre épít. A mutató célja megtalálni a „*legközpontibb*” szereplőket a hálón belül. A magasabb értékek adott szereplő „centrálisabb” tulajdonságára utalhatnak, tehát adott rendszertag vagy sok más ponthoz kapcsolódik, vagy elsősorban központi szereplőkhöz kapcsolódik, vagy mindkettő. (León et. al., 2014). Az alacsonyabb értékek azt jelzik, hogy az adott pont inkább a gráf szélén foglal helyet. Ezáltal pontosabb képet nyújt pl. a *fokszámhoz* képest, mely csupán az adott csúcsba irányuló, valamint az onnan kiinduló élek számát vizsgálja. Egy magas fokszámmal bíró résztvevőnek nem feltétlenül lesz nagy a sajátvektor centralitási mutatója. Ennek fordítottja is igaz lehet, tehát egy magas sajátvektorral bíró csúcspont nem feltétlenül rendelkezik magas fokszámmal – ez esetben elképzelhető, hogy csak néhány partnere van, viszont e néhány partnerrel jelentős forgalmat bonyolít le. A mutató kiszámításához az említett „*igraph*” nevű R csomag „*evcent*” parancsát használtuk²⁷. Általánosságban megfogalmazva a sajátvektort: „*definiáljuk egy csúcs centralitásának mérőszámát úgy, hogy az legyen arányos a szomszédai mérőszámainak összegével valamilyen $c = \frac{1}{\lambda}$ -től függő arányossági tényezővel, vagyis:*”

$$v_i = c \sum_j A_{ij}^T v_j$$

- ahol A jelöli a szomszédsági mátrixot
- i és j tetszőleges csúcspontok a hálón belül (i a küldő, j a fogadó oldal)
- c jelöli az arányossági tényezőt

„*Mátrixműveletekre átírva és rendezve ez:*

$$A^T v = \lambda v,$$

tehát a csúcsok mérőszámaiból álló v vektor éppen az A^T mátrix egyik sajátvektora λ sajátértékkel.” (Kiss, 2012)

A közöttiség és a sajátvektor centralitás közt fennálló kapcsolatból következtetni lehet a rendszerszempontról kritikus szereplőkre. Conway szerint a közöttiség és a sajátvektor centralitás közti kapcsolatot lineáris modellel közelíteni lehet, így az összes, nem-lineáris, extrém outlier bizonyos szempontból kulcs „aktornak” tekinthető²⁸. Conway módszerét követve lineáris modellt állítottunk fel a közelség és a sajátvektor centralitás között. Az alkalmazott R kód:

```
1 el=read.csv("input.csv", header = TRUE, sep=",")
2 g2=graph.data.frame(el)
3
4 cent <- data.frame(bet=betweenness(g2), eig=evcent(g2)$vector)
5 res <- lm(eig~bet, data=cent)$residuals
6 cent <- transform(cent, res=res)
7
8 p <- ggplot(cent, aes(x=bet,
9                       y=eig,
10                      label=rownames(cent),
11                      colour=res,
12                      size=abs(res)) +
13             xlab("Betweenness Centrality") +
14             ylab("Eigenvector Centrality")
15
16 p+geom_text() + geom_smooth(method = "lm", se = FALSE)
```

²⁵ Részben az alábbi weboldal alapján: Franceschet (2014).

²⁶ Bizonyos internetes keresőmotorok is ez alapján dolgoznak. Az indikátor segítségével képesek „pontozni” egy adott weblap relatív fontosságát (pl. hányan kerestek rá az adott honlapra, hányan rákattintás történt stb.). Ld. Bryan, Leise (2006).

²⁷ Bővebben az alkalmazott kódról ld. Csárdi et. al. (2006)

²⁸ Bővebben az alkalmazott kódról ld. Csárdi et. al. (2006) és Conway (2009).

Bár a linearitás a két változó közt nem feltétlenül teljesül tökéletesen, Conway szerint a módszer képet nyújthat arról, melyek lehetnek a rendszerkockázati szempontból érdekes szereplők. Ha a közöttség és sajátvektor közt fennálló, lineáris modell szerinti egyenest megjelenítjük, akkor az ezen egyenestől mint referenciától *távol elhelyezkedő* (magas reziduummal bíró) szereplők lesznek kulcsfontosságúak.

A rendszerkockázati szempontból kiemelt jelentőségű rendszertagok beazonosításán felül azt is fontos látni, hogy egy-egy banküzemi incidensből eredő likviditási kockázat továbbgyűrűző hatása mely résztvevők esetén jelenthet leginkább problémát. A diffúziós modelleken alapuló hálózatelméletek olyan esetekben bizonyulhatnak hasznosnak, amikor pl. arra vagyunk kíváncsiak, hogy egy vírus, fertőzés, egy adott *információ egysége*, vagy éppen egy nagy értékű fizetési rendszer valamely résztvevőjének üzemzavara *mennyire gyorsan* képes károkat okozni a rendszerben. Ennek mérésére szolgál a *diffúziós centralitás*, mely oly módon is értelmezhető, hogy adott csúcspontból számítva mekkora lesz a (likviditási) kockázat továbbterjedésének *valószínűsége*. A mutató amiatt is hasznos, mert a klasszikus centralitási indexek nem feltétlenül képesek megragadni egy adott pont diffúziós jellemzőit. (Kang, 2012)

A diffúziós centralitás segítségével mérhetjük azt, hogy adott VIBER-résztvevő operációs zavarából eredő likviditási kockázat mennyire gyorsan képes szétterjedni, ergo fennakadásokat okozni a pénzforgalomban adott időintervallum alatt. A diffúziós centralitás számításához a *Weihua An* és *Yu-Hsin Liu* által kifejlesztett „*keyplayer*” nevű R bővítmény „*diffusion*” algoritmusát alkalmaztuk. (An et. al., 2016) A csomag leírása szerint a diffúziós centralitás azt a *képességet* méri, miszerint egy adott pont mennyire gyorsan tud információt továbbítani a hálón belül. A szerzők *Banerjee* képletét használták (Banerjee et. al., 2013), ahol az alábbi mátrix sorösszege adja a diffúziós centralitás értékét:

$$S = \sum_{t=1}^T P^t$$

- ahol P egy valószínűségi mátrixot jelöl
- a $t = 1 \dots T$ az iterációk számára utal
- az S mátrix pedig az aggregált diffúziós tendenciát méri

A P tehát egy valószínűségi mátrix, a P_{ij} pedig azt a valószínűséget méri, amellyel el lehet jutni i csúcspontból j -be. *Banerjee* eredeti javaslata szerint $P = q \times g$, ahol q az átmenet valószínűsége az egyes csúcspontok között, g pedig a szomszédsági mátrix. Egyszerűség kedvéért a „*keyplayer*” nevű csomag rögtön a valószínűségi mátrixot kéri be inputként. Mi az említett valószínűségeket a havi bruttó forgalmakkal arányosan határoztuk meg. Hiszen minél nagyobb a teljesült forgalom pl. „*A*” és „*B*” résztvevők között, vélhetően annál nagyobb lesz a valószínűsége annak, hogy egy „*A*” szereplőnél bekövetkező működési zavarnak komolyabb hatása lesz a „*B*” szereplőre, aki napközbeni pénzforgalmának teljesítéséhez számít az „*A*” felől érkező fizetési tranzakciókra. Előbbiek miatt súlyozott, irányított szomszédsági mátrixot használtunk inputként. Az S mátrix elemei mérik azt az aggregált tendenciát, mellyel T darab iteráció során el lehet jutni i csúcspontból j -be. A T -érték pozitív egész szám lehet, melyet az eltelt *idő egységként* lehet értelmezni, vagyis hogy mennyi időt engedünk meg két pont közti információ (vagy operációs zavarból eredő likviditási kockázat) terjedéséhez. Ez lehet egy nap, egy hét, egy hónap, vagy 2 hónap akár, de ami fontos, hogy *egységnyi idő* alatt mennyi „információ” halad át. A T -érték értelmezése minden esetben az algoritmusban felhasznált inputmátrix-szal áll szoros összefüggésben²⁹. Tegyük fel például, hogy egy adott csúcspontból 3 útvonalon keresztül tud kiindulni egy üzenet, vagyis 3 valószínűségünk lesz, $T = 1$ paraméter mellett. Összegezve ezeket a valószínűségeket kapjuk meg egy adott csúcstra a diffúziós centralitást (melynek lehetséges értéke jelen esetben 0 és 3 között lesz). Végeredményben ezt rögzíti az S mátrix, melynek

²⁹ Mivel a felhasznált mátrixunk egy hónapot fed le, ezért a $T = 1$ megadott paraméter 1 eltelt hónapra, $T = 2$ paraméter 2 eltelt hónapra stb. fog vonatkozni. Tekintve azonban, hogy a fizetési rendszer szereplőinek napi forgalmi mintázata nem tér el jelentősen a havi forgalom mintázatától (amennyiben egy „*A*” szereplő értékben sok fizetési tranzakciót indít egy másik, pl. „*B*” szereplőnek adott hónapra aggregálva, akkor annak az *esélye*, hogy ugyanezen két szereplő közt a vizsgált hónap tetszőlegesen kiválasztott értéknapiján *is generálódik* forgalom, igen nagy lesz), ezért a T paramétert akár az eltelt *nap* egységként is értelmezhetjük. Ez az egyszerűsítés lényegesen megkönnyítheti az eredmények interpretációját.

sorösszege utal tehát arra, hogy adott csúcs az információ terjesztése szempontjából végeredményben mennyire tekinthető fontosnak. Ez az érték azt nem tudja megmondani, hogy pl. *miért* lett magas a *diffúziós képesség*: azért, mert sok kapcsolata van az adott csúcspontnak, vagy azért, csupa magas valószínűségű útvonalon indított üzeneteket. Helyette sokkal inkább egyfajta aggregált, általános erősségre utal, amely adott csúcspont *kockázat-terjesztési képességére* vonatkozik. Mindhárom időszakra meghatároztuk a diffúziós centralitásokat, a háló minden egyes pontjára. A T paraméternek három értéket állítottunk be ($T=1$, $T=2$, $T=3$; vagyis 1 eltelt nap, 2 eltelt nap illetve 3 eltelt nap). Az egyes $T=1$, $T=2$, $T=3$ időegységekre kapott diffúziós centralitásokból növekedési ütemeket számoltunk³⁰, ezeket összevetettük az LSI szerinti kimenetekkel, külön megcímkézve a pontokat aszerint, hogy melyikük bizonyult kritikus központi, illetve melyikük periféria rendszertagnak.

Az egyes bankok közt fennálló komplex pénzügyi összefonódások miatt érdemes az egyes szereplőket egy csoportba összevontan vizsgálni ahelyett, hogy önmagukban, egymástól függetlenül kezeljünk őket. Így több rendszertag együttes hatásáról nyerhetünk képet. A korábbi módszerekkel elsősorban az egyedi pontokra fókuszáltunk. A mai modern pénzügyi világban viszont az egyes hitelintézetek közt fennálló kölcsönös függőségek miatt kritikus lehet annak vizsgálata is, hogy bizonyos *banki körök* hogyan képesek hatni a rendszerre. Felvigyázói szempontból fontos, hogy az egyes intézményeket lehetőleg ne önmagukban, egymástól függetlenül kezeljük, hanem érdemes több rendszertagot csoportokba összevontan vizsgálni, hiszen a köztük lévő komplex pénzügyi összefonódások mértéke kritikus lehet a rendszerszintű fertőzések feltárása során. Tehát érdemes megfelelően kiválasztott *pontok csoportját* úgy kezelni, mintha az már egy különálló, teljes értékű pont lenne a hálózaton belül. Előfordulhat ugyanis, hogy a három legcentrálisabb pont *együtt már nem* alkot egy kifejezetten központinak tekinthető csoportot, vagy éppen ellenkezőleg: egy korábban *gyengébbnek hitt*, a hagyományos hálózatelméleti módszerek szerint periférikusnak *vélt* rendszertag hálón belüli szerepe *lényegesen fel is értékelődhet*. Bizonyos csúcspontok mesterséges összevonását követően pedig olyan csoportok jöhetnek létre a hálózaton belül, melyek együttesen már kockázatot jelenthetnek a rendszer egészére vonatkoztatva (pl. egy felvásárlás vagy összeolvadás során). Ezt a lehetőséget vizsgálja a korábban említett *Weihua An* és *Yu-Hsin Liu* szerzőpáros által kifejlesztett „*keyplayer*” nevű R bővítmény „*kpset*” nevű parancsa (An et. al., 2016), mely Borgatti (2006) mohó keresési algoritmusának módosított változata alapján dolgozik. Az alapötlet a következő:

1. lépés. Vegyük a csúcspontok kezdeti halmazát, C -t. A maradék csúcspontok halmaza R .
2. lépés. Frissítsük a C halmazt.
 1. Vegyünk a C halmazon belül egy csúcspontot! Cseréljük ki azt az R halmaz valamely csúcspontjával (1. hurok)! A csere maradjon végleges, amennyiben az növeli a módosított C halmaz centralitási értékét. Az iterációk száma az R halmazban lévő csúcspontok számától függ.
 2. Ismételjük meg az 1. hurkot a C halmaz összes csúcsára, szekvenciálisan (2. hurok)! A 2. hurok iterációinak száma a C halmaz csúcsainak számától függ.
 3. Álljon meg az iteráció, ha (1) a C halmaz centralitási pontszámának a növekménye alacsonyabb, mint a specifikált küszöbérték, vagy (2) ha a folyamat eléri az iterációk előre beállított számát.
3. lépés: A C halmaz és annak centralitási pontszámának közlése.

