Kürtösi Zsófia

A társadalmi kapcsolatháló-elemzés módszertani alapjai*

A társadalmi kapcsolatháló-elemzés a szociológia egyik legfiatalabb irányzata. Megjelenése a múlt század első harmadára tehető, fejlődésében azonban a 70-es évek hoztak nagy fordulatot, amikor sor került néhány fontos módszertani innováció bevezetésére. Az ekkor kidolgozásra kerülő módszertan és megközelítési mód az, ami az irányzat sajátos arculatát meghatározza. A kapcsolati megközelítés egyik kritikája éppen ezt a nagyon sajátos technikai alapot veszi célba és a *„technikai apparátus kifinomultsága kapcsán egyfajta módszertani formalizmus, öncélúság veszélyét”* hangsúlyozza (Tardos 1995: 77.).

Az itt következő oldalakon a kapcsolatháló-elemzés néhány olyan módszertani elemét kívánom áttekinteni, melyek támaszkodnak a jelen kötetben már tárgyalt definíciókra, és kiegészítik a már bemutatott alapvető hálóelemzési technikákat.[1]

* Első közlés.

[1] Jelen összefoglaló elsősorban a Stanley Wasserman és Katherine Faust 1994: *Social Network Analysis: Methods and Applications*, illetve Robert Hanneman 2001*: Introduction to Social Network Methods* c. könyve alapján készült.

1. Kapcsolati adatok gyűjtése

1.1. HÁLÓHATÁROK, MINTAVÉTEL

A populáció meghatározása, valamint a mintaválasztás a hálóelemzés egyik kulcsproblémája. A kutató viszonylag könnyű helyzetben van akkor, ha a vizsgálat fókuszában a szereplők viszonylag kicsi és valamilyen külső tényező által lehatárolt, jól definiált csoportja áll, például a szervezet egy osztálya, egy klub tagjai, óvodai csoport vagy egy falu lakossága. Egyéb esetekben a kutatónak magának kell döntenie, hogy hol húzza meg a kapcsolatháló vizsgálati kereteit, ez azonban azzal a veszéllyel jár, hogy meghatározó kapcsolatok kerülhetnek „átvágásra". Ennek kivédésére gyakran alkalmazott módszer az interakciók gyakorisága, a kötések intenzitása alapján meghatározni a populációhoz tartozó szereplők készletét. A populációt úgy is meghatározhatjuk, hogy csak azokat tekintjük a kapcsolatháló tagjainak, akiket maguk a háló szereplői is annak tartanak (Laumann, Marsden és Prensky 1989). Ezt az ún. realista megközelítést alkalmazta például Laumann és Pappi (1973) a közösségi elit vizsgálatára, ahol vezetőket kérdeztek meg arról, kiket tekintenek a közösség további befolyásos szereplőinek. A másik lehetőség az ún. nominalista megközelítés, ahol elméleti alapokon húzzák meg a háló határait, ilyenkor a tagok nem feltétlenül érzik magukat egy közösségbe tartozónak, mégis fennáll köztük valamiféle kapcsolat (Wasserman és Faust 1994: 31–32.).

Azokban az esetekben, mikor nem vehető számba az összes szereplő, vagy nem húzhatók meg a háló határai, különböző mintavételi technikákat kell alkalmazni annak érdekében, hogy meghatározható legyen a szereplők és kapcsolatok egy megszámlálható és mérhető mennyisége. A minta azt a célt szolgálja, hogy valamilyen, a kutató számára fontos jellemző tekintetében reprezentálja az egész sokaságot, így a mintajellemzőkből becsülhetők legyenek a sokasági jellemzők. A kapcsolathálók vizsgálatánál a mintában fellelhető kapcsolatok, kötések összességéből vonnak le következtetéseket a teljes háló jellemzőire, például a háló sűrűségére, a kötések szorosságára vagy a reciprocitás fokára vonatkozóan. Speciális kapcsolatháló-vizsgálatnak tekinthetők az ego-hálók, ahol nem a teljes kapcsolatháló a vizsgálat tárgya, vagy egy ebből vett minta, hanem egymástól izolált egyedek, és a körülöttük kirajzolódó kapcsolatháló-mintázatok. Ebben az esetben a mintavétel követheti a hagyományos mintavételi eljárásokat. Ilyen egohálók jellemzőit vizsgálta például az 1985-ös amerikai General Social Survey, ahol a kutatók egy átlagos amerikai beszélgetési hálóit kívánták feltérképezni, de születtek ilyen jellegű vizsgálatok Magyarországon is (ld. Albert és Dávid 1999; vagy Utasi 1991).

1.2. ADATGYŰJTÉS

Az adatgyűjtésre felhasználhatók a hagyományos szociológiai, antropológiai módszerek, mint kérdőív, interjú, megfigyelés, kísérlet, de emellett léteznek más adatgyűjtési módok is.

A kérdőív talán a leggyakrabban alkalmazott technika. Főként személyek, vagy személyek révén megtestesülő szervezetek közti kapcsolatok felmérésére alkalmas. Több jellegzetes kérdőív szerkesztési mód vagy kérdéstípus különböztethető meg a kapcsolati adatok gyűjtésénél, így például alkalmazhatunk előre generált névlistát, ahol a megkérdezettet arra kérjük, jellemezze kapcsolatait a listán felsorolt személyekkel, de hagyatkozhatunk a válaszadó szabad emlékezetére is, ilyenkor a megkérdezettek maguk generálják a kapcsolati névlistát. Gyakran a kutatók csak meghatározott számú kapcsolatra kíváncsiak, így előre maximálják a lehetségesen megadható válaszok számát, például arra kérik a válaszadót, hogy sorolja fel a három legjobb barátját. Egy másik lehetőség, ha nem korlátozzák a leírható kapcsolatokat, így a válaszadók maguk döntik el, hány kapcsolatot sorolnak fel. Jellemző a kapcsolatok fontosságának értékeltetése, amit megtehetünk a kapcsolatok rangsoroltatásával vagy pontoztatásával. Bizonyos kapcsolati tartalmakra már léteznek kidolgozott kérdések, ezeknek érdemes utánanézni különböző kutatási adatbázisokban, ugyanakkor figyelni kell az adott terep sajátosságaira is. Így például egy angol egyetemi campus adott szektorában a külföldi diákok kapcsolathálójának felderítésekor táblázatos formában kérdeztünk rá a kapcsolati tartalmakra: a névlista mellett az oszlopokban jelölhetők voltak az egyes tevékenységek, így a *„kivel főzöl együtt”*, *„kit hívsz fel, ha késő éjjel kizárnak az épülettömbből”, „kitől kérsz segítséget hivatalos dokumentumok kitöltéséhez”* stb. kérdések csak az adott környezetben voltak értelmezhetők.

A kérdőív mellett az interjú is használható módszer, főképp azokban az esetekben, mikor a kérdőív túl személytelen, és több információval kecsegtet a személyes kapcsolat fenntartása. Ezen módszer esetében éppúgy használhatók a névgenerátor-technikák, mint a kérdőívek esetén.[2] Az interjú során is alkalmazhatók a kapcsolati „távolságok” felderítésére szolgáló technikák, pl. megkérjük a válaszadót, hogy jelölje be kapcsolatait egy olyan koncentrikus köröket ábrázoló „céltáblán”, melynek ő áll a középpontjában.

[2] Érdekes vizsgálatok születtek arra vonatkozóan, hogy vajon a kapcsolati kérdés megfogalmazása és kontextusa mennyiben befolyásolja a névgenerálást (ld. Straits 2000; vagy Bailey és Marsden 1999).

