

Pillanatkép a Budapesti Értéktőzsde tulajdonviszonyainak hálózatáról*

Gosztonyi Márton

Tanulmányomban a hálózat kutatás eszköztárával tárom fel a Budapesti Értéktőzsdén a 2020-ban kibocsátóként jelen lévő entitások tulajdonviszonyainak hálózatát, statikus módszerek, valamint exponential random graph modeling (ERGM) elemzés alapján. A hálózat pillanatkép-tipológiája és szimuláció alapú megragadása során nem pusztán a tőzsdén jelen levő kibocsátók közötti kapcsolathálózat kerül elemzésre, hanem a hálózathoz kapcsolódó, ám a tőzsdén nem jegyzett cégek tulajdonviszonyai is, így a tanulmány teljes egészében kezeli az értéktőzsdéhez kapcsolódó tulajdonosi hálózatot. A kutatás eredményeként pontos válasszal rendelkezünk a hálózat morfológiai tulajdonságáról, a centralitást meghatározó hálózati faktorokról, a hálózat hierarchiájáról, valamint a szimulációk segítségével a hálózat kialakulásáról. A tanulmány hozzáegíthet ahhoz, hogy tisztább képet kapjunk a tőzsdén jegyzett cégek kapcsolódási pontjairól, klasztereiről, amelyek későbbi longitudinális elemzésekhez adhatnak támpontot.

Journal of Economic Literature (JEL) kódok: H54, D53, L14

Kulcsszavak: Budapesti Értéktőzsde, komplex rendszerek, hálózatelemzés, cégtulajdonlás

1. A tőzsde mint komplex rendszer

A magyar tőzsde (Budapesti Értéktőzsde – BÉT) koncentrált piac, ahol számos termék megállapodott áron történő kereskedelme zajlik, összetett gazdasági tranzakciórendszerek függvényében. Tanulmányomban a tőzsde egyik piacát, az azonnali piac kibocsátóinak tulajdonosi szerkezetét vizsgálom a hálózat kutatás módszertanával. A magyar tőzsdén folyó kereskedelemről számos tanulmány született, ugyanakkor a tulajdonviszonyokat érintő hálózatok szempontjából ez idáig nemigen vizsgálták a rendszert. A téma azért kiemelten fontos, mert egy adott társaság részvényárfolyamát, teljesítményét és magát a kereskedését is befolyásolják a cég tulajdonviszonyai, azaz hogy milyen kapcsolatai vannak más kapcsolt tőzsdei és nem tőzsdei társaságokkal (Onnela et al. 2004).

* A jelen kiadványban megjelenő írások a szerzők nézeteit tartalmazzák, ami nem feltétlenül egyezik a Magyar Nemzeti Bank hivatalos álláspontjával.

Gosztonyi Márton a Budapesti Gazdasági Egyetem – Budapest LAB vállalkozásfejlesztési központ tudományos munkatársa. E-mail: gosztonyi.marton@uni-bge.hu

A magyar nyelvű kézirat első változata 2021. január 11-én érkezett szerkesztőségünkbe.

DOI: <http://doi.org/10.25201/HSZ.20.3.3158>

A tőzsdén nagy mennyiségű, nem lineáris információ keletkezik¹ sok szereplő között, amiből kifolyólag komplex rendszernek tekinthető. Ennek megfelelően elemzéséhez olyan módszertanra van szükség, amely az alapvető kapcsolatok megőrzése mellett minimalizálni és megragadni képes ezt a komplexitást. Az egyik ilyen megközelítés a hálózati elemzés. A tőzsde korrelációs struktúrája ugyanis a megfelelő állományokkal együtt tekinthető egy összetett hálózati rendszernek, ami véges számú csomópont mellett egy irányított és súlyozott, teljes gráfot alkot (Lee – Djauhari 2012). Mindez azt is jelenti, hogy a szereplők között a hálózati adatok segítségével egy több típusú kapcsolat tesztelését lehet elvégezni (Wasserman – Faust 2010; Taghizadeha et al. 2020). A tőkepiacok hálózat alapú elemzése így közelebb tud minket vinni ahhoz, hogy a szereplők hogyan férnek hozzá az eseményekkel kapcsolatos információkhoz, milyen klaszterekre bontható és milyen belső hierarchiával jellemezhető a hálózat, valamint az exponential random graph modeling (ERGM) bevezetésével olyan ismeretekre tehetünk szert, amelyek révén feltárhatjuk a hálózat kialakulását az élszámok szimulációi alapján. Mindebből később az is elemezhetővé válhat egy longitudinális elemzés keretében, hogy mely csomópontoknak milyen hatása van a klasztercsoportok alakulására, vagy akár a kibocsátó entitások tőzsdei teljesítményére, illetve az egyes szereplők eseményekre adott reakciója hogyan befolyásolja a komplex rendszer dinamizmusát.

A tőzsdék hálózat alapú megközelítése nem újkeletű metodológia. A szakirodalom azonban leginkább a tőzsdén folyó kereskedelemre fókuszál, így ezzel a módszerrel a legtöbb esetben a piacon forgalmazott részvények viselkedését, vagyis a részvények egymáshoz való viszonyát tárják fel. A hálózatkutatók általában két hálózati metodológiát követnek, egyfelől a részvényhozamok logaritmusai közötti korrelációk alapján elemeznek (Lee – Djauhari 2012), másfelől a részvények értékesítési hálózatát elemzik a Minimum Spanning Tree (MST) módszerével (Lee – Djauhari 2012; Mantegna 1999; Boginski et al. 2005). Ilyen elemzések a világ számos országának tőzsdéjén folyó kereskedését feltárták már, csupán a legfontosabbakat kiemelve Boginski és szerzőtársai (2006), illetve Roy és Sarkar (2011) munkái az USA tőzsdéjét vizsgálták a fenti módszertannal. Koreában Kim és szerzőtársai (2007) végezték el ezt az elemzést, a kínai értéktőzsdéről Huang és szerzőtársai (2009) írtak, Pan és Sinha (2007) India esetében végezte el az elemzést, végül Tabak és szerzőtársai (2009) a brazil tőzsdét elemezték a fenti módszerekkel. Számos tanulmány foglalkozott továbbá a tőzsdei kereskedelem hálózat alapú feltárásával a devizapiacokon, napi (Forbes – Rigobon 2002) és napon belüli (Münnix et al. 2010) skálákat, valamint

¹ A nemlineáris adatstruktúrába szerveződő adatok a dinamikus komplex rendszerek egyik fő sajátosságának számítanak. Ezekben az adatstruktúrákban az adatpontok elemzése a holisztikus összekapcsoltságuk (interconnectedness) és dinamizmusuk következtében az okság baconi és karteziánus elméleteitől merőben eltérő kauzalitást követnek. Ebből következően a rendszeradatok csatoltságának vizsgálatakor az elméletileg előfeltételezett lineáris ok és okozat közötti elemzési kategóriák elmosódnak, és nemlineáris ok és okozati viszonyrendszerek alakulnak ki, melyekben sokszor egymással felcserélődnek az ok és okozati kategóriák, valamint a két fogalmi konstrukció közötti határvonal elmosódását figyelhetjük meg (bővebben erről: Atmanspacher et al. 1992).

piaci indexeket (Drozdž et al. 2001; McDonald et al. 2005) alkalmazva. Ezek a tanulmányok azt tárták fel, hogy a tőzsdei piacok a földrajzi tevékenységek mentén strukturálódnak.

Ezen eredményekre építve számos hálózati topológiai elemzés jelent meg. *Huang és szerzőtársai (2009)* a kínai értéktőzsdén megjelenő klikkeket és független szereplőket elemezték azért, hogy a hálózat ellenálló képességét feltárják, és azt találták, hogy a tőzsdék topológiai robusztusságot mutatnak a véletlenszerű csúcsok meghibásodásaival szemben, ugyanakkor törékenyek a szándékos támadásokkal szemben. *Dimitrios és Vasileios (2015)* a görög tőzsde hálózati tipológiájának az elemzésével arra a következtetésre jutott, hogy a 2007-es és 2012-es évben a görög piac „sekély” piac volt, amelyet nagyszámú, heterogén komponensek alkotnak, és néhány központi pozícióban lévő nagybefektető vagy gazdasági társaság könnyen befolyásolható.

Sokkal kevesebb tudományos figyelem irányul a tőzsdén megjelenő interperszonális kapcsolati hálózat szerepének megragadására. Ebből az irányból azonban érdemes kiemelni *Taghizadeha és szerzőtársai (2020)*, valamint *Kazemilari és Djauhari (2015)* munkáit, melyek megállapítják, hogy a központibb pozícióban lévő vállalatok kevesebb mediátorkapcsolattal rendelkeznek, s ebből kifolyólag könnyebben hozzáférnek az elérhető forrásokhoz, információkhoz, és ezek a faktorok erősen hatnak a részvények árazási mechanizmusaira.

A tőzsdei kibocsátók tulajdonosi szerkezetének hálózat alapú elemzésével még ennél is kevesebb cikk foglalkozik, ami főként az adatokhoz való nehéz hozzáférésekből adódik. Ebben a fogalomkörben leginkább a tőzsdén jegyzett cégek igazgatótanácsi hálózatait vizsgálták (*Mahdavi Ardekani et al. 2019; Rezae et al. 2018; Rotundo – D’Arcangelis 2010*). Az igazgatóság kapcsolathálózatával vizsgálták, a kapcsolatokat szerkezetét, valamint azt, hogy kik a gazdaságilag hatékony szereplők vagy kulcsszereplők az adott hálózatokban. A tanulmányok meggyőző bizonyítékokat szolgáltatnak a vállalatirányítás milyensége és a tőzsdei teljesítmény erős korrelációjáról a különböző tőzsdéken (*Khorshidvand – Sarlak 2017; Khodami – Bazraie 2013; Babu – Kumar 2011; You et al. 2015*). Az igazgatótanácsok hálózatának vizsgálata azért is kiemelkedően fontos a tulajdonviszonyok elemzéséhez, mert ezek az elemzések a társadalmi tőke, kapcsolati tőke elméleteire alapozva értelmezik a hálózat kialakulásának és működésének milyenségét. A közös igazgatótanácsi kapcsolatok ugyanis számos ponton érintik a szervezetek tevékenységét, beleértve ebbe az igazgatóság jogait és előnyeit, az irányítási rendszert, a szervezeti felépítést és a minőség-ellenőrzést, ami mind hatással van a tőzsdék viselkedésére, hisz tükrözik az érdekek maximalizálására törekvő résztvevők közötti kölcsönös interakciók eredményeit (*Borgatti – Foster 2003*). *Peng és szerzőtársai (2015)* tanulmányozták a hongkongi tőzsdén jegyzett kínai vállalatok közös igazgatóságának és a tőzsdei teljesítménynek a kapcsolatát. Kutatási eredményeik azt mutatják, hogy a közös igazgatói tanács

javítja a vállalatok tőzsdei teljesítményét. *Sankowska és Siudak (2016)* tanulmányozták a nagyvállalatok igazgatótanácsának és a vállalatok vezetőinek hálózatát a lengyel tőzsdén. Az eredmények azt mutatták, hogy a tőzsdei hálózat jellemzői megegyeznek a kisvilág-hálózatok jellemzőivel. Végül *Singh és Delios (2017)* elemezték az igazgatóság felépítése és a feltörekvő vállalatok kockázatvállalási magatartása közötti kapcsolatot.