Modellünkben különböző centralitási mutatószámok optimalizálásával lehet képezni a csoportokat. Mi a diffúziós centralitás mellett döntöttünk, hiszen egy átmeneti üzemzavarból eredő likviditási kockázat terjedését leginkább ez az indikátor képes megragadni. Az algoritmusnál előre megadható, hogy hány szereplős csoportokat kívánunk létrehozni, elemzésünkben 3 valamint 5 intézményből álló csoportokat határoztunk meg. Ennek megadását követően a modell addig optimalizál, amíg meg nem találja azt a 3 illetve 5 pontból álló végső klasztert, amelynek végül a legmagasabb lesz a diffúziós centralitása.

A VIBER hálózatát általánosan leíró 4. fejezetben érintünk még egyéb hálózatelméleti fogalmakat, ezekre a fejezetben külön kitérünk.

³⁰ Alkalmazott képlet: $((\text{diff. centr.}_{T=3} / \text{diff. centr.}_{T=2}) + (\text{diff. centr.}_{T=2} / \text{diff. centr.}_{T=1})) / 2$

4. A nagy értékű fizetési rendszer hálózati karakterisztikájának bemutatása

1. táblázat

Nagy értékű fizetési rendszerek hálózati tulajdonságainak összehasonlítása

(átlag, helyenként szórással együtt)

Hálózati mutatók	BOK-Wire+ (Dél-Korea)	LVTS (Kanada)	TOP (Hollandia)	Fedwire (USA)	VIBER (Magyarország)	VIBER (Magyarország)	VIBER (Magyarország)
Vizsgált időszak	2013 augusztus	2004 április - 2008 december	2005 június - 2006 május	2005	2008 április	2012 április	2016 április
Teljesített forgalom (érték)	190 billió KRW	25,4 billió CAD (éves)	584 millió EUR	1,3 billió USD	80 111 milliárd HUF*	62 219 milliárd HUF*	64 068 milliárd HUF*
Teljesített forgalom (tételszám)	11 672	4,4 millió (éves)	21 400	345 000	60 456	84 485	8 686 521**
Pontok száma	122 ± 5,9	14	155	5 086 ± 123	30	31	34
Élek száma	2 871 ± 471	N/A	1 182	76 614 ± 6 151	412	357	396
Konnektivitás (sűrűség, %)	18,1 ± 2,5	69,2 ± 3,3	7	0,3 ± 0,01	47,36	38,39	35,29
Fokszám (átlagos)	45,4 ± 6,9	N/A	9	15,2 ± 0,8	7,85 ± 5,50	7,17 ± 5,32	9,05 ± 7,56
Maximális belépő fokszám	84 ± 8	N/A	N/A	2 097 ± 115	20	20	28
Maximális kilépő fokszám	86 ± 10	N/A	N/A	1 922 ± 121	19	20	32
Reciprocitás (%)	58 ± 6,0	89,3 ± 2,5	63	21,5 ± 0,03	42,3	42,7	39,2
Karakterisztikus úthossz	1,85 ± 0,05	1,31 ± 0,03	~2,3	2,62 ± 0,02	1,59	1,66	1,69
Átlagos excentricitás	2,9 ± 0,1	1,84 ± 0,07	~3,3	4,67 ± 0,33	2,47 ± 0,50	2,5 ± 0,5	2,97 ± 0,3
Átlagos átmérő	3,8 ± 0,4	2,01 ± 0,07	N/A	6,6 ± 0,5	3	3	4
Klaszterezettségi együttható (%)	51,3 ± 1,7	84,3 ± 1,5	38	53,0 ± 1	54,1	49,7	46,1

Forrás: Soramäki et. al. (2014), illetve MNB adatok

* MNB, KELER, Kincstár, Posta, valamint egyéb, a 3.1-es alfejezetben részletezett szereplők forgalmától megtisztítva.

** Beleszámítva a kis értékű fizetési rendszer forgalmából eredő tételszámokat is.

A következőkben a VIBER hálózati karakterisztikájának jellemzőit klasszikus hálózatelméleti módszertanra támaszkodva tekintjük át, továbbá vizsgáljuk a háló szerkezetében hosszú távon bekövetkezett főbb változásokat.

A VIBER hálózatának sűrűsége hosszú távon csökkent. Az összekapcsoltság (sűrűség, „connectivity”) a hálózat egészét vizsgálja³¹. Egy háló akkor lesz teljesen összekapcsolt („connected”), sűrű, ha minden pontja közt létrejön egy összekötő él. Egy ilyen teljes gráfnál nincsenek elérhetetlen pontok a rendszerben, minden pont kapcsolatban áll egymással. Nem kapcsolódó („disconnected”) gráfnál már előfordulhat olyan csúcs a rendszerben, amely nincs összeköttetésben más pontokkal. A VIBER hálózatának sűrűsége 2008-hoz képest 2016-ra 12 százalékponttal csökkent (1. táblázat). Ez azt jelenti, hogy 2016 áprilisában a háló pontjai között potenciálisan létrejehető összes élnek kisebb hányada, átlagosan csak mintegy 35 százaléka volt ténylegesen is használva, a korábbi 47 százalékhöz képest. Más megfogalmazásban: nincs annyi aktív él az egyes pontok között, amennyit egyébként a pontok száma indokolna. Ez összefügghet azzal a ténnyel, hogy több rendszertag részesevé is megvásárlásra került az időszak során (pl. más szereplőhöz történő beolvadás útján) vagy rendszertagsága szűnt meg, ergo egyes bankok közt az aktív tranzakciós viszony végleg abbamaradt. Az enyhülés másik oka lehet, hogy számos olyan rendszertag is működött, melyek a vizsgált időablakok során csak mindössze 1-2 értéknapon bonyolítottak le fizetési tranzakciókat a VIBER-ben (ilyen volt pl. 2012 áprilisában a 29-es bank; vagy 2016 áprilisában a 38-as és 39-es bankok³²). Ezen résztvevők a hálózat közepétől viszonylag távolra helyezkednek el, a háló magjához pedig csak lazán, mindössze 1-2 éllel kapcsolódnak, vagyis rendszerszempontról kevésbé releváns szereplőkről van szó. (ld. később 8. ábra) Kismértékben ugyan, de a rendszertagok száma is növekedett 2008-ról 2016-ra, ez is hozzájárulhatott a sűrűség csökkenéséhez a potenciálisan létrejövő élek számának növelésén keresztül.

A VIBER hálózata nemzetközi viszonylatban sűrűnek tekinthető (a potenciális bankközi élek jelentős része ténylegesen aktív, vagyis létrejön az ügylet), ami egyrészt lehetővé teszi a kockázatok szétterítését, a fertőzések terjedése szempontjából ez a tulajdonság viszont kevésbé ideális. Bár a hazai rendszer sűrűsége 2008-ról 2016-ra csökkent, nemzetközi összehasonlításban még így is magasnak tekinthető, meghaladva a dél-koreai, holland és amerikai értékeket egyaránt. Ez nem feltétlenül hátrány, hálózatkutatók körében ugyanis az általános vélekedés az, hogy egy magas sűrűségű hálózat lehetővé teszi az egyedi csőd kockázat „szétterítését”. Ugyanakkor a rendszer kockázat lényegesen meg is növekedhet, amennyiben az egyes hálón belüli pontok összekötöttsége erősödik, hiszen néhány pont helyett egész csoportok hálózatból történő eltávolítása egy nehezebben előrejelezhető, instabilabb rendszert is magával hozhat (tehát amikor egy viszonylag sűrű hálózatból sok csúcspont egyszerre „esik ki”). (Schweitzer et. al., 2009) Ennek lehetőségét később, a csoportthatást vizsgáló 5.4-es fejezetben vizsgáljuk. A nemzetközi viszonylatban magas sűrűség egyik oka lehet, hogy a VIBER hálózata sokkal kisebb a többi, nagy értékű fizetési rendszeréhez viszonyítva, a csúcspontok száma 30-34 körül alakult. Ezzel az értékkel nagyságrendileg a kanadai rendszerhez áll legközelebb (14 csúcspont), az összes többi rendszernél jóval több (>100) szereplő üzemelt a vizsgált időszakokban. (1. táblázat) Megállapítható tehát, hogy a csúcspontok alacsony száma jellemzően magas sűrűséggel párosul. Emellett a többi rendszerhez képest a magyar rendszerre alacsonyabb karakterisztikus úthossz (átlagosan csak mintegy 1,6-1,7 lépéstávolság szükséges ahhoz, hogy egyik ponttól a másikig eljussunk) és többnyire kisebb átlagos excentricitás (az a *maximális* lépésszám, amely ahhoz szükséges, hogy a rendszeren belül egyik pontból a másikba megérkezzünk) jellemző, a hálózat átlagos átmérője alacsony. A kisebb méretek miatt alacsonyabb fokszámmal találkozhatunk a legtöbb kapcsolattal bíró rendszertag esetén is. Így 2016-ban egy rendszertag *legfeljebb* 28 másik rendszertagtól fogadott, továbbá 32 másiknak küldött tranzakciókat napi szinten, ezek számottevően alacsonyabb értékek mind a dél-koreai, mind az amerikai rendszerhez mérten egyaránt. Márpedig a lehetséges kapcsolatok száma a mérettel négyzetesen nő. (Banai et. al., 2015) Mivel a VIBER hálózata sűrű, ezért egy adott szereplő operációs üzemzavara több rendszertagot közvetlenül is érinthet a gráfon belül, így ez a tulajdonság fertőzési szempontból kevésbé ideális.

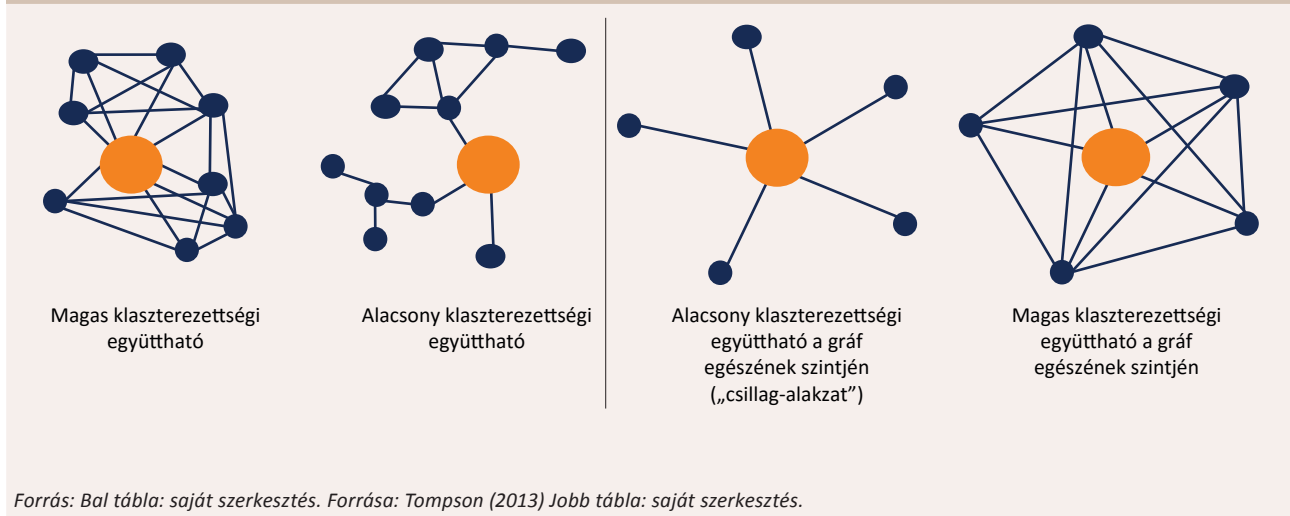
³¹ Képlettel:
$$\frac{\text{csúcspontok közt létrejövő aktív, ténylegesen létező élekszáma}}{\text{csúcspontok közötti potenciális élek száma}}$$

³² A számok a fizetési rendszer tagjainak anonim jelölésére utalnak.

A klaszterezettségi együttható egy adott csúcspont közvetlen szomszédai közt létrejövő „klikkesedési” hajlandóságot méri, magyarul mekkora az esélye annak, hogy egy adott VIBER résztvevő közvetlen üzleti partnerei egymással is tranzaktálni fognak? A klaszterezettségi együttható azt méri, hogy adott csúcspont közvetlen szomszédai mennyire klaszterezhetőek. Vagyis adott pont üzleti partnerei közötti kapcsolatok szorosságát tárja fel. Ez azt is jelenti, hogy a csúcspont *szomszédai közt* összes lehetséges élből melyek lesznek ténylegesen is aktívak. Más megfogalmazásban, egy adott csúcs szomszédai „*milyen valószínűséggel állnak egymással összeköttetésben.*” (4. ábra) (Banai et. al., 2013, p. 17.) A társadalmi hálózatok analógiáját alapul véve: ha nekem van X ismerősöm, de ezek az ismerősök is barátai egymásnak, akkor az én klaszterezettségi együtthatóm magas lesz.

