



RIERC Regionális
Innováció- és
Vállalkozáskutatási Központ

MŰHELYTANULMÁNYOK

2020/06

Az innovációs rendszerek mérési módszereinek feltérképezése és összefoglalása

Varga-Csajkás Anna

Pécsi Tudományegyetem Közgazdaságtudományi Kar

**Regionális Innováció- és
Vállalkozáskutatási Központ**

Pécsi Tudományegyetem
Közgazdaságtudományi Kar
H-7622 Pécs, Rákóczi út 80

Telefon: +36-72-501-599/63190

E-mail: rierc.center@ktk.pte.hu

Honlap: <http://hu.rierc.ktk.pte.hu/>





Az innovációs rendszerek mérési módszereinek feltérképezése és összefoglalása

Készítette: Varga-Csajkás Anna

1. Bevezetés

Az alábbi irodalomelemzés célja, hogy bemutassa, milyen módszerekkel mérhető, illetve modellezhető az innovációs rendszerek (Innovation Systems, IS) teljesítménye. Az innovációs rendszerek koncepciójának megjelenése az 1980-as évekre tehető, amikor az empirikus tapasztalatok alapján felismerték, hogy az innovációt nem izoláltan működő vállalatok hozzák létre, hanem egy olyan jelenségről van szó, amely különböző szereplők interakciói során valósul meg (Freeman, 1987; Nelson, 1988; Lundvall, 1988). Ezek a szereplők lehetnek vállalatok, egyetemek, kutatóintézetek, bankok, állami intézmények vagy bármilyen szervezet, ami szerepet játszik az innováció folyamatában. Az IS szemlélet fontos elme, hogy az intézményi környezet, amelyben a szereplők elhelyezkednek és kapcsolatba lépnek egymással, szintén befolyásolja a rendszer működését. Ide tartoznak az informális intézmények, mint a szokások és normák, de a formális intézmények is, mint a törvények és egyéb szabályozások. Az IS megközelítés nem alkot koherens elméletet, hanem egy koncepcionális keretrendszernek tekinthető (Edquist, 2005), ami mind a tudományos kutatásoknak mind a szakpolitika támogatásának fontos eszköze. A nemzeti innovációs rendszerek (National Innovation System, NIS) elméleti kerete jelent meg elsőként a szakirodalomban, az egyes országok innovatív teljesítményét meghatározó rendszerelemek vizsgálata kapcsán (Lundvall, 1992; Nelson, 1993; Edquist, 1997, 2005). Később a gazdasági tevékenység térbeli sajátosságainak figyelembevételével megszületett a regionális innovációs rendszerek (Regional Innovation System, RIS) elmélete (Cooke, 1992; Cooke és szerzőtársai, 1997; Braczyk és szerzőtársai, 1998), az iparágak sajátosságainak hangsúlyozása kapcsán a szektorális vagy iparági innovációs rendszerek (Sectoral Innovation Systems, SIS) koncepciója (Breschi és Malerba, 1997; Malerba, 2002), valamint az egyes technológiákat fókuszba állító, technológiai innovációs rendszerek (Technological Innovation System, TIS) keretrendszere (Carlsson és Stankiewicz, 1991; Hekkert és szerzőtársai, 2007; Bergek és szerzőtársai, 2008).



A tanulmány során vizsgált módszerek három típusba sorolhatók az alapján, hogy mennyire ragadják meg az innovációs rendszer komplex jellegét, de ezek nem minden esetben jelentenek éles határokat. Az első csoportba az **innovációs indikátorok** tartoznak, amelyek egyetlen értékkel írják le a rendszer teljesítményét. A második kategóriába **statisztikai és ökonometriai módszerek** sorolhatók, amelyek már az ok-okozati összefüggések feltárására is alkalmasak. A harmadik kategóriába az innovációs rendszerek komplexitását a lehető legjobban modellező **szimulációs** módszerek kerültek.

Az egyes megközelítések különböznek abban is, hogy milyen megfigyelési egység áll a vizsgálat fókuszában: egy vagy több ország, régió, gazdasági ágazat vagy technológia. A bemutatott módszerek nagyrésze azonban a regionális és nemzeti innovációs rendszerek mérésére alkalmas. Ennek egyik oka lehet, hogy összehasonlítható adatok főleg területi egységekre érhetőek el, szektorokra vagy technológiákra kevésbé. A bemutatott módszerek nem csak abban különböznek, hogy hogyan mérik az innovációs rendszereket, hanem abban is, hogy pontosan mit mérnek. A módszerek egy része az innovációs outputot ragadja meg különböző mutatókkal és modellezi annak alakulását, mások ezzel szemben a rendszer hatékonyságát értékelik. Egyesek a rendszerben kialakuló tudás mennyiségére vagy milyenségére koncentrálnak, mások a tovagyrúzó gazdasági hatásokat is értékelik. Látható tehát, hogy az innovációs rendszerek mérése során szerteágazó módszerekkel találkozunk, de az mindegyikben közös, hogy számszerűsíteni képesek a rendszer bizonyos értelemben vett teljesítményét. A következő fejezetekben ismertetjük az innovációs rendszerek mérése során alkalmazott módszerek lényegét, és minden esetben bemutatunk néhány tanulmányt példaként.

2. Az innovációs rendszerek teljesítményének indikátor alapú mérése

a. Az innovációs teljesítményt mérő kompozit indikátorok

Grupp és Schubert (2010) alapján az innováció mérésére alapvetően két módszer áll rendelkezésre: az indikátor megközelítés és a modell jellegű megközelítés. Az utóbbi alapvetően ökonometriai módszereket takar, de a későbbiekben látni fogjuk, hogy az ökonometriai modelleken kívül más modellezési lehetőségek is rendelkezésre állnak.

Az egyetlen indikátor használatára leggyakoribb a K+F kiadások mértéke és a szabadalmi bejelentések száma, de ezeknek számos korlátjára rávilágított a szakirodalom. Egy olyan komplex jelenség, mint az innováció nem ragadható meg egyetlen változóval, ezért inkább a kompozit indikátorok terjedtek el. Ezek olyan valós értékű mérőszámok,



amelyeket indikátorok halmazából számítanak valamilyen összesítő módszer segítségével, általában lineáris összegzéssel (Grupp és Schubert, 2010). A kompozit indikátorok eredményét általában egy értékelő táblában jelenítik meg, amelyben összefoglalják az egyes megfigyelési egységek által elért indexértékeket, de az elemzést általában kiegészítik különböző részindexek értékelésével, valamint vizuális megjelenítésével. Ez a módszer alapvetően a területi alapú innovációs rendszerek esetén lehetséges, mivel az országok és régiók esetén viszonylag standard adatgyűjtés történik, ami lehetővé teszi, hogy ugyanazokat a változókat minden területi egységben felmérjék, és abból egy kompozit indexet készítsenek. Kiinduló pontnak tekinthető az Európai Innovációs Eredménytábla (European Innovation Scoreboard, EIS) és annak régiókra kiterjesztett változata, a Regionális Innovációs Eredménytábla (Regional Innovation Scoreboard, RIS).

A European Innovation Scoreboard (EIS) a nemzeti innovációs rendszerek teljesítményének mérésére szolgál. Alapvetően az Európai Unió országaira végzik el az elemzést, de néhány egyéb országot is bevonnak a vizsgálatba. Az EIS segítségével komparatív elemzés végezhető az országok innovatív teljesítményei között, és beazonosíthatók a nemzeti innovációs rendszerek relatív gyengeségei és erősségei, ami segít meghatározni azokat a területeket, amelyekre koncentrálni kell az innováció elősegítése érdekében (Európai Bizottság 2017a¹). Az Összevont Innovációs Index (Summary Innovation Index, SII) egyetlen számmal fejezi ki az országok teljesítményét, és ez alapján készül egy rangsor az összes vizsgált országról. Az SII-t jelenleg 27 indikátor egyszerű számtani átlagaként számítják. Az adatok forrása többnyire az Eurostat, azon belül is gyakran a Community Innovation Survey eredményei, de néhány esetben specifikus adatbázisokat használnak. Érdeemes kiemelni, hogy a lehetőségvezértelt vállalkozások indikátorát a Global Entrepreneurship Monitor (GEM) mutatói közül kölcsönözték, amely változó csak 2017-ben került be az EIS elemzésbe. Minden egyedi indikátor esetén az outliereket helyettesítik, és 0-1 közötti skálára transzformálják az értékeket². A 27 egyedi indikátorból 10 dimenziót képeznek, amelyek

¹ Közben megjelent az EIS 2018-as változata, de lényeges módszertani változás nem történt a 2017-eshez képest

² Az SII számításának módszere egy nyolc lépésből álló folyamat.