Mindebből a rövid szakirodalmi áttekintésből látható, hogy a tőzsdei kibocsátók tulajdonosi hálózatának feltárása nemzetközi szinten is gyerekcipőben jár még, az alapvető elemzési fókusz nem erre a kérdéskörre irányul. Ugyanakkor számos, a tőzsdén érzékelhető komplex, rendszerszintű mozgásnak a magyarázó oka lehet.

Tanulmányomban tehát egy olyan új hálózatalapú elemzést végzek el a magyar értéktőzsdén jelen lévő kibocsátók esetében, melyben arra keresem a választ, hogy milyen hálózati tipológia, klaszterezettség és hierarchia fedezhető fel a tőzsdén jegyzett és nem jegyzett vállalatok és cégek tulajdonosi hálózatában 2020 decemberében. Az elemzéssel átfogó képet tudunk kapni a magyar értéktőzsde és a hozzá kapcsolódó céghálózatok struktúrájáról, egy adott komplex gráfként kezelve a szereplőket. A hálózati struktúra feltárása hozzásegíthet a tőzsdei kockázatok azonosításához, továbbá a nemlineáris elemzés gyakorlati haszonnal is járhat például az erre épülő portfólió-optimalizálásban.

2. Hálózat kutatás és ERGM

A hálózatelemzés alapját a gráfelmélet adja, melyekben egy G gráfot két halmaz (N és E) alkot (*Paparrizos 2003*). Az N elemeket csomópontoknak, csúcsoknak vagy egyszerűen pontoknak nevezzük (*nodes*), melyek rendezett vagy rendezetlen elem párokba rendeződnek, és élek, ívek vagy linkek (*edge*) kötik őket össze egymással. A $G = (N, E)$ gráf akkor kapcsolódik, ha az N halmaz bármely csúcsától bármely csúcsáig létezik út. Egy gráf elemzése során meghatározzuk a teljes gráf nagyságát, a csatlakozó komponens méretét, a csúcsok fokszámát és megoszlását, valamint a gráfnak az élek alapján kialakuló klasztereit és a hálózat hierarchiáját. Egy gráf könnyen vizualizálható, melyben a csomópontokat pontokként, körökként szokás jelölni, míg az éleket nyilakkal vagy egyszerű vonalakkal (*Dimitrios – Vasileios 2015*).

A hálózatok mindig jellemezhetők az élek rendezettsége alapján egyfajta struktúrával, topológiai felépítéssel, amelyet számos mérőszám alapján mérünk. Az egyik ilyen mérőszám a hálózati sűrűség, a másik a fokszámeloszlás. A hálózatok sűrűségi mutatójának kiszámolásakor a teljesen összekapcsolt elméleti élszámot osztjuk a mért élszámmal. A csomópontok fokszámeloszlása, amely a klasztereket és a hierarchiát kialakítja, nem egységes a valós adatokkal mért empirikus hálózatok és az elméleti gráfok esetében. Az *Erdős – Rényi (1960)* által leírt random hálózattal ellentétben (amikor a fokszámeloszlás normál görbét követ) a kisvilág-hálózatok

és a skálafüggetlen hálózatok esetében a csúcsok többségéhez kis fokszám, míg a csúcsok elenyésző részéhez rendkívül magas fokszámeloszlás párosul, amelyek megoszlása szignifikánsan eltér a normálgörbétől. A skálafüggetlen hálózatok központi pozícióiban lévő csomópontokat szokás huboknak hívni, amelyek alapján ki lehet számolni, egy hálózat klaszterezettségi együtthatóját, azaz az egymással szorosan kapcsolódó klikkeket és közösségeket. A valós adatokon mért hálózatok empirikus vizsgálatait azt mutatják, hogy azok nagyobb hálózati klaszterezettségi együtthatóval jellemezhetők, mint az azonos méretű sztochasztikus hálózatok. A skálafüggetlen hálózatokon mért magas klaszterezettségi együttható alapján dolgozták ki a kisvilágnak hívott elméleti hálózati modellt (*Watts – Strogatz 1998*), valamint a skálafüggetlen elméleti hálózatot (*Barabási – Albert 1999*). Ezekkel az elméleti hálózatokkal validálni lehet a mért hálózatokat, azaz meg lehet állapítani, hogy a hálózati tipológia milyen elméleti modellhez divergál. A klaszterek azonban nem csupán hozzásegítenek a hálózat klikkjeinek azonosításához, hanem magának a hálózatnak a hierarchiáját is kirajzolják. Egy hálózat hierarchiájára (K-cor mérőszámmal mérjük), ugyanis a klaszterrészek belső összekapcsoltsága alapján következtethetünk (*Newman és szerzőtársai 2006*).

A hálózatelemzés azonban nemcsak statikus, hanem dinamikus módszertant is magában foglal, az egyik ilyen módszertan, amelyet jelenleg több tőzsdével foglalkozó hálózatkutató is használ, az exponential random graph modeling módszere, vagyis az ERGM. Az ERGM a statisztikai alapú exponenciális hálózati modellépítések körébe sorolható. Az exponenciális véletlengráf-modellek osztályába tartoznak az él- és a diadikus függetlenségi modellek Markov-féle véletlenszerű grafikonjai és sok más grafikoneloszlás is (*Frank és Strauss 1986*). Az ERGM ezek közül lehetővé teszi a hálózati paraméterek hatásainak együttes és kontroll alatt tartott vizsgálatát. Másképp fogalmazva az ERGM-modellek lehetőséget nyújtanak arra, hogy dinamikus modellekben megértsük, miként és miért keletkeznek a hálózati kapcsolatok.

A hálózati kapcsolatok mintákba szerveződnek, továbbá egyes kapcsolatok jelenléte más kapcsolatok megjelenését segíti elő. Az ERGM ezeket a gyakran „strukturális” hatásoknak nevezett endogén hatásokat elemézi, azaz a hálózati kapcsolatok rendszerének belső folyamatait értelmezi, kiegészítve a hálózat exogén hatásaival, például a csomópontokhoz kapcsolódó attribútumok hatásaival (*Lusher et al. 2013*). Az ERGM-modellezés *Watts (1999)* eredményei alapján a véletlenszerűséggel és a valószínűségeken alapuló véletlengráf-modellezéssel dolgozik. A véletlenszerűség beépítésével a statisztikai modellek a várható értékekkel dolgoznak, amik alapján következtetéseket tudunk levonni arról, hogy a megfigyelt adatok összhangban vannak-e az elméleti (várt) adatokkal. A Markov-féle véletlenszerű gráfokat a hálózati kapcsolatok közötti sajátos függőségi struktúra határozza meg (*Robins et al. 2007*), így az ERGM-modellezés során megbecsüljük a hálózati élék jelenlétét több prediktor változóból, majd modellparaméterekkel becsüljük az adott hatását, irányát és szignifikanciáját a vizsgált hálózatban (*Lusher et al. 2013*).

Az ERGM mindebből kifolyólag modellezi az érdeklődésre számot tartó hálózati hatásokat az élek kialakulásában, pl. tranzitív triádok hatása, k-star-hatás, asszortativitás (homofil, heterofil kapcsolatok) hatása, eloszlások hatása, foksámok hatása, attribútumváltozók hatása. Továbbá az ezen hálózati változók hatásai alapján kialakult modelleket összeveti a megfigyelt hálózattal, és így megpróbálja feltárni a hálózati élképződés okait.

Exponenciális véletlenszerű gráfok megragadásához a *Robins és szerzőtársai (2007)* által felírt jelölést és terminológiát használom. N halmaz n szereplőjének minden i és j párját az Y_{ij} kifejezés jelöli, ami egy hálózati kapcsolati változó, amelynek értéke $Y_{ij} = 1$, ha i -től j -ig van hálózati kapcsolat, ha pedig nincsen, akkor $Y_{ij} = 0$. Az y_{ij} -t mint Y_{ij} megfigyelt értékét határozzuk meg amellet, hogy Y az összes változó mátrixa, míg y a megfigyelt kapcsolatok mátrixa, azaz maga a megfigyelt hálózatunk. Y lehet irányított és irányítatlan. A konfiguráció a csomópontok összessége és a közöttük lévő kapcsolatok részhalmaza. Például a 2-csillag alakzat három olyan csomópont halmaza, amelyben az egyik csomópont kapcsolódik a másik kettőhöz, a háromszög pedig három egymással összekapcsolt csomópont halmaza. A konfigurációkat hierarchikusan definiálja a modell, így egy háromszög három 2-csillagot is tartalmaz.

A (homogén) exponenciális véletlengráf-modellek általános formája a következő:

$$\Pr (Y = y) = \frac{1}{\kappa} \exp \{ \sum_A \eta_A g_A(y) \} \quad (1)$$

Ahol: (i) az összegzés az A konfigurációs típusra értelmeződik, aminek különböző halmazai különböző modelleket képviselnek (pl. diadikus függetlenség vagy Markov-féle véletlenszerű gráf); (ii) η_A az A típusú konfigurációnak megfelelő paraméter; (iii) $g_A(y)$ az A konfigurációnak megfelelő hálózati statisztika (homogén Markov esetében ez a hálózatban megfigyelt A típusú konfigurációk száma: például a háromszögek száma); (iv) κ normalizáló tényező annak biztosítására, hogy az (1) valószínűségi eloszlás legyen. A modell a gráf valószínűségi eloszlását mutatja egy rögzített csomópontkészleten, ahol egy gráf létrejöttének valószínűsége a modell által kifejezett különböző konfigurációk jelenlététől függ. Az ERGM-mel tehát egy tipikus gráf szerkezetét sajátos és lokális konfigurációk kumulációjának eredményeként lehet értelmezni, a paraméterek pedig információt szolgáltatnak a hálózati adatokban megfigyelt strukturális hatások jelenlétéről.