4. ábra

Magas és alacsony klaszterezettségi együtthatójú csúcspontok közötti különbség (bal tábla), valamint globális klaszterezettségi együttható egy tetszőleges gráfra vonatkoztatva (jobb tábla)



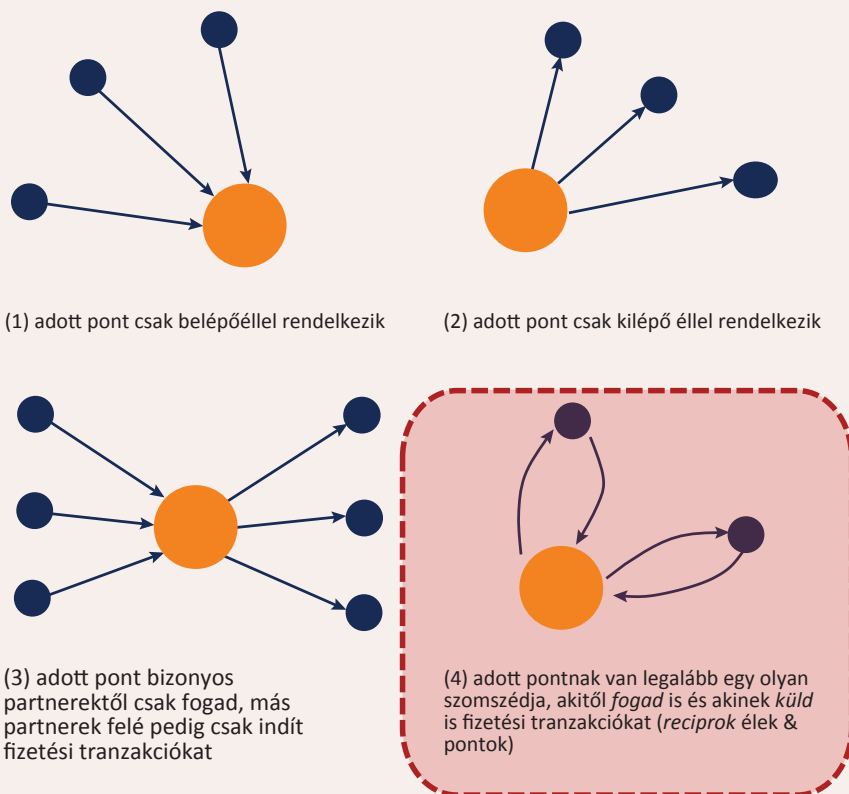
A VIBER hálójára vonatkozó globális klaszterezettségi együttható érdemben nem változott a vizsgált időintervallumban (kismértékben csökkent csupán), utalva ezáltal a rendszer ellenállóképességére³³. Egy hálózat *globális* klaszterezettségi együtthatója a benne lévő pontok együtthatóinak átlaga. Ha a klaszterezettségi együttható aggregált szinten 0, akkor nincs benne klaszter, vagyis egy „*csillagszerű*” alakzat jön létre, ahol egy központi szereplőhöz sok más pont kapcsolódik, melyek egymással nem állnak kapcsolatban (4. ábra jobb oldali grafikon). Amennyiben az aggregált mutató értéke 1, akkor tulajdonképpen egyetlen nagy összefüggő csoport alakult ki, ahol mindegyik pont kapcsolódik az összes többihez. Vagyis annak a valószínűsége, hogy adott rendszertag két közvetlen szomszédja *szintén* kapcsolódik egymáshoz, magasabb, mint ahogy azt egy véletlen hálózattól várnánk. (León et. al., 2014) Úgy is mondhatjuk, hogy a klaszterezettségi együttható globális szinten a csoportosulási, „klikkesedési” hajlandóságot méri. A magas klaszterezettségi együtthatóval bíró hálózatokat robusztusnak tekinthetjük, mivel bizonyos mértékben ellen tudnak állni a hálót érő véletlenszerű sokkoknak³⁴. A VIBER hálójára vonatkozó klaszterezettség a vizsgált időablakok vonatkozásában csupán kismértékű (8 százalékpontos) csökkenést jelez, szintje pedig a többi vizsgált fizetési rendszerhez hasonló mértékűnek tekinthető (46-53 százalék körül alakult a vizsgált időszakok során, ld. 1. táblázat). Ez azt jelenti, hogy ha véletlenszerűen kiválasztunk egy pontot a rendszerben, akkor az ő szomszédjai közt potenciálisan létrejövő kapcsolatoknak mintegy fele volt a valóságban is ténylegesen élő, aktív kapcsolat. Tehát még mindig inkább az a jellemző, hogy a pontok (illetve azok közvetlen „*szomszédai*”) nagyrészt kapcsolatban állnak egymással, ami egy nagy értékű fizetési rendszertől elvárható tulajdonság.

³³ A bekezdés részben az alábbi források felhasználásával készült: Annenberg Learner weboldala, valamint Xrci (2014).

³⁴ Stam (?) weboldala.

Gyakorlatilag nem létezik olyan él a rendszerben, melynek eltávolításával az általa eredetileg összekapcsolt két rendszertag közti pénzforgalom (és ily módon a likviditás átcsatornázódásának lehetősége rendszer szinten) végérvényesen megszűnt volna. Felmerülhet a kérdés: mi történik, ha egy „A” és „B” csúcspontot összekötő élt eltávolítunk a rendszerből, vagyis mesterségesen töröljük azt? Végérvényesen megszünteti-e ez a kapcsolatot a két pont között (másképpen: akadályoztatva lesz-e a likviditás átcsatornázódása), vagy valamilyen alternatív útvonalon ismét képes lesz „A” tranzaktálni „B”-vel, mondjuk egy harmadik „C” szereplőn keresztül³⁵? Adott hálózat ellenállóképességét lehet ily módon is mérni³⁶. 2008 áprilisára a kapott érték 1,21 százalék, míg 2012-re ugyanez az adat 2,8 százalék, 2016-ra pedig 2,27 százalék lett. Vagyis minimálisnak tekinthető azon élek részaránya a teljes gráfon belül, melyek eltávolításával az általuk eredetileg összekötött csúcspontpárok közötti pénzforgalom (és ily módon a likviditás átcsatornázódásának lehetősége rendszer szinten) végleg megszűnt volna. Mivel a nagy értékű fizetési rendszereknél minden szereplő tud küldeni minden rendszertagnak fizetési megbízásokat, így egy-egy él kiesése nem feltétlenül vonja maga után a kapcsolat végleges megszakadását, elvileg mindig létezik olyan alternatív elkerülő útvonal, mely által a kérdéses 2 csúcspont kapcsolatba tud lépni egymással (tehát tudnak egymásnak likviditást küldeni közvetett módon). A kapott alacsony értékek tehát a hálózat robusztusságát igazolják.

5. ábra
Lehetséges forgalmi helyzetek a VIBER résztvevők között.



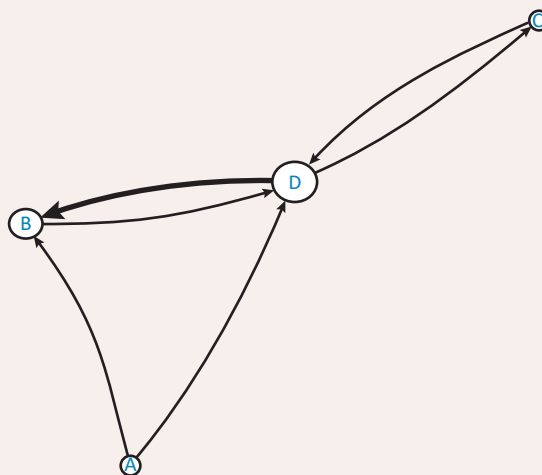
Forrás: Saját szerkesztés. A 4. eset mutatja a reciprok jellemzőt.

³⁵ A gyakorlatban ily módon lehetne ezt értelmezni: tegyük fel, hogy „B” banknak sürgősen napon belüli forráshoz kell jutnia, mert fedezett hitelt kíván felvenni a jegybanktól. Alapértelmezett esetben az „A” banktól várna pénzt, de az „A” szereplő kommunikációs hiba folytán nem tud tételeket küldeni a részére. Ezesetben a „B” bank még mindig fordulhat egy harmadik „C” rendszertaghoz, aki aztán végeredményben fog tudni küldeni fizetési tételeket a „B” részére, így végül a „B” bank finanszírozni tudja majd fedezett hitel felvételét.

³⁶ Ennek kiszámításához az „erange.m” nevű, *Brain Connectivity Toolbox*-ban található MatLab függvény „fs” („fraction of shortcuts in the graph”) outputjának eredményét használtuk.

A reciprocitás segítségével a rendszerben kialakuló üzleti körök állandóságát lehet vizsgálni. A reciprocitás adott csúcs esetén azt vizsgálja, hogy a vele kapcsolatban álló többi csúcsponttal alkotott élek mekkora hányada tekinthető *kétirányúnak*, tehát amikor mindkét fél *egyaránt fogad is és küld is* fizetési tételeket a másiknak³⁷. (5. ábra) A reciprocitás segítségével választ kaphatunk arra a kérdésre, hogy pl. adott VIBER-rendszertag milyen kapcsolatban áll közvetlen szomszédaival, azaz: mennyire tekinthetők *állandónak* az egyes üzleti körök. Fix vagy változó üzleti kapcsolatok megléte jellemző inkább? A 6. ábrán szereplő példa alapján látható, hogy a „D” csúcspont mind az „A”, „B” és „C” pontokkal kapcsolatban áll, mindegyiknek közvetlen szomszédja. Ez azt jelenti, hogy ha mindegyiktől fogadna és mindegyiknek küldene fizetési tranzakciókat, akkor a „D” csúcspont szempontjából a reciprocitás 100 százalékos lenne. Példánkban azonban látható, hogy a „D” csúcspont csak két másik csúcspont viszonylatában *fogad is és küld is* egyszerre tételeket: ezek a „B” és „C”. Ez 4 darab oda-vissza irányítottágú élt jelent (az „A” csúcsponttól a „D” pont csak fogad tranzakciókat, a „D” csúcspont az „A” irányába viszont nem küld tételeket). Tehát a reciprok tulajdonsággal bíró, illetve az összes, rendszerben fennálló élek számának hányadosa: $4 / 6 = 0,666$, vagyis 67 százalék. Ez lesz a „D” csúcspont reciprocitás értéke.

6. ábra
Reciprocitás – egy mintapélda



Forrás: BOF-PSS2 szimulátor segítségével elkészített output

Ritka, hogy valamely rendszertag a rendszerben csak mint *likviditást „nyelő”, vagy csak mint forrást biztosító jelenne meg.* A rendszerben érdemben nem változott a reciprocitás 2008-ról 2016-ra, aggregáltan mintegy 39-43 százalék körül mozog. Vagyis egy adott pont nézőpontjából számítva, a vele kapcsolatban álló rendszertagokkal alkotott élek közel fele reciprok tulajdonságúnak tekinthető, mely szintén a teljes háló robusztusságát, időbeni stabilitását jelzi³⁸. A reciprocitás értéke még magasabbnak bizonyul a központinak minősíthető szereplőknél, mindhárom vizsgált időablakban átlagosan mintegy 76-78 százalékos szinten állt, míg a perifériánál ez az adat 36-39 százalék körül alakult. (2. táblázat, a központ-periféria besorolásról ld. később az 5.1-es fejezetet) Tehát a háló közepéről kiválasztott szereplőknél nagyobb eséllyel fordulnak elő fix üzleti partnerek, esetükben az aktív, *kétirányú* pénzforgalmi kapcsolatok kialakulásának a valószínűsége is magasabb lesz, szemben a periférián lévő csúcsokkal. Vagyis nagyobb arányban vannak olyan közvetlen szomszédaik, amelyektől *fogadnak* is és amelyeknek egyúttal *küldenek is* fizetési tételeket, a marginális szereplőkhöz képest. Általánosságban elmondható, hogy minimálisan fordulnak elő „potyautasok” a rendszerben, vagyis közel egy évtized távlatában is fennáll Lublóp megállapítása, miszerint ritka, hogy valamely pont a rendszerben *csak mint likviditást „nye-*

³⁷ Forrás: Hanneman et. al. (2005)

³⁸ Amennyiben az MNB, KELER, Kincstár, Posta, valamint egyéb, a 3.1-es alfejezetben részletezett szereplők forgalmától nem szűrnék meg az adatokat, akkor vélhetően a reciprocitás értéke még magasabb is lenne.

lő”, vagy csak mint forrást biztosító jelenjen meg, adott partner tekintetében³⁹. A háló közepén tapasztalható magas reciprocitás egyik oka lehet a preferált üzleti kapcsolatok megléte, továbbá, a hasonló üzleti aktivitással bíró rendszertagok is feltehetőleg szoros kapcsolatokat ápolnak – így pl. az FX-swappiacon aktív szerepet játszó bankok vélhetően gyakran és nagy volumenben kereskednek egymással, mely szintén okozhat magas reciprocitást (Lublóy, 2006; Soramäki, 2014).

2. táblázat
Reciprocitás értékek alakulása rendszertagi bontásban, 2008 április, 2012 április, 2016 április

Banknév	Megjegyzés	Reciprocitás (2008 április)
Bank 1	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	83,23%
Bank 2	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	78,90%
Bank 3	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	74,26%
Bank 4	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag 2008-ban (2012-ben és 2016-ban periféria)	75,54%
Átlagos reciprocitás (rendszerszempontból fontos szereplők)		77,98%
Átlagos reciprocitás (periféria)		36,79%
Átlagos reciprocitás (a VIBER teljes hálózatára)		42,28%

Banknév	Megjegyzés	Reciprocitás (2012 április)
Bank 1	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	79,97%
Bank 2	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	75,22%
Bank 3	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	80,19%
Átlagos reciprocitás (rendszerszempontból fontos szereplők)		78,46%
Átlagos reciprocitás (periféria)		38,92%
Átlagos reciprocitás (a VIBER teljes hálózatára)		42,74%

Banknév	Megjegyzés	Reciprocitás (2016 április)
Bank 1	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	77,13%
Bank 2	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	80,46%
Bank 3	LSI alapján a likviditás közvetítésében kiemelt szereppel bíró rendszertag mindhárom időszakban	71,16%
Átlagos reciprocitás (rendszerszempontból fontos szereplők)		76,25%
Átlagos reciprocitás (periféria)		35,61%
Átlagos reciprocitás (a VIBER teljes hálózatára)		39,19%

Forrás: MNB adatok alapján, saját szerkesztés. BOF-PSS2 szimulátor alkalmazásával. Az LSI szerinti központ-periféria besorolásról ld. később az 5.1-es fejezetet!