A harmadik lehetséges adatgyűjtő módszer a megfigyelés. Ez különösen akkor használható jó hatásfokkal, ha kis közösségek személyes kontaktusait akarják vizsgálni, de akkor is megfelelő, ha az alanyok nem képesek verbális kommunikációra illetve kérdőív kitöltésre, így például bölcsődei csoport esetén, vagy állatok (pl. főemlősök) kapcsolatainak feltérképezésénél (ld. Sade és Dow 1994). Ez az adatgyűjtési mód különösen jól használható olyan hálózatok leírásához is, mikor a szereplők közti kapcsolatot az eseményeken való részvétel jelenti.

A kapcsolatok felderítését különböző nyilvántartások, korábbi feljegyzések is segíthetik: naplók, újságok, levéltári anyagok, klubok tagsági listája, így például az elitvizsgálatokhoz felhasználhatók újságok társasági, vagy gazdasági egyesülésekről, igazgatótagsági változásokról szóló hírei.

Kevésbé használt adatgyűjtési mód a kísérlet, ahol a szereplők közti kapcsolatokat kísérleti környezetben vizsgálják, a kísérletvezető előre meghatározhatja a hatalmi pozíciókat, kialakíthat csoportokat, vagy akár megszabhatja a lehetséges kommunikációs utakat.

A speciális kapcsolati adatgyűjtési módokhoz tartozik a kisvilág-vizsgálat is. A kisvilág-vizsgálat annak meghatározására szolgál, hogy a válaszadó milyen távol áll egy előre meghatározott célszemélytől az ismeretségek tekintetében. Nemcsak a láncok hossza érdekes, hanem a láncban részt vevő szereplők tulajdonságai is. Milgram (1967) volt az első, aki ezt a vizsgálati módot alkalmazta. Az indító populációtól egy csomag eljuttatását kérik egy előre meghatározott célszemély részére, úgy, hogy megadják a célszemély különböző adatait, és azt kérik a láncindítóktól, hogy olyan embernek adják tovább a csomagot, aki személyes ismerősük, és akiről feltételezik, hogy ismerheti a célszemélyt. A láncban résztvevők ráírják nevüket a továbbküldött csomagra, így az nem megy kétszer ugyanazon az úton, illetve küldenek személyes adataikról egy feljegyzést a kutatónak is, aki így össze tudja hasonlítani a sikeres és sikertelen láncok különböző jellemzőit. Lin (1988) például egy New York államban 1975-ben végzett vizsgálatának eredményeként, melyben négy célszemélyt jelöltek ki (fekete nő, fekete férfi, fehér nő, fehér férfi), arra jutott, hogy a küldött csomagok ritkán lépik át a bőrszín által determinált határokat, a kommunikáció inkább áramlott a hierarchiában lefelé haladva (azaz férfiaktól a nők felé, magasabb foglalkozási státuszúaktól az alacsonyabbak felé), illetve azok a láncok voltak sikeresek, ahol a résztvevők inkább folyamodtak gyenge kötéseikhez a csomagok célba juttatásában.

A keresztmetszeti vizsgálatok mellett a kapcsolatháló-kutatók számára is fontosak a longitudinális adatok, ahol a kapcsolatháló-jellemzők, illetve -kapcsolatok időbeni változását vizsgálják. Az egymást követő időszakokban újra és újra lekérdezik a kapcsolathálót, így fény derül a kapcsolatok stabilitására vagy a kapcsolati evolúcióra. Ilyen longitudinális vizsgálatot végzett például Schutjens és Stam (2003), akik induló vállalkozások kapcsolatainak alakulását vizsgálták az indulást követő három éven át.

1.3. A KAPCSOLATI ADATOK MÉRÉSÉNEK PROBLÉMÁI

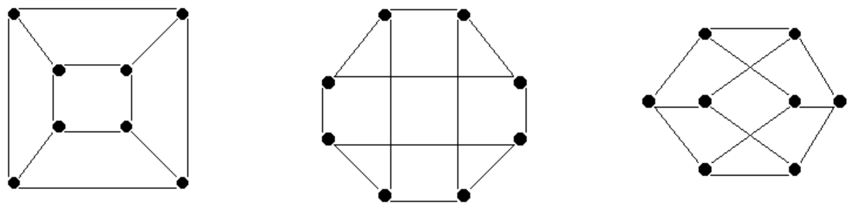
Születtek vizsgálatok arra vonatkozóan is, hogy vajon mennyire precízek a válaszadók által megadott kapcsolati adatok. A vizsgálatok folyamán egyrészt megfigyelték a válaszadók interakcióit, kapcsolathálóját, másrészt megkérdezték őket kapcsolataikról. Azt tapasztalták, hogy a válaszadók által közölt adatok körülbelül fele valamilyen módon hibás, eltér a megfigyeltektől. Ugyanakkor más kutatók arra hívták fel a figyelmet, hogy azok az igazán fontos kapcsolatok, interakciók, amikre a válaszadó jól emlékszik, mert ezek adják az interakciók stabil mintázatát. A megbízhatóság kérdése azokban az esetekben is felmerül, mikor szervezetek kapcsolatai a kutatás célpontjai és a kutató nem a kompetens személytől szerez információkat (Wasserman és Faust 1994: 56–57).

2. Kapcsolathálók megközelítésmódjai

2.1. GRÁFOK ÉS SZOCIOMÁTRIXOK

A kapcsolati adatok ábrázolására és elemzésére használt két legalapvetőbb technika (a gráfok és a szociomátrix) ismertetésére jelen kötetben már sor került. A *gráfelmélet* azért hasznos a kapcsolathálók elemzésében, mert egyrészt megvan a megfelelő szókészlete a kapcsolatháló-alakzatok leírására, másrészt biztosítja a matematikai alapokat a strukturális jellemzők mérhetőségéhez. A gráfok jól modellezik a valós kapcsolathálókat, és képesek vizualizálni olyan kapcsolati mintázatokat, melyek egyébként felfedezetlenek maradnának. A gráfok ábrázolásánál fontos tudatosítani, hogy a pontok elhelyezkedése, valamint az ezeket összekötő vonalak (a gráfelmélettel kompatibilis szóhasználatnak megfelelően: élek) hossza nem hordoz információt.[3] Két izomorf (a két gráfban ugyanazok a pontok kapcsolódnak) gráf teljesen eltérően is ábrázolható, a pontok elhelyezkedése segítheti vagy ronthatja a gráf értelmezését (ld. 1. ábra).

[3] A vonal szó a gráfelméletben pontok és élek olyan sorozatát jelöli, ahol minden él csak egyszer szerepel, ld. az anyagban később.



