

Hálózatelemzés a tudástranszferek vizsgálatában – régiók közötti tudáshálózatok struktúrájának alakulása Európában

Sebestyén Tamás,
a Pécsi Tudományegyetem
egyetemi tanársegédje
E-mail: sebestyent@ktk.pte.hu

A hálózatokkal kapcsolatos kutatások a szociológiai és fizikai alkalmazások mellett az innovációval foglalkozó szakirodalomban is megjelentek, ami elsősorban az innovációs rendszerek szereplői közötti formális és informális kapcsolatok nyilvánvaló szerepének köszönhető. Ebben a tanulmányban az Európai Unió tagállamainak NUTS 3 régiói közötti szabadalmi együttműködési hálózatok struktúráját vizsgáljuk a társadalmi kapcsolatháló elemzés eszközeinek segítségével. Arra keressük a választ, hogy e struktúrában milyen mértékben fedezhető fel a szakirodalomból ismert „kisvilág” jelleg és skálafüggetlenség. Az eredmények szerint az egyes országok között jelentős eltérések tapasztalhatók, aggregált szinten viszont mindkét jellemző csökkenő tendenciát mutat. Ez egyértelműen arra utal, hogy az európai régiók egyre integráltabb módon vesznek részt az innovációs folyamatokban.

TÁRGYSZÓ:
Szabadalom.
Regionális elemzés.

Az innovációval foglalkozó szakirodalom az utóbbi időben kiemelt figyelemmel fordult a hálózati struktúrák tanulmányozása felé. Ez az érdeklődés részben a személyes kapcsolatok tudástranszferben betöltött szerepéből ered, de a hálózatelemzési módszertan fejlődése is (elsősorban az elméleti fizika és a szociológia területén) a kutatások ilyen irányú kiterjesztését ösztönözte.

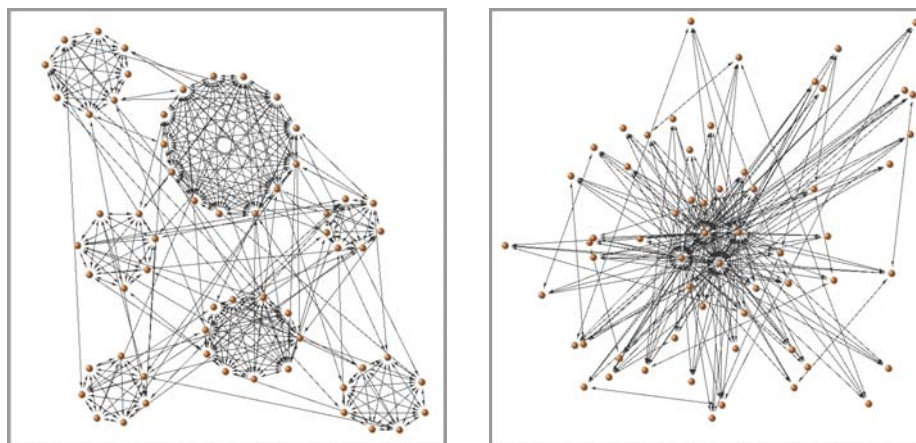
A gazdasági növekedéssel foglalkozó szakirodalom egyik lényeges következtetése, hogy a hosszú távú növekedés kulcsa a technológiai fejlődés, vagy más szövegből nézve, a tudás felhalmozása (csak példaként: *Solow* [1956], *Romer* [1990], *Grossman–Helpman* [1991], *Aghion–Howitt* [1992]). Ez a felismerés azonban felveti az innováció, vagyis az új ismeretek keletkezésének, valamint a diffúzió, azaz a tudás gazdaságban történő terjedésének kérdéseit. Az ezekkel foglalkozó kutatások kimutatták, hogy jelentős lokális hatások érvényesülnek az ismeretek térhódításában: más vállalatoktól vagy a gazdaság egyéb szereplőitől származó tudás nagyobb mértékben hat a térben közelebb található vállalatokra, szereplőkre, mint a távolabb elhelyezkedőkre (lásd például: *Jaffe* [1989], *Feldman* [1994], *Anselin–Varga–Acs* [1997]). *Jaffe* és *Trajtenberg* [2002] szerint ezek a térbeli hatások idővel gyengülnek, ahogy az áramlás előtti lokális korlátok lebomlanak, *Audretsch* és *Feldman* [1996] pedig arra hívják fel a figyelmet, hogy a terjedés lokalizáltsága markánsabb azokban az ágazatokban, ahol a tudás fontos kompetitív faktor.

Breschi és *Lissoni* [2003] a személyes kapcsolatok nem elhanyagolható jelentőségére mutatott rá a tudásáramlásban és a helyi agglomerációs hatásokban: a térbeli közelség azért fontos, mert hozzájárul a társadalmi kapcsolatok és az azokban foglalt bizalom kialakulásához. Egyes kutatók szerint a tudástranszfernek lokális hatásai csupán a munkaerő immobilitásán alapulnak (*Zucker–Darby–Armstrong* [1994], *Almeida–Kogut* [1999], *Balconi–Breschi–Lissoni* [2004]). Az innovációval foglalkozó szakirodalomban az utóbbi években egyre több tanulmány foglalkozik a tudáshálózatok és a térbeliség kérdésével (*Cantner–Graf* [2006], *Ejermo–Karlsson* [2004], *Maggioni–Uberti* [2006], *Maggioni–Uberti–Usai* [2010]).

A hálózatokkal kapcsolatos kutatások módszertani alapját a gráfelmélet adja, amely az ún. véletlen hálózatok elméletének kidolgozásával kísérelt meg választ adni a hálózatokkal kapcsolatos kérdések egy részére (*Erdős–Rényi* [1959], *Bollobás* [2001]). Hamar kiderült azonban, hogy a valódi világ hálózatai nem írhatók le teljes mértékben véletlen hálózatokkal, hanem jól azonosítható, specifikus struktúrákba rendeződnek. Először a szociológiai vizsgálatok mutattak rá, hogy a társadalmi hálózatok jellegzetes szerveződési struktúrája nem felel meg a véletlenszerűség követelményének. Ezek a társadalmi hálózatokat ún. „kisvilágokként” írják le, ahol szorosan

összefüggő (összekapcsolt) lokális csoportokat áthidaló kapcsolatok kötnek össze. Maga az elnevezés arra utal, hogy a csomópontok közötti átlagos távolság relatíve kicsi, miközben a lokális csoportok megőrzik viszonylag éles határvonalait. Egy tipikus kisvilág struktúra az 1. ábra bal oldalán látható.

1. ábra. Tipikus kisvilág és skálafüggetlen hálózati struktúrák



Travers és *Milgram* [1969] a Harvard Egyetem ismeretségi hálózatát vizsgálva jutott arra a felismerésre, hogy az átlagos elérési út még egy ilyen kiterjedt kapcsolati hálózatban is meglepően rövid, mindössze 5,5 lépés. Érdeemes megemlíteni, hogy a relatíve rövid átlagos távolságok gondolatát korábban már *Karinthy Frigyes* is felvetette egy írásában, ahol meglepően pontosan „előre jelezve” a későbbi tudományos eredményeket, ötlépéses távolságról ír (*Karinthy* [1929]). Referenciaműnek számít ebben a témakörben *Granovetter* [1973] tanulmánya is, aki a lokális csoportokat összekötő „gyenge” kapcsolatok jelentőségét emeli ki. A társadalmi kapcsolatrendszerre általa felvázolt struktúrája a kisvilágok reprezentációja. A kisvilágok intuitív elképzelését később *Watts* és *Strogatz* [1998] formalizálták.

Akárcsak a véletlen hálózatok, a kisvilágok is leírhatók egy reprezentatív csomóponttal, vagyis egy átlagos kapcsolati számmal. *Barabási* [2002] azonban azt emeli ki, hogy a valós hálózatok nem jellemezhetők ilyen tipikus szereplőkkel: néhány csomópont rendkívül nagyszámú, míg a többség kevés kapcsolattal bír. Az átlagos fokszám ugyan megadható, a hálózat struktúráját azonban döntően a nagyszámú kapcsolattal rendelkező, extrémális elemek határozzák meg: egy-egy ilyen csomópont kiesése adott esetben a hálózat széteséséhez vezethet – ezt a speciális struktúrát skálafüggetlen hálózatnak nevezzük. (Lásd az 1. ábra jobb oldalát.) *Barabási* és kollegái arra a fontos felismerésre jutottak, hogy a valóságban előforduló hálózatok (például a közlekedési, társadalmi kapcsolatháló, publikációs hálózatok, kristály

szervezetek, fehérje-hálózatok stb.) nagy része skálafüggetlen tulajdonságot mutat (*Barabási–Albert* [1999], *Barabási–Albert–Jeong* [2000], *Barabási* [2002]). *Barabási* és *Albert* [1999] egy egyszerű modellt is felvázolnak, amely ennek kialakulását magyarázza.

A hálózati struktúra vizsgálata nem csupán önmagában érdekes: a csomópontok kapcsolódási mintázata alapvetően meghatározza annak a rendszernek a teljesítményét és működési jellemzőit, amely a hálózatra épül. Elegendő csupán az 1. ábrára nézni, hogy lássuk: az információ vagy az innováció terjedése más, jelentősen különböző dinamikát írhat le a két esetben. A hálózati struktúra átfogó vizsgálata így kiemelkedően fontos lehet az ezekre épülő komplex rendszerek működésének megértésében. Amennyiben a csomópontokat térbeli dimenzióval látjuk el (például városok vagy régiók), úgy a közöttük lévő hálózati kapcsolatok és ez utóbbiak globális felépítése lényeges szerepet játszik egyrészt az egyes, másrészt az összes csomópont teljesítményének alakulásában. Ha viszont a hálózati kapcsolatokat úgy értelmezzük, mint amelyek az innováció vagy a tudás áramlását biztosítják, struktúrájuk a regionális vagy a nemzetgazdaság fejlődése szempontjából is fontos tényezővé lép elő.

Mindezek felismerése ugyanakkor felveti az empirikus elemzés kérdéseit: miképpen ragadhatók meg, hogyan mérhetők az egyes gazdasági szereplők közötti kapcsolatok, milyen statisztikai eszközök állnak rendelkezésre a hálózati struktúrák elemzésére? A hálózati kapcsolatok és struktúrák empirikus vizsgálata tehát egyrészt a kapcsolati (relációs) információkon alapuló adatbázisok létrehozását, másrészt e kapcsolatok alkalmas statisztikai eszközökkel való elemzését igényli, amelyek egyelőre nem képezik szerves részét a közgazdászok és statisztikusok standard eszköztárának (*Maggioni–Uberti* [2010]). E tanulmány célja az, hogy egy lehetséges módszert mutasson be az ilyen kapcsolati adatbázisok felépítésére, illetve ismertesse az így kialakuló hálózat elemzésére alkalmas mutatószámokat és azok főbb jellemzőit. Az ismertetett hálózat a bevezetőben felvetett gondolati vonalra épül, mivel európai régiók közötti tudáshálózati kapcsolatokon alapszik.

A dolgozatban az előzőkben felvetett gondolatokra próbálunk reflektálni egy egyszerű esettanulmány formájában. Az innovációval foglalkozó szakirodalmi irányzat „tudáshálózati” alapú megközelítésére építve, a térbeliséget is integráló módon, európai régiók közötti hálózatokat vizsgálunk. Elsősorban a hálózati struktúra globális elemzésére alkalmas, egyszerű statisztikai eszközök bemutatására összpontosítunk, illetve ezeket arra használjuk, hogy kimutassuk a bevezetőben említett két speciális strukturális konfiguráció (a kisvilágok és a skálafüggetlen struktúrák) jelenlétét. A tanulmány leíró statisztikai módszereket használ, amelyek elsősorban a hálózatok strukturális jellemzőit ragadják meg, azonban a rendelkezésre álló adatbázis longitudinális jellege lehetővé teszi a dinamikus szemléletű elemzést is. Először arra keressük a választ, hogy feltárható-e valamilyen különbség a regionális tudáshálózatok

struktúráját tekintve a vizsgált európai országok, illetve az országos szintű hálózatok és az országok összességét magában foglaló hálózat szerkezete között. Ezt követően, az elemzés speciális elemeként, a hazai megyék kapcsolati hálójának leíró elemzését végezzük el.