³⁹ "In general, none of the banks can act as <<liquidity sink>> (receive large amounts of payments without sending large amounts of payments) or as <<liquidity treasure island>> (send large amounts of payments without receiving large amounts of payments) – not even in the short run." (Lublóy, 2006, p. 20-21.)

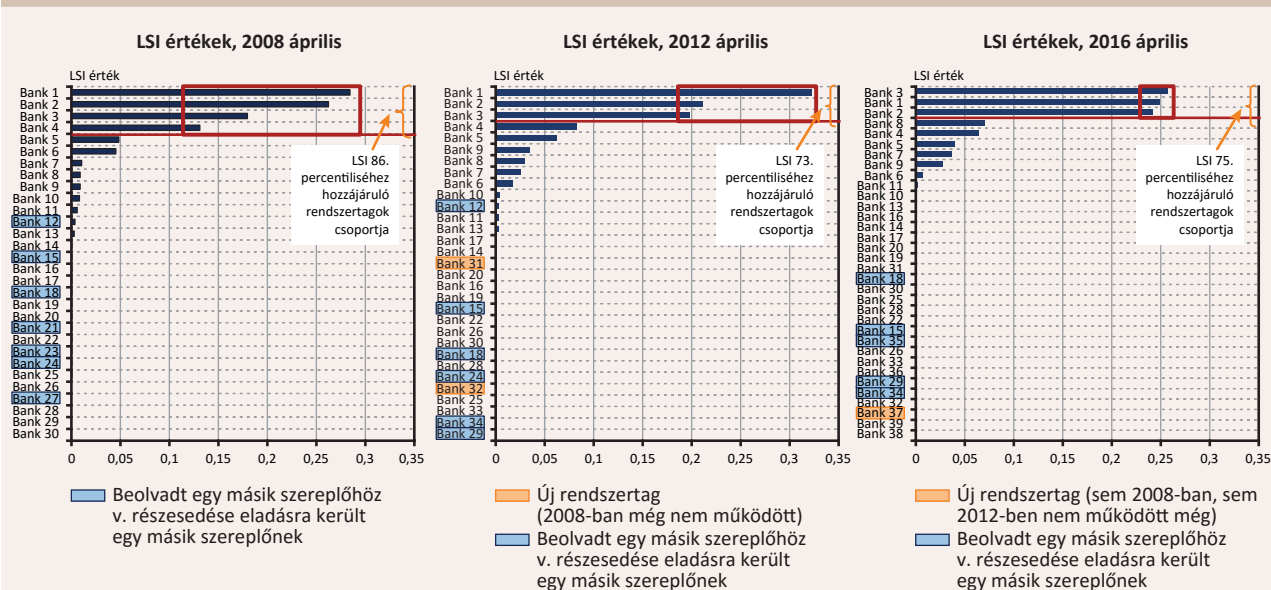
5. A rendszerszempontról kritikus szereplők beazonosítása

5.1. LSI – A PÉNZFORGALMI LIKVIDITÁS KÖZVETÍTÉSÉNEK FELTÉRKÉPEZÉSE

A hazai nagy értékű fizetési rendszer tranzakciószintű forgalmi adatai alapján megállapítható, hogy nincs egyetlen központinak tekinthető szereplő a VIBER-ben. Az LSI alapján két fő klaszter rajzolódik ki egyértelműen: egyrészt azon rendszertagok csoportja, melyek a likviditás közvetítésében kisebb jelentőséggel bírnak. Ők lesznek azon perifériára szorult bankok, melyek esetén az R algoritmus nagyon alacsony autoritási és „hub” pontszámot, ily módon alacsony LSI értékeket generált. Elkülöníthető továbbá a likviditás rendszeren belüli újraelosztása szempontjából fontos szerepet játszó bankok klasztere. Itt található a 3 (2008 esetében a 4) legmagasabb autoritási ill. „hub” pontszámmal bíró rendszertagok szűk csoportja, amelyek a legnagyobb forgalmú VIBER-résztevőknek is számítanak egyben. Együttesen ugyanis a forgalom több, mint felét (51-60 százalékát) generálták a vizsgált hónapokban, az össz-LSI-nek pedig mintegy 75-85 százalékához járultak hozzá a 3 áprilisi időablakban. Összességében megfigyelhető, hogy nincs egyetlen központi szereplő, hanem szétszórtan, több, a likviditás újraelosztása szempontjából kiemelt fontosságú rendszertag létezik a hálózaton belül. (7. ábra)

7. ábra

LSI értékek rendszertagi szinten, 2008 április, 2012 április, 2016 április

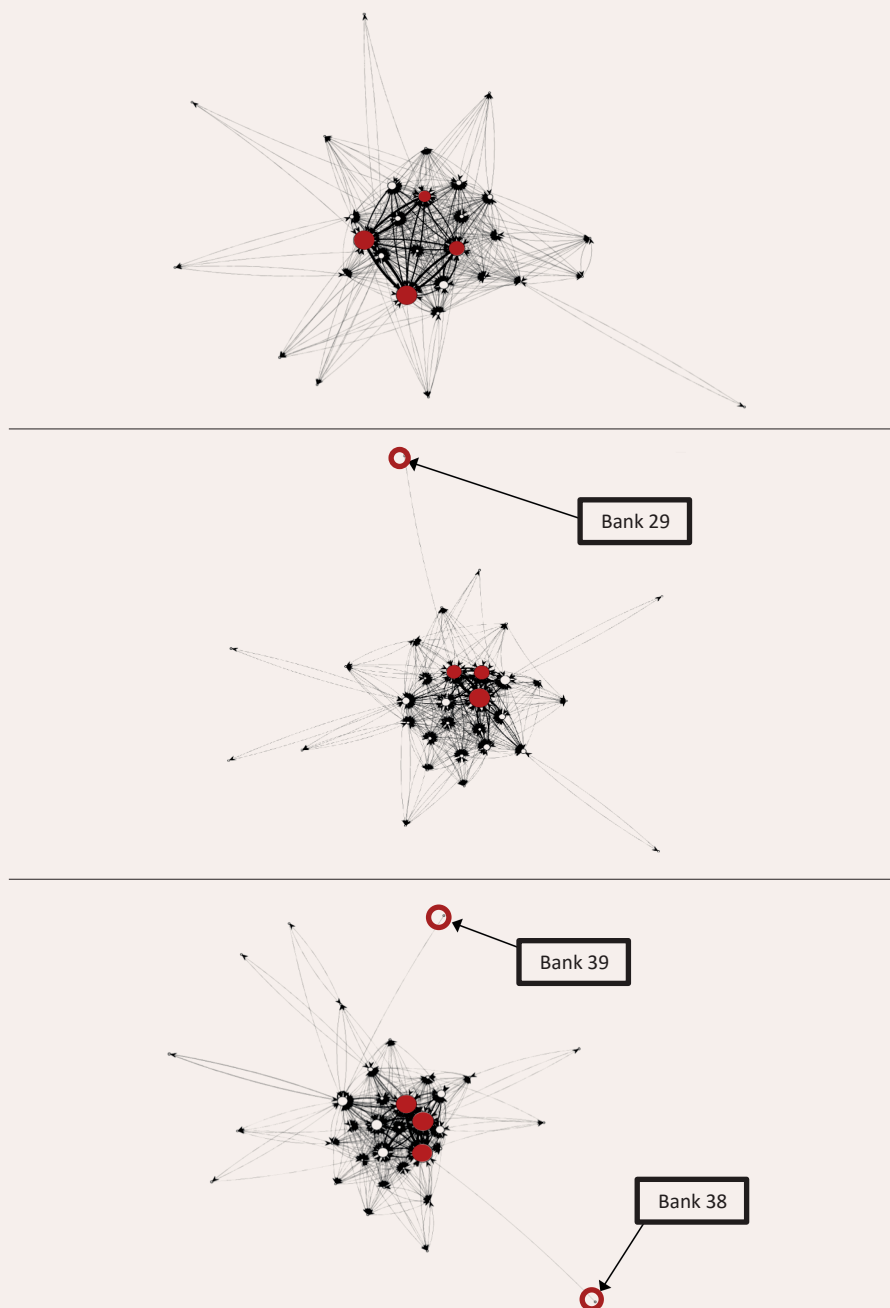


Forrás: saját szerkesztés, MNB adatok alapján. A kapcsolódó számításokat R-ben végeztük, az „igraph” csomag segítségével.

Lényegi különbség nem tapasztalható a központi szereplők terén 2008 és 2016 között. 2008-hoz képest 2016-ra kismértékben szűkült a közvetítő szerepkörrel bíró rendszertagok köre, vagyis minimálisan nőtt a koncentráció: míg 2008 áprilisában 4, addig 2016 áprilisában már csak 3 résztvevő alkotta a csoport „magját”, továbbá a rendszertagok egymáshoz viszonyított rangsora is némileg módosult. Látszik, hogy 2008-ban a 4 legfontosabb rendszertag mindegyike magas, de egyúttal eltérő LSI-vel bírt. Mintha 4, likviditás terjesztése szempontjából eltérő karakterisztikájú pénzcentrum üzemelt volna ekkor. 2012-re a periféria tagok jobban elszakadni látszanak a központi magtól, egyúttal a mag szereplőknél egyfajta koncentráció is elkezdődött: az 1-es bank rendkívül magas LSI-vel, míg ettől némileg elmaradva, de hasonlóan magas LSI-értékekkel következtek a 2-3-as bankok.

Végül 2012-ről 2016-ra az 1-es bank likviditás terjesztése szempontjából tapasztalható előnye gyakorlatilag teljesen megszűnt, látható hogy a 3. időszakban mindhárom top szereplő hasonló nagyságú LSI-re állt be, közelebb pozicionálódtak egymáshoz. Fentiekben kívül lényegi változás nem érzékelhető a központi szereplők körében, a 3 legnagyobb forgalmú, likviditás közvetítésében kiemelkedő bank pedig lényegében végig ugyanaz maradt (Bank 1, Bank 2 és Bank 3). (7. ábra)

8. ábra
a VIBER hálójának szerkezete, 2008 – 2012 – 2016 április

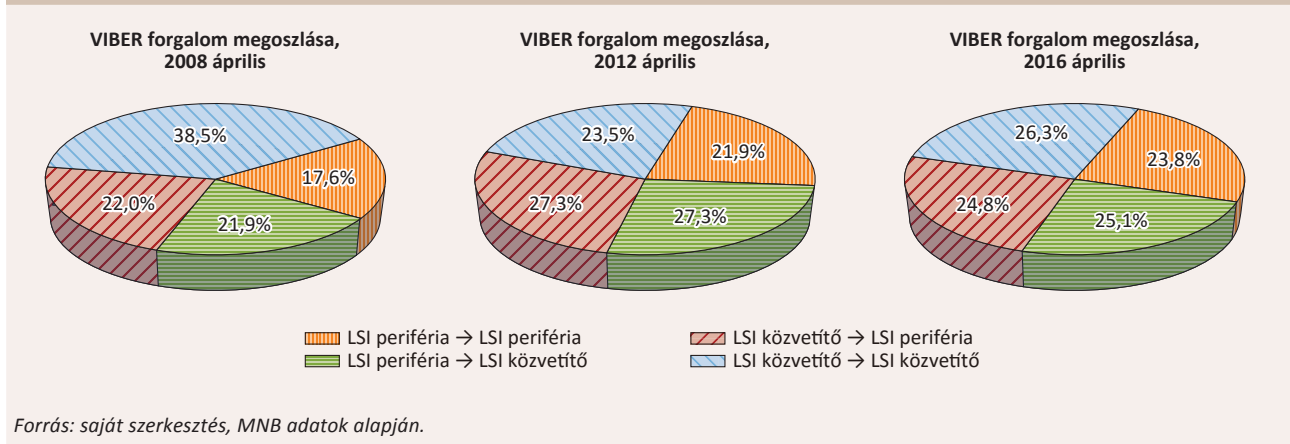


Megjegyzés: A pirossal jelzett pontok az LSI alapján közvetítőként besorolt szereplők, a fehérrel jelzettek a perifériára sorolt tagok. Az egyes pontok átmérője a rajtuk keresztül átmenő (jövőírás + terhelési) forgalommal arányosak, míg az élek vastagsága a bruttó forgalmakat képezik le. BOF-PSS2 szimulátor outputja alapján, Fruchterman-Reingold technikával ábrázolva.