Chatterjee és Diaconis (2013) alapján az elmúlt években az exponenciális gráfformula átdolgozásra került, aminek alapján az exponenciális véletlengráf-modellek osztályának általános formája a következő lett:

$$p_{\beta}(G) = \exp \left(\sum_{i=1}^k \beta_i T_i(G) - \psi(\beta) \right) \quad (2)$$

Az egyenlet előfeltétele, hogy a G_n az összes egyszerű (az „egyszerű” azt jelenti, hogy nem irányított és hurkok nélküli) gráf által kifizített tér n csúcson között. Így a G_n $2^{\binom{n}{2}}$ elemet tartalmaz. Az egyenletben a $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_k)$ a valós paraméterek vektorai, T_1, T_2, \dots, T_k függvényei a G_n -nek, és a $\psi(\beta)$ a normalizáló állandó. Általában a T_i -re úgy tekintenek, mint a különböző részgráfok összességére, például $T_1(G) =$ élszámmal a G -gráfban, míg $T_2(G) =$ a háromszögek száma a G -ben. *Frank és Strauss (1986)* mutatta ki, hogy ha T_i -t különféle méretű élekként, háromszögekként és csillagokként kezeljük, a kapott véletlengráf-élek Markov-féle véletlenszerű mezőt alkotnak. *Wasserman és Faust (2010)*, valamint *Rinaldo és szerzőtársai (2009)* dolgozták ki a modellek geometriai elméletét. Az ERGM statisztikai alkalmazását és a gyakorlati szempontból is releváns hálózati elemzések kidolgozását *Snijders és szerzőtársai (2006)*, valamint *Robins és szerzőtársai (2007)* dolgozták ki.

Tanulmányomban a hálózati leíró statisztikai és morfológiai elemzések, valamint az ERGM-elemzések az R programcsomaggal, valamint a MPNet szoftverrel (*Wang et al. 2009*) készültek.

3. A tőzsdei hálózatelemzéshez felhasznált adatok

Az elemzéshez használt adatok alapját 2020 decemberében a BÉT-en lévő tőzsdei kibocsátó cégek adták². A vizsgált időpontban összesen 96 darab vállalat³ alkotta ezt az alapsokaságot. A hozzájuk tartozó tulajdonosi hálózatot az OPTEN adatbázisa alapján⁴ egy Pythonban írt kód segítségével alakítottam ki, melynek folyamányaként a 96 entitás és a hozzájuk tartozó magánszemélyek által tulajdonolt cégek teljes hálózata vált elemezhetővé⁵.

Fontos azt azonban kiemelni, hogy a BÉT-en megjelenő kibocsátók listája, tehát az alapsokaság, valamennyi kibocsátót magában foglalja, amelyek között található vállalatikötvény-kibocsátók, jelzáloglevél-kibocsátók vagy befektetésiigény-kibocsátók is, melyeknek mind más és más likviditási paramétereknek, vagy nyilvánossági kritériumoknak kell megfelelniük, mindennek folyamányaként fontos volt tisztázni, hogy miért is kezelem ezeket a cégeket egy hálózatban, hisz egészen más piaci

² <https://www.bet.hu/oldalak/kibocsatok>. Elemzésemben valamennyi tőzsdei kibocsátót elemzem, bármelyik instrumentummal is legyen jelen a tőzsdén.

³ Fontos kitérni arra, hogy a Magyar Állam jelenléte mennyiben torzíthatja a mintát. Vizsgálatom a tulajdonosi kapcsolatokra fókuszál, mindebből kifolyólag vizsgálat tárgyává tettem, hogy ha a Magyar Államot kiviszem az alapsokaságból, mennyiben változnak meg a hálózat alapparaméterei. A hálózati próbához *Schmidt (2019)* alapján Regresszió Alapú Differenciális Hálózati Elemzést végeztem (R-DNA), a teszt eredményeképpen pedig megállapítható, hogy a Magyar Állam jelenléte érdemben nem befolyásolja a hálózati alaptipológiát a cégtulajdonlás esetében, ezért nem emeltem ki az elemzésből. A magánszemélyek hálózata esetén a Magyar Államhoz nem kapcsolódott – érthető okoknál fogva – magánszemély, így abban a hálózatban ez a problémakör nem merült fel.

⁴ <https://www.opten.hu>

⁵ Az adatbázis robusztussága és az OPTEN-hez való korlátozott hozzáférésem miatt egy keresztmetszeti adatfelvételt lehetett az adatok alapján megvalósítani, így a múltban lejátszódó változásokra a tanulmányomban adatok hiányában nem térek ki

viszonyokkal, attitűddel, elköteleződéssel, szemlélettel jellemezhető a különböző részvényeket kibocsátó cégek.

Céлом egy olyan hálózatalapú kutatás elvégzése volt, amely a tulajdonviszonyok alapján a tőzsdére mint teljes piacra tekint⁶. Ez nem egyedülálló megközelítés a szakirodalomban, *Cont (2001)* híres cikkében ezt a módszertant követte, amikor az árváltozásokat kutatta a különböző típusú pénzügyi piacokon. Mindehhez először a teljes kibocsátók listáján tárgyalta a kérdést, majd később külön-külön elemezte az eszközök hozamainak különböző statisztikai tulajdonságait. *Mehra és Prescott (1985)* híres longitudinális kutatásuk során, amelyben 1889-től 1978-ig vizsgálták az Egyesült Államok részvénykibocsátásra vonatkozó rendeleteit, szintén ezzel az alapsokasággal dolgoztak. Ám ugyanezt a modellalkotást látjuk sok esetben akkor is, amikor mesterséges neurális hálózati (artificial neural network, ANN) modellezés alapján vizsgálják a tőzsdei árfolyamokat aggregát és különböző részvénykibocsátók mentén (lásd *Moghaddam és szerzőtársai 2016*).

Mindezzel természetesen arra szeretném felhívni a figyelmet, hogy modellem – s a fent hivatkozott modellalkotások is – a robusztus modellspecifikációval dolgozik, amely természetesen számos későbbi specifikált modellalkotást tesz lehetővé és szükségessé az eltérő részvénykibocsátók mentén. Mint ahogy *Raddant és Kenett (2021)* – akik szintén ugyanezt a robusztus modellalkotást és mintát követték – cikkükben megjegyzik, mivel a pénzügyi rendszer rendkívül komplex, határokon átnyúló összekapcsolásokkal és kölcsönös függőségekkel rendelkező entitás, így a robusztus modellalkotás elsősorban arra világít(hat) rá, hogy a különböző piacok milyen szorosan összekapcsolt környezetben működnek, és ebből következően a piacot ért sokkok és események könnyen felerősödhetnek, és általános (az ő cikkükben globális) eseményekké válhatnak.

A robusztus modellalkotás módszerével két hálózat elemzésére nyílt mód, egyfelől a tőzsdén működő cégek cégtulajdonlói hálózatának elemzésére, amelyben 6 806 csomópont (cég) és 8 363 él (tulajdonosi kapcsolat) található, valamint az ugyanezen tőzsdei cégek magánszemélyi hálózatára, melyben 5 902 csomópont (tulajdonos) és 6 083 él (tulajdonosi kapcsolat) található. A hálózati adatok tehát teljes hálózatoknak, vagy teljes gráfoknak tekinthetőek. Elemzésemben tehát minden vállalat vagy magánszemély egy csomópontnak felel meg, és az i csomópontból a j csomópontra mutató kapcsolat akkor létezik, ha j esetében tulajdonrészrel rendelkezik az i csomópont. Elemzésemben ebből kifolyólag irányított gráfokkal dolgozom, követve *Garlaschelli és szerzőtársai (2005)*, *Chapelle és Szafarz (2005)*, valamint *Salvemini és szerzőtársai (1995)* módszertani munkáit.

⁶ Fontosnak érzem azonban itt is hangsúlyozni a kutatási eredményeim értelmezési határait. Nem vállalkozom arra, hogy például magával a kereskedéssel és a tulajdonviszonyokkal kapcsolatos megállapításokat tegyek, céloom a tulajdonviszonyok hálózatalapú feltárása, amelyből később természetesen számos további kutatás jöhet létre.

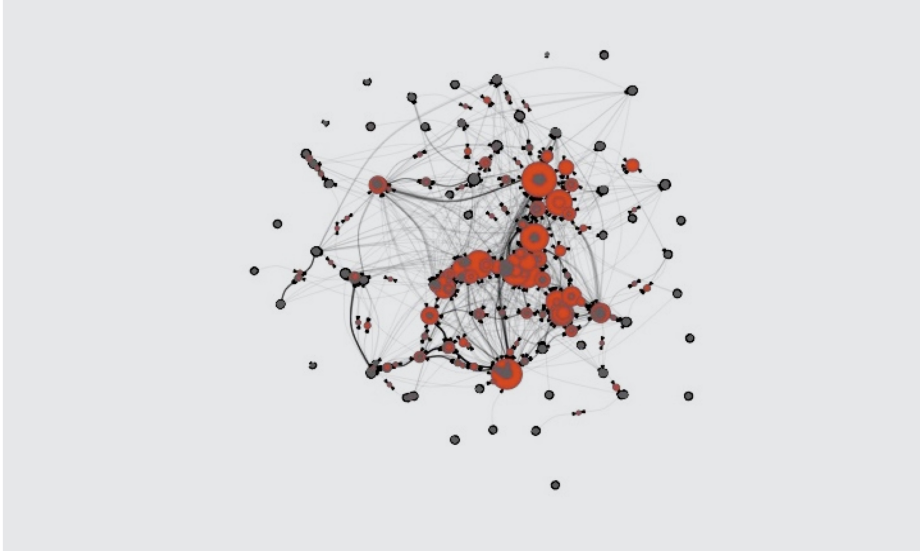
Az OPTEN adatbázis lehetőséget biztosított továbbá arra is a cégek és a magányszemélyek esetében, hogy az ArcGIS térinformatikai szoftverrel elemezhetővé váljanak az adott hálózatok tulajdonosi megoszlásai a magyarországi települések mentén.

4. A Budapesti Értéktőzsde tulajdonosi hálózata a cégek oldaláról

A magyar tőzsdén kibocsátó cégek és az általuk tulajdonolt teljes céghálózat összesen 6 806 csomópontból és 8 363 élből áll, hálózati ábráját pedig az 1. ábra mutatja.