1. Outlierek beazonosítása és helyettesítése: Egy érték akkor számít kiugrónak, ha kívül esik az összes ország átlaga +/- a szórás kétszerese által meghatározott intervallumon. Ezeket helyettesítik az összes év és összes ország figyelembevételével meghatározott minimum és maximum értékekkel. (lásd: 4. pont)



az 1. ábrán is láthatók: Humán erőforrás, vonzó kutatási rendszer, innováció-barát környezet, finanszírozás és támogatás, a cégek beruházásai, innovátorok, kapcsolatok, szellemi eszközök, foglalkoztatottsági hatás és értékesítési hatás.

-
2. Referenciaév meghatározása: minden indikátorra kiválasztják a referenciaévet az adatok elérhetősége alapján (75%). A legtöbb esetben ez egy-két évvel korábbi annál az évnél, amire az EIS jelentés vonatkozik.
 3. A hiányzó adatok imputálása: Ha egy köztes évből vagy az adatsor végéről hiányzik az adat, akkor azt az egy évvel korábbi értékkel pótolják, ha az idősor első adata nem elérhető, akkor azt az egy évvel későbbi értékkel pótolják. Ha egyáltalán nem érhető el adat, akkor az adott indikátor nem kerül bele az SII számításába.
 4. Minimum és maximum pontszám meghatározása: A maximum minden év (8 év) és minden ország figyelembevételével adódó legmagasabb érték, kivéve a pozitív outliereket. A minimum ezzel összhangban a legalacsonyabb érték a negatív outlierek kivételével.
 5. Adatok transzformálása, ha az eloszlás ferdesége miatt szükséges: Annak az indikátornak, amelynek ferdeségi együtthatója egynél nagyobb, a négyzetgyöke kerül bele az indexbe az eredeti érték helyett.
 6. Újra-skálázott pontszámok számítása: az aktuális értékből kivonják a minimumot és elosztják a maximum és minimum különbségével. Az újra-skálázott érték így nulla és egy közé esik.
 7. Kompozit innovációs indexek kiszámítása: minden évre kiszámítják az SII kompozit indexet, ami a 27 indikátor egyszerű számtani átlaga, tehát minden egyedi indikátort $1/27$ súllyal vesznek figyelembe. Ezen kívül a 10 dimenzióra egyesével is kiszámítsák az indexet.
 8. Az EU értékéhez viszonyított pontszám számítása: Az adott ország SII értékét elosztják az EU értékének százszorosával.



FRAMEWORK CONDITIONS	INNOVATION ACTIVITIES
• Human resources ○ 1.1.1 New doctorate graduates ○ 1.1.2 Population aged 25-34 with tertiary education ○ 1.1.3 Lifelong learning • Attractive research systems ○ 1.2.1 International scientific co-publications ○ 1.2.2 Top 10% most cited publications ○ 1.2.3 Foreign doctorate students • Innovation-friendly environment ○ 1.3.1 Broadband penetration ○ 1.3.2 Opportunity-driven entrepreneurship	• Innovators ○ 3.1.1 SMEs with product or process innovations ○ 3.1.2 SMEs with marketing or organisational innovations ○ 3.1.3 SMEs innovating in-house • Linkages ○ 3.2.1 Innovative SMEs collaborating with others ○ 3.2.2 Public-private co-publications ○ 3.2.3 Private co-funding of public R&D expenditures • Intellectual assets ○ 3.3.1 PCT patent applications ○ 3.3.2 Trademark applications ○ 3.3.3 Design applications
INVESTMENTS	IMPACTS
• Finance and support ○ 2.1.1 R&D expenditure in the public sector ○ 2.1.2 Venture capital expenditures • Firm investments ○ 2.2.1 R&D expenditure in the business sector ○ 2.2.2 Non-R&D innovation expenditures ○ 2.2.3 Enterprises providing training to develop or upgrade ICT skills of their personnel	• Employment impacts ○ 4.1.1 Employment in knowledge-intensive activities ○ 4.1.2 Employment fast-growing enterprises of innovative sectors • Sales impacts ○ 4.2.1 Medium and high-tech product exports ○ 4.2.2 Knowledge-intensive services exports ○ 4.2.3 Sales of new-to-market and new-to-firm product innovations

1. ÁBRA: AZ EURÓPAI INNOVÁCIÓS EREDMÉNYTÁBLÁBAN HASZNÁLT INDIKÁTOROK. FORRÁS: EURÓPAI BIZOTTSÁG, 2017A

A dimenziókra egyesével is kiszámolják az indexet, hogy árnyaltabb képet kapjanak az innovációs rendszerekről. Statisztikai szempontból támadható az SII a különböző egyedi indikátorok aggregálási módszere miatt, de az Európai Bizottság módszertani leírásában felhívja a figyelmet arra, hogy az EIS célja nem is egy tökéletes index összeállítása, hanem egy eszköztár nyújtása, amelynek csak egy eleme az összesített index. Éppen ezért a dimenziókat külön is értékeli, és az ország gazdaságára vonatkozó egyéb strukturális változókkal is kiegészítik az országjelentéseket annak érdekében, hogy szélesebb kontextusba helyezzék a kapott értékeket.

A Regionális innovációs eredménytábla (Regional Innovation Scoreboard) ennek régiókra kiterjesztett változata, amely kevesebb indikátort tartalmaz, de a módszertana megegyezik az EIS módszertanával (Európai Bizottság 2017b). A 27 indikátorból 18 elérhető régiók szintjén is, de a definíció néhány esetben eltér az országos változattól. 22 uniós tagállamon kívül, Norvégia, Szerbia és Svájc összesen 220 régiójára terjed ki az elemzés. Ezen kívül Ciprus, Málta, Litvánia, Lettország, Észtország és Luxemburg országgént szerepel a listán, mivel náluk a NUTS1 és NUTS2 szint az országot fejezi ki. Az eredmények alapján négy teljesítménycsoportba sorolják a régiókat: vezető innovátor régiók, jelentős innovátor régiók, mérsékelt innovátor régiók, valamint lemaradó innovátor régiók. Ezen belül is elkülönítik a felső, középső és alsó harmadot.



Grupp és Schubert (2010) a nemzeti teljesítmény mérésére használt kompozit innovációs indikátorok alkalmazhatóságával foglalkozik, melynek során felhívja a figyelmet a módszer korlátaira. A problémák között kiemelik, hogy nincs egyértelmű elmélet, ami az indikátorok kiválasztását és súlyozását megalapozná, és így manipulálható az eredmény az előnyös súlyozás vagy a változók önkényes kiválasztása által. Ezen kívül nem ugyanazok az adatok érhetőek el minden országban, ami megnehezíti az összehasonlítást. Cherchye és társai (2004) szerint három problémát kell megoldani az indikátorok összeállításánál: kiválasztani a releváns egyedi indikátorokat, meghatározni, hogy a különböző skálán mozgó változókat hogyan normalizálják, végül kiválasztani, hogy milyen módszerrel egyesítsék az egyedi indikátorokat egyetlen kompozit indikátorra. **Grupp és Schubert (2010)** ezek közül az utolsó problémát dolgozza fel, tehát a változók aggregálását. A legtöbb esetben ez egy lineáris összegzést takar, ezért a probléma a megfelelő súlyok megválasztására redukálódik. Ennek kapcsán két szempontot vizsgálnak a szerzők: mennyire érzékeny a kompozit indikátor a súlyok megválasztására, valamint, hogy a súlyok közgazdasági értelemben plauzibilisnek tekinthetők-e. A probléma illusztrálására az EIS összesített mutatóját használták. Elsőként egy extrém esetet vizsgáltak. Minden országra megnézték, hogy mi a lehető legjobb és legrosszabb helyezés, amit elérhet, ha az egyes indikátorokhoz bármilyen súlyt lehet rendelni. Az ebből felírható nem-lineáris problémát genetikus algoritmus segítségével oldották meg. **Azt találták, hogy egyes országok szinte bármelyik pozícióba kerülhetnek attól függően, hogy melyik indikátor milyen súllyal szerepel a kompozit indexben.** Ezután három, a szakirodalomban elterjedt, módszert használtak a súlyok kialakítására. Elsőként az egyedi indikátorok egyszerű számtani átlagát vették, majd a „Benefit of the Doubt” módszert alkalmazták. Ez utóbbi során országspecifikus súlyokat alakítottak ki, amelyeket úgy határozzák meg, hogy az adott ország számára maximális legyen a kompozit index értéke. Harmadikként faktoranalízis segítségével az öt indikátor területet, ami az akkori (EIS 2005) módszertanban szerepelt, egy-egy faktorba tömörítették, majd ezek egyszerű számtani átlagát vették. Az érzékenységvizsgálat eredménye az lett, hogy akkor is nagy mértékben eltérő rangsort kapnak, ha a szakirodalomban **elfogadott** módszerek valamelyikét használják a súlyozásra. **Luxemburg például az első, de akár a 14.** is lehet a különböző módszerek szerint, tehát az EIS érzékeny a súlyok megválasztására. Azt, hogy plauzibilis-e az eredmény, árnyékárak számításával ellenőrizték. Az árnyékárak számításának a lényege, hogy az egyik jószág árát egy másik jószág mennyiségében adjuk meg. Kompozit indikátorok esetén egy indikátor árnyékára azt mutatja meg, hogy ha az egyik egyedi