1. ábra. Izomorf gráfok

A kapcsolati adatok *szociomátrixokkal* történő megjelenítése elsősorban a mátrixszámítás matematikai apparátusának használhatósága miatt előnyös. A kapcsolati adatok megjeleníthetők szociomátrixban vagy illeszkedési mátrixban. Az előbbi esetben, amennyiben egymódú hálóról van szó (azaz a háló tagjai a szereplők ugyanazon készletéhez tartoznak), a sorokban és oszlopokban is ugyanazok a szereplők állnak ugyanabban a sorrendben, a mátrix elemei (x_{ij}) azt jelölik, a háló tagjai közül melyek állnak közvetlen kapcsolatban egymással. A mátrix főátlójában lévő pontok csak akkor különböznek 0-tól, ha megengedjük a kapcsolatok reflexivitását, azaz a szereplők önmagukra való visszamutatását, így például a barátság-hálóknál nem feltételezzük, hogy egy szereplő önmagát választja barátjának, vagy tanácsadási hálók esetén azt, hogy önmagától kér tanácsot. Vannak azonban olyan esetek, mikor a reflexivitás megengedhető, például ha egy szervezet vizsgálatánál az egyes osztályok közti kapcsolatok mellett az osztályokon belüli kapcsolatokat is vizsgáljuk. Az egymódú mátrix ún. kvadratikus, azaz négyzetes mátrix, mivel sorainak és oszlopainak száma megegyezik. Elképzelhetőek olyan szociomátrixok, melyek nem kvadratikusak, például mikor a sorok az egyéneket, az oszlopok viszont azokat az eseményeket jelölik, melyeken a személyek részvételét vizsgáljuk, vagy éppen akkor, ha a sorok vállalatokat, az oszlopok pedig olyan nonprofit szervezeteket jelölnek, melyeket a vállalatok bizonyos összegekkel támogatnak. Az illeszkedési mátrixok ezzel szemben olyan „táblázatok”, ahol a sorok megfeleltethetők a szereplőknek (pontoknak), míg az oszlopok a köztük lévő kapcsolatoknak (éleknek). Ez a mátrix sem feltétlenül kvadratikus, mivel a pontok és élek száma nem feltétlenül egyenlő. A mátrixban szereplő értékek azt jelzik, hogy az adott pont mely élekre illeszkedik. A mátrix bináris, elemei ott vesznek fel 1-et, ahol az adott pont érintkezik az adott éllel, és ott 0-át, ahol ez nem áll fenn. Mivel minden élt két pont zár le, a mátrix minden oszlopában csak két helyen állhat 1-es, sorában viszont akár mindegyik helyen, ha az adott pont „központi” és minden éllel érintkezik. Mindkétfajta mátrix tökéletesen le tudja képezni a gráfok által hordozott információkat (Wasserman és Faust 1994: 150–152).

Fontos tulajdonsága a mátrixoknak a permutálhatóság, azaz a sorok és oszlopok sorrendje anélkül változtatható, hogy a szociomátrix által hordozott információk változnának. Ez elsősorban azért fontos, mert a sorok és oszlopok újrarendezésével olyan információk is láthatóvá válnak, amelyek egyébként nem. (Elképzelhető, hogy az 1 értékek a mátrix jobb felső és bal alsó sarkában csoportosulnak az újrarendezés után, ami két elkülönülő algráfra utal.) A mátrixpermutációkra épül többek közt a blokkmodell analízis módszertana.

2.2. Centralitás (központiság) és presztízs[4]

A gráfelméleti megközelítést jól lehet alkalmazni a legfontosabb szereplő meghatározására. A fontos szereplők általában a kapcsolatháló stratégiai pontjaiban helyezkednek el, de a fontosság számítása több módon is megközelíthető, attól függően, hogy mi alapján tekintünk valakit fontosnak. Tekinthetjük azt központi személynek, aki a legnagyobb kapcsolati aktivitást mutatja, és akihez sokan kapcsolódnak, vagy aki sok emberrel tart fenn minél szorosabb kapcsolatot; esetleg olyan szereplőket, akik hálózatmegszakító pozícióban vannak.

A centralitás fogalmát általában nem irányított gráfoknál, míg a presztízst irányított gráfok esetén alkalmazzák. A centralitásnál elsősorban az a fontos számunkra, hogy a szereplő részt vesz kapcsolatokban, az pedig kevésbé, hogy küldője vagy fogadója ezeknek. A presztízs esetén azt vizsgáljuk, hány kötés mutat az adott szereplő felé, azaz számunkra ilyenkor a „fogadó" az érdekes: vannak emberek, akiket sokan vallanak barátjuknak, akikhez szívesen fordulnak tanácsért, ezek a kapcsolati választások azonban sok esetben nem szimmetrikusak. Egy pont presztízse ugyanakkor nemcsak attól függ, hány szereplő választja őt *(indegree),* hanem attól is, hogy milyen presztízsűek a választók. Minél több magas presztízsű szereplő választja kapcsolatának az elemzett személyt, annak annál nagyobb az elismertsége. A presztízzsel szinonimaként használják a státuszt, a rangot és a népszerűséget.

Ahhoz, hogy csoportokat hasonlíthassunk össze, csoportszintű centralitást és presztízst is érdemes számolni. Ebben az esetben a centralitás/presztízs varianciája az igazán fontos információ, azaz hogy milyen mértékű különbségek vannak az egyes szereplők centralitásai/presztízsei közt.

[4] Lásd bővebben például Wasserman és Faust (1994): 169–219.

Az egyik jellemző centralitásszámítási mód a *fok-centralitás* (*degree centrality*, C_D), ahol abból indulunk ki, hogy a szereplő aktivitását a fok (azaz a hozzá közvetlenül kapcsolódó más szereplők száma) jól méri.

$$C_D(n_i) = d(n_i) = \sum_j x_{ij}$$

ahol $d(n_i)$ az *i.* szereplő foka, azaz a mátrix *i.* sorában szereplő értékek összege

Amennyiben a centralitást egyszerűen minden szereplőnél a fokkal tesszük egyenlővé, az a probléma adódik, hogy a mutató függ a háló nagyságától, így összehasonlításra csak az adott hálón belül használható, vagy két egyforma méretű kapcsolatháló esetén. Scott (2000) azt is megjegyzi, hogy nemcsak a méretbeli egyezőség fontos, hanem a kapcsolati tartalom is. Szerinte a mutató csak azonos tartalmú kapcsolathálók pontjainak összevetésére alkalmas, mivel a tartalomtól is függhet, hogy milyen sok a kapcsolódás a hálóban. Két különböző méretű kapcsolatháló egy-egy pontjának összehasonlításához ezt a számot el kell osztani a maximális értékével, ami g–1 (ha minden más szereplővel összeköttetésben áll), ahol g a hálóban szereplő tagok száma.

$$C_D'(n_i) = \frac{d(n_i)}{g-1}$$

ahol $d(n_i)$ az *i*-edik szereplő foka (degree), g a hálóban szereplő tagok száma

Ez a számítási mód a szereplők aktivitására koncentrál. A fok centralitás alapján többféle csoport szintű index is számítható. A Freeman (1979) által javasolt általános formulának megfelelően például a számlálóban a legnagyobb megfigyelt érték (fok) és a szereplők fokainak különbségéből képzett összeg áll, míg a nevezőben az elméletileg lehetséges legnagyobb különbség az szereplők centralitásai közt:

$$C_D = \frac{\sum_{i=1}^{g}\left[C_D(n^*) - C_D(n_i)\right]}{\left[(g-1)(g-2)\right]}$$

ahol C_D csoportszintű centralitás, $C_D(n^*)$ az adott hálóban előforduló legmagasabb fok, g a hálóban szereplő tagok száma

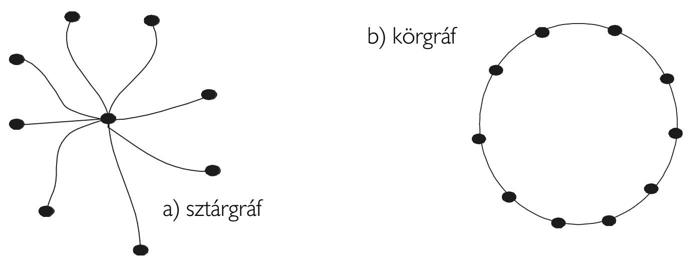
Ez az index akkor éri el a maximumát (1-et), ha egy szereplő minden más taggal közvetlen kapcsolatban áll, míg a többieknek csak vele van összeköttetésük, és egymással nincs (legalábbis közvetlenül) (sztárgráf, ld. 2. ábra). Az index minimum értéke 0, ha nincs különbség az egyes szereplők centralitásai között (körgráf, ld. 2. ábra).