Az LSI alapján kritikus rendszertagok kiemelt szerepe az összforgalomból vett részesedésük alapján is tetten érhető. Az LSI alapján a „mag” szereplők likviditás továbbítása szempontjából vett jelentősége abban is érzékelhető, hogy a teljes VIBER forgalom mintegy 25-40 százaléka teljesül közöttük. Ez az 8. ábrán is érzékelhető, a háló közepén elhelyezkedő központi „magban” lévő rendszertagok arányaiban több illetve vastagabb élekkel bírnak a perifériához képest.⁴⁰ Az általuk generált fizetési tranzakciók mintegy 20-25 százalékát indítják az LSI alapján perifériára „szorult” rendszertagoknak, ellentétes irányban (periféria → közvetítők) hozzávetőlegesen hasonló nagyságrend tapasztalható. Vagyis az LSI szerint a likviditás újraelosztásában kritikus jelentőségű rendszertagok az össz-VIBER forgalom hozzávetőlegesen mintegy 4/5-éért felelnek (amennyiben a perifériával lebonyolított forgalmakat is figyelembe vesszük). A teljes VIBER forgalom maradék 15-25 százalékát a periféria bankjai generálják egymás közt. (9. ábra)

9. ábra
a VIBER-forgalom megoszlása az LSI szerinti klaszterezés alapján

(2008 április, 2012 április, 2016 április)



Az időszakban bekövetkezett rendszertagi-szintű változások (bizonyos résztvevők közvetlen VIBER-tagságának megszűnése illetve annak létrejötte; kvázi a VIBER hálózatából történő ki-, illetve a hálózatba történő belépésük) elsősorban a háló perifériájára volt hatással. A nagy értékű fizetési rendszer hálózatának „magjában” a szereplők nagyrészt ugyanazok maradtak, azok köre alig változott. Korábban megállapítottuk, hogy a koncentráció is csak kismértékben nőtt. A 2008 és 2016 közt eltelt időszakban egyes bankok megvásárlásra kerültek vagy összeolvadtak más résztvevőkkel (pl. a 12-es, 15-ös, 18-as, 21-es, 23-as, 27-es, 29-es, 34-es, 35-ös szereplők), a 12-es bank közvetlen rendszertagsága megszűnt, ugyanakkor új szereplők is megjelentek a VIBER hálózatában (31-es, 32-es, 37-es, 38-as résztvevők, ld. 7. ábra). Fontos megemlíteni, hogy a valóságban ennél sokkal több változás fordult elő, mivel azonban az 1 milliárd forint alatti napi forgalmakat nem vettük figyelembe, így elemzésünk szempontjából a többi rendszertagi mozgás nem releváns. Látható így is, hogy az említett módosulások mindegyike nagyrészt a hálózat perifériáját érintette. Ezek alapján megállapítható, hogy a hálózat (különösen a hálózat magja) stabil és robusztus.

5.2. KÖZÖTTISÉG („BETWEENNESS”) ÉS SAJÁTVEKTOR CENTRALITÁS („EIGENVECTOR CENTRALITY”) – CONWAY MÓDSZERE

A Conway-féle elemzés alapján is megállapíthatjuk, hogy nincs egyetlen kritikus szereplő a VIBER-ben, hanem több, hasonló fontossággal bíró rendszertag van – ezek közül is kiemelkedik viszont egy résztvevő, amely magas közöttiségi értéke miatt a rendszer leginkább „szűk keresztmetszetének” tekinthető pénzforgalmi szempontból. Conway módszerével hasonló eredményre jutottunk, mint az LSI-algoritmussal. A modell szerint legmagasabb reziduum értékkel bíró rendszertagok (amelyek a legtávolabb helyezkednek el a referencia egyenestől) mindegyike az LSI alapján is kiemelten fontos csúcspontnak tekinthető mindhárom időszakra vo-

⁴⁰ Akárcsak a japánoknál: „Financial institutions situated in the middle of the network structure hold more links than those institutions on the periphery of the network.” Inaoka (2004) in Lublóy (2006).

3. táblázat

A közöttiség és sajátvektor centralitás közt fennálló lineáris modell csúcspontenkénti reziduum értékei (a top 6 szereplő esetén), kiegészítve az össz-LSI-ből való részesedésekkel

2008. április	Reziduum absz. értéke	Részesedése az össz-LSI-ből (%)
Bank 2	0,81	26%
Bank 1	0,74	28%
Bank 3	0,63	18%
Bank 4	0,30	13%
Bank 14	0,28	0,1%
Bank 12	0,26	0,4%
2012. április	Reziduum absz. értéke	Részesedése az össz-LSI-ből (%)
Bank 1	0,74	32%
Bank 22	0,36	0,0003%
Bank 3	0,36	20%
Bank 13	0,32	0,3%
Bank 2	0,31	21%
Bank 5	0,29	6%
2016. április	Reziduum absz. értéke	Részesedése az össz-LSI-ből (%)
Bank 1	0,80	25%
Bank 2	0,69	24%
Bank 3	0,69	26%
Bank 30	0,32	0,001%
Bank 16	0,28	0,023%
Bank 8	0,27	7%

Forrás: MNB adatok alapján.

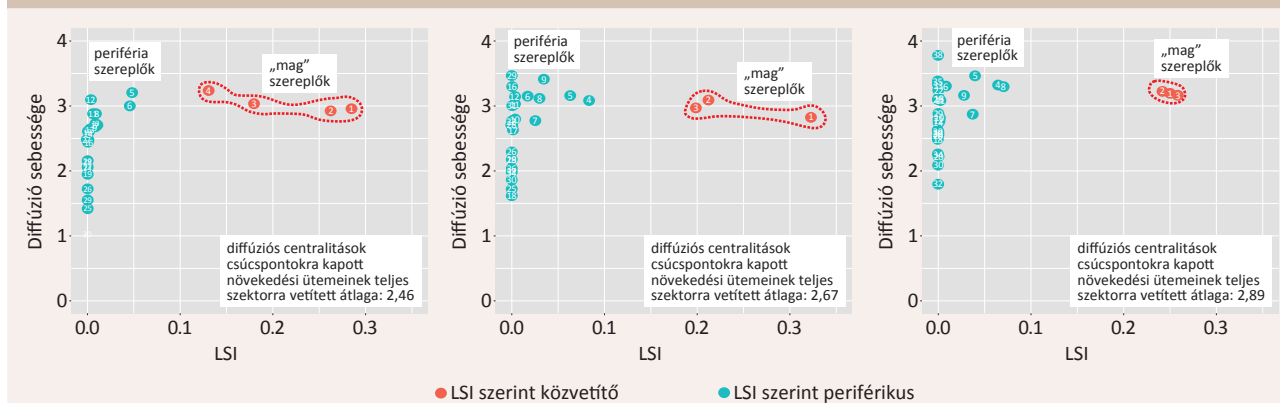
5.3. FERTŐZÉSVIZSGÁLAT A DIFFÚZIÓS CENTRALITÁS SEGÍTSÉGÉVEL

Az eddigiek során jellemzően statikus hálózati jellemzőket megragadó mutatókra támaszkodtunk. A rendszerkockázati szempontból kiemelkedő központi szereplőket különböző módszerek segítségével azonosítottuk. A következőkben fertőzésvizsgálatot végzünk, melyhez a diffúziós centralitás mutatóját hívtuk segítségül. A végeredményeket az 11. ábrán láthatjuk.

11. ábra

A diffúzió terjedése és az LSI-pontszám közötti kapcsolat

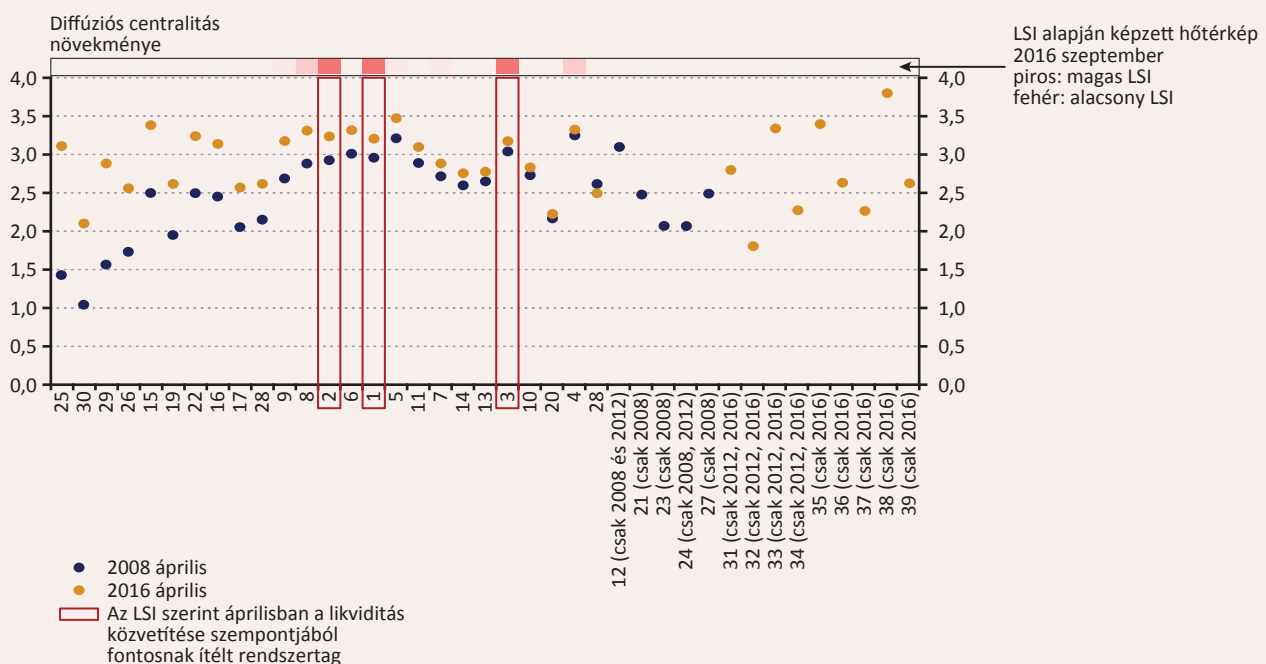
(2008 április, 2012 április, 2016 április)



Forrás: MNB adatok. R output. A körökben a számok a fizetési rendszer tagjainak anonim sorszáma utalnak.

A diffúzió sebessége növekedett mind a likviditás közvetítése szempontjából kritikus, mind a marginális szerepet betöltő rendszertagok többségénél, vagyis a fertőzés kockázata egyedi banki és aggregált szinten is nagyobb mértékű lett hosszú távon. Az összes, LSI mutató által fontosnak ítélt rendszertag kockázatosnak tekinthető a diffúzió sebessége szempontjából, illetve itt is szembetűnő, ahogyan közelebb pozicionálódtak egymáshoz a „mag” szereplők 2008-at követően (mintha egyetlen pénzcentrumba tömörültek volna). Bizonyos szereplők pedig az LSI alapján bár inkább marginális szereppel bírtak, mégis a diffúzió sebessége esetükben is igen magasnak bizonyult. Utóbbiak azok a rendszertagok, melyek esetén egy operációs üzemzavar elsősorban mint *lokális probléma* léphet fel (vagyis banküzemi incidensük elsősorban a közvetlen szomszédaiak részére okozhat nehézségeket), a hálózat egésze szempontjából viszont ennek jelentősége elhanyagolható. Ilyen pl. a 12-es rendszertag 2008 áprilisából. Az LSI alapján képzett rangsor közepén szerepel (részesedése az össz LSI-ből mindössze 0,36 százalék), vagyis periféria résztvevőről van szó, emiatt üzemzavara vélhetően nem fog rendszerszintű problémát eredményezni, legfeljebb a közvetlen környezetében lévő tagok számára okozhat fennakadásokat (akikkel napi szinten üzleti kapcsolatban áll), mivel 3 eltelt nap (3 időegység) átlagában véve a 3. legnagyobb kockázattviteli tulajdonsággal bír. Hasonló tulajdonságokkal jellemezhető 2012 áprilisából a 29-es, illetve 2016 áprilisából a 38-as rendszertag (utóbbi kettő LSI-ből vett részaránya nullához konvergál). Az LSI alapján képzett rangsorban előrébb elhelyezkedő (vagyis a likviditás közvetítése szempontjából fontos), de még periférián lévő tagok közül kiemelendők 2008 áprilisából az 5-6-os rendszertagok (LSI-ből vett együttes részarányuk közel 10 százalék), 2012 illetve 2016 áprilisából pedig a 4-es, 5-ös, 6-os, 8-as, 9-es résztvevők (LSI részarányuk 2012 áprilisában 23 százalék, 2016 áprilisában 21 százalék). Egy potenciális üzemzavarból eredő likviditási kockázat áterjedésének hatása 3 időegység átlagában esetükben viszonylag magas, vagyis a kockázattviteli mértéke (tehát egy esetleges fertőzés veszélye) esetükben nagyfokú lehet. Mindez párosulva azzal, hogy a likviditás közvetítése szempontjából viszonylag fontos szereplőkről van szó, ezért esetleges üzemzavaruk már jelentős kockázatokat hordozhat magában *nem csak lokálisan*, hanem akár *rendszerszinten is*. Megfigyelhető továbbá, hogy a résztvevők többsége előrébb pozicionálódott a diffúziós centralitások tengelye mentén 2008-ról 2016-ra, vagyis több szereplőnél is nagyobb mértékű lehet a fertőzés veszélye, nőtt a likviditási kockázat terjedési sebessége. A változás rendszerszinten is tetemes, 2008-hoz képest 2016-re a diffúzió sebessége mintegy 18 százalékkal nőtt. (11, 12. ábrák)

12. ábra
Likviditási kockázat terjedési sebessége bankonkénti bontásban, 2008 április, 2016 április.



Forrás: saját szerkesztés, MNB adatok alapján. Az ábrán a T=1, T=2 és T=3 paraméterek mellett kapott diffúziós centralitások növekményeiből képzett átlagokat ábrázoltuk 2008 és 2016 áprilisára vonatkozóan. Az LSI alapján 2016 áprilisában kritikusnak ítélt rendszertagokat pirossal kiemeltük, a grafikon felső sávjában a 2016 áprilisára kapott LSI pontszámok alapján képzett hőtérképet helyeztünk el.