indikátor értéke egy egységgel csökken, akkor mennyivel kell növekednie a másik egyedi indikátor értékének ahhoz, hogy a kompozit index értéke ne változzon. Példákon keresztül rávilágítottak arra, hogy milyen ellentmondásos, a gazdasági logikával nem összeegyeztethető árnyékárakat eredményez, ha az indikátorok egyszerű számtani átlagát használják. Összességében azt állapították meg, hogy ezek a rangsorok alkalmasak arra, hogy felhívják a figyelmet az adott témára, és jó visszajelzés lehet a politikának, ha az intézkedéseik nyomán javítani tudtak az ország pozícióján. A szakpolitika alakításához viszont nem ad elég támpontot egy ilyen eredménytábla, ezért kiegészítő módszerek szükségesek. Az **innovációs indikátorok többdimenziós megjelenítését** ajánlják ezért a szerzők, és bemutatják, hogy pókhálódiaagramok segítségével hogyan azonosíthatók be a rendszer erősségei és gyengeségei, ami már árnyaltabb képet nyújt a szakpolitika számára.

Carayannis és társai (2017) az EIS és RIS módszertan alternatívájaként létrehoztak egy eredménytáblát többkritériumos döntési elemzés (multiple criteria decision analysis, MDCA) módszerével. Elméleti kerete a Quadruple Innovation Helix (QIH) (Carayannis és Campbell, 2009) megközelítés, ezért a négy különböző szektor, az egyetemek, az üzleti szektor, a kormányzat és a civil társadalom szempontjait külön figyelembe vették. A módszer előnye, hogy az EIS és RIS módszertannal szemben nem az indikátorok egyszerű átlaga szerepel benne, hanem a szereplők preferenciái alapján kialakított súlyokat alkalmazzák az összegzéshez. Három lépésben végezték el az elemzést. Elsőként kiválasztották a EIS indikátorai közül a releváns indikátorokat. Második lépésként Analytic Hierarchy Process (AHP) módszerrel meghatározták az egyedi indikátorokhoz tartozó súlyokat. Végül Technique for Ordered Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) módszer segítségével felállították a nemzetek és régiók rangsorát. Az indikátorok közti relatív súly meghatározásánál figyelembe vették mind a négy érdekcsoport véleményét. Egy speciális kérdőív segítségével először felmérték a dimenziók páronkénti fontossági relációját, majd a dimenziókon belül az egyes indikátorok jelentőségét is páronként hasonlították össze annak érdekében, hogy a relatív fontosságuk kiderüljön. Ennek eredménye egy összehasonlító mátrix, amely tartalmazza a dimenziók (illetve indikátorok) egymáshoz viszonyított súlyát, és a karakterisztikus egyenlet megoldásából adódik a súlyvektor. Megállapították, hogy nagy különbség mutatkozik a csoportok véleményében arra vonatkozóan, hogy melyik indikátorokat tartották fontosnak. Relatív fontosság/teljesítmény diagrammokat is létrehoztak az elemzéshez. A grafikon vízszintes tengelyén az AHP módszerrel meghatározott relatív fontosságok szerepelnek, a függőleges tengelyen pedig a

különböző indikátorok relatív teljesítménye. Ennek segítségével a SWOT elemzéshez hasonlóan beazonosíthatók az erősségek, gyengeségek, lehetőségek és veszélyek.

2. ÁBRA: RELATÍV FONTOSSÁG/TELJESÍTMÉNY DIAGRAMMOK. FORRÁS: CARAYANNIS ÉS SZERZŐTÁRSAI, 2017

Az országok indikátorértékeit normalizálták, majd súlyozták az előbbi lépésben meghatározott értékekkel. Az említett TOPSIS módszer segítségével kiszámították minden esetben az ideális esettől vett relatív közelséget, és ez alapján rangsorolták az országokat, illetve régiókat³. Eszerint minél közelebb van egy területi egység a maximális értékhez, annál előrébb kerül a rangsorban. A listát minden szereplőtípusra meghatározzák, valamint egy összesített listát is létrehozta, amelyben a 4 szereplőtípus által meghatározott súlyok átlagát alkalmazzák. Bizonyos esetekben nincs nagy eltérés az EIS rangsorához képest, máshol viszont lényeges a különbség. A leginkább eltérő eset Finnország, amely az előkelő 4. helyen szerepel az EIS rangsorában, de eszerint a

³ A TOPSIS egy MCDA rangsorolási módszer, amelyet Hwang és Yoon (1981) használt először.

Elsőként egy döntési mátrixot hoznak létre: $X = \{x_{ij}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m\}$, ahol n az alternatívák száma (itt az országok vagy régiók száma), és m az indikátorok száma.

- i) Kiszámolják a normalizált döntési mátrixot: $R = [r_{ij}]$, ahol

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m x_{ij}^2}}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, \dots, m.$$

- ii) Kiszámolják a súlyozott normalizált döntési mátrixot, $V = [v_{ij}]$ úgy, hogy megszorozzák a döntési mátrixot a súlyokkal:

$$v_{ij}(x) = w_{ij}r_{ij}(x), i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m. \text{ Ebben az esetben a súlyok AHP módszerrel lettek meghatározva.}$$

- iii) Meghatározzák a pozitív és a negatív ideális megoldást:

$$A^+ = \{v_1^+(x), v_2^+(x), \dots, v_j^+(x), \dots, v_m^+(x)\} = \{(max v_{ij}(x) | j \in J_1), (min v_{ij}(x) | j \in J_2) | i = 1, \dots, n\},$$

$$A^- = \{v_1^-(x), v_2^-(x), \dots, v_j^-(x), \dots, v_m^-(x)\} = \{(min v_{ij}(x) | j \in J_1), (max v_{ij}(x) | j \in J_2) | i = 1, \dots, n\}, \text{ ahol } J_1$$

-hez a pozitív indikátorok, J_2 -höz a negatív indikátorok tartoznak.

- iv) Kiszámolták az alternatívák pozitív és negatív ideális megoldástól való távolságát:

$$(D_i^+) = \sqrt{\sum_{j=1}^m [v_{ij}(x) - v_i^+(x)]^2}, i = 1, \dots, n, (D_i^-) = \sqrt{\sum_{j=1}^m [v_{ij}(x) - v_i^-(x)]^2}, i = 1, \dots, n.$$

- v) Kiszámolták a relatív távolságot az ideális megoldástól, és ez alapján rangsorolják az alternatívákat

$$C_i^* = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}, i = 1, \dots, n.$$



módszer szerint csak a 23. Ennek oka, hogy olyan indikátorokban volt erős Finnország, amit a megkérdezett szereplők nem tartottak fontosnak. A régiókra is elvégezték ugyanezt a mérést, de annak eredményei közvetlenül nem összehasonlíthatók a 2014-es Regionális Eredménytáblával, mivel az csak kategóriákat ad meg, rangsort nem. A regionális vizsgálatnál elmondható, hogy országon belül is nagy különbségek voltak sok esetben a regionális innovációs rendszerek között.

2013-ban az Európai Bizottság bevezette az EU 2020 Innovációs Indikátort az innovációs output és innovációs eredmény mérésére, amelynek segítségével értékelhető az EU 2020 Stratégiában foglalt célok teljesülése. A kompozit indikátor bevezetésének célja a K+F intenzitás indikátor kiegészítése volt mivel az előbbi mérőszám csak az inputoldalt veszi figyelembe, az innováció kimenetét nem. Éppen ezért hajlamos a nem produktív K+F beruházásokat túlértékelni, másrészt torzít a K+F intenzív iparágakkal rendelkező gazdaságok javára. (Janger és szerzőtársai, 2017) Az EU 2020 Innovációs Indikátor egy olyan kompozit index, amely négy különböző mutató egyesítéséből adódik: szabadalmi bejelentések, a tudásintenzív szektorok gazdasági jelentősége, a tudásintenzív termékek és szolgáltatások kereskedelmi jelentősége és az innovatív szektorokban működő gyorsnővekedésű vállalatok gazdasági jelentősége. Ez a négy mutató egyébként az EIS indikátorai között is szerepel. Janger és szerzőtársai (2017) létrehoznak egy saját indikátort, amely a strukturális változás mellett a strukturális fejlődést is megragadja. Meglátásuk szerint az EU 2020 indikátor túlértékeli azokat a gazdaságokat, amelyek a tudásintenzív ágazatokra szakosodtak, de távol vannak a technológiai lehetőségek határától, és alul értékeli azokat, amelyek nem high-tech iparágakra specializálódtak, de a határhoz közel helyezkednek el.