A másik lehetőség a csoport centralitásának összevont kiszámítására a fokok varianciájának kiszámítása (a pontok fokainak a hálózatban jellemző fokátlagtól való átlagos négyzetes eltérése).

$$S_D^2 = \left[\sum_{i=1}^{g} \left(C_D(n_i) - \overline{C}_D \right)^2 \right] / g$$

ahol $\overline{C}_D$ a hálóban szereplő pontok fokainak átlaga

A minimum érték itt is 0, ez akkor fordul elő, ha minden szereplő azonos fokkal rendelkezik, míg maximum értéke *g* függvénye, így érdemes a lehetséges maximum értékével normálni a mutatót. Csoportszintű indexnek használható a fokátlag és a sűrűség is, de ez utóbbi nem minden esetben mér jól, mivel a háló méretének növekedésével nagy esély van a kapcsolatháló sűrűségének csökkenésére, tehát a kettőt együtt kell figyelembe venni.



2 .ábra: Sztárgráf és körgráf

A következő centralitás számítási mód a *közelség centralitás* (*closeness centrality*, C_C), ami abból indul ki, hogy egy szereplő akkor van központi helyzetben, ha minden tagot viszonylag könnyen és gyorsan elér, így nem kell más szereplőkre hagyatkoznia, például az információ gyűjtésénél (ami elsősorban azért fontos, mert több szereplő belépése az információs láncba általában annak torzulásához vezet). A számítás azon az elképzelésen alapul, hogy a centralitás fordítottan arányos a szereplők közti távolsággal, így ha összegezzük egy szereplő összes többi ponttól mért távolságát, és ennek vesszük a reciprokát, megkapjuk az adott szereplőre jellemző közelségen alapuló központiság-mutatót.

$$C_C(n_i) = \left[\sum_{j=1}^{g} d(n_i, n_j) \right]^{-1}$$

ahol *d*(n_i, n_j) (distance) az i és j pontok közti távolságot jelöli, ami a két pontot összekötő legrövidebb út hossza

A távolság számításához ismernünk kell a séta *(walk)*, a vonal *(trail)* és az út *(path)* fogalmakat. A séta pontok és élek olyan sorozata, mely ponttal kezdődik és azzal is végződik, egy pontot mindig hozzá illeszkedő él előz meg és az is követ a sorozatban, a pontok és élek többször is előfordulhatnak.[5] A vonal olyan séta, melyben az élek nem ismétlődnek a sorozatban, az út esetén pedig a pontok sem fordulhatnak elő egynél többször (ilyenkor az élek sem ismétlődhetnek). A séta, a vonal és az út hossza minden esetben a benne szereplő élek száma. Két pont közti távolság a két pont közötti legrövidebb út hosszával egyenlő. Ha két pont közt nincs út, a távolságot végtelennek definiáljuk.

Az index minimuma 0, ez akkor fordul elő, ha egy vagy több pont nem érhető el a vizsgált pontból, mivel az izolált pont a többi ponttól végtelen távolságra van. Éppen ezért a mutató összefüggő (connected) gráfoknál használható. Maximum értéke $(g–1)^{-1}$, amit akkor kap a vizsgált szereplő, ha a háló minden más pontjával szomszédos. Ha az indexet normáljuk a maximális értékével, az index értéke 0 és 1 között fog változni, így különböző méretű hálózatok is összehasonlíthatóvá válnak. Az elméletalkotók ezen elv alapján definiálták a gráf középpontját, amit úgy kaphatunk meg, hogy a távolságmátrixból (ahol a mátrix elemei a pontok egymás közti távolságát jelzik) minden sornak megkeressük a maximumát, majd ezen maximumok minimumát. Ez az ún. Jordan-középpont. A közelség-centralitásból is számítható csoport szintű mutató. Az egyik lehetőség a Freeman-elven képzett képlet, ahol a számlálóban a maximum közelség-érték és az egyes szereplők közelség-értékeinek különbségéből képzett összeg áll, a nevező pedig az elméletileg lehetséges maximum. Egy másik lehetséges számítási mód, csakúgy, mint a fok-centralitás csoport szintű mutatóinál, az egyedi indexek varianciájának kiszámítása.

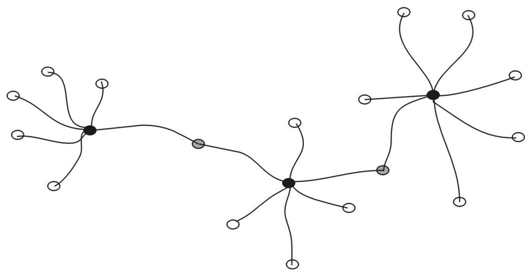
A harmadik centralitás számítási lehetőség az ún. *közöttiség centralitás* (*betweenness centrality*, C_B), ahol a kiindulási pont az, hogy igazán azoknak a szereplőknek van hatalma, akik képesek ellenőrizni a kapcsolathálóban áramló erőforrásokat, azaz akik sok másik szereplő között helyezkednek el. Így például ha egy adott pontból a legrövidebb út egy másik pont felé két másik szereplőn keresztül vezet, a két közbülső szereplő meghatározó lehet a kapcsolatokban (ezek a közvetítők vagy brókerek). Így tulajdonképpen azokat az utakat kell összegeznünk, melyek minimális hosszúságúak, és keresztülhaladnak az adott szereplőn. A legegyszerűbb azt feltételezni, hogy a két szereplő között áramló erőforrások mindig a legrövidebb utat választják (legyen g_{il} az i és l szereplők közt fellelhető legrövidebb utak száma), mivel elképzelhető, hogy több ilyen is van,

[5] „Egy $v_o,\ldots,v_k$ pontsorozat és $e_1,\ldots,e_k$ élsorozat séta a G gráfban, ha ei két végpontja v_{i-1} és v_i ." (Hajnal 1997: 15.)

feltételezzük, hogy mindegyik egyformán valószínű ($1/g_{il}$). Tulajdonképpen csak azokat a legrövidebb utakat kell figyelembe venni, amelyek a közbülső pontot tartalmazzák. Legyen $g_{il}(n_j)$ azon legrövidebb utak száma, amik i és l szereplő közt húzódnak és tartalmazzák j aktort:

$$C_B(n_j) = \sum_{ipl} g_{il}(n_j)/g_{il} \quad \text{, ahol } i \neq j \quad \text{és} \quad l \neq j$$

Ha egy szereplő az összes legrövidebb úton rajta van, az index eléri a maximum értékét, ha egyiken sincs rajta, akkor értéke 0. Ha az indexet normálni akarjuk, le kell osztanunk a maximum értékével, ami jelen esetben (g-1)(g-2)/2. Ez az index is számítható a teljes kapcsolatháló szintjén a Freeman-féle képlettel, vagy éppen a varianciával. Az index hibája egyrészt az, hogy feltételezi a két pont közti legrövidebb távolságok választásának egyforma valószínűségét. Ehelyett inkább az a valószínű, hogy azon a legrövidebb úton áramlik az információ, ahol a magas fokszámú szereplők vannak. A másik hiba, hogy csak a legrövidebb utakat veszi számba, holott elképzelhető, például a kommunikációs hálózatokban, hogy az információ elrejtése céljából nem a legrövidebb utat választják a szereplők. Az *információs centralitást (information centrality)* mindezeket figyelembe véve számítják.
A 3. ábra egy olyan gráfot szemléltet, melyben különböző centralitású pontok találhatók. A feketével jelölt szereplők nagy fok-centralitással (és magas közöttiség-centralitással) bírnak, míg a szürke színűek, bár fok-centralitásuk kicsi, közvetítő szerepet töltenek be, így közöttiség-centralitásuk magas.