1. A hálózatelemzés matematikai alapjairól

A hálózati kapcsolatok és struktúrák elemzése elsősorban a szociológia területén vált népszerűvé, innen ered a társadalmi kapcsolatháló elemzés (social network analysis – SNA) kifejezés is. E tudományág elsősorban gyakorlati szempontból közelít e kérdéshez, és viszonylag szűkebb matematikai háttérrel ad. Bár a hálózatelemzés és -elemzés a gráfelmélet eredményeire építő, fontos matematikai apparátussal rendelkezik, a hálózati struktúrák leíró elemzésére használt mutatószámok erre viszonylag korlátozott mértékben támaszkodnak. A matematikai apparátus főként a hálózatelemzésre és a hálózati modellekre jellemző (lásd például *Jackson–Wolinsky* [1996], *Bala–Goyal* [2000], *Carayol–Roux* [2009]).

A tanulmányban használt módszertan elsősorban a standard hálózatelemzésre épít, így csupán a gráfelmélet egyszerűbb eredményeit integrálja. Ebből a szempontból a kiindulópont a hálózati kapcsolatokat leíró mátrix, amely alapvetően kétféle lehet. A gráfelmélet az ún. incidenciamátrixot részesíti előnyben, ami a hálózat csomópontjai és élei közötti leképezést definiálja. Ezzel szemben a társadalmi kapcsolatháló elemzésében az ún. kapcsolati (vagy más néven szocio-) mátrix használata terjedt el, amelyben a sorokat és oszlopokat a csomópontok adják, elemei pedig a csomópontpárok közötti kapcsolatok létezésére, adott esetben súlyára és/vagy irányára utalnak.

Az elemzés alapjául szolgáló hálózatokat több kategóriába sorolhatjuk. Egyrészt bináris vagy súlyozott hálózatokról beszélhetünk attól függően, hogy csupán a csomópontok közötti kapcsolatok létezésére összpontosítunk (bináris hálózat) vagy pedig a kapcsolatok intenzitása, súlya is lényeges szempont (súlyozott hálózat). Bináris hálózat esetén a kapcsolati mátrix elemei kétértékűek: nullák, ha két csomópont között nem létezik kapcsolat, és egyesek az ellenkező esetben. Súlyozott hálózat esetén a mátrix elemei tetszőleges valós értéket vehetnek fel. Másrészt a hálózatokat megkülönböztethetjük aszerint is, hogy irányítottak-e vagy irányítatlanok. Irányított hálózatok esetén a kapcsolatok iránya lényeges szempont (például ismeretségi vagy információs hálózatok), míg a másik esetben a kapcsolatokat kölcsönösnek tételezzük fel (például úthálózatok, baráti kapcsolatok). Az elsőnél a kapcsolati mátrix szimmetrikus, a másodiknál viszont nem áll fenn szimmetria.

A tanulmányban a számítások alapjaként a kapcsolati mátrixot alkalmazzuk. A kapcsolatokat kölcsönösnek feltételezzük, vagyis a vizsgált hálózat minden esetben irányítatlan, azonban a kapcsolati mátrix súlyozott és bináris formáját is felhasználjuk. A később alkalmazásra kerülő mutatószámok a kapcsolati mátrix segítségével vezethetők le. A szövegben csak az egyes mutatók definíciója található, matematikai hátterüket a függelékben mutatjuk röviden be. (A hálózatelemzés matematikai hátteréről bővebben lásd például *Wasserman* és *Faust* [1994] összefoglaló munkáját.)

2. Az adatbázis felépítése

A dolgozat lényeges pontja annak a módszernek a bemutatása, amelynek segítségével egy szabadalmi adatbázis információit felhasználva, régiók közötti tudáshálózatok építhetők fel. Amint azt a bevezetőben is kiemeltük, az ilyen irányú vizsgálatok hátterében az a megfontolás áll, hogy a gazdasági szereplők közötti tudásáramlást elősegítő (vagyis a tudás-) hálózatokat feltérképezzük.

Krugman [1991] arról ír, hogy a tudás áramlásának empirikus vizsgálata nem lehetséges, mivel a tudás nem hagy maga után olyan nyomot, amely alapján az útját követni lehetne. E pesszimista kijelentés ellenére a kutatók több módszert is kidolgoztak a tudástranszferek felderítésére. *Jaffe* [1986], *Jaffe*, *Trajtenberg* és *Henderson* [1993], *Feldman* [1994], *Jaffe* és *Trajtenberg* [2002] munkái az elsők között alkalmaztak szabadalmi hivatkozásokat a tudásáramlás szerepének vizsgálatára, néhány kutatás pedig a hálózatépítésre és annak tanulmányozására (*Gress* [2010], *Li et al.* [2007]).

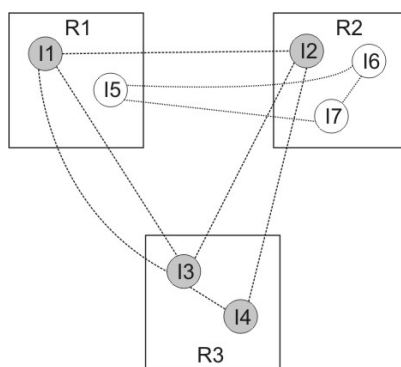
Ejermo és *Karlsson* [2004] szerint a szabadalmi hivatkozások használatával kapcsolatos problémák miatt a feltalálók közötti kapcsolatokat érdemes feltárni, mivel ezek a hivatkozásokhoz képest robusztusabb közelítő változóját jelentik a tudástranszfereknek. Szabadalmi együttműködések alapuló hálózatokat vizsgálnak továbbá *Maggioni* és *Uberti* [2006] valamint *Maggioni*, *Uberti* és *Usai* [2010] is. A szabadalmi adatbázisok használatának előnyeiről és hátrányairól *Griliches* [1990] ad összefoglalót.

A tanulmányban alkalmazott hálózati adatbázis az OECD által publikált, REGPAT elnevezésű szabadalmi adatbázis felhasználásával készült (*OECD* [2010]). Az utóbbi több, egymással összekapcsolt táblából áll, amelyek az Európai Szabadalmi Hivatalhoz (European Patent Organisation – EPO), az Egyesült Államok Szabadalmi Hivatalához (United States Patent and Trademark Office – USPTO), valamint a Japán Szabadalmi Hivatalhoz (Japan Patent Office – JPO) benyújtott szabadalmak adatait mutatják be. Ezek közül csupán azt használtuk fel, ami az EPO-hoz benyújtott szabadalmak feltalálói és a hozzájuk rendelt régiókat tartalmazza. A táblázatban többek között a következő információk találhatóak: a szabadalom azonosítója, feltalá-

lőinak neve, a feltaláló szabadalomban jelölt lakcíme, valamint a lakcímhez az OECD által kifejlesztett eljárással rendelt NUTS 3 szintű régió kódja. Minthogy egy-egy szabadalomhoz több feltaláló is tartozhat, a táblázat a szabadalmi dokumentáción feltüntetett összes személyre külön rekordot tartalmaz. Az egyes szabadalmakhoz pedig azon régiók kódjait rendeli hozzá, amelyekben a szabadalom létrejöttében közreműködő feltalálók dolgoznak. A tudásáramlás szempontjából ez azért lényeges, mert feltételezhető, hogy a szabadalom feltalálói és így a jelölt régiók között valamilyen tudástranszfer jött létre.

Ezekre az információkra építve lehetőség nyílik egy régiók közötti tudáshálózat feltérképezésére. Ehhez mindössze a szabadalom azonosítójára és a hozzárendelt régió kódjára, azaz a táblázat két mezőjére van szükségünk. A hálózat felépítésére a szabadalmi együttműködések, egészen pontosan azok leszámblálása alapján kerül sor: két régió között akkor tételezünk fel kapcsolatot, ha feltalálók valamely szabadalom kapcsán együttműködtek. Minél több ilyen közös munka figyelhető meg, annál magasabb kapcsolati intenzitást feltételezünk. A kapott hálózat így értelemszerűen súlyozott lesz, hiszen a régiók közötti együttműködések száma változhat. A súlyozás több módszer segítségével is elvégezhető. Ezek között az a különbség, hogy a szabadalmi feltalálói kapcsolatokból miként következtetünk a régiók közötti tudásáramlás erősségére. Jelen dolgozatban ez utóbbit úgy határozzuk meg, hogy a régiók közötti kapcsolat erősségét (súlyát) egy egységgel növeljük, amennyiben feltalálók az adott szabadalmon együtt dolgoztak. (Lásd a 2. és 3. ábrát.)

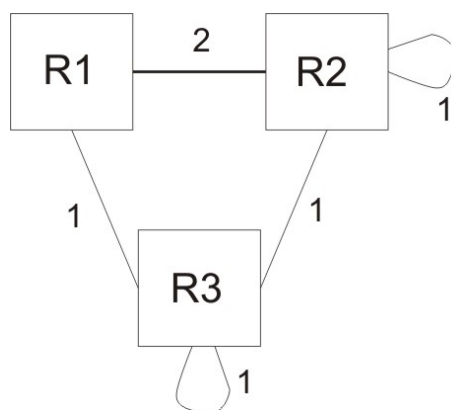
2. ábra. Példa a szabadalmi feltalálói együttműködésekre



A 2. ábra egy egyszerű példát mutat be a szabadalmi feltalálói együttműködésekre. Három régió (R1, R2 és R3) hét feltalálója (I1, ..., I7) két szabadalmon dolgozott együtt (a sötéttel és a világossal jelölt feltalálók egy-egy szabadalom feltalálói). Feltételezzük, hogy a feltalálói együttműködés kapcsolatot, tudásáramlást jelent valamilyen részt vevő feltaláló között. Természetesen elképzelhető, hogy a szabadalom

feltalálói is speciális hálózati struktúrába rendeződnek, erre vonatkozóan azonban a rendelkezésre álló adatok nem biztosítanak információt. Ugyanakkor a feltalálók közötti teljes (maximális sűrűségű) hálózat feltételezése nem jelent lényeges torzítást, mivel egy szabadalomhoz tipikusan kisszámú feltaláló tartozik (a speciális struktúra feltevése jellemzően nagyobb feltalálói létszám esetén lenne lényeges). A feltalálók közötti személyes kapcsolatokat a szaggatott vonalak jelölik. Az általunk vázolt módszer alapján kialakítható interregionális hálózatokat a 3. ábra mutatja.

3. ábra. Az interregionális hálózatok felépítésének módszere a 2. ábra példája alapján



A kapcsolat súlya két régió között 1, ha az ott dolgozó feltalálók egy szabadalomban működtek együtt, míg 2, ha két szabadalom esetén. Az így létrejövő hálózat hurkokat is tartalmazhat, vagyis a régió belüli tudásáramlás volumenét szintén figyelembe vehetjük. Bár a rendelkezésre álló adatbázis ezt az információt magában foglalja, e lehetőséget a tanulmányban nem használjuk ki.