5.4. CENTRÁLIS SZEREPLŐK KIVÁLASZTÁSA HÁLÓZATI PONTOK ÖSSZEVONÁSÁVAL

3 ill. 5 rendszertag együttes kiesése nagyobb veszélyforrást jelenthet, mint egyes kritikusnak vélt szereplők önmagában vett üzemzavara. Azonban mindegyik mesterségesen megképzett csoport esetén szükség van legalább egy kritikus kulcsszereplőre, aki végeredményben felerősíti a csoport fertőzési hatását, mindhárom vizsgált időablak vonatkozásában. A 2008 áprilisi adatokat vizsgálva látható, hogy ha az 1-es, 29-es és 30-as szereplőket egy csoportként kezeljük (tehát tegyük fel, hogy egy hipotetikus összeolvadást követően egyszerre „esnek ki” a rendszerből), akkor esetükben a banki üzemzavarból eredő likviditási kockázat 3 időegységre⁴¹ számolt terjedési „sebessége” (2,96) olyan magas lesz a rendszerben, amely már meghaladja az 1-es, 29-es és 30-as szereplők *egyenként* mért értékeit (ezek rendre: 2,95; 1,56; 1,04). Amennyiben a 2-es, 29-es és 30-as szereplőket helyezzük „egy kalap alá”, látható, hogy az e 3 szereplő által alkotott összevont csoportnál potenciálisan fellépő likviditási kockázat terjedési sebessége megintcsak meghaladja az egyes szereplők egyedileg mért adatait. Némileg változik a kép, ha módosítjuk a klaszterezhető szereplők lehetséges számát, összességében viszont megállapítható, hogy az 5 résztvevőt megengedő modell esetén is az előzőekhez hasonló eredményekre jutunk. Továbbá, akár a 3, akár az 5 kulcsszereplős modellt tekintjük, mindkét esetben bekerült legalább 1 olyan rendszertag a mesterségesen megképzett csoportba, melyek a korábban alkalmazott módszertanok valamelyike alapján kritikus szereplőknek bizonyult. Ez alapján az 1-es, valamint a 2-es rendszertagok emelhetőek ki 2008 és 2012 áprilisából (melyek a 3 legmagasabb forgalmú szereplők szűk klaszterében is megtalálhatóak). Az összes többi, a csoportba bekerült VIBER-résztvevők a korábbi módszerek mindegyike alapján marginálisak voltak, az összevonások hatására azonban a hálózatban betöltött szerepük felértékelődni látszik. 2016 áprilisában hasonlóan magas fertőzési értékeket kaptunk bizonyos pontok egyetlen csúcspontba történő, *kényszerített* összevonásával, továbbá leginkább a 2-es résztvevő volt felelős mind a 3-, mind az 5-tagú csoportok magas fertőzési erejéért. (4. táblázat)

⁴¹ Az inputmátrix alapján tehát ez hónap, de a könnyebb értelmezhetőség végett napot is használhatunk.

4. táblázat

A diffúziós centralitások bankonkénti bontásban az egyes iterációs lépések (T = 1, T = 2, T = 3) mentén, feltüntetve a *kpset* modell által centrálisnak vélt szereplők által mesterségesen képzett csoportokat is, 2008 április, 2012 április, 2016 április.

Banknév (alias)	diffúziós centralitás (T = 1)	diffúziós centralitás (T = 2)	diffúziós centralitás (T = 3)	diffúziós centralitás növekménye (T = 1; T = 2; T = 3)
Bank 4	2,09	8,00	21,28	3,24
Bank 5	1,29	4,83	12,97	3,21
Bank 12	0,38	1,35	3,59	3,09
Bank 3	2,80	9,60	25,39	3,04
Bank 6	1,42	4,77	12,62	3,00
Bank 1 + Bank 25 + Bank 28 + Bank 29 + Bank 30	2,78	9,84	23,60	2,97
Bank 1 + Bank 29 + Bank 30	3,54	11,74	30,60	2,96
Bank 1	3,71	12,17	32,00	2,95
Bank 2 + Bank 29 + Bank 30	3,55	11,46	30,44	2,944
Bank 2 + Bank 27 + Bank 28 + Bank 29 + Bank 30	2,46	8,41	20,59	2,937
Bank 2	3,67	11,65	31,05	2,92
Bank 11	0,55	1,76	4,50	2,89
Bank 8	0,70	2,23	5,76	2,88
Bank 10	0,77	2,27	5,69	2,73
Bank 7	0,89	2,59	6,49	2,71
Bank 1 + Bank 27 + Bank 28 + Bank 29 + Bank 30	2,88	8,99	20,21	2,69
Bank 9	0,78	2,26	5,61	2,68
Bank 13	0,48	1,37	3,37	2,65
Bank 18	0,05	0,14	0,34	2,61
Bank 14	0,27	0,75	1,84	2,59
Bank 15	0,11	0,27	0,65	2,49
Bank 22	0,01	0,02	0,05	2,49
Bank 27	0,00	0,00	0,00	2,49
Bank 21	0,01	0,02	0,04	2,48
Bank 16	0,06	0,16	0,38	2,45
Bank 20	0,04	0,08	0,17	2,16
Bank 28	0,01	0,03	0,06	2,15
Bank 23	0,01	0,02	0,04	2,07
Bank 24	0,01	0,02	0,03	2,06
Bank 17	0,09	0,17	0,36	2,05
Bank 19	0,07	0,14	0,26	1,95
Bank 26	0,00	0,01	0,01	1,73
Bank 29	0,00	0,01	0,01	1,56
Bank 25	0,01	0,01	0,02	1,42
Bank 30	0,00	0,00	0,00	1,04

Forrás: saját szerkesztés, MNB adatok illetve R output alapján. A táblán pirossal szedett számok azt jelölik, hogy adott T paraméterre a jelzett rendszertagokra hozta ki a „kpset” algoritmus a lehetséges optimumot. Az összevont csoportoknál a piros téglalapok az LSI alapján fontosnak ítélt „mag” szereplőkre utalnak.

4. táblázat (folytatás)

A diffúziós centralitások bankonkénti bontásban az egyes iterációs lépések (T = 1, T = 2, T = 3) mentén, feltüntetve a *kpset* modell által centrálisnak vélt szereplők által mesterségesen képzett csoportokat is, 2008 április, 2012 április, 2016 április.

Banknév (alias)	diffúziós centralitás (T = 1)	diffúziós centralitás (T = 2)	diffúziós centralitás (T = 3)	diffúziós centralitás növekménye (T = 1; T = 2; T = 3)
Bank 29	0,00	0,00	0,00	3,47
Bank 9	1,00	4,19	10,96	3,41
Bank 16	0,03	0,13	0,37	3,30
Bank 5	1,54	5,66	15,00	3,16
Bank 6	0,81	2,99	7,87	3,15
Bank 12	0,36	1,31	3,47	3,15
Bank 2 + Bank 18 + Bank 19 + Bank 28 + Bank 29	2,78	10,34	26,51	3,14
Bank 8	1,11	4,00	10,50	3,12
Bank 2 + Bank 29 + Bank 32	2,91	10,61	27,26	3,11
Bank 4	1,80	6,38	16,88	3,09
Bank 2	3,00	10,76	27,77	3,09
Bank 11	0,37	1,28	3,35	3,03
Bank 31	0,09	0,32	0,84	3,00
Bank 3	3,05	10,22	26,45	2,97
Bank 1	4,40	13,14	35,14	2,83
Bank 1 + Bank 19 + Bank 28	4,11	12,35	32,52	2,82
Bank 10	0,50	1,50	3,89	2,80
Bank 13	0,44	1,35	3,43	2,79
Bank 7	1,25	3,76	9,55	2,78
Bank 22	0,02	0,04	0,11	2,77
Bank 20	0,08	0,24	0,59	2,72
Bank 24	0,00	0,01	0,03	2,72
Bank 14	0,22	0,62	1,57	2,68
Bank 17	0,28	0,80	1,96	2,64
Bank 1 + Bank 18 + Bank 19 + Bank 28 + Bank 29	2,99	8,19	18,31	2,49
Bank 26	0,02	0,05	0,11	2,29
Bank 28	0,01	0,03	0,07	2,18
Bank 19	0,04	0,09	0,20	2,18
Bank 15	0,04	0,08	0,17	2,04
Bank 33	0,00	0,01	0,02	2,04
Bank 32	0,01	0,01	0,02	2,01
Bank 34	0,00	0,00	0,01	1,98
Bank 30	0,03	0,05	0,10	1,88
Bank 25	0,01	0,01	0,02	1,73
Bank 18	0,02	0,03	0,05	1,63

Forrás: saját szerkesztés, MNB adatok illetve R output alapján. A táblán pirossal szedett számok azt jelölik, hogy adott T paraméterre a jelzett rendszertagokra hozta ki a „kpset” algoritmus a lehetséges optimumot. Az összevont csoportoknál a piros téglalapok az LSI alapján fontosnak ítélt „mag” szereplőkre utalnak.

4. táblázat (folytatás)

A diffúziós centralitások bankonkénti bontásban az egyes iterációs lépések (T = 1, T = 2, T = 3) mentén, feltüntetve a *kpset* modell által centrálisnak vélt szereplők által mesterségesen képzett csoportokat is, 2008 április, 2012 április, 2016 április.

Banknév (alias)	diffúziós centralitás (T = 1)	diffúziós centralitás (T = 2)	diffúziós centralitás (T = 3)	diffúziós centralitás növekménye (T = 1; T = 2; T = 3)
Bank 38	0,00	0,01	0,02	3,79
Bank 5	1,24	4,96	14,47	3,47
Bank 35	0,01	0,04	0,12	3,39
Bank 15	0,02	0,07	0,20	3,38
Bank 33	0,01	0,03	0,08	3,34
Bank 4	1,74	6,56	18,87	3,33
Bank 6	0,59	2,21	6,36	3,31
Bank 8	1,84	6,89	19,68	3,30
Bank 22	0,02	0,06	0,18	3,24
Bank 2 + Bank 19 + Bank 37 + Bank 38 + Bank 39	3,41	12,40	35,10	3,24
Bank 2	3,54	12,77	36,36	3,23
Bank 2 + Bank 19 + Bank 38	3,51	12,67	35,93	3,23
Bank 1	3,64	13,00	36,88	3,20
Bank 9	1,21	4,26	12,00	3,17
Bank 3	3,78	13,12	37,54	3,17
Bank 16	0,12	0,42	1,18	3,13
Bank 25	0,02	0,08	0,23	3,10
Bank 11	0,35	1,18	3,30	3,10
Bank 29	0,00	0,00	0,01	2,88
Bank 7	1,87	5,76	15,45	2,88
Bank 10	0,38	1,13	3,02	2,82
Bank 31	0,05	0,15	0,40	2,80
Bank 13	0,30	0,87	2,29	2,77
Bank 14	0,14	0,39	1,03	2,75
Bank 36	0,00	0,01	0,02	2,63
Bank 28	0,03	0,09	0,21	2,62
Bank 19	0,10	0,29	0,67	2,61
Bank 39	0,00	0,00	0,00	2,61
Bank 17	0,14	0,36	0,90	2,57
Bank 26	0,02	0,05	0,13	2,56
Bank 18	0,05	0,12	0,29	2,49
Bank 34	0,00	0,01	0,01	2,27
Bank 37	0,00	0,01	0,01	2,26
Bank 20	0,16	0,34	0,79	2,22
Bank 30	0,08	0,16	0,36	2,09
Bank 32	0,00	0,00	0,01	1,80

Forrás: saját szerkesztés, MNB adatok illetve R output alapján. A táblán pirossal szedett számok azt jelölik, hogy adott T paraméterre a jelzett rendszertagokra hozta ki a „kpset” algoritmus a lehetséges optimumot. Az összevont csoportoknál a piros téglalapok az LSI alapján fontosnak ítélt „mag” szereplőkre utalnak.

5.5. ÖSSZEFOGLALÁS – RENDSZERSZEMPONTBÓL KRITIKUS SZEREPLŐK BEAZONOSÍTÁSA AZ EGYES MÓDSZEREK MENTÉN

Nincs egyetlen központi szereplő, hanem több kritikus résztvevő üzemel a VIBER-ben. Készítettünk egy összefoglaló táblázatot, mely az egyes módszerek alapján legfontosabbnak vélt rendszertagokat mutatja be. (5. táblázat) Látható, hogy nem emelhető ki egyetlen szereplő, hanem több, hozzávetőlegesen hasonlóan fontos elemből álló pénzügyi centrum működik a hálózatban, illetve attól függően, hogy éppen mely modell végeredményét vizsgáljuk, más-más rendszertag bizonyul kritikusnak. Persze az egyes megoldások közt előfordulnak részleges átfedések is. Fontos azonban látni, hogy nem feltétlenül csak a legnagyobb forgalmi részesedéssel bíró rendszertagok tekinthetők bármilyen szempontból is kritikusnak. Pl. a 7-es rendszertag-
nak mindhárom vizsgált időszakban a legmagasabb lett a közöttiségi értéke, vagyis sok bankpár legrövidebb útján helyezkedik el. A hazai rendszer hierarchikus szerveződésű, jellemzően egy „mag”, illetve egy „periféria” szegmensre osztható fel. A „magban” lévő szereplők nagyrészt ugyanazok maradtak, azok köre alig változott és szorosan kapcsolódnak egymáshoz. A diffúzió sebessége növekedett mind a likviditás közvetítése szempontjából kritikus, mind a marginális szerepet betöltő rendszertagok többségénél, vagyis a fertőzés kockázata egyedi banki és aggregált szinten nagyobb mértékű lett hosszú távon. Meghatározó bizonyos rendszertagok közt az összefonódás, kölcsönös pénzügyi függőség mértéke is (ld. „csoportthatás” oszlopokat). Így a likviditás közvetítésében egyébként meghatározó 2-es rendszertag mindhárom időablakban bekerült a mesterségesen előállított csoportokba, az 1-es rendszertag több rendszertag vonatkozásában számított fertőzési ereje pedig 2008 és 2012 áprilisában volt igen jelentős. Néhány szereplő közvetlen VIBER-tagsága a vizsgált három időablak során megszűnt, továbbá új bankok is beléptek a rendszerbe. A vizsgált időszakban bekövetkezett rendszertagi változások⁴² elsősorban a perifériára, a háló szélére voltak hatással, ami összhangban van Lublós 2006-ban tett megállapításával, miszerint a domináns, központi tekinthető szereplők köre érdemben nem változik hosszabb időtávot tekintve. (Lublós, 2006)

⁴² Résztvevői szintű belépések (kilépések) a VIBER-be (VIBER-ből).