3. ábra. Eltérő centralitású pontok

A négy centralitás-index irányított kapcsolatokra is számítható a megfelelő átalakításokkal, így például a fok-centralitásnál csak a kifelé irányuló kapcsolatokat („kifok”; *outdegree*) veszik figyelembe, a közelség-centralitásnál, mely a távolságok számításán alapul, pedig arra kell ügyelni, hogy irányított kapcsolatok esetén két pont (n_i és n_j) távolsága nem feltétlenül egyenlő, ha az n_i-ből vagy az n_j-ből számítjuk. Ugyanakkor irányított gráfoknál inkább presztízst számolnak, mint centralitást.

A legegyszerűbb presztízs-mutató a *fok-presztízs* (*degree prestige*). Itt a szereplő felé irányuló kapcsolatokat veszik számba, és azokat a kapcsolatháló-tagokat tekintik magas presztízsűnek, akiket sokan választanak. Egy adott szereplő presztízsét vizsgálva a mutató az adott pont „befokával" *(indegree)* egyenlő. Az index a maximumával (g–1) normálható, így maximális értéke 1 lesz, amit akkor vesz fel, ha minden más kapcsolatháló-szereplő az adott szereplőt választja.

Egy másik lehetséges presztízsszámítási mód a *szomszédsági presztízs (proximity prestige),* ahol a mutató azt méri, milyen közel vannak más szereplők az adott kiválasztott aktorhoz. Ez a közelség gyakorlatilag az szereplők közti távolságot (*distance: $d(n_i, n_j)$*) jelöli, azonban irányított gráfok esetén a két pont közti távolság eltérhet a nem irányított gráfok esetén számolt távolságtól. Ez abból adódik, hogy irányított gráfok esetén a távolság két pont között akár különböző értékeket is felvehet, mivel n_i és n_j közt nem biztos, hogy ugyanaz a távolság, mint n_j és n_i közt (a távolságszámításnál követni kell a nyilak irányát). Jelen esetben a kiszemelt szereplő felé kapcsolatokat indító szereplők távolságát vizsgálják az adott szereplőhöz.

$$P(n_i) = \sum d(n_j, n_i) / I_i$$

ahol $d(n_j, n_i)$ a j. szereplő és i. szereplő közti távolság (úgy, hogy n_j felől n_i felé mutatnak a nyilak), I_i pedig azon szereplők száma, akik elérik (közvetlenül vagy közvetve) az i. aktort.

Ez a mutató csak azon szereplőkkel számol, akik elérhetik az ni szereplőt (I_i az n_i tag befolyási körének nagyságát (*influence domain*) jelzi), és nem veszi figyelembe azokat, akik nem állnak összeköttetésben n_i-vel. A szomszédsági presztízs mutató továbbgondolásával további presztízs mutatók képezhetők a közelség elvére épülően. Például a következő mutató, ahol a számláló azon szereplők arányát jelzi, akik elérik a vizsgált kapcsolatháló tagot, a nevező pedig ezen „elérők" átlagos távolságát a kiszemelt taghoz.

$$P_P(n_i) = \frac{I_i / (g-1)}{\sum d(n_j, n_i) / I_i}$$

Ha minden más szereplő szomszédos n_i-vel, akkor I_i=g–1, és minden távolság $d(n_i, n_j)$ 1 lesz, így a mutató értéke 1, ha n_i izolált, akkor I_i=0, és a mutató értéke is 0.

Itt is számíthatók a csoport szintű mutatók a már ismert módokon, például a variancia számításával.

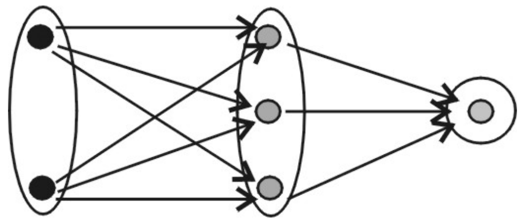
A *rangpresztízs (rank prestige)* olyan presztízs-mutató, mely azt is számításba veszi, hogy milyen tulajdonságokkal rendelkeznek azok, akik a vizsgált szereplőt választják. Ha a szereplőt csak marginális szereplők választják, nem lesz akkora presztízse, mint akkor, mikor központi szerepet betöltő, sok magas presztízsű hálótag vallja őt barátjának, vagy kér tőle tanácsot. Így egy kapcsolatháló-szereplő rangját az őt választók rangja határozza meg. Mivel ez minden kapcsolatháló-szereplőre igaz, a rangok láncolatát kell feltérképeznünk egy adott szereplő rangjának meghatározásához. Ezt legegyszerűbben mátrixalgebrai úton tehetjük meg, sajátértékek számításával (bővebb leírás ld. Wasserman és Faust 1994: 205–210.).

A különböző centralitás- és presztízs-mutatók bizonyos típusú hálózatokra való alkalmazhatóságát, az egyes mutatók előnyeit és hátrányait, érzékenységüket a mintavétel módjára jelen cikkben terjedelmi korlátok miatt nem tudjuk tárgyalni.

2.3. Strukturális ekvivalencia[6]

A strukturális ekvivalencia számítás a közel azonos kapcsolati helyzetben lévő szereplők azonosítására, és ezáltal a kapcsolatháló komplexitásának redukálására használható. Két pont strukturálisan ekvivalens, ha azonos kötéseik vannak a többi szereplővel. Ez annyit jelent, hogy *i* aktortól ugyanazon szereplők felé indulnak kötések, mint *j* aktortól, illetve *i* szereplő felé ugyanazon aktoroktól indulnak kötések, mint *j* szereplő felé, azaz a két pont pontosan ugyanazon más pontokkal szomszédos (a két szereplő egymás felé irányuló kapcsolatait ilyenkor nem vesszük számba, azaz csak a többi, g–2 számú aktorhoz való kapcsolódást vizsgáljuk). A szociomátrixban ez úgy jelenik meg, hogy a két strukturálisan ekvivalens aktornak a sorai és oszlopai azonosak, azaz ugyanott vannak 1-ek és 0-ák (kivéve az egymás felé irányuló kapcsolatok esetét). Nem irányított gráfok esetén elegendő csak a sorokat vagy csak az oszlopokat figyelembe venni. Ha két szereplő strukturálisan ekvivalens, akkor helyettesíthetők. A 4. ábrán a két fekete szereplő strukturálisan ekvivalens, mivel mindkettő ugyanazon a három szereplő felé irányít kapcsolatokat és nem fogad kapcsolatokat, ugyanígy strukturálisan ekvivalens a három szürke színnel jelzett szereplő, mivel ugyanattól a két aktortól fogadnak és ugyanazon szereplő felé küldenek kapcsolatot. Így három csoport képezhető az ekvivalencia alapján.

[6] A fejezetrész Wasserman és Faust (1994) munkájára támaszkodik (347–393. o.).



4. ábra. Strukturálisan ekvivalens szereplők

A strukturális ekvivalencia értelmezhető bonyolultabb gráfok esetén is. Így például az értékkel rendelkező gráfoknál *(valued)* akkor strukturálisan ekvivalens két szereplő, ha a kapcsolatok értékei is megegyeznek. Így például ha az értékek a kapcsolatok szorosságát jelzik, akkor a strukturális ekvivalencia két szereplőnél akkor áll fenn, ha pontosan ugyanazon aktorokkal tartanak fenn szoros kapcsolatot, és ugyanazokkal kevésbé szorosat.