Fontos kiegészítés az előbbiekhöz az az eset, amikor egy feltaláló több szabadalom létrehozásában is részt vesz. Ezt a helyzetet úgy lehetne kezelni, ha a szabadalmak feltalálóihoz szintén egyedi azonosítót rendelnénk. A felhasznált adatbázis azonban szöveges és nem standardizált formában tartalmazza a feltalálók neveit, így azok tisztítása jelentős vállalkozás lenne, kiváltképp az általunk kezelt milliós rekordszámnál. Emiatt a 3. ábrához hasonló struktúrát kapunk abban az esetben is, ha két feltaláló (például I2 és I6) ugyanaz a személy. Ennek torzító hatása csak akkor problematikus, amikor a feltaláló lakhelyet változtat. A vizsgálatban azonban ez nem jelent komoly torzítást, mivel a lakhelyváltogatás értelemszerűen régiók közötti tudásáramlást jelent, igaz nem abban az értelemben, amire a hálózati adatok felépítésének módszertanát alapoztuk: a hálózat felépítésének elve személyek közötti interakciók által közvetített tudásáramlást feltételez, míg a lakhelyváltogatásnál a régiók közötti tudástranszfer személyes kontaktusok nélkül valósul meg.

Egyrészt az elemzés kezelhető keretek között tartása érdekében, másrészt az adatfeldolgozás kapcsán felmerülő számítástechnikai kapacitáskorlátok okán, a vizsgálatot először az Európai Unió 27 tagországára végeztük el. Ez összesen 1330 NUTS 3 régiót jelent. A nyers adatbázis így egy olyan szimmetrikus kapcsolati mátrix, amely 1330 sorral és oszloppal rendelkezik, általános eleme pedig azt mutatja, hogy az előbb ismertetett összesítő eljárás alapján egy adott sor és oszlop által meghatározott két régió között milyen intenzitású kapcsolat volt egy bizonyos időszakban.

A hálózatokat különböző évekre építettük fel. Ehhez a REGPAT-adatbázis egyik kiegészítő táblázatát használtuk, amely az egyes szabadalmakhoz a benyújtás évét rendeli hozzá. Így a régiók közötti tudáshálózatot leíró kapcsolati mátrixot valamennyi vizsgált év esetén meg tudtuk határozni. Az adatbázis által felölelt időtáv 1978-tól 2002-ig terjed.¹ Az alsó korlátot a szabadalmi adatok elérhetősége adja, a felső korlátot pedig az a tény, hogy a szabadalmi hivatalokba befutó ilyen vonatkozású kérelmek feldolgozottsága csak 2002-ig tekinthető teljesnek, ettől kezdve a feldolgozottság csökken, ami értelemszerűen torzítaná az eredményeket.

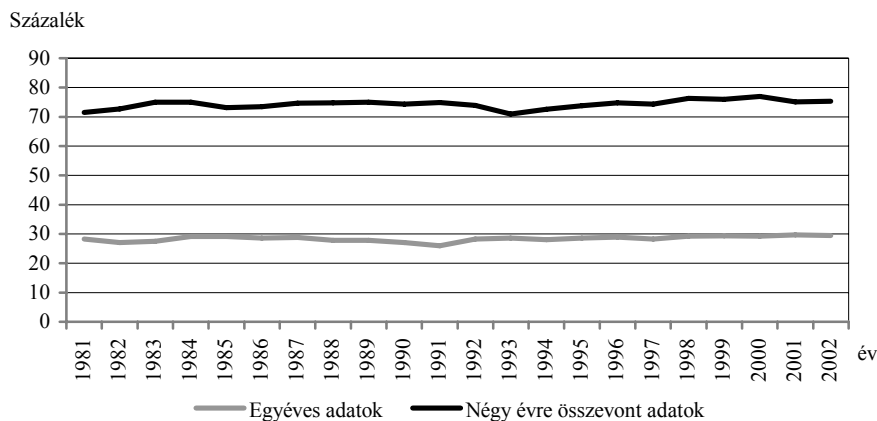
A továbbiakban használt hálózati adatbázis tekintetében két módszertani megjegyzést kell még tennünk. Az egyik a hálózati kapcsolatok stabilitására, a másik a kapcsolati mátrix felosztására vonatkozik.

Amennyiben a hálózatokat évenként építjük fel, úgy a kapott struktúrák meglehetősen instabilak lesznek. Ezen azt értjük, hogy a megfigyelt hálózati kapcsolatok évről évre változnak, mivel az empirikus értékek a benyújtott szabadalmakhoz kötődnek. Ugyanakkor nyilvánvaló, hogy a szabadalmi együttműködés nem feltétlenül egyetlen évet fog át: a benyújtás csupán egy hosszabb folyamat eredménye. Így logikus azt feltételezni, hogy a megfigyelt kapcsolatok (legalábbis a múltba tekintve) tartósabbak, ami a tudásáramlás hosszabb időhorizontja és az adatbázis időbeli korlátai közötti feszültség mellett a hálózatok stabilitásával kapcsolatos gyakorlati problémát is képes kezelni. Ha ugyanis a megfigyelt kapcsolatok évről évre változnak, a kiszámolt strukturális mutatók értéke szintén jelentős ingadozást mutat, és ez az előző gondolatmenetnek megfelelő, lényegesen stabilabb kapcsolatok esetén a valós folyamatokat torzítja.

Ennek érdekében a következő eljárást követjük: egy adott év kapcsolatainak kiszámításánál nem csupán azt vesszük figyelembe, hogy a szabadalmi adatbázis alapján az adott évben mekkora a kapcsolati intenzitás két régió között, hanem ehhez hozzáadjuk az előző három év értékét is. Ezt az elvet évről évre alkalmazva a hálózati dinamika megmarad, de a kapcsolatok stabilitása növekszik, azaz változásuk kevésbé lesz véletlenszerű. A módszer alkalmazásának hátránya, hogy a vizsgálható időtávból 3 évet „veszítünk”, így a további elemzésekben csak az 1981-től 2002-ig terjedő időszak szerepel.

¹ A ténylegesen felhasznált intervallum azonban három évvel szűkül a következőkben bemutatásra kerülő négyéves aggregálás miatt.

4. ábra. Hálózati stabilitás egyéves és négy évre összevont adatokon



A hálózati kapcsolatok stabilitására egy egyszerű mutatószám adható, amely két időszak között a fennmaradó kapcsolatok arányát méri az összes kapcsolathoz viszonyítva.² A 4. ábrán az egyéves, valamint a négy évre összevont adatok alapján képzett hálózatok stabilitási mutatójának időbeli alakulása látható. Jól érzékelhető, hogy az összevont számottevő stabilitást „visz” az adatokba. Míg az egyéves adatoknál a kapcsolatok mindössze 30 százaléka stabil, addig a másik esetben ez az arány már 75 százalék körül mozog. A stabilitási mutatóban egyik összegzési mód esetén sem tapasztalható időbeli tendencia.

A másik megjegyzés az elemzéseknél használt alegységekkel kapcsolatos. A hálózati struktúrák vizsgálata lehet globális, azaz elemezhetjük a valamennyi régiót tartalmazó hálózatot, de alegységeket is képezhetünk. Mi alegységeknél az országokat választjuk, és így az országokon belüli interregionális hálózati struktúrát vizsgáljuk. Az eredeti, 1330 elemű hálózatból az országos hálózatokat úgy képezzük, hogy az adott ország régiói közötti kapcsolatokat vesszük csak figyelembe, az országhatárokon átívelő kapcsolatokat nem vizsgáljuk.³

3. Hálózati struktúrák elemzése

A továbbiakban azt vizsgáljuk, hogy az előző pont megfontolásai alapján képzett hálózatok milyen strukturális jellemzőkkel írhatók le, amelyek kiszámításához

² A mutatószám kiszámításának pontos módját a Függelék tartalmazza.

³ *Maggioni és Uberti* [2006] megállapítják, hogy a feltalálói kapcsolatok jellemzően országhatárokon belül figyelhetők meg, így az országok közötti kapcsolatok kiiktatása nem jelent lényeges információvesztést.

a társadalmi hálózatelemzés módszereit alkalmazzuk. Ezekről az eljárásokról *Scott* [1991], valamint *Wasserman és Faust* [1994] összefoglaló munkái adnak teljes képet. Itt elsősorban azokra a jelenségekre koncentrálnak, amelyekre a bevezetőben kitértünk: a hálózatokban megtalálható lokális struktúrák (kisvilágok), valamint a skálafüggetlenség szerepére, amelyet a hálózat sűrűségének vizsgálatával egészítünk ki.

3.1. Fokszám és sűrűség

A hálózat struktúrájának számos globális mutatója közül a legtöbbször használt és egyben legegyszerűbb mutatónak az átlagos fokszám tekinthető. Ez azt mutatja meg, hogy a hálózat egy tagjának átlagosan mennyi kapcsolata van. Formálisan a csomópontok egyedi fokszámainak (kapcsolati számainak) átlagaként adható meg.

Az átlagos fokszám azonban abszolút mutató, így az a különböző méretű (csomópontszámú) hálózatok esetén közvetlenül nem hasonlítható össze. A méretek különbözőségének itt azért van jelentősége, mert az egyes országok eltérő számú NUTS 3 régióval rendelkeznek, ezért belső hálózataik mérete is más és más. A dinamikus szemlélet emellett országon belül is megköveteli az összehasonlíthatóságot, mivel egyes régiók kikerülhetnek a tudásáramlás folyamataiból, míg mások integrálódhatnak azokba.

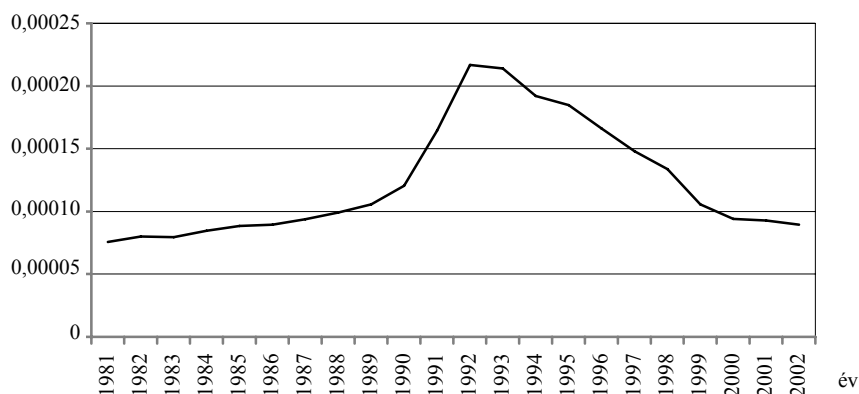
Ezt a problémát a sűrűség mutatójával küszöbölhetjük ki. Ez azt méri, hogy a hálózatban mennyi kapcsolat található az összes potenciális kapcsolat számához képest. Kiszámításakor azonban figyelembe kell vennünk, hogy az összes potenciális kapcsolat számának definiálása olyan pont, ahol a hálózati kapcsolatok súlyozottsága problémákat vet fel. Ha ugyanis a kapcsolatok súlyozatlanok (vagyis a kapcsolatokat leíró mátrix elemei nullák vagy egyesek), akkor a kapcsolatok potenciális (maximális) száma egy N elemű (irányítatlan) hálózat esetén $N(N-1)/2$. Amennyiben viszont a kapcsolatok súlyozottak, úgy a sűrűségnél figyelembe kell vennünk a kapcsolati intenzitásból fakadó különbségeket.

E probléma megoldásának legegyszerűbb módja, hogy a kapcsolati intenzitásokat, vagyis a kapcsolati mátrix elemeit normalizáljuk a 0 és 1 közötti intervallumra. Így a kapcsolatok maximális száma továbbra is $N(N-1)/2$ lesz, amit akkor kapunk, ha valamennyi csomópont között létezik kölcsönös kapcsolat és ezek intenzitása kivétel nélkül egységnyi. A normalizálást évenként és országonként végezzük el oly módon, hogy a kapcsolati mátrix egyes elemeit az adott évben és országban található legmagasabb kapcsolati súly értékéhez viszonyítjuk.