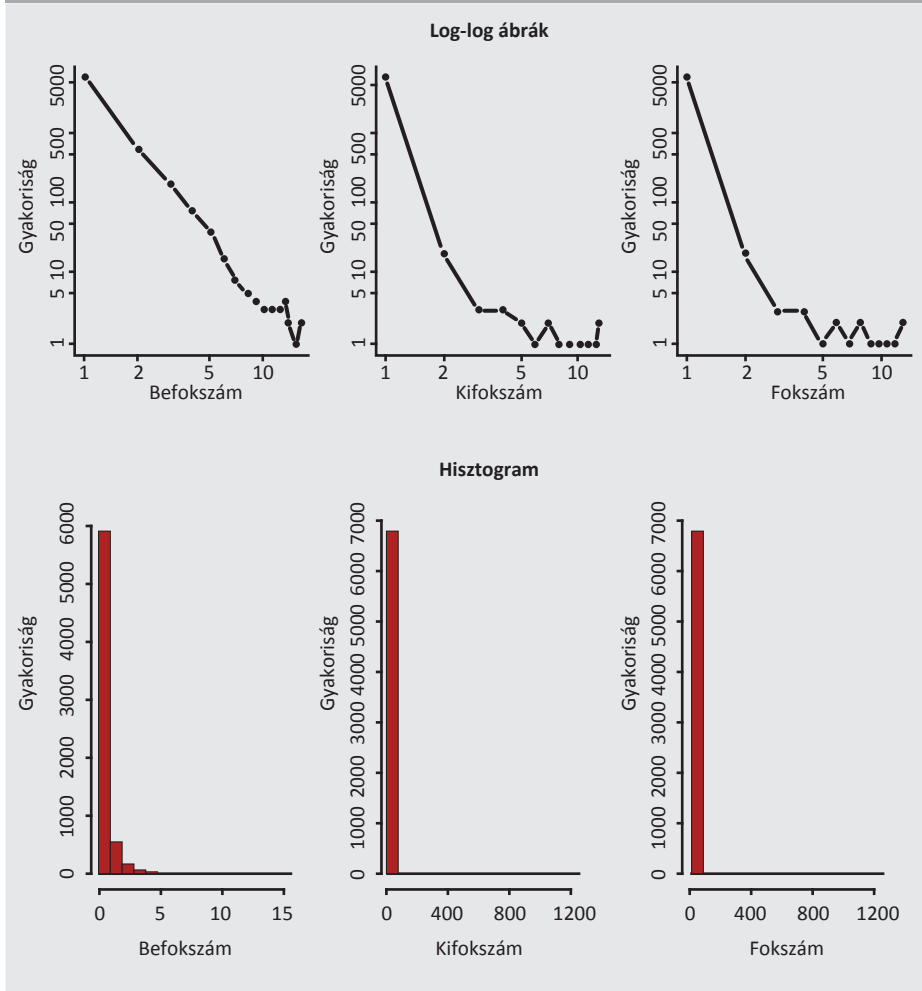
1. ábra

A Budapesti Értéktőzsdén jelen levő kibocsátók tulajdonosi hálózata (N=6 806)



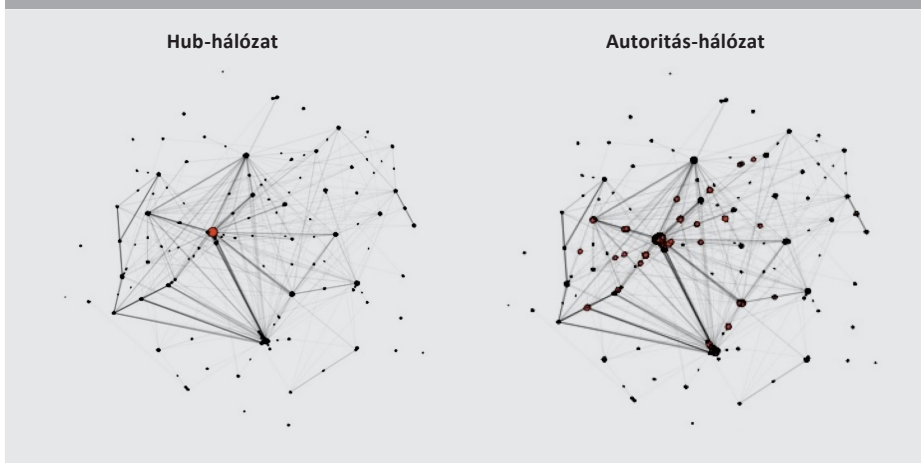
Az 1. ábrából jól lehet látni, hogy a BÉT-en jelen levő kibocsátók körül hatalmas céghálózat rajzolódik ki, amely erősen meghatározza a részvénykibocsátó cégek tőzsdei pozícióját. A hálózat kiemelten fontos jellemzője, hogy egy teljesen összefüggő hálózatot alkot, nem bomlik alhálózatokra, ami a cégek és piacok közötti rendkívül magas hálózati függőséget jelez. Az ábrán a központi pozíciót betöltő szereplők a fokszámuk alapján kerültek megnagyobbításra, amiből látható, hogy a centralitási pozíciók meglehetősen egyenlőtlenül oszlanak el a hálózatban, nagyon kis számú szereplővel találkozunk, akik nagyon magas cégtulajdonlási hányaddal rendelkeznek, s nagyon sok szereplőt tartalmaz a hálózat, akik pedig épp ennek ellentétjeként, rendkívül kevés tulajdonosi kapcsolattal jellemezhetők. Ezt mutatja be a 2. ábra, amely a teljes gráf fokszámeloszlásait mutatja be, log-log görbéken és hisztogramokon.

2. ábra
Fokszámeloszlások és log-log görbék



A log-log görbékéből és a hisztogramokból látható, hogy a teljes fokszámeloszlás (Degree) és a kifokszám (Outdegree) sokkal egyenlőtlenebb és centralizáltabb eloszlást követ, mint a befokszám (Indegree) eloszlás. Mindez abból következik, hogy a tőzsdei hálózat meglehetősen alacsony sűrűséggel jellemezhető (0,0002), azonban magas centralitási indexszel. Ha a centralitási indexet nézzük, és megvizsgáljuk hub, illetve autoritás alapján a hálózatot, akkor a 3. ábrához jutunk.

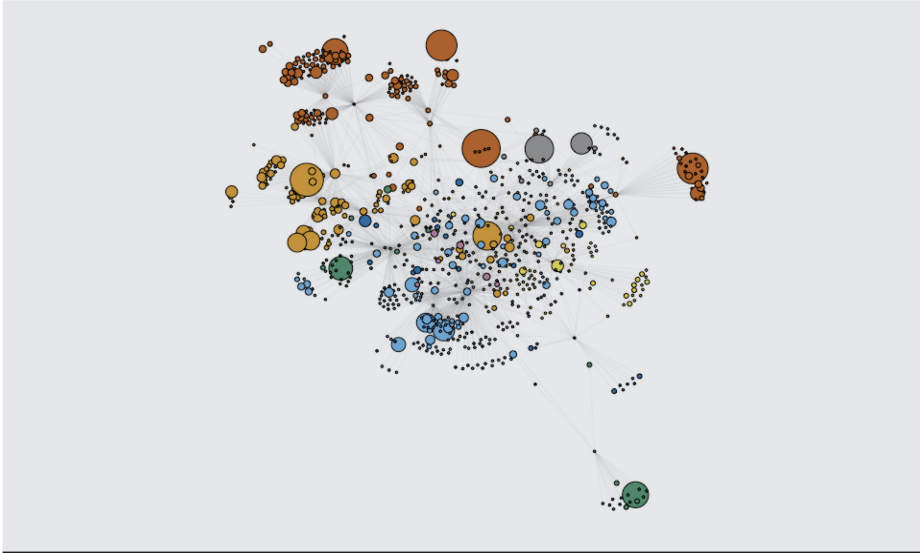
3. ábra
Centralitás – hub és autoritás (N=6806)



A centralitásmutatók alapján kialakított hálózatok középpontjaiban olyan cégeket találunk, amelyek szignifikánsan eltérő tulajdonviszonyokkal jellemezhetők, más csomópontokhoz mérve. A központi pozícióban lévő vállalatok számára ezek az átfogó kapcsolatok egyrészt megfelelő kommunikációs és üzleti teret eredményeznek, másrészt monopolhelyzetet az információk fölött. Ezen túlmenően a központi rétegekben lévő cégek kevesebb közvetítővel kommunikálnak, ami viszonylag gyors hozzáférést biztosít számukra az adatokhoz. Eltérés figyelhető meg azonban a központi szereplők számának nagysága között hub- és autoritáshálózatok mentén. Mind a két központiságmutató a sajátvektor-központiság (eigenvector centrality) alapján jött létre, azonban míg a hub esetében a jelzőszám azt mutatja, hogy melyek azok a központban lévő szereplők, amelyek sok más jó pozícióban lévő központi szereplővel is kapcsolatban állnak, az autoritásmutató azt mutatja, hogy melyek azok a szereplők, amelyek nincsenek ugyan központi pozícióban, ám nagyon sok központi pozícióban lévő szereplő tulajdonolja őket. Ez alapján látható, hogy amíg tőzsdén jegyzett és nem jegyzett cégek között a jó pozícióban lévő cégek relatíve kevés kapcsolatot ápolnak egymással, addig mindegyik jó pozícióban lévő cég körül egy meglehetősen szélesen tulajdonolt céghálózat húzódik meg.

Ebből egyértelműen vezet tovább az utunk a hálózat klaszterei alcsoportjainak azonosításához, a nagy elemszám miatt azonban innentől kezdve nem a teljes hálózatot teszem az elemzés tárgyává, csak a hálózat központi magját megragadó 845 csomópontból álló részhálózatot. Erre az algráfra szűkítve az elemzést, pontosabban megragadhatóvá válnak a hálózat jellemzői. Ha ezt az algráfot a hierarchikus klaszterelemzéssel elemezzük, a 4. ábrához jutunk.

4. ábra
Alhálózat hierarchikus klaszterezés alapján (N=845)



A hálózat sűrűsége értelemszerűen nőtt (0,031) a teljes hálózat sűrűségéhez mérten, és az alhálózat jól láthatóan 14 klaszterre bomlik. A hub- és az autoritásvizsgálatok alapján nem meglepő ez a magas klaszterezettségi együtttható. Ez a 14 klikk tulajdonképpen eltérő gazdasági tevékenységeket folytató cégek halmaza, van, amelyek banki-pénzügyi tevékenységet folytat, van, amelyik ingatlankereskedelemmel, egy másik klaszter vagyonkezeléssel foglalkozik, de megjelenik kommunikációs tevékenységet folytató klaszter is. A klaszterek tipológiáját az 1. táblázat tartalmazza.