A strukturális ekvivalencia meglehetősen szigorú definíciót jelent, a valós életben valószínűleg kevés olyan szereplőt találunk majd, akik kapcsolatai tökéletesen egyeznek. Az ekvivalens pozíciók keresését azonban nem kell feladnunk. Amikor azonos, vagy legalábbis hasonló pozícióban lévő aktorokat keresünk, az első lépés annak eldöntése, hogyan definiáljuk az ekvivalenciát (strukturális ekvivalencia esetén ezt a küldött és fogadott kötések alapján tettük meg, de vannak más ekvivalencia-definíciók is). Ezek után az adott definíció alapján megmérjük, mely szereplők és milyen mértékben ekvivalensek. Az ekvivalencia mértéke valójában egy skálán lesz mérhető; lesznek szereplők, amik inkább ekvivalensek, míg mások kevésbé. (Elképzelhető például, hogy két szereplő strukturálisan nem tökéletesen ekvivalens, mivel van olyan kötésük, ami különbözik, annak ellenére, hogy kötéseik nagy része megegyezik. A skála egyik végpontja a tökéletes strukturális ekvivalencia, a másik végpont pedig az, mikor az egyik aktornak csak azokkal van kapcsolata, akikkel a másiknak nincs.) Harmadik lépésként az ekvivalens szereplők csoportba (ekvivalens pozícióba) sorolása történik meg, illetve ennek megjelenítése, amire alkalmazhatunk például image mátrixot vagy redukált gráfot (e két fogalomra később térünk ki). Utolsóként azt is érdemes megvizsgálni, hogy mennyire megfelelő a besorolás, ábrázolás.

Vizsgáljuk most az egyszerűség kedvéért csak a strukturális ekvivalenciát. A strukturális ekvivalencia mérésénél tehát a beérkező és kifelé irányuló kötéseket egyaránt mérjük, és ezek alapján keressük a hasonló pontokat. A strukturális ekvivalencia mérésénél különböző módszerek alkalmazhatók, így például az euklideszi távolságon alapuló mérési módszer, vagy a korreláción alapuló mérés. Az euklideszi távolságon alapuló mérésnél ki kell számolnunk az euklideszi távolságot a két szereplő között, ami úgy történik, hogy a két szereplő sorainak és oszlopainak értékeit páronként kivonjuk egymásból, és e különbségek négyzeteit összegezzük, majd gyököt vonunk.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^{g} \left[(x_{ik} - x_{jk})^2 + (x_{ki} - x_{kj})^2 \right]} \quad \text{ahol} \quad i \neq k \quad \text{és} \quad j \neq k$$

Ha a két szereplő strukturálisan ekvivalens, akkor a szociomátrixban soraik és oszlopaik megegyeznek (az egymás felé irányuló kapcsolatokat nem vesszük figyelembe), így az euklideszi távolság köztük 0, ellenkező esetben ennél nagyobb, a maximális érték $\sqrt{2(g-2)}$. Páronként kiszámolva a távolságokat ezek mátrixba rendezhetők, ahol a mátrix elemei a sor- és oszlop-szereplő közti távolságot jelzik (távolságmátrix).

Egy másik lehetőség a strukturális ekvivalencia számítására a korreláción alapuló számítás. Itt a két szereplő sorai és oszlopai közti Pearson féle korrelációt számítjuk ki, ha két szereplő strukturálisan ekvivalens, a korrelációs koefficiens értéke 1 lesz.

$$r_{ij} = \frac{\sum (x_{ki} - \overline{x}_{.i})(x_{kj} - \overline{x}_{.j}) + \sum (x_{ik} - \overline{x}_{i.})(x_{jk} - \overline{x}_{j.})}{\sqrt{\sum (x_{ki} - \overline{x}_{.i})^2 + (x_{ik} - \overline{x}_{i.})^2} \sqrt{\sum (x_{kj} - \overline{x}_{.j})^2 + (x_{jk} - \overline{x}_{j.})^2}}$$

$$\text{ahol} \quad i \neq k \quad \text{és} \quad j \neq k$$

$x_{.i}$ az i. szereplő oszlopában szereplő értékek átlaga, $\overline{x_{i.}}$ pedig a sorában szereplő értékek átlaga, ennek megfelelő az értelmezés a j. szereplő esetén.

Mivel minden lehetséges aktorpár közt kiszámítjuk a korrelációt, ezek éppúgy mátrixba rendezhetők, mint az euklideszi távolság esetén, ahol a mátrix értékei 1-ek, ha a sor- és oszlop-szereplők strukturálisan ekvivalensek (korrelációs mátrix).

A különböző strukturális ekvivalencia számításnál különböző eredményeket kaphatunk. Elképzelhető, hogy míg a korrelációszámításos módszer tökéletes ekvivalenciát jelez, az euklideszi távolság alapján kapott érték ezt nem erősíti meg.

Miután megkaptuk a hasonlóságokat jelző mátrixokat (a távolságmátrixot vagy a korrelációs mátrixot), a következő feladat a szereplők csoportokba rendezése hasonlóságuk illetve közelségük alapján. A cél az, hogy az egymáshoz közel lévő szereplők egy csoportba kerüljenek, míg a távolabbiak egy másikba.

Az egyik lehetőség a csoportosításra az ún. CONCOR-eljárás, a másik pedig a hierarchikus klaszter-analízis.

A CONCOR az iterált korrelációk konvergenciáján alapul. Ez annyit jelent, hogy egymás után többször számolunk korrelációt a sorok és oszlopok között. Az első lépés tehát a kapcsolati adatokat tartalmazó mátrix sorai és/vagy oszlopai közti korrelációszámítás, aminek eredményeként megkapjuk a korrelációs mátrixot. A CONCOR ezután ezt a korrelációs mátrixot tekinti inputnak, és újra korrelációt számol a sorok (vagy oszlopok) közt, kiszámítva a korreláció korrelációit. Így egy következő korrelációs mátrixhoz jutunk. Erre újra alkalmazva a korrelációszámítást egy harmadik korrelációs mátrixot kapunk. Egymás után sokszor megismételve ezt az eljárást a mátrixban található értékek vagy 1-et, vagy –1-et vesznek fel. Ezek után permutálva (átrendezve) a sorokat (és oszlopokat) olyan almátrixokat kaphatunk, ahol csak 1-ek vagy csak –1-ek állnak, így ezeket a „blokkokat" helyettesíthetjük 1-gyel vagy –1-gyel. Ezzel két pozíciót azonosítottunk. Azonban valószínű, hogy több pozíció is van a hálózatban, így az eljárás az almátrixokra is alkalmazható, melynek következtében finomabb csoportosítást is kaphatunk, minden újabb eljárással az eredetileg egy csoportba sorolt szereplőkből két csoport képződik (ennek az eljárásnak többek közt az az egyik problémája, hogy mindig csak kettős bontásokra képes, azaz mindig páros számú csoportot kínál fel, ami nem feltétlenül tükrözi vissza a valóságot). A kérdés az, hogy meddig folytassuk a csoportképzést, milyen finomságú csoportosítást alkalmazzunk. Az eredmények dendrogrammal ábrázolhatók.

A hierarchikus klaszter-analízis a másik lehetséges eljárás az szereplők csoportosítására. Ez a módszer arra szolgál, hogy azokat a szereplőket sorolja egy csoportba, akik egy definiált értékkel jelzett hasonlóságnál inkább hasonlóak. Az input adatok itt a hasonlóságot jelző euklideszi távolságokat vagy a korrelációs együtthatókat tartalmazó mátrixok lehetnek. A kérdés, hogy milyen módon képeztessük a klasztereket (csoportokat), azaz mely szereplők kerüljenek összevonásra és milyen sorrendben. A csoportképzésre több lehetséges módszer is adódik, az eredmények pedig itt is dendrogrammal ábrázolhatók, ahol szintén a kutatónak kell döntenie a csoportszámról.