A sűrűség mutatóját ezt követően valamennyi ország esetén minden évre kiszámolhatjuk. Az 5. ábrán nyomon követhető, hogy a vizsgált országok összességében (vagyis az 1330 elemű aggregált hálózatban) miképp alakult a hálózati kapcsolatok

sűrűsége 1981 és 2002 között. Az eredmények érdekes tendenciát mutatnak: a kilencvenes évek elejéig a sűrűség növekszik, majd ezt követően csökken.

5. ábra. A sűrűség alakulása 1330 európai NUTS 3 régióban súlyozott kapcsolati mátrix alapján

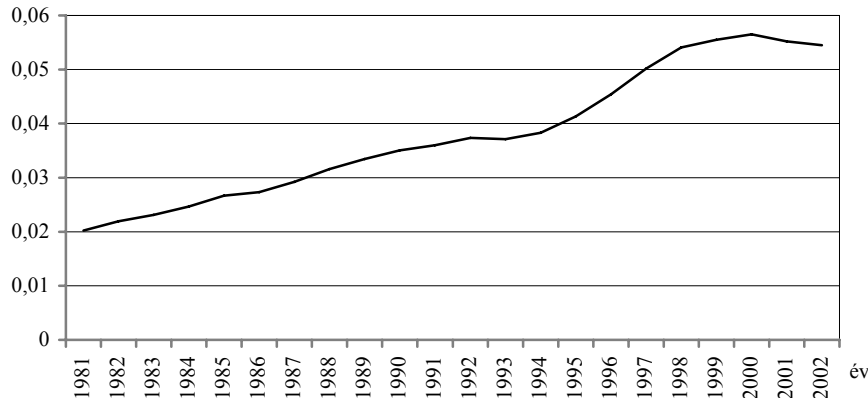


E tendenciát két tényező magyarázhatja. A hálózati sűrűség változása ugyanis egyrészt a régiók közötti kapcsolatok bővülését vagy megszűnését mutatja (azaz olyan régiók között is létrejön kapcsolat, amelyek között korábban nem létezett; vagy megszűnik egy létező összeköttetés), másrészt a már létező kapcsolatok intenzitásának alakulására utal. A kilencvenes évek elejéig tapasztalható növekedés tehát e két tendencia eredőjeként adódik. A trend árnyaltabb áttekintése érdekében érdemes a hálózati sűrűséget úgy is kiszámítani, hogy a kapcsolatok intenzitását kiszűrjük az elemzésből. Ehhez egyszerűen azt kell tennünk, hogy a sűrűség mutatóját ún. bináris kapcsolati mátrix felhasználásával számítjuk ki. Ez egyeseket tartalmaz, ha két régió között létezik kapcsolat (függetlenül a kapcsolat intenzitásától), míg nullákat, amennyiben nem áll fenn. A bináris kapcsolati mátrix alapján számolt sűrűségi értékeket a 6. ábra mutatja.

Bináris kapcsolati mátrix alkalmazása esetén az 5. ábrán tapasztalható „kilencgés” nem figyelhető meg. Ez egyértelműen rámutat arra, hogy azt a régiók közötti kapcsolatok intenzitásának növekedése, majd azok csökkenése okozta, miközben a kapcsolatok száma fokozatosan emelkedett, azaz egyre több régiópár között jött létre valamilyen intenzitású együttműködés. Ez utóbbi egyfelől a szabadalmi tevékenységben részt vevő régiók, másrészt kapcsolataik számának növekedését jelenti. Mindez tehát arra utal, hogy a vizsgált európai NUTS 3 régiók egyre szélesebb körben integrálódnak az európai szabadalmi együttműködésbe, vagyis egyre több másik régióval működnek együtt. A kapcsolatok intenzitásának kilencvenes évek közepéig történő emelkedése, majd ezt követő csökkenése viszont arra mutat rá, hogy az utóbbi egy-két évtizedben a szabadalmi együttműködések eltolódtak a

„gyengébb” kapcsolatok irányába: kisebb intenzitású kapcsolatok jellemzők, de a partnerek szélesebb körével.

6. ábra. A sűrűség alakulása 1330 európai NUTS 3 régióban bináris kapcsolati mátrix alapján



Az 1. táblázat a súlyozott és a bináris sűrűség mutatójának 1981-es és 2001-es értékeit, valamint ezek két időszak közötti változásának mértékét tartalmazza országonként.⁴

A táblázatból két dolog tűnik szembe. Egyrészt, hogy a sűrűségértékek, akár súlyozott, akár bináris módszerrel számítjuk azokat, számottevő szóródást mutatnak az országok között. Másrészt az EU27 aggregált hálózatán számított értékek jelentősen alacsonyabbak az egyediekénél.⁵ Mindkét jelenség mögött az az összefüggés áll, hogy a nagyobb méretű hálózatok tipikusan kisebb sűrűséggel jellemezhetők (lásd például Scott [1991], Varga–Parag [2009]). Ez szintén jól látható a táblázat egyedi értékeinél: a legalacsonyabb értékeket Németország, Olaszország, Franciaország és az Egyesült Királyság adják, amelyek hálózati mérete egyben a legnagyobb.⁶ Érdemes megfigyelni azt is, hogy a súlyozott sűrűség változásai nem tükröznék különösebb mintázatot, nagyjából ugyanolyan arányban találunk növekedést, mint csökkenést (bár a mértékek különbözők). Ugyanakkor a bináris sűrűségnél tipikusan (több esetben három számjegyű) növekedést tapasztalunk, ami egybevágh az aggregált hálózatra bemutatott korábbi eredményekkel. Így megállapíthatjuk, hogy ebben a speciális vo-

⁴ Ebben és a következő táblázatokban nem szerepelnek azok az országok, amelyekre vonatkozóan valamilyen vagy mindkettő évben hiányoznak adatok. Fontos kiemelni, hogy a hálózatokra vonatkozó mutatók kiszámításakor legalább 3-4 csomópont jelenléte szükséges ahhoz, hogy értelmezhető eredményeket kapjunk. Így tipikusan azok az országok maradnak ki, ahol (főként a vizsgált időszak elején) csak egy-két régió alkotja a hálózatot. Ugyanakkor ezek a régiók beletartoznak az EU27 hálózatra számolt mutatókba, mivel itt az egyes országok integráltságától függetlenül nagyszámú csomóponttal tudunk dolgozni.

⁵ A táblázatban szereplő EU27-re vonatkozó adatok megfelelnek a 4. és 5. ábrán részletesen bemutatottaknak.

⁶ Elegendő csak Németország 430 NUTS 3 régiójára gondolnunk Magyarországgal szemben.

natkozásban az országos hálózatok abszolút értékben nem reprezentálhatók az aggregált hálózattal, dinamikájukat tekintve viszont igen.

1. táblázat

Súlyozott és bináris sűrűségű mutatók alakulása egyes európai országokban

Ország	Súlyozott sűrűség			Bináris sűrűség		
	1981	2001	Változás (százalék)	1981	2001	Változás (százalék)
Belgium	0,0209	0,0251	20,10	0,1829	0,4667	155,17
Bulgária	0,0345	0,0200	-42,03	0,3611	0,1619	-55,16
Dánia	0,0947	0,1302	37,49	0,5818	0,8333	43,23
Németország	0,0006	0,0018	200,00	0,0695	0,2177	213,24
Írország	0,2400	0,1359	-43,38	0,4000	0,9167	129,18
Spanyolország	0,0123	0,0009	-92,68	0,1667	0,1184	-28,97
Franciaország	0,0016	0,0058	262,50	0,1479	0,3696	149,90
Olaszország	0,0014	0,0015	7,14	0,0796	0,2083	161,68
Magyarország	0,0068	0,0134	97,06	0,2368	0,2762	16,64
Hollandia	0,0030	0,0030	0,00	0,2305	0,6354	175,66
Ausztria	0,0132	0,0197	49,24	0,1951	0,4270	118,86
Lengyelország	0,0271	0,0115	-57,56	0,1930	0,1111	-42,44
Portugália	1,2000	0,0539	-95,51	1,0000	0,2088	-79,12
Románia	0,1481	0,0469	-68,33	0,6667	0,2667	-60,00
Finnország	0,0060	0,0104	73,33	0,1373	0,5895	329,35
Svédország	0,0363	0,0172	-52,62	0,4892	0,6494	32,75
Egyesült Királyság	0,0044	0,0031	-29,55	0,1069	0,2562	139,66
EU27	0,0001	0,0001	0,00	0,0202	0,0552	173,27

3.2. Átlagos elérési út, klaszterezettség és kisvilágok

Ahogy arra a bevezetőben kitértünk, a valós hálózati struktúrák sokszor ún. kisvilágokként írhatók le, ami azt jelenti, hogy szorosan összekapcsolt lokális csoportokat ritkábban előforduló áthidaló kapcsolatok kötnék össze. E jelenség számszerű kimutatásához azonban két további mutatószám, az átlagos elérési úthossz és a klaszterezettség bevezetése szükséges.

Az átlagos elérési út hossza a hálózat méretét és integráltságát egyetlen mutatóba sűrítve tudja kifejezni azáltal, hogy a hálózat tagjai közötti átlagos távolságra ad valamilyen közelítő értéket. A hálózat két csomópontja közötti legrövidebb utat ún.

geodetikus távolságnak nevezzük, ami azt mutatja meg, hogy hány kapcsolaton keresztül érhető el az egyik csomópont felől a másik (a legrövidebb úton). Ezek a távolságok a gráfelméletből ismert legrövidebb út algoritmusok segítségével könnyen meghatározhatók, bár a kapcsolati mátrix segítségével zárt forma nem adható rájuk. A hálózat egészére jellemző átlagos elérési út az egyes csomópontpárok közötti geodetikus távolságok átlagaként adódik.

Az átlagos elérési úthossz esetén ismét felmerül a hálózat méretének problémája: nagyságrendileg más értékeket kaphatunk az átlagos elérési út hosszára egy nagyméretű és egy kis hálózatban, miközben a két értéket összehasonlítva nem tudjuk megállapítani, hogy melyik jelent ténylegesen hosszabb elérési utat. Ezt a problémát a hálózat méretével történő egyszerű normalizálással is megoldhatnánk, azonban logikus, hogy az átlagos elérési úthossz nemcsak a hálózat méretétől, hanem annak sűrűségétől is függ. Ennek érdekében egy összetettebb, de a hálózatelemzéssel foglalkozó tanulmányokban elterjedt módszert alkalmazunk (lásd például *Cowan* [2005], *Maggioni–Uberti* [2006]).

A módszer lényege, hogy az átlagos elérési úthosszt nem közvetlenül a hálózat méretéhez viszonyítjuk, hanem egy olyan értékhez, amit akkor kapnánk, ha egy azonos átlagos fokszámú és méretű, de teljesen véletlenszerű hálózat átlagos elérési útját számolnánk ki.⁷ Ezt az eljárást alkalmazva valamennyi ország és időszak esetében létrehozunk egy véletlen hálózatot, ami ugyanolyan paraméterekkel (csomópontszámmal és átlagos fokszámmal) rendelkezik, mint az empirikusan megfigyelt. A véletlen hálózatra is kiszámítjuk az átlagos elérési úthosszt egyfajta referenciaértékként, majd ehhez viszonyítva értékelhetjük az empirikus értéket (vagyis azt, hogy az adott hálózatban megfigyelt átlagos elérési úthossz rövidnek vagy hosszúnak tekinthető). Jelen tanulmányban bemutatott elemzésekben az átlagos elérési úthosszt ebben a relatív értelemben használjuk.⁸

A kapcsolathálóok elemzése során alkalmazott további fontos mutató a klaszterezettség, amely a globális sűrűség egyfajta lokális párjaként értelmezhető. Ennél fogva arra alkalmas, hogy segítségével felmérjük a hálózat lokális struktúráinak jelentőségét. *Cowan* [2005] definíciója szerint a klaszterezettség azt mutatja, hogy egy adott csomópont szomszédjai milyen mértékben szomszédjai egymásnak is. Globális szinten e lokális mutatók átlagaként adódik a hálózat egészének klaszterezettsége. *Luce és Perry* [1949] a globális klaszterezettséget a hálózatban található zárt háromszögek számának az összes lehetséges háromszöghöz viszonyított

⁷ Véletlen hálózaton olyan hálózati struktúrát értünk, ahol a kapcsolati mátrix elemeit véletlenszerűen választjuk 0-nak vagy 1-nek. E hálózatok fontos paramétere az a p valószínűség, amellyel a kapcsolati mátrix egy eleme 1-es értéket vesz fel. $p=0$ esetén a hálózat üres, $p=1$ esetén pedig teljes. A véletlen hálózatok matematikai háttéréről lásd például *Bollobás* [2001] munkáját.