1. táblázat				
Hálózati klasztertipológia				
Klaszter	Klaszterelnevezés	Legmeghatározóbb szereplők	Csomópont	Százalék
1	Bankok 1	OTP, MKB, K&H, CIB	165	19,5
2	Hitelezés, Ingatlan	Fund Finance, K 85, GRABOPLAST	138	16,3
3	Vagyonkezelés	OPUS GLOBAL	107	12,7
4	Bankok 2	Erste	90	10,7
5	Bankok 3	Gránit, MFB, Budapest Bank, Export-Import Bank	71	8,4
6	Volt szocialista rendszer nagyvállalatai	POSTA, MÁV, T-MOBIL, Repülőtér	48	5,7
7	Kommunikációs cégek	Vodafone, GIRO, Magyar Telekom, M Factory Kommunikáció, NISZ	47	5,6
8	Tőzsde, vagyonkezelés, villamosenergia	Budapesti Értéktőzsde, MAVIR Magyar Villamosenergia, Magyar Pénzverő, OVERDOSE Vagyonkezelő	38	4,5
9	Informatika, volt szocialista rendszer nagyvállalatai 2	IQSYS Informatika, RÁBA, VOLÁN	33	3,9
10	Bankok 4	Raiffeisen, UniCredit	31	3,7
11	Bankok 5	Citibank, Takarékszövetkezet, Exporthitel	22	2,6
12	Volt szocialista rendszer nagyvállalatai 3	MOL	21	2,5
13	Vagyonkezelés	i-Vent Vagyonkezelő, PrimoInvest Kft, CFG PARALEL	18	2,1
14	Mezőgazdaság	Bonafarm	16	1,9
ÖSSZESEN			845	100

Első ránézésre egy rendkívül érdekes hálózati klasztertipológiát kapunk. Ez annak köszönhető, hogy a klasztertipológia az élek egymástól való távolsága alapján konstruálódott, azaz a tulajdonosi szempont hálózatalapú beemelésével új megvilágításba kerültek a forgalmazók⁷. A táblázat alapján az látható, hogy a bankok különböző klasztereket alkotnak tulajdonosi szempontok mentén. Tulajdonképpen 5 különböző klaszterbe sorolhatók, meglehetősen eltérő centrális pozíciókkal. Érdekes továbbá még a korábbi szocialista rendszerben állami cégekként működő nagyvállalatok szoros klaszterekbe szerveződése (RÁBA, VOLÁN, vagy POSTA, MÁV). A klaszterekből látható, hogy erős túlsúlyban vannak azok a klaszterek, amelyek finansziális tevékenységet folytatnak, ingatlankereskedelemmel vagy vagyonkereskedelemmel foglalkoznak. Ezen túlmenően pedig megállapítható, hogy viszonylag kis arányban vannak jelen konkrét termék előállításával foglalkozó klaszterek. A táblázat alapján

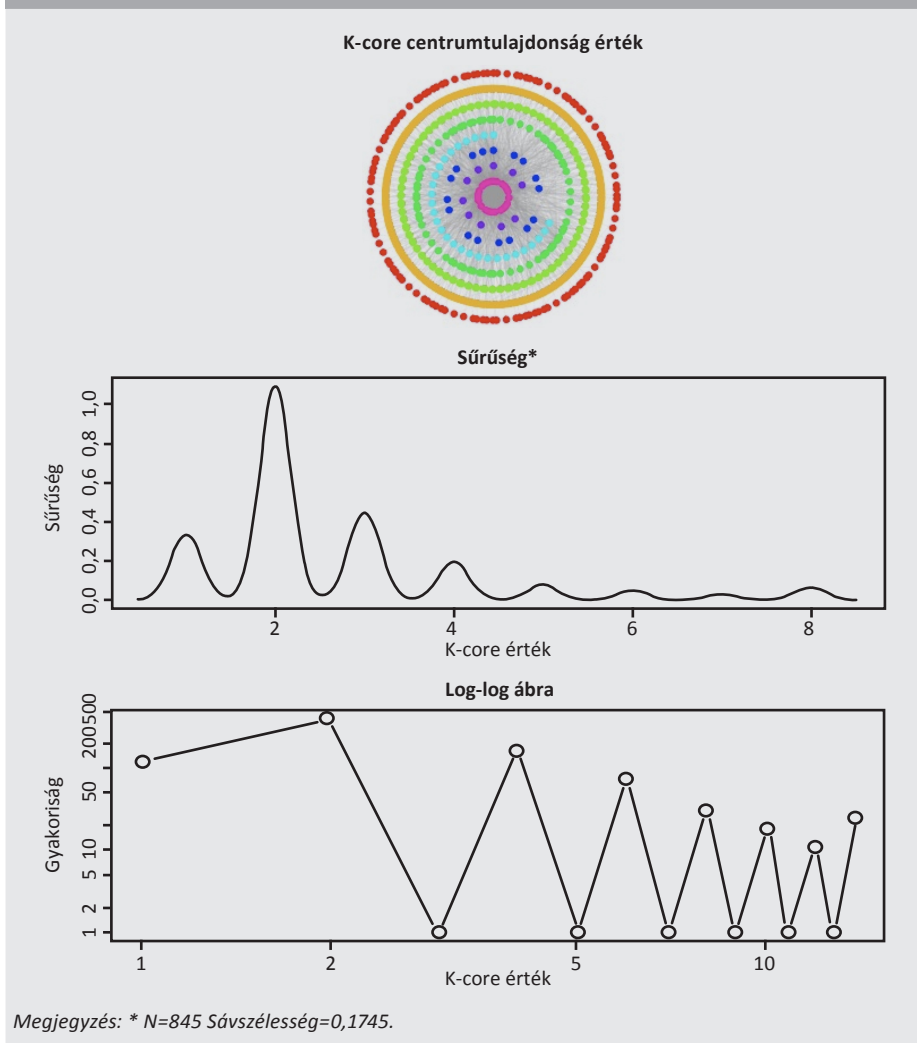
⁷ Itt már ugye nem pusztán csak olyan entitások kerültek az elemzésbe, amelyek kibocsátók, hanem olyan cégek is, amelyeknek a termékei nincsenek bevezetve a tőzsdére. Épp ebből kifolyólag az értéktőzsde kibocsátói körüli céghálózat tipológiájára tesz kísérletet a klasztertipológia.

tulajdonképpen három klaszter jelentős a tulajdonosi hálóban, egyfelől a főként a bankokat (OTP, MKB, K&H, CIB) tömörítő első klaszter, mely a teljes hálózat körülbelül 20 százalékát tulajdonolja, a hitelezést és ingatlankezelést folytató második klaszter (mely 15 százalékot tulajdonol), valamint a körülbelül 13 százalékos tulajdonrészt birtokló vagyongazdálkodással foglalkozó (OPUS GLOBAL) harmadik klaszter, ezek a klaszterek a teljes hálózat körülbelül felét birtokolják (48,5 százalék), ami rendkívül magas tulajdonosi koncentrációt jelez.

A klaszterek azonosítása után érdemes áttekinteni a hálózat hierarchiáját, melynek hálózati körbráját, log-log statisztikáját és hisztogramját az 5. ábra foglalja össze.

5. ábra

A hálózat hierarchiája (N=845)



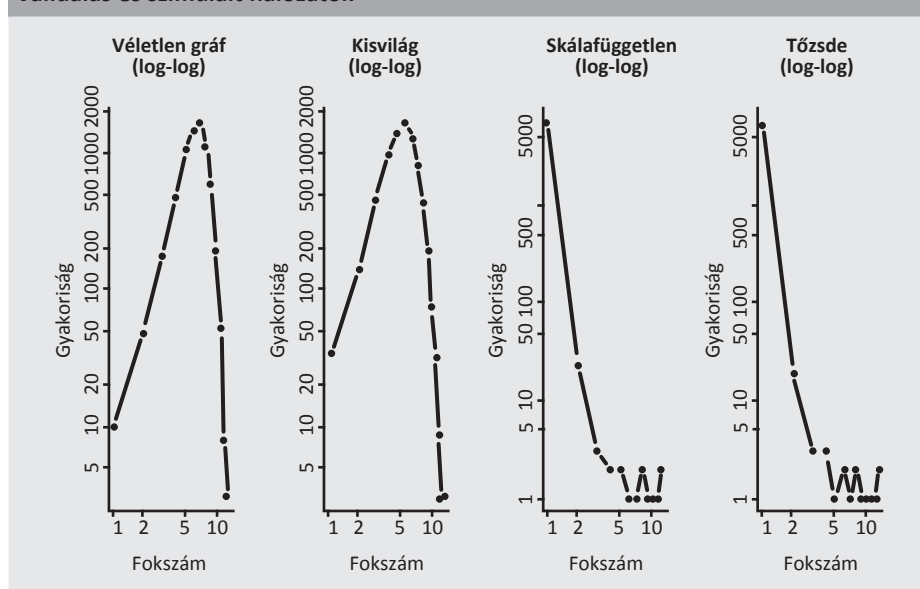
A hálózat klaszterezettségi mutatói alapján nem meglepő módon egy erősen hierarchikus hálózatot alkot a cégtulajdonlás hálózata. Amint az az 5. ábrán is látható, a hálózat hierarchikusan három szintre osztható a K-cor-érték alapján: a magra, a félperifériára és a perifériára, azaz arra a részre, ahol a kapcsolatok sűrűek, félig sűrűek és elszórtan vannak jelen. A központi mag zárt szerkezetű, és 24 cég alkotja, amelyek a legerősebben állnak tulajdonosi kapcsolatban a hálózat többi elemével. Ezen cégek névszerű táblázatát a Melléklet 4. táblázata tartalmazza. A mag szintnek magas kapcsolata és központosított ereje van a hálózat egészét tekintve, és erős tulajdonosi kapcsolattal rendelkezik a félperiférián és periférián helyet kapó cégekkel is. Az elemszámot tekintve a periférián elhelyezkedő cégek alkotják a legnagyobb számú K-core-tömböt, azonban ezeknek a cégeknek a szerepe elenyésző a teljes hálózat alakulásának szempontjából.

5. Validálás, avagy milyen elméleti hálózathoz hasonlít a magyar tőzsde-hálózat?

Mielőtt továbbmennénk a magánszemélyek tulajdonosi hálózatára, egy kis kitérőt szeretnék tenni azzal kapcsolatban, hogy mennyire hasonlít a magyarországi tőzsde tulajdonosi hálózata az elméleti hálózatokhoz. A validálási módszer segítségével viszonyítási pontot lehet kapni a hálózat felépítéséről és tipológiájáról. Három elméleti hálózattal hasonlítom össze a cégtulajdonosi hálózatot, egyrészt az Erdős–Rényi-féle véletlen hálózattal, másrészt a kisvilág-hálózattal, harmadrészt a Barabási-féle skálafüggetlen hálózattal. Az azonos csomópontszámok mellett szimulált elméleti hálózatok fokszámeloszlásának log-log-ábráját a 6. ábra, főbb statisztikáit a 2. táblázat foglalja össze.

6. ábra

Validálás és szimulált hálózatok



A 6. ábrából jól lehet látni, hogy mind a tőzsdei hálózat, mind annak alhálózata a skálafüggetlen hálózatok fokszámeloszlásához közelít. OLS-regressziószámítás után megállapítható, hogy a tőzsdei hálózat szignifikánsan eltér a véletlen hálózattól, és a kisvilág-hálózattól. Egyik esetben sem kapunk ugyanis szignifikáns F-értéket az ANOVA-teszt esetében, valamint nem szignifikáns a regresszió t-értéke sem. A Barabási-féle elméleti skálafüggetlen hálózattal ezzel szemben szignifikánsan egyezik a hálózat. Az OLS-regresszió alapján ugyanis az ANOVA F-értéke szignifikáns (16,593), valamint a regressziós t-értékre (4,073) is szignifikáns eredményt kapunk. Mindezek alapján megállapítható, hogy a tőzsdei tulajdonosi hálózat egy skálafüggetlen hálózat. A 2. táblázat statisztikáiból továbbá látni lehet, hogy rendkívül eltérő élszámmal, átlagos úthosszal és sűrűséggel jellemezhetők az elméleti és a valós hálózatok.