Bármelyik eljárást alkalmazzuk is, végeredményül megkapjuk az aktoroknak a kötéseik hasonlósága alapján való lehetséges csoportosítását, azaz meg tudjuk határozni, hogy mely szereplők tartoznak egy pozícióba. Következő feladatunk, hogy megvizsgáljuk, vajon e pozíciók hogyan viszonyulnak egymáshoz. Kiindulásképpen helyezzük egymás mellé azokat az aktorokat, melyekről megállapítottuk, hogy strukturálisan ekvivalensek; ez a szociomátrix sorainak és oszlopainak permutálásával elérhető. Így olyan almátrixok állnak elő, melyekben tiszta esetben csak 0-ák vagy csak 1-ek szerepelnek (ld. 5. ábra). Az almátrixok mentén felbonthatjuk az eredeti mátrixot, és helyettesíthetjük a csupa 1-esekből álló almátrixot 1-gyel, míg a csupa nullából álló almátrixot 0-val, így kapjuk meg az ún. image-mátrixot.

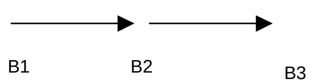
	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
1	-	1	1	1	0	0
2	0	-	0	0	1	0
3	0	0	-	0	1	0
4	0	0	0	-	1	0
5	0	0	0	0	-	0
6	0	1	1	1	0	-

	1	**6**	**2**	**3**	**4**	**5**
1	-	0	1	1	1	0
6	0	-	1	1	1	0
2	0	0	-	0	0	1
3	0	0	0	-	0	1
4	0	0	0	0	-	1
5	0	0	0	0	0	-

5. ábra: Az eredeti mátrix és a permutált mátrix

Az image-mátrix a különböző strukturálisan ekvivalens pozíciók közt ír le kapcsolatot, mivel egységként (blokként) kezeli az azonos pozícióval rendelkezőket. Az image-mátrix ábrázolható redukált gráffal, ahol az egyes csoportok képezik a gráf pontjait, és az élek jelzik az azonos pozícióval rendelkezők csoportjai közt a kapcsolatot (ld. 6. ábra). A redukált gráfban elképzelhetők reflexív kapcsolatok is, azaz amennyiben a strukturálisan ekvivalens szereplők az adott pozíción belül is kapcsolódnak egymáshoz, akkor az image mátrix átlójában is állhatnak 1-esek. Az image-mátrix tartalmaz minden strukturális információt, mégis jóval egyszerűbben áttekinthető, mint az eredeti mátrix.

	B1	**B2**	**B3**
B1	0	1	0
B2	0	0	1
B3	0	0	0



6. ábra. Az image mátrix és a redukált gráf

Természetesen viszonylag ritkán fordul elő, hogy az almátrixok (blokkok) csak 1-eket vagy csak 0-ákat tartalmazzanak, így a „nem tiszta" esetekben nekünk kell eldöntenünk, hogy egy adott almátrixot mikor helyettesíthetünk 1-gyel és mikor 0-val. Annak meghatározására, hogy vajon egy blokkot 1-gyel vagy 0-val jelöljünk-e, több kritérium is megadható. A tökéletes illeszkedés kritériuma szerint csak akkor jelölhetünk 1-gyel illetve 0-val egy blokkot, ha az almátrixokban csak 1-ek vagy csak 0-k állnak (ez volt a már tárgyalt „tiszta eset"). A zéróblokk-kritérium szerint akkor nincs kapcsolat két pozíció közt (azaz akkor beszélhetünk zéróblokkról, akkor jelölhetjük 0-val az almátrixot), ha a sorpozíció egyetlen eleme sem indít kapcsolatot az oszloppozíció elemei felé, minden egyéb esetben (azaz ha akár egy olyan szereplő is van az egyik blokkban, aki indít kapcsolatot a másik blokk valamely szereplője felé) van kapcsolat, azaz 1-gyel kell jelölni az indító blokkját. Az egyblokk-kritérium pont ellenkező oldalról közelíti meg a problémát: akkor van kapcsolat két pozíció közt, ha a sorpozíció minden aktora indít kapcsolatokat az oszloppozíció minden szereplője felé, ellenkező esetben (ha csak egy 0 is található az almátrixban) a két pozíció közt nincs kapcsolat, így azt 0-val kell jelölni. A sűrűség-kritérium szerint akkor tekintünk egy kötést meglévőnek két pozíció közt, ha az almátrix sűrűsége egy bizonyos értéknél nagyobb vagy egyenlő.

A sűrűség a jelenlévő és lehetséges kapcsolatok arányából számítható:

$$\Delta_{klr} = \frac{\sum_{i \in B_k} \sum_{j \in B_l} x_{ijr}}{g_k g_l}$$

ahol B_k és B_l két pozíció, g_k és g_l az ezen pozíciókban lévő szereplők száma, x_{ijr} pedig a k-adik pozícióba tartozó i, és az l-edik pozícióba tartozó j közt fennálló kapcsolatot jelöli adott r kapcsolattípus esetén.

Ugyanígy számolhatunk sűrűséget a pozíción (blokkon) belül is, azzal, hogy a lehetséges kapcsolatok száma miatt a képlet itt a következőképp módosul:

$$\Delta_{kkr} = \frac{\sum_{i \in B_k} \sum_{j \in B_k} x_{ijr}}{g_k (g_k - 1)} \,, \qquad \text{ahol } i \neq j$$

Ha az így kiszámított sűrűség egy általunk megadott értéknél nagyobb vagy egyenlő, 1-gyel jelöljük a blokkot, egyébként 0-val. A viszonyítási érték lehet a teljes kapcsolatháló-sűrűség, vagy mivel többfajta kapcsolathálót vizsgálunk, a kapcsolattípusonkénti sűrűséget is vehetjük alapul.

A blokkmodellek felvázolása után sokkal érdekesebb kérdés az értelmezésük. Az egyik lehetőség az értelmezésre az, ha megnézzük, hogy az egyes pozícióba került szereplők milyen tulajdonságokkal rendelkeznek, mert ha van szisztematikus kapcsolat a pozícióba való besorolás és a tagok jellemzői között, az megerősítheti a modellt. A hálóbeli pozíció és a szereplők személyes jellemzői között fennálló kapcsolat kétirányú is lehet: egyrészt a jellemzők befolyásolhatják a pozíciót, ugyanakkor a hasonló pozíció hatással lehet a személyes jellemzőkre, például véleményhasonlóságok alakulhatnak ki.

A másik értelmezési mód a pozíciók (blokkok) kapcsolat központú értelmezése. Az egyéneknél használt jelzőket, mint izolált, fogadó, küldő stb. a pozíciókra is alkalmazhatjuk. Burt (1976) ezen a logikán alapuló tipológiája a következő: megkülönbözteti azokat a pozíciókat, amelyek fogadnak, és amelyek nem fogadnak kötéseket, valamint azokat a pozíciókat, ahol a tagok kötéseinek több mint a fele kifelé illetve befelé irányul. Ez a két kategorizálás négy pozíciót eredményez:

	Kevés kötést fogadnak	**Sok kötést fogadnak**
Inkább befelé vannak kötéseik	Izoláltak	Elit (kiválasztottak)
Inkább kifelé vannak kötéseik	Talpnyalók (hízelgõk)	Brókerek (közvetítõk)

Fontos ezen esetekben azt is figyelembe venni, hogy mekkora a pozíció mérete, mivel ha a blokk az egész kapcsolatháló méretéhez képest viszonylag nagy, akkor valószínűbb, hogy az adott pozícióban lévők egymás felé is nagyszámú kötést irányítanak. Ezért figyelembe kell vennünk az adott blokk által küldött összes kapcsolat és az adott blokkon belülre küldött kapcsolatok arányát, azaz

$\frac{g_k \times (g_k - 1)}{g_k \times (g - 1)}$ -et, ahol g_k a k-adik blokkban lévő szereplők száma.