Az Európai Bizottság által összeállított indexeken kívül több kompozit indikátor is létezik. Ezek egy része csak egy bizonyos ország régióira vonatkozik (pl. Zabala-Iturriagagoitia és szerzőtársai, 2007) vagy az országok egy szűkebb csoportjára. Ilyen például a Technology Barometer (Naumanen és társai, 2017), ami elsősorban Finnország technológiai-tudományos kompetenciáit és teljesítmény kapacitását méri a gazdasági és társadalmi fejlettsége alapján. A teljes elemzésnek van egy indikátoralapú része, amelyben kiválasztott referenciaországokhoz hasonlítják Finnország innovációs rendszerét. A vizsgált országok közé tartozik Finnországon kívül Svédország, Dánia, Hollandia, Németország, Anglia, az Amerikai Egyesült Államok, Dél-Korea és Japán. Négy tematikus terület szerint gyűjtötték az indikátorokat, amelyek egy modern társadalom fejlődésének tipikus tulajdonságaiként és fejlődési dimenzióikként értelmezhetők. Az első dimenzió az „információs társadalom”, amelyben az információ termelése, terjesztése és



kihasználása játssza a kulcsszerepet. Ezt követi a „tudás társadalom” dimenziója, amelyben a növekedésorientált tudásalapú társadalom kerül a középpontba. A „tudás-érték társadalom” elnevezésű dimenzióban a tudás már nem csak eszközként, hanem mint belső érték jelenik meg. A negyedik dimenzió a „fenntartható fejlődésen alapú társadalom”, amely a gazdasági, társadalmi és környezeti szempontból fenntartható társadalmi változást helyezi a fókuszba. Ezek bizonyos mértékig kronologikus sorrendet követnek, de egy modern társadalomban minden dimenzióból jelen vannak elemek. A négy dimenzió mindegyike három indikátor klasztert tartalmaz, amelyek összesen 95 egyedi indikátorból épülnek fel.

3. ÁBRA: A TECHNOLOGY BAROMETER INDIKÁTORKLASZTEREI. A KÜLÖNBÖZŐ SZÍNEK KÜLÖNBÖZŐ DIMENZIÓKNAK FELELNEK MEG.

SZÜRKE: INFORMÁCIÓS TÁRSADALOM; VILÁGOSKÉK: TUDÁS TÁRSADALOM; SÖTÉTKÉK: TUDÁS-ÉRTÉK TÁRSADALOM; SÁRGA: FENNTARTHATÓ FEJLŐDÉSEN ALAPULÓ TÁRSADALOM. FORRÁS: NAUMANEN ÉS SZERZŐTÁRSAI, 2017

Az adatok elsődleges forrása az Eurostat, de felhasználnak többek között olyan indikátorokat is, amelyek az OECD vagy az ENSZ adatbázisaiból származnak, valamint a GEM kutatások és a PISA felmérések eredményeiből is merítenek. Az adatok negyede 2015-ből származik, a harmada 2014-ből, további egynegyede 2013-ból, a maradék pedig annál korábbi. Minden egyedi indikátor alapján létrehozzák a vizsgált országok relatív értékelését, és az eredményt úgy standardizálják, hogy a kapott értékek átlaga 0 legyen. Amelyik ország nulla fölötti értékkel rendelkezik, az átlagon felüli az adott indikátor tekintetében, amelyik nulla alattival, az pedig átlag alatti. A kombinált index ezeknek a részindexeknek az egyszerű számtani átlagaként adódik. A négy dimenzió és a 12 indikátorcsoport szintjén összesített eredményeket is elemzik oszlopdiagramok, valamint pókhálódíagramok segítségével.

a. Az innovációs rendszerek hatékonyságának mérése

A fontosnak ítélt változók aggregálása mellett olyan indikátorok is születtek a szakirodalomban, amelyek nem az innovációs rendszer abszolút teljesítményének, hanem a rendszer hatékonyságának mérésére irányulnak. Ehhez szükséges, hogy



elkülönítsék a folyamat input és output változóit annak érdekében, hogy egymáshoz lehessen viszonyítani a két oldalt. A hatékonyságot kétféleképpen értelmezhetjük: az adott inputok mellett a lehető legmagasabb output eléréseként, vagy az adott output lehető legkevesebb inputfelhasználással való eléréseként. A legegyszerűbb esetben a hatékonyságot egyetlen indikátorral mérhetjük, ha az outputot elosztjuk az inputtal, ahogyan a következő bekezdésben bemutatásra kerülő Globális Innovációs Index esetén is történik. Ezen kívül a vállalati hatékonyságmérés irodalmából két módszer terjedt el a hatékonyság mérésére, amely az innovációs rendszerekre is adoptálható: a nem paraméteres, lineáris programozáson alapuló burkolófelület-elemzés (Data Envelopment Analysis, DEA) és a sztochasztikus határ ökonometriai módszerekkel való, paraméteres meghatározása (Stochastic Frontier Analysis, SFA). Ezek közül az innovációs kutatásokban jelenleg a DEA módszer az elterjedtebb, amelynek előnye, hogy nem szükséges a változók közötti súlyokat előre definiálni. Mivel a hatékonyság egy arányszám, ami azt inputfelhasználás nagyságához viszonyítja az output mennyiségét, gyakran az output tekintetében nem a leginnovatívabb térségek lesznek a leghatékonnyabbak, ezért nem meglepő, hogy az előbbiekben bemutatott teljesítményalapú mutatók esetén és a hatékonyságot kifejező mérőszám alapján létrehozott rangsorokban lényegesen eltérő az országok sorrendje. Elképzelhető, hogy valamely terület alacsony innovációs outputtal a rangsor élére kerül, mert az inputjai arányaiban még alacsonyabbak. Ezzel szemben magas innovációs teljesítménnyel rendelkező innovációs rendszerek a lista végére kerülnek, ha azok inputokkal is rendkívül jól ellátottak.

Területi szempontból a legátfogóbb kompozit indikátor a világ gazdaságait innovációs képességeik és eredményeik alapján rangsoroló Globális Innovációs Index (Global Innovation Index, GII), amelyet a Cornell University, az INSEAD és a World Intellectual Property Organization (2017) közösen publikál. A GII célja, hogy megragadja az innováció többdimenziós jellegét, valamint segítse a szakpolitikai intézkedések kialakítását. 2017-ben jelent meg a tizedik GII jelentés, amelybe 127 országot vontak be, ami lefedi a világ népességének 92,5%-át. A GII két al-indexet tartalmaz: Az innovációs input al-indexet és az innovációs output al-indexet, amelyek különböző pillérekre épülnek.

**4. ÁBRA: A GII FELÉPÍTÉSE. FORRÁS: CORNELL UNIVERSITY, INSEAD, AND WIPO, 2017**

Az öt inputpillér a nemzeti gazdaság tényezőit ragadja meg, amelyek elősegítik az innovációs aktivitást. Ezek az intézmények, a humántőke és kutatás, az infrastruktúra, a piac szofisztikáltsága és az üzleti élet szofisztikáltsága. Az output al-index két pillérre épül: a tudás és technológia output pillérre, valamint kreatív outputra. Minden pillér 3-3 al-pillérre bontható, amelyek egyedi indikátorokból épülnek fel, összesen 81-ből. Ezek közül 57 változó „hard” adat, 19 kompozit indikátor, amelyek nemzetközi szervezetek adatbázisaiból származnak, öt pedig a Világgazdasági Fórum Executive Opinion Survey (EOS) nevű kérdőívéből származik. Minden változó esetén az elmúlt 10 évből a lehető legfrissebb elérhető adatot használták (kivéve 4 indikátort, ahol 2006-os adatok voltak csak elérhetőek). Az al-pillérek értékei az indikátorok súlyozott átlagaként adódnak, a pillérértékek pedig az al-pillérek súlyozott átlagából. 35 indikátor és két al-pillér esetén



0,5-es súlyt alkalmaztak, míg a többi esetben 1-et. Ez kifejezi az indikátorok relatív fontosságát, amelyet ex-post ellenőriztek nem-lineáris Pearson korrelációs arány segítségével. Olyan nemzetközi szervezetek, mint például a Világbank, IMF, WTO, ENSZ, WIPO, UNESCO Statisztikai Intézete, Világgazdasági Fórum adatbázisai és különböző jelentései szolgálnak alapul az index elkészítéséhez. Összességében négy mutatót számolnak a GII elemzésben:

- innovációs input al-index: az input pillérek egyszerű számtani átlaga
- innovációs output al-index: az output pillérek egyszerű számtani átlaga
- összesített GII index: az input és output al-indexek egyszerű számtani átlaga

Az innovációs output és input al-indexek arányából pedig kiszámítják az innovációs hatékonysági arányt. Ezek alapján a GII túlmutat az eddig bemutatott módszereken abból a szempontból, hogy már nem csak az abszolút értelemben vett teljesítmény mérhető vele, hanem az ország innovációs rendszerének hatékonysága is.