5. táblázat Rendszerszempontból fontos szereplők bemutatása, 2008 április, 2012 április, 2016 április									
2008 április	LSI (likviditás terjesztési indexből részesedés, %)	Részesedése a forgalomból	LSI (értékelés)	Conway-módszer	Diffúzió sebessége (T=1, T=2, T=3 átlagában)	Rangsor	Csoportosítás (3 szereplős modell)	Csoportosítás (5 szereplős modell)	Értékelés
Bank 1	28,46%	18%	közvetítő	magas reziduum	2,95	6.	+ 29 + 30	+ 25+ 28 + 29 + 30 VAGY + 27 + 28 + 29 + 30	Operációs üzemzavar esetén rendszerszintű veszélyforrás (nagy forgalom, csoportosíthatás)
Bank 2	26,72%	18%	közvetítő	magas reziduum	2,92	7.	+ 29 + 30		Operációs üzemzavar esetén rendszerszintű veszélyforrás (nagy forgalom, csoportosíthatás)
Bank 3	17,98%	14%	közvetítő	magas reziduum	3,04	4.			Operációs üzemzavar esetén rendszerszintű veszélyforrás (nagy forgalom)
Bank 4	13,09%	10%	közvetítő		3,24	1.			Operációs üzemzavar esetén rendszerszintű veszélyforrás (nagy forgalom, diff. seb. különösen magas)
Bank 5	4,81%	6%	periféria		3,21	2.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 6	4,54%	7%	periféria		3,00	5.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 7	1,00%	4%	periféria	magas közöttség	2,71	11.			Lokális problémaforrás lehet (magas közöttség)
Bank 12	0,36%	2%	periféria		3,09	3.			Lokális problémaforrás lehet (diffúzió sebessége különösen magas)
2012 április	LSI (likviditás terjesztési indexből részesedés, %)	Részesedése a forgalomból	LSI (értékelés)	Conway-módszer	Diffúzió sebessége (T=1, T=2, T=3 átlagában)	Rangsor	Csoportosítás (3 szereplős modell)	Csoportosítás (5 szereplős modell)	Értékelés
Bank 1	32,27%	21%	közvetítő	magas reziduum	2,83	13.	+ 19 + 28	+ 18 + 19 + 28 + 29	Operációs üzemzavar esetén rendszerszintű veszélyforrás (nagy forgalom, csoportosíthatás)
Bank 2	21,19%	15%	közvetítő		3,09	9.	+ 29 + 32	+ 18 + 19 + 28 + 29	Operációs üzemzavar esetén rendszerszintű veszélyforrás (nagy forgalom, csoportosíthatás)
Bank 3	19,85%	15%	közvetítő		2,97	12.			Operációs üzemzavar esetén veszélyforrás (nagy forgalom)
Bank 4	8,29%	9%	periféria		3,09	8.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 5	6,24%	8%	periféria		3,16	4.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 6	1,72%	4%	periféria		3,15	5.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 7	2,51%	6%	periféria	magas közöttség	2,78	16.			Lokális problémaforrás lehet (magas közöttség)
Bank 8	3,01%	5%	periféria		3,12	7.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 9	3,42%	5%	periféria		3,41	2.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 29	0,00%	0%	periféria		3,47	1.	+ 2 + 32	+ 2 + 18 + 19 + 28	Lokális problémaforrás lehet (csoportosíthatás, diffúzió sebessége különösen magas)
2016 április	LSI (likviditás terjesztési indexből részesedés, %)	Részesedése a forgalomból	LSI (értékelés)	Conway-módszer	Diffúzió sebessége (T=1, T=2, T=3 átlagában)	Rangsor	Csoportosítás (3 szereplős modell)	Csoportosítás (5 szereplős modell)	Értékelés
Bank 1	24,97%	17%	közvetítő	magas reziduum	3,20	11.			Operációs üzemzavar esetén veszélyforrás (nagy forgalom)
Bank 2	24,17%	16%	közvetítő	magas reziduum	3,23	10.	+ 19 + 38	+ 19 + 37 + 38 + 39	Operációs üzemzavar esetén veszélyforrás (nagy forgalom, csoportosíthatás)
Bank 3	25,77%	18%	közvetítő	magas reziduum	3,17	13.			Operációs üzemzavar esetén veszélyforrás (nagy forgalom)
Bank 4	6,43%	8%	periféria		3,33	6.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 5	3,94%	6%	periféria		3,47	2.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 6	0,76%	3%	periféria		3,31	7.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 7	3,68%	9%	periféria	magas közöttség	2,88	18.			Lokális problémaforrás lehet (magas közöttség)
Bank 8	7,02%	9%	periféria		3,30	8.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 9	2,76%	6%	periféria		3,17	12.			Rendszerszinten problémaforrás lehet (diffúzió sebessége magas)
Bank 38	0,00%	0%	periféria		3,79	1.	+ 2 + 19	+ 2 + 19 + 37 + 39	Lokális problémaforrás lehet (csoportosíthatás, diffúzió sebessége különösen magas)

Forrás: saját szerkesztés. A diffúzió sebessége oszlopában: a színskálán a pirosból a piroshoz közelebbi színek magas, a fehérhez közelebbi színek alacsonyabb értékekre utalnak. A piros felkiáltójel jelentése: egyfajta indikáció arra vonatkozólag, hogy adott vizsgálati módszertan szerint a rangsor elején szerepel, így kiemelt jelentőségű.

6. Összefoglalás

Tanulmányunkban a hazai nagy értékű fizetési rendszert (VIBER) vizsgáltuk hálózatelméleti eszközökkel. Célunk volt egyfelől a VIBER hálózati karakterisztikájának bemutatása. Vizsgáltuk, hogy változtak-e a hálózati jellemzők hosszú távon (a 2008 áprilisi, 2012 áprilisi és 2016 áprilisi időablakokat összevetve), és ha igen, mekkora mértékben. Másfelől, különböző hálózatelméleti módszertanok alkalmazásával beazonosítottuk a a rendszerszempontról kritikus szereplőket. Tanulmányunkkal azt reméljük, hogy hozzá tudunk járulni a jegybank felvigyázói feladatkörének hatékonyabb ellátásához.

A VIBER hálózata nemzetközi viszonylatban is sűrűnek tekinthető, mely egyrészt lehetővé teszi a kockázatok szétterítését, a fertőzések terjedése szempontjából viszont ez a tulajdonság kevésbé ideális. A VIBER hálójára vonatkozó globális klaszterezettségi együttható szintje a többi vizsgált fizetési rendszerhez hasonló mértékűnek tekinthető (46-53 százalék körül alakult a vizsgált időszakok során), vagyis egy véletlenszerűen kiválasztott VIBER-rendszertag közvetlen szomszédai közt potenciálisan létrejöhethető kapcsolatoknak mintegy fele volt a valóságban is ténylegesen élő, aktív kapcsolat. Tehát még mindig inkább az a jellemző, hogy a bankok (illetve azok „szomszédai”) nagyrészt kapcsolatban állnak egymással, ami egy nagy értékű fizetési rendszertől elvárható tulajdonság. A mutató értéke érdemben nem változott a három időszakban (kismértékben csökkent csupán), utalva ezáltal a rendszer robusztusságára.

Egy hálózat ellenállóképességét oly módon is mérni lehet, hogy adott él eltörlésével véglegesen megszűnik-e az általa eredetileg összekötött két csúcspont közt fennálló pénzforgalom, avagy más, alternatív elkerülő útvonalon képesek-e újból kommunikálni egymással. 2008 áprilisára a kapott érték 1,21 százalék, vagyis gyakorlatilag nem volt olyan él, melynek eltávolításával az általa eredetileg összekötött két bank közötti kommunikáció megszűnt volna és ezáltal a pénzforgalmi likviditás átcsatornázódása rendszerszinten veszélyeztetve lett volna. 2012-re ugyanez az adat 2,8 százalék; 2016-ra 2,27 százalék. A kapott eredmények is a hálózat robusztusságát igazolják.

Ritka, hogy valamely rendszertag a rendszerben csak mint likviditást „nyelő”, vagy csak mint forrást biztosító jelenne meg. A reciprocitás értéke magasabbnak bizonyul a likviditás közvetítésében fontos szerepet játszó „mag” szereplőknél, mindhárom vizsgált időablakban mintegy 76-78 százalékos szinten állt, míg a perifériánál ez az adat mindössze 36-39 százalék körül alakult. Tehát a háló közepéről tetszőlegesen kiválasztott résztvevőknél nagyobb eséllyel fordulnak elő fix üzleti partnerek, esetükben az aktív, *kétirányú* pénzforgalmi kapcsolatok kialakulásának a valószínűsége is magasabb lesz, szemben a periférián lévő bankokkal. Aggregáltan a reciprocitás értéke érdemben nem változott 2008-ról 2016-ra, végig mintegy 39-43 százalék körül alakult, ami szintén a teljes háló stabilitására utal.

Az LSI mutatója alapján két klaszter rajzolódik ki egyértelműen: egyrészt azon rendszertagok csoportja, melyek a likviditás rendszeren belüli *továbbítása* szempontjából játszanak fontos szerepet, másrészt a perifériára került résztvevők klasztere. Nem egy, hanem több elemből álló pénzügyi centrum létezik egyszerre a VIBER hálózatán belül. Lényegi változás nem érzékelhető a központi szereplők körében 2008 és 2016 között. A nagy értékű fizetési rendszer „magjában” a szereplők nagyrészt ugyanazok maradtak, azok köre alig változott, LSI alapján egymáshoz viszonyított sorrendjük kismértékben módosult csak. Ez alapján a hálózat magja stabilnak tekinthető. A likviditás újraelosztásában kiemelt fontosságú rendszertagok jelentősége abban is tetten érhető, hogy a teljes VIBER-forgalom mintegy 4/5-éért ők felelnek (amennyiben a perifériával lebonyolított forgalmakat is figyelembe vesszük).

A teljes VIBER forgalom maradék mintegy 1/5-ét a periféria bankjai egymás közt generálják. Megfigyeltük továbbá, hogy a három vizsgált időablakban bekövetkezett rendszertagi-szintű változások (tehát bizonyos köz-

vetlen résztvevőknek a VIBER hálózatába történő be-, illetve onnan történő kilépésük) elsősorban a hálózat perifériájára volt hatással.

A Conway-féle elemzés szintén megmutatta, hogy nincs egyetlen kritikus szereplő a rendszerben, hanem több, hasonló fontossággal bíró rendszertag van. Ezek közül is kiemelkedik viszont egy VIBER-résztvevő (7-es rendszertag), amely magas közöttiségi értéke miatt a rendszer leginkább „szűk keresztmetszetének” tekinthető pénzforgalmi szempontból, mindhárom időablakban. Vagyis sok, hálón belüli bankpár legrövidebb útján helyezkedik el. Ez azzal magyarázható, hogy sok rendszertaggal bonyolít le napi szinten fizetési forgalmat, így 2008 áprilisában egy adott értéknapon átlagosan mintegy 14, 2012 áprilisában 15, 2016 áprilisában pedig már 26 résztvevő felé indított fizetési műveleteket – miközben egy résztvevő a magyarországi fizetési rendszerben jellemzően „csak” 7-9 szereplővel áll napi szintű üzleti kapcsolatban, átlagosan. Tehát a hálózaton belül szűk keresztmetszetű pontnak számít, akire emiatt érdemes odafigyelni.

A diffúzió sebessége növekedett mind a likviditás közvetítése szempontjából kritikus, mind a marginális szerepet betöltő rendszertagok többségénél, vagyis a fertőzés kockázata egyedi banki szinten nagyobb mértékű lett hosszú távon. Ez a növekedés rendszerszinten is tetemes, 2008-hoz képest 2016-re a likviditási kockázat terjedésének sebessége az összes csúcspont átlagára számolva mintegy 18 százalékkal nőtt.

Bizonyos rendszertagok együttes fertőzési kockázata különösen nagy fokú lehet. Felvigyázói szempontból fontos, hogy az egyes intézményeket lehetőleg ne önmagukban, egymástól függetlenül kezeljük, hanem érdemes több rendszertagot csoportokba összevontan vizsgálni, hiszen a köztük fennálló komplex pénzügyi összefonódások mértéke különösen kritikus lehet rendszerszintű fertőzések feltárása során. Megállapítottuk, hogy már 3 rendszertag együttes kiesése nagyobb veszélyforrást jelenthet, mint egyes kritikusnak vélt szereplők önmagukban vett üzemzavaruk. Ez adott esetben azzal is járhat, hogy egy korábban marginálisnak hitt szereplő hálózaton belüli szerepe lényegesen fel is értékelődhet. Azonban mindegyik mesterségesen megképzett csoport esetén szükség van legalább egy kritikus kulcsszereplőre, aki végeredményben felerősíti a csoport fertőzési hatását, mindhárom vizsgált időablakban. Így a likviditás közvetítésében egyébként meghatározó 2-es rendszertag mind a 3-, mind az 5-szereplős mesterségesen előállított csoportba bekerült mindhárom időablakban, az 1-es rendszertag több rendszertag vonatkozásában számított fertőzési ereje pedig a 2008-as illetve 2012-es időablakoknál volt igen jelentős.