⁸ A véletlen hálózatok generálása során adódó sztochasztikus hatások minimálisra csökkentése érdekében valamennyi ország és időszak esetén az aktuális méretű és fokszámú véletlen hálózatot 100 alkalommal generáltuk, majd az ezeken számított átlagos elérési utak hosszát átlagoltuk. A későbbiekben ez képezte a viszonyítási alapot.

arányaként határozzák meg. Zárt háromszögön itt három egymáshoz közvetlenül kapcsolódó csomópontot értünk. Ezen értelmezés alapján a globális klaszterezettség a hálózat lokális kohézióját, vagyis azt méri, hogy a szoros, zárt lokális struktúrák mennyire jellemzők a hálózatban.

A klaszterezettség e meghatározás szerint a globális sűrűség mutatójával analóg, tulajdonképpen egyfajta lokális sűrűségként tekinthető: a hálózat csomópontjai környezetének sűrűségét tükrözi. Ha értéke magas, a csomópontok sűrű lokális kapcsolatrendszerbe ágyazódnak, míg ellenkező esetben a lokális sűrűség kevésbé jellemző.

Az átlagos elérési úthosszhoz hasonlóan a klaszterezettség sem független a hálózat globális sűrűségétől. Minél sűrűbb a hálózat globálisan, annál nagyobb a lokális sűrűség, vagyis a klaszterezettség is. Így a lokális kapcsolatok tényleges súlyát úgy tudjuk meghatározni, hogy a sűrűség szerepét az átlagos elérési úthossz esetén bemutatott módszerrel kiszűrjük a vizsgálatból. Ennek megfelelően a „nyers” klaszterezettségi mutatót is egy adott átlagos fokszámú és méretű véletlen hálózatban számolt klaszterezettségi mutatóhoz viszonyítva értelmezzük.

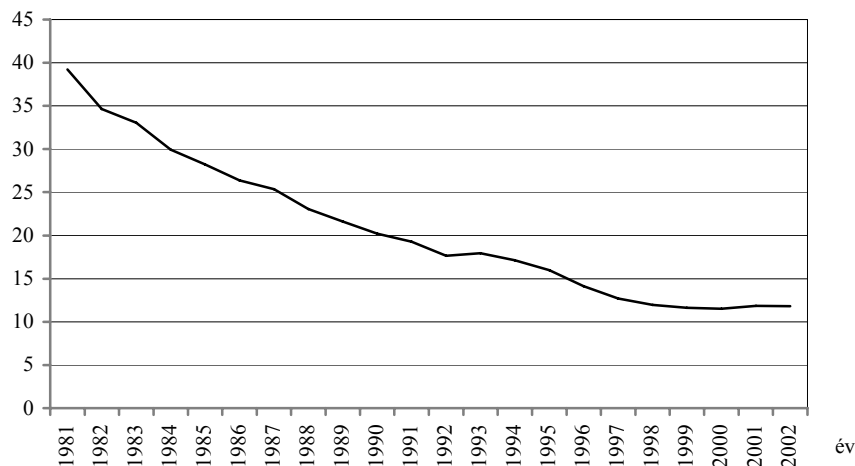
Az előzőkben bevezetett mutatószámok tükrében a kisvilágok jelensége azt jelenti, hogy ezekre a hálózati struktúrákra egyszerre jellemző a magas szintű klaszterezettség és a rövid elérési utak jelenléte. Az előbbi biztosítja a lokális csoportok erejét, az áthidaló kapcsolatok pedig a kis elérési utakat: a csoportokon belül az elért eleve rövid, hiszen ezek jellemzője éppen a sűrű kapcsolati háló, a relatíve véletlenszerű áthidaló kapcsolatokkal azonban a (viszonylag távolabbi) csoportok közötti átjárás is rövidül.

Ennek alapján egy egyszerű mutatószámot definiálhatunk a kisvilágok megjelenítésére, ami a korábbiakban bemutatott klaszterezettségi mutató és átlagos elérési út hányadosa. Ennek értéke emelkedik, ha a lokális struktúrák szerepe növekszik az átlagos elérési úthosszhoz viszonyítva, vagyis ha a hálózati struktúra egyre inkább a kisvilágok jellemzőivel írható le.

A 7. ábrán követhető nyomon a kisvilág mutató alakulása az aggregált hálózatban. Értéke folyamatosan csökken (értelemszerűen a klaszterezettség mérséklődésével párhuzamosan), vagyis a vizsgált hálózat egyre kevésbé jellemezhető kisvilágként: a lokális struktúrák felbomlanak, ugyanakkor az elérési utak száma érdemben nem kevesebb. Fontos összevetni a klaszterezettség és a sűrűség változását is, mivel a hálózat globális sűrűségének alakulása hatással van a lokális kapcsolatok sűrűségére. A helyi jellegű struktúrák felbomlásáról abban az esetben beszélhetünk, ha a klaszterezettség úgy csökken, hogy közben a globális sűrűség növekszik, nem változik, vagy kisebb ütemben mérséklődik. A 6. ábra szerint a globális sűrűség fokozatosan emelkedik a vizsgált időszakban, vagyis a klaszterezettségi mutató esése valóban a lokális struktúrák dominanciájának csökkenését mutatja.⁹

⁹ Az összevetéshez a bináris kapcsolati mátrixból számolt sűrűségi mutatót célszerű alapul venni, mivel a klaszterezettségi mutatót is ebből a mátrixból számítjuk ki.

7. ábra. A kisvilág mutató alakulása 1330 európai NUTS 3 régióban



2. táblázat

Az egyes országok kisvilág mutatói

Ország	Kisvilág mutató		
	1981	2001	Változás (százalék)
Belgium	3,0970	1,4850	-52,05
Bulgária	1,7071	6,7017	292,58
Dánia	1,0266	1,0987	7,02
Németország	5,5540	2,2687	-59,15
Írország	1,1119	0,9759	-12,23
Spanyolország	4,0104	4,9329	23,00
Franciaország	3,9470	1,8790	-52,39
Olaszország	5,3365	2,5509	-52,20
Magyarország	3,1249	2,7198	-12,96
Hollandia	2,1856	1,2102	-44,63
Ausztria	2,3408	1,3993	-40,22
Lengyelország	2,8550	6,0120	110,58
Románia	1,4022	4,5063	221,37
Finnország	1,1167	1,3568	21,50
Svédország	1,3616	1,1674	-14,27
Egyesült Királyság	3,6327	2,1454	-40,94
EU27	39,2237	11,8320	-69,83

A 2. táblázat adatait áttekintve a szokásos kép rajzolódik ki: az országos és az aggregált hálózat mutatói abszolút értelemben lényegesen eltérnek egymástól, ugyanakkor az aggregált szinten megfigyelhető csökkenő tendencia az országon belüli hálózatokra is jellemző, azaz ez utóbbiak szintén elveszítik kisvilág jellegüket. Bulgáriában, Romániában és Lengyelországban viszont e mutató számottevően emelkedett, ami a lokális struktúrák szerepének növekedését tükrözi ezekben az országokban. Összességében azt láthatjuk, hogy a vizsgált régiók egyre integráltabbá válnak, a szabadalmi együttműködések a partnerek egyre szélesebb körével zajlanak. Ez azt is jelenti, hogy a kezdetben tipikusan országon belüli kapcsolatok egyre távolabbra, országhatárokon túlra mutatnak.

3.3. Skálafüggetlenség

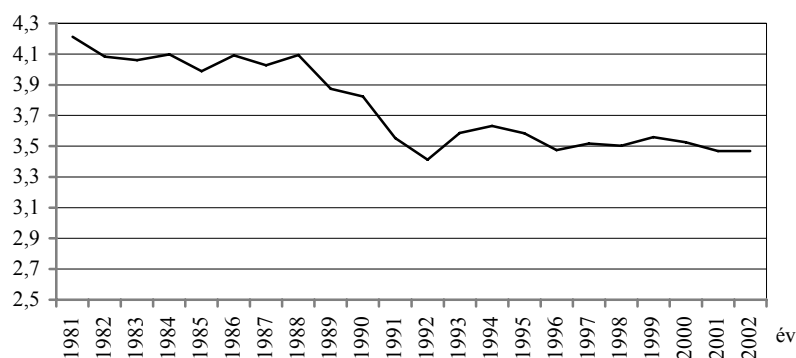
Míg az egyedi (lokális) fokszám viszonylag jól jellemzi egy csomópont centralitását (integráltságát) a hálózaton belül, addig az átlagos fokszám globális szinten félrevezető lehet. Ez utóbbi adott értéke ugyanis előállhat olyan hálózat esetén, amelynek csomópontjai nagyjából egyenlő számú kapcsolattal rendelkeznek, de olyanban is, ahol a kapcsolatok számának eloszlása lényegesen szélsőségesebb. A hálózat globális struktúráját az egyedi fokszámok eloszlása tükrözi pontosabban. *Barabási Albert-László* és kollégáinak kutatásai éppen arra mutattak rá, hogy a valós hálózatok rendkívül széles körében (többek között a közlekedési, az élő sejtet átszövő molekuláris, valamint a társadalmi és publikációs hálózatokban) a fokszám-eloszlás ferde, egészen pontosan jól közelíthető egy (negatív kitevőjű) hatványfüggvénnyel (*Barabási* [1999], *Barabási* [2002]; *Barabási-Albert-Jeong* [2000]). Az egyes fokszámértékek relatív gyakorisági adataira illesztett hatványfüggvény kitevője alkalmas mércéje lehet a skálafüggetlenségnek, hiszen egy abszolút értékben nagyobb kitevő a függvény magasabb görbületét, ezáltal a „köztes” fokszámértékek előfordulásának kisebb valószínűségét mutatja.

A 8. ábrán követhető nyomon az aggregált hálózat évenkénti fokszámeloszlásaira illesztett hatványfüggvény kitevőjének alakulása (abszolút értékben).¹⁰ A vizsgált időszak alatt a skálafüggetlenség mértéke csökken, a tendencia azonban alapvetően három szakaszra bontható. A nyolcvanas évek végéig egy viszonylag erőteljesebb szintű skálafüggetlenséget a két évtized fordulóján meredek csökkenés, majd egy újból stabilizáló váló alacsonyabb érték követ. Fontos, hogy a kilencvenes évek közepétől tapasztalható 3,5 körüli érték közelít ahhoz az értékhez, ami a skálafüggetlen hálózatok egy jelentős csoportjára jellemző. *Barabási* [2002] is kiemeli, hogy az ilyen hálózatokban tipikusan 2 és 3 közötti kitevők adódnak. Ezek szerint az aggregált hálózat lényegesen erősebb

¹⁰ Fontos megjegyezni, hogy a korábban használt viszonyítási alapoknak itt nincsen különösebb jelentősége, mivel a hatványfüggvény kitevőjeként értelmezett skálafüggetlenségi mutató már egy, a hálózat méretétől független adatsorból (a fokszámok relatív gyakoriságából) kerül meghatározásra.

skálafüggetlen tulajdonságokat mutat, mint az eddig vizsgált hálózatok általában, vagyis a fokszámeloszlás erősen aszimmetrikus: néhány régió centrális szerepet játszik, a többség viszont csak kevés kapcsolattal vesz részt a szabadalmi együttműködési hálózatban.