Az alábbi táblázatban látható az országok teljesítményére vonatkozó három indikátor összehasonlítása.

index	EIS	GIS	Technology Barometer
vizsgált országok	36 ország: Az EU országai, szomszédos országok és néhány kiválasztott ország	127 ország: a világ népességének 92,5%-át lefedi	9 ország: Finnország, Svédország, Dánia, Hollandia, Németország, UK, USA, Dél-Korea, Japán
pillérek vagy dimenziók	<u>10 dimenzió:</u> - humán erőforrás - vonzó kutatási rendszer - innováció-barát környezet - finanszírozás és támogatás - a cégek beruházásai - innovátorok - kapcsolatok - szellemi eszközök - foglalkoztatottsági hatás - értékesítési hatás	<u>5 inputpillér:</u> - intézmények - humántőke és kutatás - infrastruktúra - a piac szofisztikáltsága - az üzleti élet szofisztikáltsága <u>2 outputpillér:</u> - tudás és technológia - kreatív output	<u>4 dimenzió:</u> - információs társadalom - tudás társadalom - tudás-érték társadalom - fenntartható fejlődésre épülő társadalom
egyedi indikátorok száma	21	81	95



elsődleges adatforrás	Eurostat	Egyéb nemzetközi szervezetek: Világbank, IMF, UNESCO statisztikai hivatala, WTO, ENSZ, WIPO	Eurostat
--------------------------	----------	--	----------

1. TÁBLÁZAT: AZ ORSZÁGOKAT RANGSOROLÓ FŐBB KOMPOZIT INDIKÁTOROK ÖSSZEHASONLÍTÁSA**FORRÁS: SAJÁT SZERKESZTÉS**

A Stochastic Frontier Analysis módszer lényege, hogy a határt, amihez a hatékonyságot viszonyítják, ökonometriai módszerrel határozzák meg. Az innovációs rendszerek hatékonysága esetén ez általában a tudástermelési függvény becslésével valósul meg (Griliches, 1979), amelyet későbbiekben külön tárgyalunk. Ennek lényege, hogy a tudásinputokból a tudástermelési függvényben formalizált módon tudásoutputok jönnek létre. Empirikus adatok alapján létrehozunk egy határoló görbét, ami a maximális tudáskibocsátást reprezentálja adott inputok esetén. A hatékonyság ezután a megfigyelt tudáskibocsátás és a lehetséges maximális kibocsátás hányadosaként adódik. Fritsch és Slavtchev (2011) a regionális innovációs rendszerek hatékonyságát hasonlította össze egy a tudástermelési függvényre épülő SFA becslés segítségével. Megfigyelési egységek a német tervezési régiók voltak, amelyek legalább egy központi városból, és annak vonzáskörzetéből állnak. Az innovációs outputot a szabadalmi bejelentések számával mérték, de felhívják a figyelmet a mutató korlátaira. A K+F foglalkoztatottak számát tekintették az egyetlen közvetlen inputnak, mivel feltételezik, hogy más változók csak közvetetten hatnak az outputra. Sztochasztikus és determinisztikus határoló görbét is vizsgálnak, de a két esetben hasonló eredmények adódtak. A hatékonyság mérésén túl regressziós elemzést is végeztek, melyben a hatékonyság befolyásoló tényezőinek meghatározásához térökonometriai módszert használtak. Azt találták, hogy a magán és állami szektor közötti interakciók intenzitása az, ami elsősorban befolyásolja a hatékonyságot, de az üzleti szereplők közötti és az egyetem felől érkező tudásáramlás is pozitív hatással van a magán K+F-re.

Ezt a módszert alkalmazta Fu és Yang (2009) is, akik 21 OECD ország eltérő szabadalmi tevékenységének okait tárta fel. Amerikai szabadalmi adatokat használtak függő változóként a tudástermelési függvényben, amellyel az innovációs kapacitást ragadták meg. A tudástermelési függvény magyarázó változói a humán tőke, a K+F kiadások, a high-tech szektor súlya, és az oktatási kiadások GDP-arányos mértéke volt. Miután meghatározták a országok innovációs hatékonyságát, regresszióelemzéssel magyarázták a hatékonyságbeli eltéréseket. Az innovációs környezet mérésére a



magánszektor K+F kiadásokon belüli arányát használták, és pozitív szignifikáns hatást találtak. Az egyetemek kulcsfontosságú szerepét is igazolták, mivel a felsőoktatási intézmények K+F kiadásai is pozitívan befolyásolták a hatékonyságot. Némileg meglepő módon a gazdaság nyitottsága és a kockázati tőke elérhetősége negatívan befolyásolta a szabadalmak létrehozásának hatékonyságát.

A Data Envelopment Analysis (DEA) az SFA-val ellentétben egy nem parametrikus módszer a gazdasági-társadalmi egységek hatékonyságának mérésére, amely az operációkutatás eszköztárát alkalmazza. A vizsgált társadalmi-gazdasági egységeket döntéshozó egységeknek (Decision Making Units, DMU) nevezik, amelyekre jellemző, hogy több input felhasználásával egy vagy több outputot hoznak létre. A DEA módszer lényege, hogy az adatokból kiindulva lineáris programozási módszerek segítségével előállítja a hatékony pontok felületét, és a vizsgált pontok hatékonyságát ehhez a felülethez viszonyítva határozza meg (Fülöp és Temesi, 2001).

A DEA alapjául szolgáló relatív hatékonyságot Charnes, Cooper és Rhodes formalizálta először. Eszerint akkor és csak akkor ér el teljes hatékonyságot egy DMU, ha egyetlen inputja vagy outputja sem fejleszthető anélkül, hogy egy másik inputja vagy outputja romlana. (Cooper és társai, 2011). Mivel a társadalomtudományokban ritkán ismert az elméletileg lehetséges hatékonyság, ezért inkább a relatív hatékonyság fogalmát használják. Ennél a megközelítésnél nem szükséges előre definiálni a különböző inputok és outputok egymáshoz viszonyított jelentőségét. A hagyományos DEA modellek arra képesek, hogy több input és több output összefüggését kezeljék, de a részfolyamatok összefüggése nem jelenik meg bennük. Az alapmodellek egyik kiterjesztése a hálózati DEA modellek csoportja, amelyekben a részfolyamatok hálózatát is figyelembe veszik, és ezek összefüggéseit formalizálják. Ehhez hasonlóan a különböző időszakok között is kapcsolatot lehet teremteni a dinamikus DEA modellek használatával. A dinamikus hálózati DEA (DN-DEA) modellek egy hibrid formának tekinthetők, mivel egyrészt modellezik az egymást követő időszakok összefüggését (ezért dinamikus) és az részfolyamatok kapcsolatát is (ezért hálózati).

Nasierowski és Arcelus (2003) használt először nem parametrikus DEA módszert a nemzeti innovációs rendszerek elemzésére, ezért munkájukban részletesen bemutatják a módszer lényegét és előnyeit. A modellben a változók három csoportja szerepel: input változók, moderátorok és outputváltozók. A moderátorok nem inputok a folyamatban, de hatással vannak arra, hogy a meglévő inputokból mennyi output keletkezik, tehát befolyásolják az inputok felhasználásának hatékonyságát. A modellben szereplő változók alapján az országokat két különböző klaszterbe sorolták: az új technológia kifejlesztése



és beszerzése iránt elkötelezett és nem elkötelezett csoportba. A hatékonyság ebben az esetben relatív, tehát a best practice által kijelölt határolóhoz képest lehet értelmezni. Elsőként egy DEA modellel megméri az inputokat outputokká transzformáló folyamat hatékonyságát, majd egy Tobit regressziós modellel magyarázzák a moderátor változóknak a kapott hatékonyság értékekre gyakorolt hatását. Best practice-ként egy hipotetikus DMU-t használnak, amely az elemzésbe bevont 45 országból kialakított kompozit egységet írja le.

Pan és szerzőtársai (2010) 33 ország nemzeti innovációs rendszerének működési hatékonyságát értékelte DEA módszerrel. A tanulmány hármas célkitűzést valósít meg. Egyrészt benchmark elemzésként szolgál az ázsiai és európai országok vizsgálatára annak érdekében, hogy fejleszteni lehessen a nemzetek innovációs rendszereit, és javítani lehessen a források felhasználását. Másrészt összehasonlítást végez Ázsia és Európa működési hatékonysága között, harmadrészt beazonosítja a kritikus input/output tényezőket, amelyek befolyásolják egy ország működési hatékonyságát. Az eredmények alapján az ázsiai országcsoport hatékonyabb, mint az európai. Korea és Tajvan szerepel a lista első két helyén, az európaiak közül a legjobban Románia szerepelt, hatodikként.