A képlet alapján számított érték lehet a választóvonal a befelé irányuló kapcsolatok megítélésénél. Így a Burt-féle pozíciócsoportosítás némileg módosul a következőképpen:

A pozíción belüli kötések aránya	A pozíció által fogadott kötések száma közel 0	A pozíció által fogadott kötések száma nagyobb, mint 0
$\geq \frac{g_k \times (g_k - 1)}{g_k \times (g - 1)}$	Izoláltak	Elit (kiválasztottak)
$\leq \frac{g_k \times (g_k - 1)}{g_k \times (g - 1)}$	Talpnyalók (hízelgõk)	Brókerek (közvetítõk)

A harmadik lehetőség a blokkmodellek értelmezésére az image-mátrix. Az image-mátrix mintázatai igazolhatják vagy cáfolhatják a kutató által felállított teóriákat. Így például egy olyan image-mátrix, aminek csak a főátlójában vannak 1-ek, kohézív alcsoportokra utal, de detektálható a centrumperiféria-modell is, ahol van egy centrum, ami főként kapcsolatokat fogad, és belső kapcsolatai vannak, valamint egy vagy több olyan nem centrum helyzetű pozíció, ami egymáshoz nem, csak a centrumhoz kapcsolódik. A perifériák belső kapcsolódására nincs kitétel. Ehhez hasonló a centralizált modell, ahol az összes kapcsolat egy pozíció felé mutat, de a visszafelé irányuló kapcsolatok nincsenek meg. Ekkor az image-mátrixnak csak egy oszlopában állnak 1-ek.

Számtalan tiszta elméleti eset fogható meg az image-mátrix ábrázolása és értelmezése révén, de a blokkmodellek értelmezésére akár a három módszer együttesen is alkalmazható. Ezt alkalmazta Anheier, Gerhards és Romo (1995), akik a kölni írók kapcsolathálóját tárták fel – hat blokkba sorolva a megkérdezetteket. Az elitnek nevezhető réteget két csoport alkotta: a kulturális elit, akik magas presztízsűek voltak, nagy hírnévvel rendelkeztek; a szervezeti elit, ahová tekintélyes írók tartoztak ugyan, de elismertségük elsősorban a szervezeti ügyekben betöltött központi szerepüknek volt tulajdonítható (így például író-olvasó találkozókat szerveznek, erőteljes szerepet vállalnak az írók formális szövetségeiben stb.). Az elit két csoportjára jellemzőek voltak az erős belső kapcsolatok. Az elit alattiak csoportjába változatos irodalmi műfajokat művelők tartoztak, tagjai viszonylag jól ismerték egymás munkásságát, és általában nem főfoglalkozásként művelték az irodalmat. A periférikus pozíciók közt megkülönböztethető volt két félperiférikus pozíció és a periféria, amelyeket alacsony belső sűrűség jellemzett. A periférikus pozíciók közti különbség elsősorban az elit felé irányuló kapcsolataikban volt fellelhető.

3. Összegzés

Az itt bemutatásra került módszerek elsősorban a teljes hálózatok kutatásához, leíró vizsgálatához, alapvető jellemzőinek feltárásához, megjelenítéséhez mutattak módszertani eszközöket. A cél a jelentősebb módszertani alapvetések áttekintése volt, amelyekre építve kifinomultabb vizsgálati módszerek is megérthetők. A kapcsolatháló-elemzések módszertani gazdagságának csak egy szeletét sikerült ezeken az oldalakon bemutatni számtalan, például a modellek, hipotézisek tesztelésével foglalkozó rész nem került górcső alá. Fontos azonban felhívni a figyelmet arra, hogy a módszertani ismeretek nem helyettesíthetik az elméleti megalapozásokat, az eredmények értelmezésének szükségességét és a kutatói kreativitást.

BIBLIOGRÁFIA

ALBERT FRUZSINA ÉS DÁVID BEÁTA 1999: A bizalmas kapcsolatokról. In Szívós Péter és Tóth István György (szerk.): *Monitor 1999.* Budapest: TÁRKI: 219–230.

ANHEIER, HELMUT K., JÜRGEN GERHARDS ÉS FRANK P. ROMO (1998): A tőke és a társadalmi struktúra formái a kulturális mezőkben: Bourdieu társadalmi topográfiájának vizsgálata. In Lengyel György és Szántó Zoltán (szerk.): *Tőkefajták: a társadalmi és kulturális erőforrások szociológiája.* Budapest: Aula.

BAILEY, STEFANIE ÉS PETER V. MARSDEN 1999: Interpretation and interview context: examining the General Social Survey name generator using cognitive methods. *Social Networks,* 21: 287–309.

BURT, RONALD S. 1976: Positions in networks. *Social Forces*, 55: 93–122.

FREEMAN, LINTON C. 1979: Centrality in social networks: I. Conceptual clarification. *Social Networks,* 1: 215–239.

GRANOVETTER, MARK 1973: The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, 81: 1287–1303.

HAJNAL PÉTER. 1997: *Gráfelmélet.* Szeged: Polygon

HANNEMAN, ROBERT 2001: *Introduction to Social Network Methods.* Riverside: University of California.

HARARY, FRANK 1969: *Graph Theory.* Reading, MA: Addison-Wesley.

KRACKHARDT, DAVID ÉS LYMAN W. PORTER 1985: When friends leave: A structural analysis of the relationship between turnover and stayers' attitudes. *Administrative Science Quarterly*, 30: 242–261.

LAUMANN, EDWARD O. ÉS FRANZ U. PAPPI 1973: New directions in the study of elites. *American Sociological Review*, 38: 212–230.

LAUMANN, EDWARD O., PETER V. MARSDEN ÉS DAVID PRENSKY 1989: The boundary specification problem in network analysis. In Linton C. Freeman, Douglas R. White és Kimball A. Romney (szerk.): *Research Methods is Social Network Analysis.* Fairfax, VA: George Mason University Press. 61–87.

LIN, NAN 1988: Társadalmi erőforrások és instrumentális cselekvés. *Szociológiai Figyelő,* 1988/3: 79–92.

MILGRAM, STANLEY 1967: The small world problem. *Psychology Today*, 22: 61–67.

SADE, DONALD S. ÉS MALCOLM M. DOW 1994: Primate Social Networks. In Stanley Wasserman és Joseph Galaskiewicz (szerk.): *Advences in Social Network Analysis.* London: Sage. 152–166.

SCHUTJENS, VERONOQUE ÉS ERIK STAM 2003: The evolution and nature of young firm networks: a longitudinal perspective. *Small Business Economics,* 21(2): 115–134. http://econ.geog.uu.nl

Scott, John 2000: *Social Network Analysis.* London: Sage.

Straits, Bruce C. 2000: Ego's important discussants or significant people: an experiment in varying the wording of personal network name generators. In: *Social Networks,* 22: 123–140.

Tardos Róbert 1995: Kapcsolathálózati megközelítés: új paradigma? *Szociológiai Szemle,* 1995/4: 73–80.

Utasi Ágnes 1991: Az interperszonális kapcsolatok néhány nemzeti sajátossága. In Utasi Ágnes (szerk): *Társas kapcsolatok.* Budapest: Gondolat. 169–193

Wasserman, Stanley és Katherine Faust 1994: *Social Network Analysis: Methods and Applications.* Cambridge: Cambridge University Press.