8. ábra. A skálafüggetlenségi paraméter alakulása



3. táblázat

Skálafüggetlenség az egyes országokban

Ország	Skálafüggetlenségi mutató		
	1981	2001	Változás (százalék)
Belgium	2,2583	1,3123	-41,89
Bulgária	2,1061	3,8979	85,07
Dánia	0,8337	1,2189	46,20
Németország	3,2108	2,5947	-19,19
Írország	0,1706	0,7573	343,90
Spanyolország	1,1749	5,5189	369,73
Franciaország	4,3935	3,3188	-24,46
Olaszország	3,6001	3,8053	5,70
Magyarország	3,8447	3,0070	-21,79
Hollandia	2,0416	2,2816	11,75
Ausztria	1,6069	1,0420	-35,15
Lengyelország	1,8747	3,0074	60,42
Románia	0,9043	0,7547	-16,55
Finnország	1,3546	1,8425	36,02
Svédország	0,5191	1,5548	199,51
Egyesült Királyság	1,8426	1,7533	-4,85
EU27	4,2128	3,4696	-17,64

Az egyes országok esetében a skálafüggetlenség mértékéhez és időbeli alakulásához hasonlóan jelentős különbségek tapasztalhatók. (Lásd a 3. táblázatot.) Nem találunk olyan tendenciát, amely az országos hálózatok méretét és a skálafüggetlenség mértékét összekapcsolná: Magyarország és Olaszország mutatói azonos nagyságrendűek, a hazai értékek azonban nagyobbak, mint a német adatok. A vizsgált országok körülbelül felében csökkent, míg a többiben növekedett a centralitás, vagyis a tagállamok ismét elég heterogének abban a tekintetben, hogy mennyire tekinthető skálafüggetlennek az ország belüli hálózat, illetve, hogy a változások milyen tendenciát követnek.

4. A megyék közötti tudáshálózati struktúrák alakulása Magyarországon

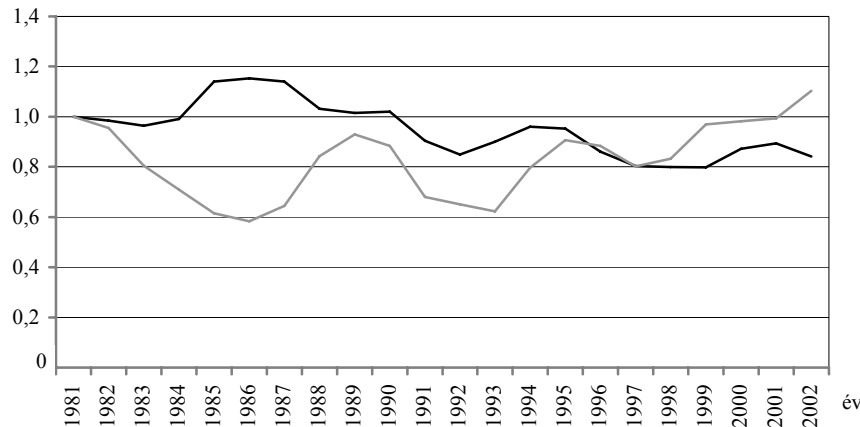
A hálózati struktúrákról szóló előző elemzést az Európai Unió országaira végeztük el. Érdekes azonban kitérni az itt ismertetett módszertan segítségével Magyarország regionális hálózati struktúrájának feltérképezésére is, bár ennek egyes elemei az eddig közölt táblázatokban már láthatók voltak. A statisztikai módszerekkel kapott eredményeket a vizuális megjelenítés és elemzés eszközével támasztjuk alá, mivel jelen esetben csupán 20 csomópontból álló hálózattal dolgozunk.

Ezek Magyarország NUTS 3 régióit, azaz a megyéket jelentik, illetve Budapestet, mint önálló régiót. A 9. ábra a kisvilág, illetve a skálafüggetlenségi mutató alakulását mutatja be 1981 és 2002 között.¹¹

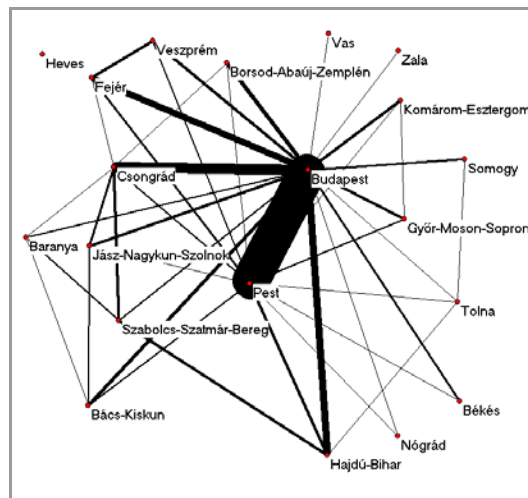
A 9. ábra szerint a kisvilág mutató csökkenő tendenciát mutat a vizsgált időszak alatt, a skálafüggetlenség esetén viszont enyhe, nem túl markáns emelkedés tapasztalható. Ez azt jelenti, hogy a hazai megyéket összekötő szabadalmi kooperációs hálózatok a vizsgált 20 év alatt veszítettek lokális jellegükből, ugyanakkor a centrális megyék szerepe nem csökkent, hanem enyhén növekedett. Így tehát nem mondhatjuk, hogy a magyar hálózati szerkezet a kisvilág jelleg csökkenésével a véletlen hálózatokhoz közelítene még annak ellenére sem, hogy a hálózat sűrűsége a vizsgált időszakban növekedett. A skálafüggetlenség markáns fennmaradása hazai szemmel természetesen nem tűnik meglepőnek: vélhetően Budapest játssza a domináns szerepet a magyar szabadalmi tevékenységben és így az együttműködési hálózatban is. A 10–12. ábrák a vizsgált hálózat vizuális megjelenítését tartalmazzák, rendre 1981-re, 1990-re és 2000-re. Az ábrákon a vonalak vastagsága jelöli a megyék közötti kapcsolat erősségét (a szabadalmi együttműködések számát).

¹¹ Az éves volatilitás csökkentése érdekében hároméves mozgóátlaggal számolunk, valamint az összehasonlítás miatt mindkét mutató esetében az 1981-es értéket 1-nek vettük, a többi év értékeit pedig ehhez viszonyítottuk.

9. ábra. A kisvilág és a skálafüggetlenségi mutató alakulása Magyarországon 1981 és 2001 között (1981 = 1)



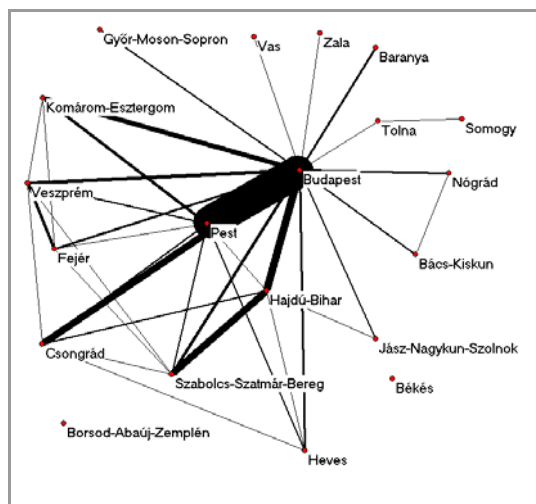
10. ábra. A hazai NUTS 3 régiók közötti szabadalmi együttműködési hálózat 1981-ben



1981-ben a hálózat erősen skálafüggetlen: két központi csomópontja Budapest, valamint Pest megye. (Lásd a 10. ábrát.) Hevest kivéve nem található másik megye, amelyik e két régió valamelyikéhez ne csatlakozna. Tanulságos az is, hogy az előző kivétellel valamennyi megye bekapcsolódik a hálózatba, azaz mindegyikhez legalább egy feltaláló kötődik, aki valamely szabadalom létrehozásánál közreműködött. A két centrális csomópont közötti domináns kapcsolaton kívül Csongrád megye szerepe lényeges, illetve Fejér és Hajdú-Bihar megyék rendelkeznek az átlagosnál több kap-

csolattal. Nem jellemző ugyanakkor a periférikus csomópontok közötti összeköttetés, ami a hálózat skálafüggetlenségét erősítené.

11. ábra. A hazai NUTS 3 régiók közötti szabadalmi együttműködési hálózat 1990-ben

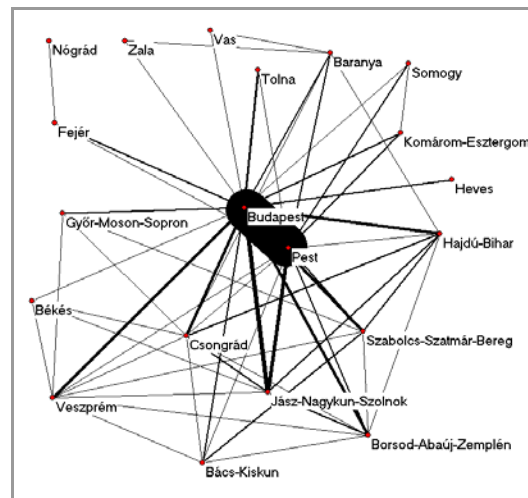


Az 1990-es helyzetet bemutató 11. ábrán néhány különbség látható az előzőhöz képest. Amellett, hogy Budapest centrális szerepe továbbra is domináns, Pest megye központisága valamelyest csökkent, amennyiben azt a hozzá közvetlenül kapcsolódó régiók számával mérjük. Ugyanakkor a fővárossal fennálló kapcsolata lényegesen erősebb lett. A jelentősebb „szereplők” között továbbra is ott van Csongrád és Hajdú-Bihar megye, de számottevő szerepre tett szert Komárom-Esztergom és Szabolcs-Szatmár-Bereg megye is. Eközben Fejér megye veszített ilyen jellegű fontosságából. Érdekes megemlíteni, hogy Szabolcs-Szatmár-Bereg megye intenzívebben kapcsolódik Hajdú-Bihar megyéhez, mint közvetlenül Budapesthez, ami a periférikus kapcsolatok minimális erősödésének irányába mutat. Kiesett a hálózatból az 1981-ben még jelentősebb szerepet játszó Borsod-Abaúj-Zemplén megye, marginálisan ugyan, de csatlakozott Heves megye, illetve megjelent egy olyan csomópont (Somogy megye), amelyik nem csatlakozik közvetlenül egyik centrális régióhoz sem. A periférikus csomópontok közötti kapcsolat továbbra sem jellemző.

2000-ben érzékelhető változások történtek a korábbi két évhez képest. (Lásd a 12. ábrát.) A Budapest és Pest megye közötti kapcsolat erőssége mind abszolút mértékben, mind pedig a hálózat többi kapcsolatának erősségével összehasonlítva jelentősen emelkedett, így továbbra is ez a két régió játssza a centrum szerepét. A többi csomópont egy része közvetlenül csatlakozik vagy az egyik, vagy a másik centrális szereplőhöz, a többség pedig mindkettőhöz. Megváltoztak a centrumon kívüli domináns szereplők:

Borsod-Abaúj-Zemplén megye jelentősége akárcsak Jász-Nagykun-Szolnoké, nőtt, miközben a többié csökkent. Ezen az ábrán az előző kettővel szemben már a periferikus csomópontok közötti kapcsolatok szerepének lényeges növekedése is látható, amit az összeköttetések erősödő „kuszasága” is mutat. Azt is érdemes megfigyelni, hogy ez a periferikus sűrűség inkább az alföldi és észak-magyarországi régiókra jellemző, miközben a dunántúli régiók közötti együttműködés továbbra is kismértékű.