Matei és Aldea a technikai hatékonyság mérésére koncentrált 2012-es cikkében. Hasonlóan az eddigiekhez, különböző országok innovációs rendszereinek teljesítményét hasonlították össze a hatékonyságuk alapján. 27 európai uniós országra kiterjedően megvizsgálták, hogy az EIS akkor még 25 indikátorból álló kompozit indexe szerint innováció vezető kategóriába tartozó országok egyben technikailag hatékonyak-e. Eredményeik szerint az innovációs vezetők nem igaz alapvetően, hogy egyben hatékonyak is lennének, ehelyett a követők és a moderált innovátorok közül kerülnek ki a leghatékonyabbak.

Lu és társai (2014) kétféle hatékonyságot mért egy hálózati DEA módszerrel végzett kutatásában. 30 országra végezték el az elemzést, melynek során az adatok 2007-2009 közötti átlagos értékét használták. Az innovációs folyamat két szintjét különítik el, és ez alapján külön értékelik az országok K+F hatékonyságát, valamint gazdasági hatékonyságát. A K+F hatékonysági szint outputjai egyben a gazdasági hatékonysági szint inputjai, amelyeket összekötő tényezőknek vagy köztes gazdasági tevékenységeknek neveznek. Azt tapasztalták, hogy a vizsgált országokban magasabbak a K+F hatékonysági értékek, mint a gazdasági hatékonysághoz tartozók, ami annyit jelent, hogy a legtöbb ország jó K+F képességekkel rendelkezik, de ezt nem tudja elég hatékonyan gazdasági értékévé konvertálni. A K+F hatékonyságra vonatkozó eredményeik egybecsengenek a korábbiakkal, amennyiben az ázsiai országok számítanak a



leghatékonyabbnak, a gazdasági hatékonyságban viszont elemzésük szerint az amerikai kontinensen található országok vezetnek. Az általános hatékonyságot a kétféle hatékonyság egyszerű számtani átlagaként számítják. A tanulmány további hozzájárulása az országok mátrixba rendezése a kétféle hatékonyság alapján, és erre építve egy döntéstámogató rendszer kidolgozása, amely a szakpolitikai beavatkozások megalapozását segíti.

Guan és Chen (2012) 22 OECD ország innovációs rendszereinek hatékonyságát hasonlítja össze hálózati kétszintű DEA módszerrel. Az innovációs folyamat két szintjét különíti el, a tudástermelő és tudásértékesítő folyamatot, amelyek különböző inputokkal és outputokkal rendelkeznek, de megkülönböztetnek közbülső termékeket is, amelyek kapcsolatot képeznek a két szint között. Ezen kívül a környezeti tényezők befolyásolják még az innovációs rendszer hatékonyságát. Tanulmányukban szakpolitikai javaslatokat is tesznek a különböző hatékonyságot elérő országok számára: a mindkét szinten hatékony nemzeti innovációs rendszerekre igaz, hogy az innovációs eredmény nem növelhető az inputok növelése nélkül. Az innovációs követők a folyamat mindkét szintjén alacsony hatékonyságot mutatnak, esetükben a folyamat hatékonyságának növelésére kell fókuszálni elsősorban, ha csak az inputokat növelnék, annak mérsékelt lenne a hatása. A magas tudástermelő, de alacsony tudásértékesítő hatékonyság esetén a piacosításhoz kapcsolódó intézkedésekre érdemes hangsúlyt fektetni, ellenkező esetben kifejezetten az innovációs tevékenységet támogató intézkedések lehetnek hatásosak.

Kou és társai (2016) is OECD országok hatékonyságát méri, de mind módszertanilag, mind céljait tekintve eltér Guan és Chen (2012) munkájától. A NIS-t mint többperiódusú többdivíziós rendszert (MPMDS) vizsgálja egy dinamikus hálózati DEA modellen keresztül. Egyrészt modellezi tehát az egymást követő időszakok összefüggését (dinamikus) és a részfolyamatok kapcsolatát is (hálózati). A többi bemutatott munkához hasonlóan modelljük a hagyományos DEA modellekre épül, és azt terjesztik ki több időszakra és részfolyamatra. Értékelik az OECD országok innovációs hatékonyságát egy többperiódusú, többdivíziós környezetben, amelynek segítségével egy elemzési technikát mutatnak be a hosszútávú nemzeti innovációs beruházási döntésekre vonatkozóan. A cikk további hozzájárulása a szakirodalomhoz, hogy nem csak a strukturált, hanem a félig- és nemstrukturált döntéshozást is segíti.

Míg a legtöbb hatékonyságot értékelő DEA módszert alkalmazó cikkben a nemzeti innovációs rendszerek összehasonlításával foglalkoznak, Zabala-Iturriagagoitia és társai (2007) a regionális innovációs rendszerek hatékonyságára koncentrálnak. Európai régiók innovációs rendszereit értékelik technikai hatékonyság szempontjából. Az EIS indikátorai



alapján számolt kétféle indikátort hasonlítanak össze. Az egyik egy kompozit indikátor (Revealed Regional Summary Innovation - RRSI), a másik pedig a technológiai hatékonyságot kifejező mérőszám, amelyet DEA módszerrel számítanak. Mivel az EIS indikátorok inkább az innováció forrásaihoz kötődnek, ezért azokat a régiókat értékelik magasabbra, amelyek többet fektetnek be az erőforrásokba. A technológiai hatékonyság viszont az erőforrások felhasználásnak hatékonyságát méri. Az EIS indikátorok jelenik az innovációs rendszer inputjait, és a regionális egy főre jutó GDP az outputot. Megállapítják, hogy a kompozit indikátor és a technikai hatékonyság alapján eltérő a régiók rangsora, és a két mutató között negatív kapcsolat fedezhető fel. Ezt arra vezetik vissza, hogy a magasabb technológiai szintű régiókban nagyobb szükség van a koordinációra, amelynek hiánya hatékonyságvesztéshez vezet. Az innovációt támogató politika meghatározásában a különböző megközelítések egymást kiegészítő jellegét hangsúlyozzák. A régiók fejlődésének útfüggősége (path-dependence) miatt azonban nem lehet egy az egyben adoptálni ezeket a gyakorlatokat, hanem az adott területen beágyazott innovációs politikai intézkedések szükségesek.

Látható tehát, hogy az innovációs teljesítményt kompozit indexszel mérő módszertan csak kiindulási pontnak tekinthető a területileg lehatárolt innovációs rendszerek értékelése kapcsán. Ennek fontos kiegészítése az innovációs rendszer hatékonyságának mérése, amelyből nem csak az abszolút értelemben vett teljesítmény derül ki, hanem az is, hogy az inputokat milyen hatékonyan használják fel az adott NIS vagy RIS esetében. Ezen belül is annál szofisztikáltabb képet kapunk, minél több részre bontjuk az innovációt, mivel így beazonosítható, hogy az innováció melyik alrendszerében van hatékonytalanság, amit a szakpolitikának kezelnie kell.

3. Statisztikai és ökonometriai módszerek az innovációs rendszerek mérésében

a. Hagyományos regresszióelemzés

A regresszióelemzés az innováció mérésének másik csoportjához tartozik, ami már nem indikátorokra, hanem ökonometriai módszerekre épül. Célja ok-okozati kapcsolatok feltárása az innovációs rendszer teljesítménye és az azt meghatározó tényezők között. Az adatok elérhetősége miatt leggyakrabban a szabadalmi bejelentéseket tekintik az innovációs rendszer outputjának, de szinte minden tanulmányban kiemelik ennek korlátait. Ezen kívül a publikációk száma, valamint az innováció valamilyen közvetlen mérőszáma is megjelenhet mérceként.



Az innovációs rendszerek mérésére szolgáló modellek meghatározó iránya a tudástermelési függvény (Knowledge Production Function, KPF) elemzése, amely magában is rendkívül széles szakirodalmi bázissal rendelkezik. Ez a módszer ugyan alkalmas területileg lehatárolt (regionális vagy nemzeti) innovációs rendszerek hatékonyságának mérésére, de nem épül kifejezetten az innováció rendszer jellegére, ezért a tanulmányokban ritkán jelenik meg explicit módon az IS elméleti háttérként. A hatékonyság mérése ebben az esetben úgy jelenik meg, hogy az innováció outputja szerepel az eredményváltozó helyén, és különböző inputtényezők a magyarázóváltozók között. Mivel a magyarázó változókhoz tartozó koefficiensek azt mutatják meg, hogy mennyivel változna az innovatív kibocsátás, ha egy egységgel változna az adott input felhasználása, az ökonometriai becslés során kapott koefficiensek gyakorlatilag az adott input felhasználásának hatékonyságaként is értelmezhetők.