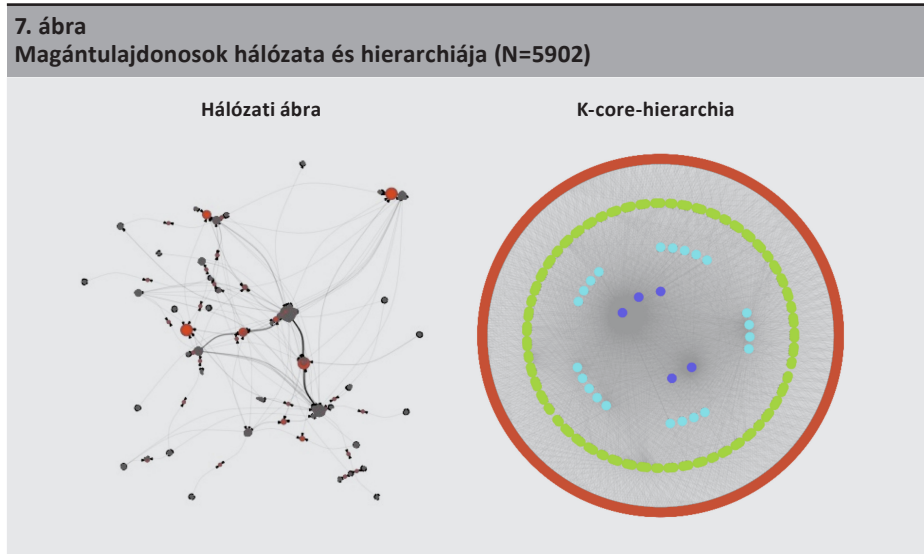
2. táblázat				
Validálási statisztikák				
	Csomópont száma	Élszám	Sűrűség	Átlagos úthossz
Tőzsde	6 806	8 363	0,0002	3,15
Véletlen	6 806	4 633 959	0,2002	1,80
Kisvilág	6 806	6 806	0,0003	35,39
Skálafüggetlen	6 806	6 805	0,0003	11,038

Látható, hogy a legnagyobb élszámmal – nem meglepő módon – a véletlen hálózat jellemezhető, amelytől szignifikánsan eltér a tőzsdei hálózat. Azonban nagyjából hasonló sűrűséggel jellemezhető mind a kisvilág-hálózat, mind a skálafüggetlen hálózat, mind a tőzsdei hálózat. Az eltérés ezen hálózatok esetében az átlagos úthosszban keresendő, ugyanis a tőzsdei hálózatban jóval alacsonyabb az átlagos úthossz nagysága, mint akár a skálafüggetlen, akár a kisvilág-hálózatban.

Összefoglalva tehát a tőzsdei hálózat nem mutat sem véletlen hálózati jeleket, sem kisvilág-hálózati jellemzőket, leginkább a skálafüggetlen hálózathoz hasonlatos, azonban sokkal kisebb átlagos úthossz jellemzi, mint az elméleti viszonyítási hálózatot. Ebből az következik, hogy míg a skálafüggetlen hálózat arról híres, hogy magas hierarchiával jellemezhető, ha mindehhez hozzátesszük a mért alacsony átlagos úthosszt, akkor megállapítható, hogy a tőzsdei tulajdonosi hálózat az elméleti modellnél még magasabb központosítottsággal és még élesebb hierarchiával jellemezhető, azaz rendkívül sok csomópont rendkívül kevés kapcsolattal és nagyon kis számú csomópont nagyon sok kapcsolattal jelenik meg a hálózatban. Mindez azt is jelenti, hogy a központi magban lévő szereplők esetében az elméleti hálózathoz képest gyorsabb információáramlás és magasabb kapcsolati szám mérhető.

6. A Budapesti Értéktőzsde tulajdonosi hálózata a magánszemélyek oldaláról

A következőkben röviden áttérnénk a tőzsdén forgalmazó cégek és magánszemélyek kapcsolathálójára is, melyet a 7. ábra mutat be.

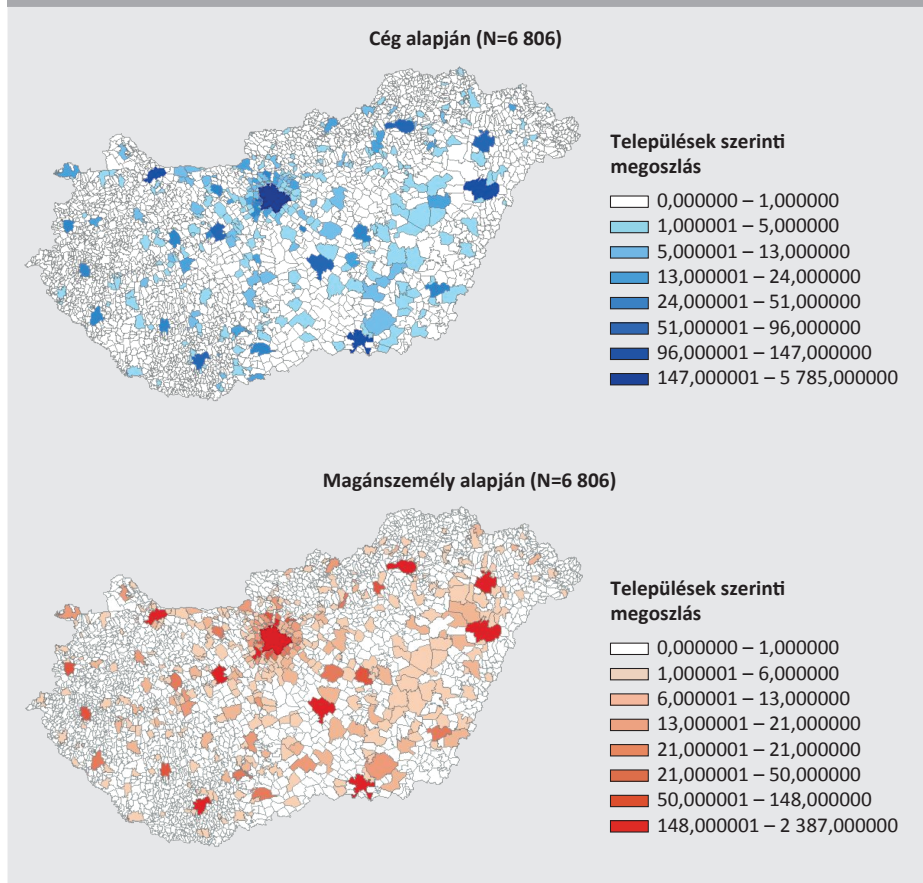


A magánszemélyek hálózata egy sokkal kevésbé központosított és összekapcsolt hálózatot mutat, mint azt a cégek esetében láttuk. A teljes hálózat 5 902 csomópontból és 6 083 élből áll, sűrűsége nagyjából megegyezik a cégháló sűrűségével (0,0002), minden más mérőszám esetében azonban messze kisebb értékekkel jellemezhető. Mindez azt jelenti, hogy sokkal több klasztert (32 darab) lehet feltárni a hálózatban, és sokkal kisebb arányszámú maggal (5 db) jellemezhető, mint a céghálózat. A hálózat hierarchiája egyszerűbb, ugyanis sokkal nagyobb elemszámú periférián helyet kapó csomópontot figyelhetünk meg, és sokkal kevesebb félperiférikus csomópontot. Mindez azt jelenti, hogy egy sokkal lazábban, sokkal kevésbé szorosabban összekapcsolt hálózatot alkot a tőzsdei tulajdonlási hálózat, ha a magánszemélyek alapján elemezzük, ugyanakkor hierarchikus szempontból egy még inkább központosított és a magpozícióban még szűkebb szereplőknek lehetőséget biztosító hálózatot rajzol ki.

7. A hálózatok térbeli megoszlásai

A hálózatok geostatistikai megoszlásaival fel lehet tárni, hogy Magyarországon, települési szinten hogyan oszlanak meg a tulajdonlások, mely települések esetében találkozhatunk kimagasló értékekkel. A 8. ábra a cégtulajdonlási és magánszemély-tulajdonlási hálózatokat mutatja be egy kernel eloszlású GIS-ábrán Magyarország településtérképére vetítve.

8. ábra
A hálózatok kernel-eloszlása







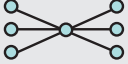
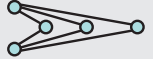
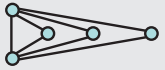



A 8. ábra azt mutatja, hogy a főváros kimagasló szerepet tölt be mind a cégek, mind a magánszemélyek hálózatának esetében. A cégek 65,8 százaléka van bejegyezve, a magánszemélyek 38,1 százaléka él ezen a településen, mindez rendkívül magas budapesti koncentrációt takar. Ezen túlmutatóan a nagyvárosok és vonzáskörzetei adnak otthont a cégeknek, ám a fővároshoz mérten csupán elenyésző arányban. Megyei szinten a cégek esetében Pest (7,3 százalék), Fejér (2,4 százalék), Borsod-Abaúj-Zemplén (2,4 százalék), illetve Hajdú-Bihar (2,4 százalék) megyékben vannak a cégek bejegyezve, a magánszemélyek esetében pedig ismételtén Pest (17,9 százalék), Hajdú-Bihar (3,9 százalék), Borsod-Abaúj-Zemplén (3,3 százalék), illetve Fejér (3,3 százalék) megyék azok, ahol a tulajdonosok, a fővárost leszámítva, leginkább élnek. A főváros dominanciáját nem befolyásolja, hogy a céghálózat esetében 586, a magánszemélyek hálózata esetében pedig 793 magyarországi települést tartalmaz a hálózat, ugyanis Budapesthez képest ezen települések arányszáma teljes mértékben szertefoszlik. Ugyanez figyelhető meg a Magyarországon kívüli, külföldi települések esetében is, ugyanis itt is nagyon alacsony arányszámokat találunk. A cégek esetében mindösszesen 9 darab cég (0,1 százalék), a magánszemélyek esetében pedig 53 külföldi település (0,8 százalék) jelenik csak meg a hálózatban.

Mindebből az következik, hogy a cégtulajdonlási és a magánszemély-tulajdonlási tőzsdei hálózatban a külföldön bejegyzett cégek aránya elhanyagolható, hisz mindkét esetben kevesebb mint 1 százalékos az arányuk, továbbá mindkét hálózat esetében a főváros játszik szerepet mint kiemelt település.