12. ábra. A hazai NUTS 3 régiók közötti szabadalmi együttműködési hálózat 2000-ben



Természetesen felvethető a kérdés, milyen képet kapnánk, ha Pest megyét és Budapestet egyetlen csomópontként kezelnénk. Ezzel azonban nem tudnánk további információhoz jutni, mindössze az egyes kapcsolatok súlya lenne jobban nyomon követhető, illetve a skálafüggetlen szerkezet válna még erőteljesebbé, hiszen ebben az esetben a periferikus csomópontok egy centrális szereplőhöz kapcsolódnának jelentős intenzitással. A 12. ábra alapján az is megállapítható, hogy tipikusan a két régióból álló centrumhoz kötődő kapcsolatok jelentenek magasabb együttműködési intenzitást, míg a periferikus csomópontok közöttiek jellemzően csak néhány együttműködést „takarnak”.

5. Összefoglalás

A tanulmányban arra tettünk kísérletet, hogy bemutassuk a hálózatelemzés egyszerű statisztikai módszereit a hálózati struktúra jellemzőinek feltárása kapcsán: egy-

részt egy hálózati adatbázis kialakításán, másrészt ennek standard eszközökkel való elemzésén keresztül. A választott hálózat az innováció és a regionális gazdasági fejlődés szakirodalmára építve a régiók közötti tudástranszferek követésére szolgál, amelyeket a szabadalmi együttműködések keresztül közelítünk meg.

Az európai régiók szabadalmi együttműködési kapcsolataira alapozva és a társadalmi kapcsolatalemzés eszközrendszerét használva tanulmányoztuk a tudásáramlást elősegítő hálózatok struktúráját. A vizsgálat alapján több lényeges következtetésre juthatunk. Egyfelől megállapítható, hogy a hálózati struktúrák sűrűbbé válnak, ami a régiók közötti együttműködés szorosabbra fűzését jelenti. Fontos azonban megkülönböztetni e sűrűség két tényezőjét, a közös munkába bekapcsolódó régiópárok számának növekedését és a kapcsolatok intenzitásának változását egymástól. Míg az előbbi folyamatosan emelkedett 1981 és 2002 között (azaz egyre több régiót köt össze valamilyen mértékű együttműködés), addig az utóbbi csökkenő tendenciát mutat a kilencvenes évek elejétől kezdve. Ez azt jelenti, hogy a régiók egyre szélesebb köre csatlakozik a hálózathoz, a közöttük lévő kapcsolatok azonban veszítenek szorosságukból.

Ez a jelenség tükröződik abban is, hogy a hálózati struktúrára jellemző lokális csoportok fokozatosan felbomlanak, elszigeteltségük csökken. A kezdetben jellemzően országon belüli kapcsolatok egyre távolabbra mutatnak, bővül a nemzetközi együttműködés, így a lokálisból egyre inkább nemzetközi beágyazottság lesz. Természetesen ezek a folyamatok tendenciákat takarnak, és a vizsgált időtáv végén (2002-ben) a lokális kapcsolatok szerepe továbbra is domináns a hálózatokban.

A kisvilág jellemzők mellett a vizsgált struktúrák jelentős skálafüggetlenséget, aszimmetrikus fokszámoszlást mutatnak, melyek tekintetében szintén csökkenő tendenciát figyelhetünk meg a vizsgált időszak alatt. Mindez arra utal, hogy a hálózat sűrűbbé válásával nemcsak a lokális struktúrák, hanem a centralitás szerepe is csökken. Ugyanakkor e jellemzők esetében a gyengülés ellenére szintén továbbra is erős centrális struktúráról beszélhetünk.

Lényeges eltéréseket találtunk a vizsgált mutatók tekintetében. Egyrészt a 27 vizsgált ország régióit tartalmazó aggregált hálózat és az egyes országok helyi struktúrái, másrészt az egyes országok közötti különbségek is jelentősek. Ez a megállapítás rámutat arra, hogy az aggregált, összevont hálózat képe nagymértékben eltérhet az egyedi hálózati struktúrákétól, így az átlagolás sokszor félrevezető lehet. Az itt vizsgált esetben ez az erős kisvilág struktúra következtében jelenik meg: a lokális, országon belüli hálózatok jellemzően sűrűk, míg az aggregált hálózat ritkább. Az utóbbi kisvilág jellege és skálafüggetlensége lényegesen markánsabb, mint az országon belüli hálózatoké.

Magyarországot kiemelve azt találjuk, hogy a hazai hálózati struktúra egyszerre mutatja a kisvilágokra jellemző tulajdonságokat (rövid elérési úthossz és magas klaszterezettség), valamint az erős skálafüggetlenséget. Ez egyértelműen a főváros és

néhány vezető régió szoros integráltságát és központi szerepét támasztja alá, miközben a régiók nagyobb része periférikus szerepet játszik. A megyéket összekötő hálózati struktúra ugyanakkor jelentős változásokon ment át a vizsgált időszakban. Egyfelől növekedett a két központi csomópont (Budapest és Pest megye) önmagában vett súlya, másfelől szorosabbá vált a megyék közötti együttműködés, és az utóbbi időben valamelyest csökkent a hálózat szélsőséges centralizáltsága is.

Az itt bemutatott elemzés egy komolyabb feltáró munka első lépésének tekinthető, célja a rendelkezésre álló adatbázis és elemzési módszerek bemutatása. Fontos kiegészítése lehet a vizsgált szabadalmak ágazatok szerinti bontása, az ágazati struktúrák feltárása és összehasonlítása, valamint a strukturális mutatók és az innovációs tevékenység különböző mérőszámai közötti kapcsolat ilyen bontásban történő tanulmányozása. Mindezekon kívül a hálózati struktúra és a gazdasági teljesítmény mutatóinak kapcsolata is vizsgálható a jövőben.

Függelék

A nyers (szabadalmi adatbázisból közvetlenül nyert) hálózati kapcsolatokat a t időszakban (évben) az $N \times N$ -es \mathbf{G}_t mátrix definiálja, ahol N a csomópontok száma, a mátrix általános g_{ijt} eleme pedig az i és j csomópontok (régiók) közötti kapcsolat intenzitását mutatja a korábban leírt módon, vagyis g_{ijt} pozitív egész vagy nulla értékeket vehet fel.

A hálózat stabilitását jellemző mutatót könnyen megadhatjuk a \mathbf{G}_t mátrix bináris változata segítségével. Jelölje \mathbf{H}_t a \mathbf{G}_t mátrix bináris párját, vagyis amelynek h_{ijt} általános elemére igaz, hogy

$$h_{ijt} = \begin{cases} 1, & \text{ha } g_{ijt} > 0 \\ 0, & \text{ha } g_{ijt} = 0 \end{cases}.$$

A \mathbf{H}_t kapcsolati mátrix segítségével könnyen megadható a stabilitási mutató (S_t), ami a nem változó kapcsolatok arányát mutatja a hálózaton belül:

$$S_t = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (h_{ijt} - h_{ijt-1})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (h_{ijt} + h_{ijt-1}) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (h_{ijt} h_{ijt-1})}.$$

Az előbbi kifejezés számlálójában a zárójeles különbség 0, 1 vagy -1 értéket vehet fel, így a négyzetre emelés 0 vagy 1 értékeket generál. 1 értéket akkor kapunk, ha $h_{ijt} \neq h_{ijt-1}$, míg az ellenkező esetben 0 érték adódik. A nevező célja, hogy a viszonyítási alap csupán azon mátrixelemek száma legyen, amelyek a t vagy a $t-1$ időszakban (illetve mindkettőben) 1 értéket kapnak. Erre

amiatt van szükség, mert a vizsgált nagyméretű hálózat kapcsolati mátrixa ritka, vagyis rendkívül sok olyan eleme van, amelyek két egymást követő időszakban is 0 értéket vesznek fel. Ezért ezek beszámítása torzítaná a kapott eredményeket, mivel ezen irreleváns, nem létező kapcsolatok is növelnék a stabilitást. Így a hányados az összes változó (instabil) kapcsolat arányát mutatja azon kapcsolatok számán belül, amelyek a t vagy a $t-1$ időszakban (illetve mindkettőben) léteztek. A teljes jobb oldali kifejezés pedig értelemszerűen a stabil kapcsolatok megfelelő arányát határozza meg. S_t értéke definíció szerint 0 és 1 közé kell, hogy essen.

A hálózati kapcsolatok nagyobb stabilitása érdekében a statisztikai elemzés során egy adott év \mathbf{R}_t súlyozott kapcsolati mátrixát a következő eljárás alapján adjuk meg:

$$r_{ijt} = \sum_{\tau=t-3}^t g_{ijt\tau}.$$

Az így nyert adatokat országok szerinti részhalmazokba soroljuk, ami módszertani szempontból a következőt jelenti. Jelölje \mathbf{R}_t^c a c ország belső kapcsolati mátrixát a t időszakban. Ha az i régióindexek halmazának azon részhalmazát, amely indexek a c országhoz tartoznak D^c -vel jelöljük, az országszintű hálózatok kapcsolati mátrixát a következő egyszerű eljárással tudjuk meghatározni:

$$r_{ijt}^c = \begin{cases} r_{ijt}, & \text{ha } i, j \in D^c \\ 0, & \text{ha } i, j \notin D^c \end{cases},$$

ahol r_{ijt}^c az \mathbf{R}_t^c mátrix általános elemét jelöli. Természetesen az így kapott \mathbf{R}^c országszintű kapcsolati mátrixok továbbra is 1330 sorból és oszlopból állnak, azonban egyszerűen átalakíthatók olyan mátrixszá, ahol a sorok és oszlopok száma megegyezik a c ország NUTS 3 régióinak számával. Ehhez egyszerűen el kell hagynunk azon irreleváns sorokat és oszlopokat, amelyek kizárólag nullákat tartalmaznak. Az országos szintű kapcsolati mátrix két (nem redukált és redukált) típusa között nincsen lényeges különbség, ezért ezek vonatkozásában külön jelölést nem alkalmazunk. A kapcsolatok súlyozását ezt követően standardizáljuk a (0,1) intervallumra, ami egyszerűen a következő formula szerint történik:

$$b_{ijt}^c = \frac{r_{ijt}^c}{\max_{ij} (r_{ijt}^c)}.$$

Végül az elemzések során az előző, időben aggregált és standardizált (\mathbf{B}_t^c) kapcsolati mátrixok \mathbf{A}_t^c bináris változataival is dolgozunk, ami a korábbiaknak megfelelően egyszerűen megadható:

$$a_{ijt}^c = \begin{cases} 1, & \text{ha } b_{ijt}^c > 0 \\ 0, & \text{ha } b_{ijt}^c = 0 \end{cases}.$$

Egy csomópont fokszáma egyszerűen a kapcsolatainak száma (elhagyva az országokra utaló c felső indexet):

$$\text{deg}_i = \sum_{j=1}^N b_{ijt} \quad \text{vagy} \quad \text{deg}_i = \sum_{j=1}^N a_{ijt},$$

Az átlagos fokszám:

$$AD_t = \frac{\sum_{i=1}^N d_{it}}{N}.$$

A sűrűség:

$$\Delta_t = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N b_{ijt}}{N(N-1)} \quad \text{vagy} \quad \Delta_t = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ijt}}{N(N-1)}.$$

Ezekben az összefüggésekben az egyes kapcsolati mátrixok valamennyi elemére elvégezzük az összegzést a számlálóban, ezért a nevezőben sem szükséges a kettővel történő osztás. Így a képletek irányított hálózatra is érvényesek, az itt használt irányítatlan hálózat speciális esetként adódik.