A kutatás-fejlesztés inputjainak és outputjának számbavétele és egy termelési függvényben való ábrázolása Griliches (1979) munkájában jelent meg először. Azóta számos tanulmányban foglalkoztak kifejezetten a régiók tudástermelésének ökonometriai elemzésével. Ezek összefoglalása megtalálható Varga és Horváth (2014) tanulmányában. Irodalomelemző munkájukban három hullámra osztják a regionális KPF elemzés kialakulását. Jaffe (1989) fektette le a regionális tudástermelés inputjai és outputja közötti alapvető összefüggést egy Cobb-Douglas termelési függvény formájában. Eszerint a gazdaságilag hasznosítható új tudás (szabadalmak) a magán és az egyetemi K+F tevékenységtől függ. Az elemzést amerikai államok szintjén végezte, és a helyi tudásáramlás hatásának figyelembevétele érdekében egy, a közös elhelyezkedést mérő változót is beépített a modellbe. Eredményei alapján a K+F tevékenység erősen szignifikáns módon pozitívan befolyásolja a tudástermelést, de nem talált erős bizonyítékot a közös elhelyezkedés változó esetén. Feldman (1994) és Feldman és Florida (1994) kiterjesztette a modellt olyan magyarázóváltozókkal, amelyek az innováció piacosításához kapcsolódó helyi adottságokat mérik. Az előbbivel szemben ők nem szabadalmi adatokat használtak eredményváltozóként, hanem a szabadalmak közvetlen mérésére szolgáló irodalom-alapú innovációs outputot. Mind az egyetemi mind a magán K+F kiadások Jaffe eredményeihez hasonlóan a várt pozitív szignifikáns hatást mutattak, ezen kívül az újonnan bevont helyi tényezők is szignifikánsak lettek. A regionális KPF elemzés megalapozásának harmadik hulláma volt Anselin és szerzőtársai (1997) valamint Varga (1998) munkája, akik finomabb földrajzi tagolást alkalmaztak, amerikai államok helyett nagyvárosi statisztikai térségeket (metropolitan statistical area, MSA), aminek segítségével a tudásáramlás térbeli kiterjedését is hatékonyan tudták vizsgálni. A közeli



régiókból származó tudásáramlás hatását tesztelték, és térbeli késleltetésre utaló eredményt kaptak, ezért térbeli késleltetés modelljével becsülték a KPF-t. Másrészt bevezettek két új magyarázó változót a régiótól adott távolságon belüli egyetemi, illetve magán K+F hatásának mérésére. Szintén figyelembe vettek az innováció piacosításához kapcsolódó helyi változókat, de nem pontosan ugyanazokat, mint Feldman és Florida. A koncepció kidolgozása óta számos empirikus tanulmány született a regionális KPF keretein belül, amelyek eltérő kérdéseket vizsgálnak. Különbféle módon beépítik a régiók közötti és a régió belüli tudásáramlást, és újabban a szakpolitikai hatáselemzésre is használják. (Varga-Horváth, 2014)

Az innovációs rendszerek vizsgálata során gyakran nem követik szigorúan az előbb ismertetett tudástermelési függvény felépítést, hanem összefoglalóan nevezik KPF-nek azokat a regressziós elemzéseket, amelyben az innovációs outputot az innovációs rendszer elemeivel magyarázzák. Meghatározó Fritsch (2002) tanulmánya, amelyben a regionális innovációs rendszerek minőségét méri KPF megközelítéssel, de esetében nem területi egységek a megfigyelési egységek, hanem cégek. Egy logaritmált Cobb-Douglas termelési függvényt alkalmaz a tudásinputok és a tudásoutput közötti összefüggés leírására. Az inputhoz tartozó koefficiensek output elaszticitást fejeznek ki, és az inputok produktivitasaként is értelmezhetők. Végül soron ez fejezi ki a régió innovációs rendszerének minőségét. 11 európai régióban kérdőíves felméréssel gyűjtöttek adatot feldolgozóipari cégekre vonatkozóan. Kétféle lehetséges output változó merült fel: az új termékek száma és a szabadalmak száma, de az új termékek számával nagyon alacsony magyarázóerő adódott, és a modell összességében sem volt minden esetben szignifikáns, ezért csak a szabadalmi adatokat használták. Input változóként egyrészt a K+F kiadások mértékét másrészt a K+F foglalkoztatottak számát vonták be az elemzésbe, de egyszerre csak az egyik szerepelt az egyenletben inputként. Két módon tesztelték az innovációs rendszerek minőségének különbségét. Először régióként megbecsülték a KPF-t, ekkor az eltérő koefficiens értékekből lehet a regionális különbségekre következtetni. A második esetben az összes régió adatain végezték el a regressziós elemzést úgy, hogy a régióknak megfelelő dummy változókat vezettek be, amelyek koefficienseiből lehet következtetni a régiók innovációs rendszerei között lévő különbségére. A becsléshez negatív binomiális modellt alkalmaztak, mivel a szabadalmak száma egy megszámlálható eredményváltozó. A K+F inputok output elaszticitásában megfigyelhető különbségek alátámasztják a centrum-periféria különbséget, tehát a központi régiók innovációs rendszere jobban működik a periférikus régióknál. Nagy agglomerációs gazdaságokban inkább magas az elaszticitás értéke, de a gazdasági tevékenység magas szintű



csoportosulása nem szükséges feltétele annak, hogy az innovációs rendszer produktív legyen. A regressziós egyenletben becsült konstans értéke azt fejezi ki, hogy mennyi lenne a tudás output K+F inputok felhasználása nélkül. A volt szocialista országokban ez jellemzően alacsony, ami arra utal, hogy kevés használható tudás halmozódott fel korábban a régióban.

A regressziós módszert felhasználó innovációs rendszer kutatások egy másik kapcsolódó ága a nemzeti innovációs rendszerek kapacitását meghatározó tényezők feltárására irányul. Furman és szerzőtársai (2002) három elméleti megközelítést ötvöz a nemzeti innovációs kapacitás meghatározásánál: az endogén növekedési elméletet, a Porter-féle versenyelőnyöket, és az innovációs rendszerek elméletét. Éppen ezért a KPF elemzéshez hasonlóan egy termelési függvényből indul ki, de ebbe nem a korábban ismertetett elemeket vonja be. Az elemzési egység ebben az esetben nem a régió, hanem az ország. Definíciója szerint az innovációs kapacitás az ország potenciálját fejezi ki arra vonatkozóan, hogy mennyiben képes a piaci szempontból releváns innovációk sorát előállítani. Ez a fogalom elkülönül a tudományos-technológiai fejlődés fogalmától, mivel azok nem feltétlenül vezetnek piacosítható eredményre, valamint a versenyelőnyök és a produktivitás fogalmától is, mivel azt ennél több változó határozza meg. Három kategóriába osztják az innovációs kapacitást meghatározó tényezőket: a közös innovációs infrastruktúra, a klaszter-specifikus innovációs környezet és a kettő közötti kapcsolatok minősége. A modell felépítése technikailag a KPF elemzéshez nagyon közel áll, ugyanúgy egy termelési függvényt becsülnek, és azt vizsgálják, hogy az egyes tényezők mennyiben járulnak hozzá az innovatív outputhoz. 17 OECD ország adatain végezték el az elemzést 1973-1996-ig terjedő panel adatbázis alapján. Output változóként a nemzetközi szabadalmak száma szerepel, inputként pedig a három fenti tényezőt reprezentáló változók, valamint egyéb kontrolváltozók.

Buesa és szerzőtársai (2010) hasonló logikát követ, de regionális innovációs rendszereket elemez. Először faktoranalízissel meghatároznak 21 magyarázó változó alapján 5 hipotetikus változót, amelyek az innovációs rendszer 5 fontos aspektusát ragadják meg: a nemzeti környezet, a regionális környezetet, az innovatív cégek, az egyetemek, állami K+F tevékenység. Outputként az EPO szabadalmak számát használják. 146 európai régióra végzik a modell becslését panelregressziós módszerrel. Eredményeik szerint az innovációs rendszer minden eleme hatással van az innovatív outputra, de eltérő mértékben. Azt találták, hogy a vizsgált régiók esetén a regionális innovációs környezet számít a legfontosabb tényezőnek.

**b. Strukturális egyenlet modellek**

A strukturális egyenletekkel való modellezés (Structural Equation Modeling, SEM) az egyszerű regressziós modellekhez hasonlóan ok-okozati összefüggések feltárására alkalmas, de ebben az esetben a változók direkt, indirekt és teljes hatása külön értelmezhető (Kalapouti és szerzőtársai, 2017). A SEM egy olyan többváltozós statisztikai módszer, amely több, egymással összefüggő regressziós egyenlet eredményét összegezi. Két részből áll, a mérési modellből és a strukturális egyenlet modellből (Bowen és Guo, 2011).