Mint azt a tanulmányból láttuk, a VIBER hálózata meglehetősen koncentrált, 3-4 szereplő adja az össz-LSI 75-85 százalékát. Ezért a jövőben hasznos lehetne aktuális elemzésünk tapasztalatait kibővíteni oly módon, hogy az említett 3-4 kritikus szereplő *nélkül*, egy *részhalmazon* vizsgáljuk a fizetési rendszer hálózatát és a kritikus szereplőket. Illetve, érdemes lenne bevonni egyéb piacokat is az elemzés hatókörébe, pl. határidős / derivatív *termékek* hálózata stb.

Az egyes indikátorok eredményei megmutatták, hogy a hálózati jellemzők érdemben nem változtak a három vizsgált időablakot összehasonlítva, igazolva ezáltal a VIBER hálózatának robusztusságát és időbeli stabilitását, ami pedig feltehetőleg abból következik, hogy a szektor szerkezete sem változott jelentősen. A cikkben bemutatott módszerek révén beazonosíthatjuk a nagy értékű fizetési rendszerben kialakulni látszó kockázati gócpontokat, hozzájárulva ezáltal a napi szintű felvigyázói feladatok hatékonyabb ellátásához és így végeredményben a pénzügyi stabilitás megőrzéséhez, mely a jegybank kiemelt feladatának tekinthető⁴³.

⁴³ A Magyar Nemzeti Bank esetében: „A Magyar Nemzeti Bankról szóló 2013. évi CXXXIX. törvény a Magyar Nemzeti Bank elsődleges céljaként az árstabilitás elérését és fenntartását jelöli meg. A Magyar Nemzeti Banknak (MNB) az MNB törvényben rögzített alapvető feladata, hogy a pénzforgalom zavartalan lebonyolítását és az azt támogató fizetési és elszámolási rendszerek megbízható és hatékony működését elősegítse. A pénzforgalom, valamint a fizetési és elszámolási rendszerek megbízható és hatékony működése elengedhetetlen ahhoz, hogy a reálgazdasági és pénzügyi tranzakciók megvalósuljanak.” (MNB, 2016)

7. Források

7.1. IRODALOMJEGYZÉK

Banai Á., Kollarik A., & Szabó-Solticzky A. (2013). Az egynapos FX-swappiac topológiája. MNB Tanulmányok, 108.

Banai Á., Kollarik A., & Szabó-Solticzky A. (2014). Identification of Systemically Important Banks Using Network Theory. *Research in Economics and Business: Central and Eastern Europe*. Vol. 6., No. 2.

Banai Á., Kollarik A., & Szabó-Solticzky A. (2015): A deviza/forint devizaswap-piac topológiája. *Hitelintézeti Szemle*, 14. évf. 2. szám, 2015. június, 128–157. o. Forrás: <http://www.hitelintezetiszemle.hu/letoltes/5-banai-kollarik-szabo.pdf>, Letöltve: 2015. december 1.

Banerjee A., Chandrasekhar A. G., Duflo E. és Jackson M. O. Diffusion of microfinance. *Science*, 341. (6144):1–7, 2013. doi: 10.1126/science.1236498. [p257, 261]

Barabási Albert L. (2002): *Linked: The New Science of Networks*. Magyar változat: Barabási Albert L. (2011): *Behálózva*. Helikon Kiadó.

Berlinger E., Michaletzky M., Szenes M. (2011): A fedezetlen bankközi forintpiac hálózati dinamikájának vizsgálata a likviditási válság előtt és után. *Közgazdasági Szemle*, LVIII. évf., 2011. március. (229 – 252. o.)

Berlinger E., Daróczy G. (2015a): Network Analysis of the Hungarian interbank lending market. R/Finance 2015, May 29 & 30, Chicago, IL, USA. Forrás: <http://www.rinfinance.com/agenda/2015/talk/GergelyDaroczy.pdf>. Letöltve: 2016. május 12.

Berlinger E., Illés F., Badics M., Banai Á., Daróczy G., Dömötör B., Gabler G., Havran D., Juhász P., Margitai I., Márkus B., Medvegyev P., Molnár J., Szűcs B. Á., Tuza Á., Vadász T., Váradi K., Vidovics-Dancs Á. (2015b): *Mastering R for Quantitative Finance*. Packt Publishing, Birmingham-Mumbai. Kiemelten a „Systemic Risks” c. fejezetet.

Bodnár L., Delikát L., Illés B., Szepesi Á. (2015): Takarékszövetkezetek + integráció = hatékonyabb pénzforgalom? *Hitelintézeti Szemle*, 14. évf. 3. szám, 2015. szeptember, 122–146. o. Forrás: <http://www.hitelintezetiszemle.hu/letoltes/6-bodnar-delikat-illes-szepesi.pdf>. Letöltve: 2015. december 1.

S. P. Borgatti (2006): Identifying sets of key players in a network. *Computational, Mathematical and Organizational Theory*, 12:21–34, 2006. [p257, 260, 261, 263]

Bryan K., Leise, T.: The \$25,000,000,000 Eigenvector: The Linear Algebra behind Google. Forrás: <http://userpages.umbc.edu/~kogan/teaching/m430/GooglePageRank.pdf>. Letöltve: 2016. augusztus 30.

Craig, Ben and Goetz von Peter (2010): “Interbank Tiering and Money Center Banks” BIS Working Papers, No. 322, Bank for International Settlements. IN Soramäki et. al., 2014.

Inaoka H., Ninomiya T., Taniguchi K., Tokiko S., & Takayasu H. (2004). Fractal network derived from banking transaction – An analysis of network structures formed by financial institutions. *Bank of Japan Working Papers*, No. 04-E-04. April 2004.

Kang C. et. al. (2012): Koferencia előadás a diffúziós centralitásról. Diffusion Centrality in Social Networks, IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Network Analysis and Mining (ASONAM 2012). Forrás: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6425709&tag=1, illetve http://www.cs.umd.edu/~chanhyun/DiffusionCentrality_Chanhyun.pdf. University of Maryland Institute for Advanced Computer Studies. Letöltve: 2016. május 12.

León C., Machado C., Sarmiento M. (2014): Identifying central bank liquidity super-spreaders in interbank fund networks. Borradores de Economía. Núm. 816, 2014

Lublóy, Á. (2006). Topology of the Hungarian large-value transfer system. Occasional Papers 57.

Luspay M., Madarász A. (2014): A napközbeni elszámolás bevezetésének hatásai a hazai fizetési rendszerek forgalmára. Forrás: <https://www.mnb.hu/letoltes/luspay-madarasz-1.pdf>. Letöltés: 2015. december 1.

MNB (2016): Fizetési Rendszer Jelentés. pp. 3.

Schweitzer F., Fagiolo G., Sornette D., Vega-Renondo F., Vespignani A., R. White D. (2009): Economic Networks: The New Challenges. Science folyóirat. 325. szám., 2009. július 24.

Soramäki K., Baek, S., & Yoon, J. (2014). Network Indicators for Monitoring Intraday Liquidity in BOK-Wire+. BOK Working paper, No. 2014-01.

Soramäki K., Bech M. L., Arnold J., Glass R. J., Beyeler W. E. (2006): The Topology of Interbank Payment Flows. Federal Reserve Bank of New York. Staff Reports no. 243. 2006 március.

Soramäki K., Becher C., Millard S. (2008): The network topology of CHAPS Sterling. Bank of England. Working Paper No. 355. 2008 november.

Wright, Christopher (2009): Six degrees of Ruminatión. Is network theory the best hope for regulating systemic risk? Megjelent a „CFA Magazine”-ban. 2009. július-augusztus. Forrás: <http://www.cfapubs.org/doi/pdf/10.2469/cfm.v20.n4.15>. Letöltve: 2016. május 12.

7.2. AZ EGYES CENTRALITÁSI MUTATÓKRÓL

A globális klaszterezettségi együtthatóról. Annenberg Learner weboldala. Forrás: <https://www.learner.org/courses/mathilluminated/interactives/network/>. Letölve: 2016. május 12.

A HITS-algoritmról. Manning C., Raghavan P., Schütze H. (2008): An Introduction to Information Retrieval. Cambridge University Press. Forrás: <https://nlp.stanford.edu/IR-book/pdf/irbookonlinereading.pdf>. Letöltve: 2016. május 12.

A klaszterezettségi együtthatóról. Jérôme Kunegis (2013): Defining the Clustering Coefficient. Forrás: <https://networkscience.wordpress.com/2013/09/08/defining-the-clustering-coefficient/>. Letölve: 2016. május 12.

A klaszterezettségi együtthatóról. Xind Xrci (2014): 05 Clustering Coefficient. Forrás: <https://www.youtube.com/watch?v=K2WF4pT5pFY> Letöltve: 2016. május 12.

A klaszterezettségi együtthatóról és a közöttiségről. Steffie Tompson (2013): Graph Theory, előadásanyag. Forrás: http://www.brainmapping.org/NITP/images/Summer2013Slides/Graph%20Theory_NITP2013_SteffieTomson_sm.pdf. Letölve: 2016. május 12.

A közöttségéről. Brandes, U.: A Faster Algorithm for Betweenness Centrality. University of Konstanz, Department of Computer and Information Science. Forrás: <http://www.algo.uni-konstanz.de/publications/b-fabc-01.pdf>. Letölve: 2017. június 1.

A közöttségéről. Eric Eaton PhD (2013) előadásanyaga „Network centrality” témában. Bryn Mawr College, CS 380. Kurzus neve: Network Analysis. Forrás: http://cs.brynmawr.edu/Courses/cs380/spring2013/section02/slides/05_Centrality.pdf. Letölve: 2016. május 12.

A reciprocitásról. Hanneman, Robert A., Riddle, M. (2005): Introduction to social network methods. Riverside, CA: University of California, Riverside. Előadásanyag. Forrás: http://faculty.ucr.edu/~hanneman/nettext/C8_Embedding.html#reciprocity. Letölve: 2016. május 12.

A sűrűségről. Gideon Rosenblatt (2013): What is Network Density – and How Do You Calculate It? Gideon Rosenblatt cikke. Forrás: <http://www.the-vital-edge.com/what-is-network-density/>. Letölve: 2016. május 12.

A sajátvektor centralitásról. Kiss, D. (2012): A PageRank és alkalmazása. Forrás: https://www.cs.elte.hu/blobs/diplomamunkak/bsc_matelem/2013/kiss_daniel.pdf. Letölve: 2016. május 12.

A sajátvektor centralitásról. Massimo Franceschet (2014): Előadásanyag. „G. d’Annunzio” University of Chieti-Pescara. Forrás: <http://www.sci.unich.it/~francesc/teaching/network/eigenvector.html>. Letölve: 2016. május 12.

Stam, C. J. cikke: „Connected Brains: introduction to graph theory”. Forrás: http://home.kpn.nl/stam7883/graph_introduction.html. Letölve: 2016. május 12.

Ucinet társadalmi hálózatokat elemző program weboldala a HITS-algoritmsról. Forrás: <http://www.analytictech.com/ucinet/help/hs4200.htm>. Letölve: 2016. május 12.

7.3. SZOFTVEREK, FORRÁSOK

A felhasznált MatLab függvények egy részét az alábbi weboldalaktól kölcsönöztük:

- Brain Connectivity Toolbox. Forrás: <https://sites.google.com/site/bctnet/measures/list>. Letölve: 2016. május 12.
- MIT Strategic Engineering. Matlab Tools for Network Analysis (2006 – 2011). Forrás: http://strategic.mit.edu/downloads.php?page=matlab_networks. Letölve: 2016. május 12.

Az R-ben felhasznált kódok forrásai:

- Conway, D. (2009): Social Network Analysis in R. Forrás: http://files.meetup.com/1406240/sna_in_R.pdf illetve <https://www.youtube.com/watch?v=wcypXy1Uic>. Letölve: 2016. május 12.
- Csardi G, Nepusz T: The igraph software package for complex network research, InterJournal, Complex Systems 1695. 2006. <http://igraph.org>. A használt függvények: hub_score illetve authority_score.
- Dr. Daizaburo Shizuka weboldala. Shizuka Lab, School of Biological Science, University of Nebraska-Lincoln. 09. Edgelist with edge values. Forrás: <http://www.shizukalab.com/toolkits/sna/weighted-edgelist>. Letölve: 2016. május 12.
- Weihua An; Yu-Hsin Liu (2016). keyplayer: Locating Key Players in Social Networks. R package version 1.0.3. <https://CRAN.R-project.org/package=keyplayer>

Forrás: <https://cran.r-project.org/web/packages/keyplayer/index.html>. Letöltve: 2016. május 12. A szerzőpáros által készített 'keyplayer' programcsomagról bővebben: Weihua An, Yu-Hsin Liu (2016): keyplayer: An R Package for Locating Key Players in Social Networks. Forrás: <https://journal.r-project.org/archive/2016-1/an-liu.pdf>. Letöltve: 2016. szeptember 19.

BOF-PSS2 dokumentáció:

- Bank of Finland: BOF-PSS2 dokumentáció. Forrás: http://www.suomenpankki.fi/en/rahoitusjarjestelman_vakaus/BoF-PSS2/Documents/UserManuals/BoF-PSS2_UserManual_600.pdf. Letöltve: 2016. május 12.

MNB-TANULMÁNYOK 132.
A HAZAI NAGY ÉRTÉKŰ FIZETÉSI RENDSZER HÁLÓZATÁNAK JELLEMZŐI
ÉS EVOLÚCIÓJA AZ ELMŰLT ÉVTIZEDBEN
2017. július

Nyomda: Prospektus–SPL konzorcium
8200 Veszprém, Tartu u. 6.