Jelölje \mathbf{D}_t a hálózat tagjai közötti távolságmátrixot, melynek d_{ijt} általános eleme az i és j csomópontok közötti ún. geodetikus távolságot jelöli a t időszakban. Ez utóbbi a gráfelméletből ismert legrövidebb út algoritmusok segítségével könnyen meghatározható. Mithogy a hálózat nem irányított, a \mathbf{D}_t mátrix szimmetrikus, vagyis $d_{ijt} = d_{jit}$, logikus továbbá, hogy egy csomópont önmagától vett távolsága zérus, vagyis $d_{iit} = 0$. Az átlagos elérési út a hálózatban ezek alapján könnyen meghatározható:

$$AP_t = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_{ijt}}{N(N-1)}.$$

A klaszterezettség mutatójának levezetéséhez vezessük be a következő jelöléseket. Legyen Γ_{it} az i -edik csomópont szomszédjainak halmaza a t időszakban, vagyis $\Gamma_{it} = \{j \mid a_{ijt} = 1\}$. Γ_{it} számosságát a korábban már hivatkozott fokszámmutató adja meg: $\text{deg}_i = |\Gamma_{it}|$. Jelölje Φ_{it} azon kapcsolatok halmazát, amelyek az i csomópont szomszédjai, tehát Γ_{it} elemei között jönnek létre, azaz $\Phi_{it} = \{(k,l) \mid k,l \in \Gamma_{it}\}$, vagy másképpen $\Phi_{it} = \{(k,l) \mid a_{ikt} = a_{ilt} = 1\}$. Ekkor a klaszterezettség mutatója az i csomópont vonatkozásában:

$$c_{it} = \frac{|\Phi_{it}|}{\text{deg}_i(\text{deg}_i - 1)},$$

ahol $|\Phi_{it}|$ a Φ_{it} halmaz számosságát jelöli. A klaszterezettség globális mutatója egyszerűen a c_{it} értékek átlaga:

$$CL_t = \frac{\sum_{i=1}^N c_{it}}{N}.$$

A kisvilág mutató a klaszterezettség és az átlagos elérési úthossz hányadosa:

$$SW_t = \frac{CL_t}{AP_t}.$$

A skálafüggetlenséget mérő mutató meghatározásához tegyük fel, hogy a fokszámoszlást az következő sűrűségfüggvénnyel írhatjuk le:

$$z = kf^{-\delta},$$

ahol k és δ pozitív konstansok, f a lehetséges fokszámmértékeket, z pedig az adott fokszámmérték előfordulásának relatív gyakoriságát jelöli. A δ kitevő a függvény görbületét mutatja, ezért alkalmas a skálafüggetlenség mértékének közelítésére. Magasabb δ érték esetén a köztes fokszámmértékek ritkábbá válnak, a szélsőségek lesznek jellemzők, így a vizsgált hálózat struktúrája nagyobb mértékben centralizált. A δ paraméter meghatározása standard statisztikai módszerekkel elvégezhető. Fontos, hogy bár az előzőekben bemutatott függvényforma nem fedi le a fokszámoszlások összes lehetséges formáját, a δ paraméter változása alkalmas eszköze a skálafüggetlenség mérésének. Ez utóbbi ugyanis az „átlagos” vagy köztes fokszámmértékek előfordulási valószínűségével mozog együtt. Ha δ nullához tart, úgy a fokszámoszlás szimmetrikusabbá válik, ami a köztes fokszámmok nagyobb fokú dominanciáját jelenti.

Irodalom

- AGHION, P. – HOWITT, P. [1992]: A Model of Growth Through Creative Destruction. *Econometrica*. 60. évf. 2. sz. 323–351. old.
- ALMEIDA, P. – KOGUT, B. [1999]: Localization of Knowledge and the Mobility of Engineers. *Management Science*. 45. évf. 7. sz. 905–917. old.
- ANSELIN, L. – VARGA, A. – ACS, Z. J. [1997]: Local Geographic Spillovers between University Research and High Technology Innovations. *Journal of Urban Economics*. 42. évf. 3. sz. 422–448. old.
- AUDRETSCH, D. B. – FELDMAN, M. P. [1996]: R&D Spillovers and the Geography of Innovation and Production. *American Economic Review*. 86. évf. 4. sz. 253–273. old.
- BALA, V. – GOYAL, S. [2000]: A Noncooperative Model of Network Formation. *Econometrica*. 68. évf. 5. sz. 1181–1230. old.

- BALCONI, M. – BRESCHI, S. – LISSONI, F. [2004]: Networks of Inventors and the Role of Academia: An Exploration of Italian Patent Data. *Research Policy*. 33. sz. 127–145. old.
- BARABÁSI, A.-L. – ALBERT, R. – JEONG, H. [2000]: Scale-free Characteristics of Random Networks: The Topology of the World Wide Web. *Physica A*. 281. évf. 1–4. sz. 69–77. old.
- BARABÁSI, A.-L. – ALBERT, R. [1999]: Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*. 286. kötet. 509–512. old.
- BARABÁSI, A.-L. [2002]: *Behálózva. A hálózatok új tudománya. Hogyan kapcsolódik minden egymáshoz és mit jelent ez a tudományban, az üzleti és a mindennapi életben.* Magyar könyvklub. Budapest.
- BOLLOBÁS, B. [2001]: *Random Graphs. 2nd Edition.* Cambridge University Press. Cambridge.
- BRESCHI, S. – LISSONI, F. [2003]: *Mobility and Social Networks: Localised Knowledge Spillovers Revisited.* CESPRI. Working Paper. No. 142. Milan.
- CANTNER, U. – GRAF, H. [2006]: The Network of Innovators in Jena: An Application of Social Network Analysis. *Research Policy*. 35. évf. 4. sz. 463–480. old.
- CARAYOL, N. – ROUX, P. [2009]: Knowledge Flows and the Geography of Networks: A Strategic Model of Small World Formation. *Journal of Economic Behavior & Organization*. 71. évf. 2. sz. 414–427. old.
- COWAN, R. [2005]: Network Models of Innovation and Knowledge Diffusion. In: *Breschi, S. – Malerba, F. (szerk.): Clusters, Networks and Innovation.* Oxford University Press. Oxford. 29–53. old.
- EJERMO, O. – KARLSSON, C. [2004]: *Spatial Inventor Networks as Studied by Patent Coinventorship.* Working Paper Series in Economics and Institutions of Innovation. No. 17. Royal Institute of Technology, Centre of Excellence for Science and Innovation Studies. Stockholm.
- ERDŐS, P. – RÉNYI, A. [1959]: On Random Graphs I. *Publicationes Mathematicae*. 6. kötet. 290–297. old.
- FELDMAN, M. P. [1994]: *The Geography of Innovation.* Kluwer Academic Publisher. Boston.
- GRANOVETTER, M. S. [1973]: The Strength of Weak Ties. *American Journal of Sociology*. 78. évf. 6. sz. 1360. old.
- GRESS, B. [2010]: Properties of the USPTO Patent Citation Network: 1963–2002. *World Patent Information*. 32. évf. 1. sz. 3–21. old.
- GRILICHES, Z. [1990]: Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey. *Journal of Economic Literature*. 20. évf. 4. sz. 1661. old.
- GROSSMAN, G. M. – HELPMAN, E. [1994]: Endogenous Innovation in the Theory of Growth. *Journal of Economic Perspectives*. 8. évf. 1. sz. 23–44. old.
- JACKSON, M. O. – WOLINSKY, A. [1996]: A Strategic Model of Social and Economic Networks. *Journal of Economic Theory*. 71. évf. 1. sz. 44–74. old.
- JAFFE, A. B. – TRAJTENBERG, M. – HENDERSON, R. [1993]: Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations. *The Quarterly Journal of Economics*. 108. évf. 3. sz. 577–598. old.
- JAFFE, A. B. – TRAJTENBERG, M. [2002]: *Patents, Citations and Innovations: A Window on the Knowledge Economy.* MIT Press. Cambridge.
- JAFFE, A. B. [1986]: Technological Opportunity and Spillovers of R&D: Evidence from Firms' Patents, Profits, and Market Value. *American Economic Review*. 76. évf. 5. sz. 984–1001. old.

- JAFFE, A. B. [1989]: Real Effects of Academic Research. *American Economic Review*. 79. évf. 5. sz. 957–970. old.
- KARINTHY F. [1929]: *Minden másképpen van (Ötvenkét vasárnap)*. Athenaeum, Irodalmi és Nyomdai Rt. Budapest.
- KRUGMAN, P. [1991]: *Geography and Trade*. The MIT Press. Cambridge.
- LI, X. – CHEN, H. – HUANG, Z. – ROCO, M. [2007]: Patent Citation Network in Nanotechnology (1976–2004). *Journal of Nanoparticle Research*. 9. évf. 3. sz. 337–352. old.
- LUCE, R. D. – PERRY, A. D. [1949]: A Method of Matrix Analysis of Group Structure. *Psychometrika*. 14. évf. 1. sz. 95–116. old.
- MAGGIONI, M. A. – UBERTI, T. E. – USAI, S. [2010]: Treating Patent as Relational Data: Knowledge Transfers and Spillovers across Italian Provinces. *Industry and Innovation*. 18. évf. 1. sz. 39–67. old.
- MAGGIONI, M. A. – UBERTI, T. E. [2006]: International Networks of Knowledge Flows: An Econometric Analysis. *Papers on Economics and Evolution*. No. 0519. Max Planck Institute of Economics. Jena.
- OECD (ORGANIZATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT) [2010]: REGPAT Database. October.
- ROMER, P. M. [1990]: Endogenous Technological Change. *Journal of Political Economy*. 98. évf. 5. sz. 71–102. old.
- SCOTT, J. [1991]: *Social Network Analysis*. Sage. London.
- SOLOW, R. M. [1957]: Technical Change and the Aggregate Production Function. *Review of Economics and Statistics*. 39. évf. 3. sz. 312–320. old.
- TRAVERS, J. – MILGRAM, S. [1969]: An Experimental Study of the Small World Problem. *Sociometry*. 32. évf. 4. sz. 425–443. old.
- VARGA, A. – PARAG, A. [2009]: Academic Knowledge Transfers and the Structure of International Research Networks. In: *Varga, A. (szerk.): University Knowledge Transfers and Regional Development: Geography, Entrepreneurship and Policy*. Edward Elgar Publishers. Cheltenham. 138–159. old.
- WASSERMAN, S. – FAUST, K. [1994]: *Social Network Analysis – Methods and Application*. Cambridge University Press. Cambridge.
- WATTS, D. J. – STROGATZ, S. H. [1998]: Collective Dynamics of “Small-World” Networks. *Nature*. 393. évf. 6684. sz. 409–410. old.
- ZUCKER, L. – DARBY, M. – ARMSTRONG, J. [1994]: *Intellectual Capital and the Firm: The Technology of Geographically Localized Knowledge Spillovers*. Working Paper No. 4946. National Bureau of Economic Research. Cambridge.

Summary

Network analysis from physics and sociology is currently penetrating the field of innovation, which is catalyzed by the recognition of formal and informal links between the agents of innovation systems. In the present paper, we use the methods of social network analysis (SNA) in order to examine the structure of patent co-authorship networks among NUTS 3 level regions of the 27

members of the European Union. We try to reveal the extent to which small world and scale free structures (known from the network literature) can be detected in these patent innovator networks. Our results indicate that there are considerable differences among the countries in these respects, but on the aggregate level both the small world characteristics and scale free properties show a declining trend over the years under consideration. These results prove that the European small regions are getting more involved in innovation processes.

A special analysis is carried out for the Hungarian inventor networks, which shows that the intra-peripheral connections became more interconnected during the period between 1981 and 2000 but the weight of the central regions (Budapest and Pest County) also increased.