8. Exponential Random Graph Modeling

Tanulmányom végén az ERGM-modellszimulációk eredményeit mutatom be, amelyek a teljes hálózatra készültek. Az ERGM-modell paraméterbecslései, 10 000 darab Markov Chain Monte Carlo (MCMC) hálózati szimulációval kerültek összehasonlításra. Az MCMC-szimulációk azonos csomópontszámú és sűrűségű hálózatokat hoztak létre, mint a megfigyelt hálózat. Ezekkel összevetve készítette el az MPnet szoftver a modell paraméterbecsléseit, amelyek jelzik az endogén hálózati minták erősségeit és irányukat. A hálózat paraméterbecsléseit a 3. táblázat mutatja be. A szignifikáns paraméterek csillag jelölést kaptak (*). A pozitív (negatív) becslés a hálózatban a vártnál nagyobb (kevesebb) konfigurációt jelez a modell egyéb hatásainak figyelembevételével. A paraméterbecslések nagysága nem hasonlítható össze közvetlenül a különböző hatások mentén, mivel a statisztikák skálázása eltérő.

3. táblázat Az ERGM-szimulációk paraméterbecslései		
Hálózati hatások	Hálózati hatások ábrái	Paraméterérték (Estimate - SE)
Élhatás (Arc)		-0,041
2-csillag (2-Star)		64,617*
3-csillag (3-Star)		318,904*
4-csillag (4-Star)		781,802*
5-csillag (5-Star)		4 320,958*
Triádhatalás		-1,542
4-Ciklus (4-cycle)		84,170*
Izolált (Isolate)		-1,393*
Hub (fokszámhatás)		22,428*
Multiplikált 2-úthatás (Multiple 2-path)		71,058*
Tranzitivitás (Tranzitív utak bezáródása multiplikált 2-utak esetében)		-1,501
Él-háromszög (Alt-Edge-Triangle)		-1,243

Megjegyzés: * = a paraméter becslés a standard hiba abszolútértékének kétszerese, ami azt jelenti, hogy a hatás szignifikáns

Az ERGM alapján negatív élhatással jellemezhető a hálózat (-0.041), ugyanakkor ez a hatás nem szignifikáns. Magyarán a hálózat felépítésében nem a páros összekapcsolódások játszanak meghatározó szerepet. Ami fontos szerepet játszik a hálózat kialakulásában, az a központi pozíciókban lévő szereplőkhöz és klaszterekhez tartozás. Ezt látjuk a 2, 3, 4, sőt 5 csillagos alakzatok hálózatformáló erejében, amelyekhez minden esetben pozitív és szignifikáns értékek tartoznak. Mindez azt jelenti, hogy a hálózat kialakulásában a hálózati központok játszanak döntő szerepet, és körülöttük egy egymással kevésbé összekapcsolt vállalatok sokasága helyezkedik el. Ugyanezt az eredményt támasztja alá a hub-hatás, azaz a fokszámeloszlás pozitív és szignifikáns hatása is (22,428).

A hálózat erős centralizációs hatását támasztja alá továbbá a triáthatás negatív és nem szignifikáns értéke is, hisz mindez azt jelenti, hogy a hármas bezárt kapcsolatok érdemben nem alakítják a hálózatot. Ugyanakkor ennek némileg ellentmond a négyes zártkapcsolatok pozitív és szignifikáns szerepe (84,170), ami azonban azzal magyarázható, hogy a hubok között meglehetősen gyakran jönnek létre négyesreplős kötések, ami szintén a hálózat erős centralizációját jelzi.

A multiplikált 2-úthatás szintén pozitív és szignifikáns, ami azt jelzi, hogy több 2-utat találunk a modell többi hatása miatt a mért hálózatban, mint amire számíthatnánk, azaz több olyan központi csomóponttal megjelenő kapcsolat alakítja ki a hálózatot, amely ugyanazokkal a vállalatokkal van kapcsolatban. Ugyanakkor a tranzitivitáshatás (tranzitív triáthatás) negatív és nem szignifikáns, ami arra utal, hogy ezek a 2-utak nem záródnak be, hanem meghatározott csomópontok körül sűrűsödnek. Ugyanezt a bezáródás nélküliséget látjuk a szereplők között abban, hogy az alternatív él-háromszögek esetében sem kapunk szignifikáns értéket.

9. Konklúzió

Tanulmányomban a magyar értéktőzsdei kibocsátók tulajdonosi hálózatát elemeztem. Teljes, ám robusztus hálózati elemzésre törekedve nem csupán a tőzsdén lévő cégek közötti kapcsolathálót, hanem a tőzsdén nem megjelenő tulajdonviszonyokat is elemzés alá vontam. Két irányból közelítettem meg a hálózatot, egyfelől a cégek, másfelől a magánszemélyek oldaláról. Tanulmányomban egy, a magyar szakirodalomban talán kevéssé megjelenő, ám a külföldi szakirodalomban erősödő módszertani irányra, a hálózatkutatásra és a hálózati szimulációra alapozva néztem meg a magyarországi tőzsde esetében kimutatható hálózati sajátosságokat. Messze nem gondolom azonban azt, hogy elemzésem teljes képet mutatna a jelen helyzetről, úgy vélem, hogy az adatokat a későbbiek folyamán mindenképpen érdemes lenne longitudinális elemzéssel is kiegészíteni, a hálózati tipológiákat a különböző piacok mentén összehasonlítani és elemezni, valamint további változók, indexek bevonásával kiszélesíteni az elemzés értelmezési horizontját.

A cégek oldaláról megállapítható, hogy a BÉT-en kibocsátók körül egy hatalmas céghálózat rajzolódik ki, amely erősen meghatározza a kibocsátó cégek hálózati pozícióját. A hálózati elemzések alapján megállapítható, hogy a cégek közötti magas hálózati függőség mutatható ki. Klaszterezettségi szempontból a hálózat ugyan több nagyobb klaszterre bomlik, azonban egy három klaszterből álló klikk tulajdonolja a cégek teljes hálózatának mintegy 48,5 százalékát. Mindez egy rendkívül erősen hierarchizált és központosított hálózati tipológiát eredményez. Ugyanezt az eredményt támasztja alá a szimulációs ERGM-elemzés is, ami azt mutatja, hogy a hálózat kialakulását a hálózati klikkekhez kötöttség és a tulajdonszerkezet szignifikánsan befolyásolja. A hálózat rengeteg, szorosan összekapcsolt és központosított

hálózati morfológiai alakzatra támaszkodik, így rendkívül erős hatása van a hálózat kialakulása szempontjából a két-, három-, négy-, sőt öt-csillag alakú morfológiának, ami azt jelenti, hogy a tulajdonlási szempontból kevés cég tulajdonolja a cégek nagyon nagy hányadát. Ugyanezt látjuk a multiplikált két-úthatás gráfjának hálózatképző erejében is a triáthatással szemben, ami szintén arra enged következtetni, hogy a tulajdonosi szerkezet kevés csomópont között oszlik meg, ám a cégek egyszerre több központi helyzettel bíró céghez is kapcsolódnak. Végül a négyzetes kapcsolódás szignifikanciája azt is mutatja, hogy a tulajdonlás szempontjából a központban lévő cégek között is erős kereszt tulajdonlást tudunk mérni, mely a hálózat kialakulásában fontos szerepet játszik.

Ezzel szemben a magánszemélyek esetében egy sokkal lazábban összefüggő hálózatot lehet találni, ami azonban még erősebben központosított, mint a céghálózat. A hierarchia magpozíciójában helyet kapó kevés szereplő még magasabb információáramlás és kapcsolati tőke fölött diszponál, mint a cégek esetében. Továbbá mindkét hálózatot erősen hazai tulajdonú cégek határozzák meg, s ezen belül is leginkább a fővárosban, Budapesten bejegyzett cégek.

Mindebből az látszik kirajzolódni, hogy a magyarországi értéktőzsde tulajdoni hálóza egy skálafüggetlen hálózat, ami sok hasonlóságot mutat a görögországi „sekély” és kínai topológiai robusztus tőzsdék hálózataival. Hazánkban is nagyszámú, heterogén komponensek jellemzik a Budapesti Értéktőzsdén kibocsátóként jelen lévő entitások tulajdonviszonyainak szerkezetét, amelyet néhány központi pozícióban lévő szereplő vagy gazdasági társaság könnyen befolyásolhat. Az is élesen látszik, hogy ezek a tulajdonlási kapcsolatok messze túlnyúlnak egy-egy kibocsátási piacon, és egy erős, piacokon átívelő összekapcsoltságot mutatnak. Mindezt a statikus és dinamikus elemzések is alátámasztják. Mindebből azonban az is következik – mint az a kínai és görög példán is látható volt –, hogy sérülékeny és a környezeti változásokra kevésbé reziliens tipológiával jellemezhető a magyar tőzsdéi hálózat. Ha hálózati szempontból tekintünk rá, akkor a szakirodalom ugyanis egyetért abban, hogy az ilyen erősen központosított robusztus gráfok egyfelől nagyon gyors információáramlást tudnak biztosítani a hálózat tagjainak, másfelől ugyanakkor korlátozhatják az új belépők megjelenését és sikerét a rendszerben, valamint sokkok esetén, ha a centrális pozícióban lévő szereplők nem reagálnak megfelelően, a hálózat könnyen sérülékennyé válhat.

Felhasznált irodalom

- Atmanspacher, H. – Kurths, J. – Scheingraber, H. – Wackerbauer, R. – Witt, A. (1992): *Complexity and meaning in nonlinear dynamical systems*. Open Systems & Information Dynamics, 1(2): 269–289. <https://doi.org/10.1007/BF02228949>
- Babu, R.R. – Kumar, S.U. (2003): *Network Approach to Capture Co-movements of Global Stock Returns*. Indian Institute of Management Calcutta, Working Paper, WPS. 676: 12–44.
- Barabási, A.L. – Albert, R. (1999): *Emergence of Scaling in Random Networks*. Science, 286(5439): 509–512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- Borgatti, SP. – Foster, PC. (2003): *The Network Paradigm in Organizational Research: A Review and Typology*. Journal of Management, 29(6): 991–1013. [https://doi.org/10.1016/S0149-2063\(03\)00087-4](https://doi.org/10.1016/S0149-2063(03)00087-4)
- Boginski, V. – Butenko, S. – Pardalos, P.M. (2005): *Statistical analysis of financial networks*. Computational statistics & data analysis, 48(2): 431–443. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2004.02.004>
- Boginski, V. – Butenko, S. – Pardalos, P.M. (2006): *Mining market data: A network approach*. Computers & Operations Research, 33(11): 3171–3184. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.01.027>
- Cont, R. (2001): *Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues*. Quantitative Finance, 1(2): 223–236. <https://doi.org/10.1080/713665670>
- Chatterjee, S. – Diaconis, P. (2013): *Estimating and understanding exponential random graph models*. The Annals of Statistics, 41(5): 2428–2461. <https://doi.org/10.1214/13-AOS1155>
- Chapelle, A. – Szafarz, A. (2005): *Control consolidation with a threshold: an algorithm*. IMA Journal of Management Mathematics, 18(3): 235–243. <https://doi.org/10.1093/imaman/dpl016>
- Dimitrios, K. – Vasileios, O. (2015): *A Network Analysis of the Greek Stock Market*. Procedia Economics and Finance, 33: 340–349. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)01718-9](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01718-9)
- Drożdż, S. – Grümmmer, F. – Ruf, F. – Speth, J. (2001): *Towards identifying the world stock market cross-correlations: DAX versus Dow Jones*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 294(1–2): 226–234. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(01\)00119-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(01)00119-4)
- Erdős, P. – Rényi, A. (1960): *On the Evolution of Random Graphs*. Publication of Mathematical Institute of the Hungarian Academy Sciences, 5(1): 17–60.
- Frank, O. – Strauss, D. (1986): *Markov Graphs*. Journal of the American Statistical Association, 81: 832–842. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478342>

- Forbes, K.J. – Rigobon, R. (2002): *No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Movements*. The Journal of Finance, 57(5): 2223–2261. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00494>
- Garlaschelli, D. – Den Hollander, F. – Roccaverde, A. (2016): *Ensemble nonequivalence in random graphs with modular structure*. Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical, 50(1), 015001. <https://doi.org/10.1088/1751-8113/50/1/015001>
- Huang, W.Q. – Zhuang, X.T. – Yao, S. (2009): *A network analysis of the Chinese stock market*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 388(14): 2956–2964. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2009.03.028>
- Kazemilari, M. – Djauhari, M.A. (2015): *Correlation network analysis for multi-dimensional data in stocks market*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 429(1): 62–75. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.02.052>
- Khodami, P.A. – Bazraie, Y. (2013): *Investigation on the Relationship between Product Market Competition with Board Structure and Disclosure Quality*. Journal of Accounting Knowledge, 4(14): 51–66.
- Khorshidvand, F. – Sarlak, A. (2017): *Examining the Relationship between Corporate Governance and the Corporate Performance Valuation*. Advances in Mathematical Finance and Applications, 2(3): 29–39. <https://doi.org/10.22034/AMFA.2017.533097>
- Kim, K. – Kim, S.Y. – Ha, D.H. (2007): *Characteristics of networks in financial markets*. Computer physics communications, 177(1–2): 184–185. <https://doi.org/10.1016/j.cpc.2007.02.037>
- Lee, G.S. – Djauhari, M.A. (2012): *Stock Networks Analysis in Kuala Lumpur Stock Exchange*. Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences, 8(2): 45–61. <https://doi.org/10.11113/mjfas.v8n2.124>
- Lusher, D. – Koskinen, J. – Robins, G. (Eds.) (2013): *Exponential Random Graph Models for Social Networks: Theory, Methods, and Applications* (Vol. 35). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511894701>
- Mahdavi Ardekani, A. – Distinguin, I. – Tarazi, A. (2019): *Interbank Network Characteristics, Monetary Policy ‘News’ and Sensitivity of Bank Stock Returns*. Monetary Policy ‘News’ and Sensitivity of Bank Stock Return <https://doi.org/10.2139/ssrn.3520689>
- Mantegna, R.N. (1999): *Hierarchical structure in financial markets*. The European Physical Journal B Condensed Matter and Complex Systems, 11(1): 193–197. <https://doi.org/10.1007/s100510050929>
- McDonald, M. – Suleman, O. – Williams, S. – Howison, S. – Johnson, N.F. (2005): *Detecting a currency’s dominance or dependence using foreign exchange network trees*. Physical Review, 72(4): 106–121. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.72.046106>

- Mehra, R. – Prescott, E.C. (1985): *The equity premium: A puzzle*. Journal of Monetary Economics, 15(2): 145–161. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(85\)90061-3](https://doi.org/10.1016/0304-3932(85)90061-3)
- Moghaddam, A.H. – Moghaddam, M.H. – Esfandyari, M. (2016): *Stock market index prediction using artificial neural network*. Journal of Economics, Finance and Administrative Science, 21(41): 89–93. <https://doi.org/10.1016/j.jefas.2016.07.002>
- Münnix, M.C. – Schäfer, R. – Guhr, T. (2010): *Impact of the tick-size on financial returns and correlations*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 389(21): 4828–4843. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2010.06.037>
- Newman, M. – Barabasi, A.L. – Watts, D.J. (2006): *The Structure and Dynamics of Networks*. Princeton Studies in Complexity. Princeton University Press, Princeton.
- Onnela, J.P. – Chakraborti, A. – Kaski, K. – Kertész, J. – Kanto, A. (2003): *Dynamics of market correlations: Taxonomy and portfolio analysis*. Physical Review, 68(5): 56–110. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.68.056110>
- Pan, R. – Sinha, S. (2007): *Collective behavior of stock price movements in an emerging market*. Physical Review E, 76(4): 33–55. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.76.046116>
- Paparrizos, K. (2003): *Network Programming*. Thessaloniki: University of Macedonia.
- Peng, M.W. – Mutlu, C.C. – Sauerwald, S. – Au, K.Y. – Wang, Y.L. (2015): *Board interlocks and corporate performance among firms listed abroad*. Journal of Management History, 21(2): 257–282. <https://doi.org/10.1108/JMH-08-2014-0132>
- Raddant, M. – Kenett, D.Y. (2021): *Interconnectedness in the global financial market*. Journal of International Money and Finance, 110(3): 77–91. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2020.102280>
- Rezaee, M.J. – Jozmaleki, M. – Valipour, M. (2018): *Integrating dynamic fuzzy C-means, data envelopment analysis and artificial neural network to online prediction performance of companies in stock exchange*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 489: 78–93. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.07.017>
- Rinaldo, A. – Fienberg, S.E. – Zhou, Y. (2009): *On the geometry of discrete exponential families with application to exponential random graph models*. Electronic Journal of Statistics, 3: 446–484. <https://doi.org/10.1214/08-EJS350>
- Robins, G. – Snijders, T. – Wang, P. – Handcock, M. – Pattison, P. (2007): *Recent developments in exponential random graph (p^*) models for social networks*. Social networks, 29(2): 192–215. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2006.08.003>

- Rotundo, G. – D’Arcangelis, A.M. (2010): *Ownership and control in shareholding networks*. Journal of Economic Interaction and Coordination, 5(2): 191–219. <https://doi.org/10.1007/s11403-010-0068-4>
- Roy, B.R. – Sarkar, U.K. (2011): *Identifying influential stock indices from global stock markets: A social network analysis approach*. Procedia Computer Science, 5: 442–449. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2011.07.057>
- Salvemini, M.T. – Simeone, B. – Succi, R. (1995): *A Graph-theoretic Model of Integrated Ownership in Business Groups*. Università di Roma La Sapienza, Dipartimento di scienze economiche.
- Sankowska, A. – Siudak, D. (2016): *The small world phenomenon and assortative mixing in Polish corporate board and director networks*, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 443: 309–315. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.09.058>
- Schmidt, T.D. (2020): *Statistical Analysis of Social Network Change*. Doctoral dissertation, Portland State University. https://pdxscholar.library.pdx.edu/open_access_etds/5415/. Letöltés ideje: 2020. október 9.
- Singh, D. – Delios, A. (2017): *Corporate governance, board networks and growth in domestic and international markets: Evidence from India*. Journal of World Business, 52(5): 615–627. <https://doi.org/10.1016/j.jwb.2017.02.002>
- Snijders, T.A.B. – Pattison, P.E. – Robins, G.L. – Handcock, M.S. (2006): *New Specifications for Exponential Random Graph Models*. Sociological Methodology, 36: 99–153. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9531.2006.00176.x>
- Tabak, B.M. – Takami, M.Y. – Cajueiro, D.O. – Petitinga, A. (2009): *Quantifying price fluctuations in the Brazilian stock market*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 388(1): 59–62. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.09.028>
- Taghizadeha, R. – Nazemi, A. – Maharluieb, M.S. (2020): *Network Analysis of Interpersonal Relationships in Tehran Stock Exchange*. Advances in Mathematical Finance and Applications, 34(3): 54–72.
- Wang, P. – Robinson, G. – Pattison, P. – Koskinen, J. (2009): *MPNet: program for the simulation and estimation of exponential random graph models*. Melbourne School of Psychological Sciences, The University of Melbourne.
- Wasserman, S. – Faust, K. (2010): *Social Network Analysis: Methods and Applications. Structural Analysis in the Social Sciences*, 2nd ed., Cambridge Univ. Press, Cambridge.
- Watts, D.J. – Strogatz, S.H. (1998): *Collective dynamics of “small-world” networks*. Nature, 393(6684): 440–442. <https://doi.org/10.1038/30918>

Watts, D.J. (1999): *Networks, Dynamics, and the Small-World Phenomenon*. American Journal of Sociology, 105(2): 493–527. <https://doi.org/10.1086/210318>

You, T. – Fiedor, P. – Holda, A. (2015): *Network Analysis of the Shanghai Stock Exchange Based on Partial Mutual Information*. Journal of Risk and Financial Management, 8(2): 266–284. <https://doi.org/10.3390/jrfm8020266>

Melléklet

4. táblázat					
A magban helyet kapó cégek listája					
Név	Fokszám	Kifok	Befok	K-core- érték	Klaszter- szám
OPUS GLOBAL Nyrt	86	8	78	8	1
Appennin Vagyonkezelő Holding Nyrt	106	5	101	8	1
4iG Nyrt	96	3	93	8	1
OTP Bank Nyrt	275	14	261	8	2
MKB Bank Nyrt	170	12	158	8	2
Kereskedelmi és Hitelbank Zrt	11	11	0	8	2
OTP Ingatlanlízing Zrt	8	8	0	8	2
OTP Jelzálogbank Zrt	99	6	93	8	2
OTP Alapkezelő Zrt	76	4	72	8	2
OTP Ingatlan Befektetési Alapkezelő Zrt	98	3	95	8	2
CIG Pannónia Életbiztosító Nyrt	43	3	40	8	3
MKB-Pannónia Alapkezelő Zrt	66	3	63	8	3
Richter Gedeon Nyrt	62	2	60	8	4
Citibank Zrt	12	12	0	8	5
MTB Magyar Takarékszövetkezeti Bank Zrt	10	10	0	8	5
Magyar Exporthitel Biztosító Zrt	9	9	0	8	5
Takarék Jelzálogbank Nyrt	44	5	39	8	5
Raiffeisen Bank Zrt	11	11	0	8	7
GRÁNIT Bank Zrt	12	12	0	8	9
MFB Magyar Fejlesztési Bank Zrt	142	11	131	8	9
BUDAPEST Hitel- és Fejlesztési Bank Zrt	9	9	0	8	9
Magyar Export-Import Bank Zrt	68	7	61	8	9
Erste Bank Hungary Zrt	145	9	136	8	10
MOL Magyar Olaj- és Gázipari Nyrt	95	7	88	8	12