Kalapouti és társai (2017) az innovációs hatékonyságot befolyásoló tényezők közvetlen, közvetett és teljes hatását vizsgálja. A koncepcionális modell szerint a regionális hatás közvetlenül befolyásolja az innovációs hatékonyságot, de közvetlenül ez a változó nem figyelhető meg, hanem a szabadalmi bejelentések és a foglalkoztatotti szint segítségével mérhető. A régió fejlettségi szintje egyrészt közvetlenül hat az innovációs hatékonyságra, másrészt az innovációs diverzitáson keresztül közvetetten is befolyásolja azt. Eredményeik szerint mind a három változó, amely közvetlenül is hat a régió innovációs hatékonyságára (regionális hatás, a régió fejlettsége és az innováció diverzitása) pozitívan befolyásolja azt. Érdekes megállapítás viszont, hogy a régió fejlettségének pozitív közvetlen hatása ellenére, az innovációs diverzitáson keresztül közvetetten negatívan hat a régiós innovációs hatékonyságára.

Sleuwaegen és Boiardi (2014) a kreatív munkások regionális innovációban betöltött szerepét elemezte SEM módszerrel. A regionális innovációs infrastruktúra, intézmények, intelligencia és inspirációk szabadalmi intenzitásra gyakorolt hatását vizsgálták egyrészt közvetlenül, másrészt közvetetten a K+F kiadások értékén keresztül. Ezek közül az inspiráció elnevezésű változónak volt a legnagyobb közvetett és közvetlen hatása, amely a kreatív iparágakban dolgozók szerepét ragadja meg.

c. Kvalitatív összehasonlító elemzések

A társadalomtudományokban a statisztikai-ökonometriai módszerek egy része nem használható, mivel a megfigyelési egységek száma alacsony. Ilyenkor inkább kvalitatív módszerek, mint például az esettanulmányok alkalmasak a téma feltárására, de gyakran felmerül az igény az eredmények általánosítására, számszerűsítésére. A QCA ötvözi az egyedi esetekre fókuszáló (kvalitatív) elemzéseket és a változóorientált (kvantitatív) elemzési módszereket. A kvalitatív komparatív elemzés és egyéb szisztematikus összehasonlító elemzési módszerek alapjait Ragin 1987-es munkájában



fektette le. Konkrét módszerként a QCA a Boole-algebra számítógépes programokkal való alkalmazását jelenti. Az okozati kapcsolatot feltáró regressziós elemzéssel szemben itt nem eredményváltozóról és az azt magyarázó független változóról beszélhetünk, hanem kimenetekről és feltételekről, és arra vagyunk kíváncsiak, hogy a feltételek milyen kombinációi mellett valósul meg az adott kimenet. A feltételek (változók) és kimenetek 0 vagy 1-es értéket vehetnek fel attól függően, hogy érvényes-e az adott feltétel, illetve, hogy megvalósult-e a kimenet. Minden kimenetre szükséges és elégséges feltételeket írhatunk fel. Az adatok először egy nyers adattáblában kerülnek rögzítésnek, melynek sorai az eseteket reprezentálják, oszlopai pedig a feltételeket. A tábla egy cellájába 0 kerül, ha a vizsgált esetben az adott feltétel nem áll fenn, és 1, ha igen. Ebből egy szoftver előállítja az úgynevezett igazságtáblát, ami a lehetséges feltételkonfigurációkat tartalmazza a gyakoriságukkal együtt. Ezután történik a minimalizációs eljárás, ami a hosszú Boole kifejezéseket a lehető legrövidebbre redukálja. Az így kapott eredmények már interpretálhatók (Rihoux 2006).

Az innovációs rendszerek irodalma is alapvetően esettanulmányokból indult ki, kvantitatív módszerekkel való vizsgálatuk az adatok elérhetősége miatt nehezebb, ezért hasznos lehet egy olyan módszer, amely a kvalitatív kutatások eredményeit összegezi és általánosítja. A leírt eredeti QCA módszert Crisp-set QCA-nak (csQCA) is nevezik, és az a hátránya, hogy nagy információvesztést okoz, hogy a konfigurációk csak 0 és 1 értékekből épülnek fel. Ennek megoldására fejlesztették ki a Fuzzy-set QCA (fsQCA) módszert (Ragin 2000), ami megengedi, hogy a változók 0 és 1 között bármilyen valós értéket felvegyenek. Ez a változat nem csak alacsony elemszámú vizsgálatoknál alkalmazható, és közelebb áll a változóorientált megközelítéshez. (Rihoux 2006)

Jenson és szerzőtársai (2016a) az innováció strukturális és funkcionális elméletének relevanciáját vizsgálták a QCA módszer segítségével. Annak érdekében, hogy mindkét elméletet tesztelni tudják, olyan területet választottak (az ausztrál húsipar élelmiszerbiztonsági innovációit), amely a technológiai és az ágazati innovációs rendszerek kereteiben is értelmezhető. Az innovációs teljesítmény strukturális elmélete ugyanis az ágazati innovációs rendszerek feltevéseire épül, míg a funkcionális elmélet a technológiai innovációs rendszerekére. Az esetek élelmiszerbiztonsági projektek voltak, amelyekre vonatkozóan kérdőíves adatokat gyűjtöttek, hogy kiderüljön, történt-e innováció, és hogy abban milyen mértékben álltak fenn a két elméletben szereplő feltételek. Elemzésük eredménye, hogy az innovációs rendszer teljesítményét magyarázó mindkét elmélet elfogadható. Ugyanezen az adatállományon vizsgálták az innovációs rendszerek kudarcait fsQCA módszerrel (Jenson és szerzőtársai, 2016b). Megvizsgálták, hogy az innovációs



rendszer teljesítményét magyarázó funkcionális és strukturális elméletben szereplő feltételek hiánya mennyiben járult hozzá az innováció kudarcához. Azt tapasztalták, hogy ugyanazok a gyengeségek voltak visszaérők a különböző esetek során, tehát ezek a problémák tipizálhatók, így a szakpolitikai valamint menedzseri döntéseknél, ha figyelembe veszik őket, akkor javítható az innovációs rendszer teljesítménye. Eredményeik azt mutatják, hogy minkét elméletben szereplő feltételek hozzájárulnak az innovációs rendszer kudarcának magyarázatához, de a strukturális elmélet feltételei az esetek között konzisztensebbek voltak. Egyértelműen kirajzolódik például, hogy a gyenge piaci feltételek mindenhol hozzájárulnak a kudarchoz. A funkcionális elmélet feltételeinek többféle kombinációja járult hozzá a kudarchoz, itt nagyobb változékonyság tapasztalható tehát a sikertelenség okainál. Amellett, hogy a fsQCA alkalmas az adatok összegzésére, koherencia megállapítására és elméletek tesztelésére, mérési módszerek validálása is elvégezhető vele. A két ismertetett tanulmányban használt likert skálás kérdéseket tartalmazó kérdőív Jenson és társai (2016c) eredményei alapján megfelelő módszer az innovációs rendszer teljesítményének tanulmányozására.

Porksch és szerzőtársai (2017) az innovációs kapacitást meghatározó tényezők beazonosítására alkalmazott komparatív módszert. A változók meghatározásánál Furman és szerzőtársai (2002) regressziós elemzését vették alapul. Ennek megfelelően az innovációs kapacitás három aspektusát különböztetik meg - a közös innovációs infrastruktúra, a klaszterspecifikus környezet és a kettő közötti kapcsolatok minősége -, amelyekhez több különböző változót rendeltek. A innovációs kapacitást a legtöbb hasonló kutatással megegyezően az egy főre jutó szabadalmi bejelentésekkel közelítették. Esetükben a komparatív módszer használatát elsősorban nem az alacsony elemszám indokolja, hanem a fsQCA módszer azon előnyös tulajdonsága, miszerint lehetőség nyílik a különböző indikátorok kölcsönös összefüggéseinek vizsgálatára. További előnye, hogy a regressziós elemzéssel ellentétben be lehet azonosítani olyan eseteket, amikor különböző megoldások vezetnek ugyanarra az eredményre. 17 európai uniós országra végezték el az elemzést elsősorban az Eurostat adataira támaszkodva. 2007-2011-es évek mindegyikére külön írták fel az egyenleteket, és az innovációs kapacitás aspektusait is elkülönülten vizsgálták. Az elemzés eredményeként megkapták, hogy mely változókombinációk jelentettek megoldást a különböző aspektusokat tekintve. Különböző utakat azonosítottak be, amelyek eltérő innovációs stratégiáknak felelnek meg, de összességében mind a magasabb innovatív kapacitás elérését eredményezik. Ezen kívül országspecifikus ajánlásokat is megfogalmaztak arra vonatkozóan, hogy hol milyen feltételek megteremtésével lehetne növelni az innovatív kapacitást.



Khedhaouria és Thurik (2017) hasonló fsQCA elemzést végzett, viszont nem az innovációs kapacitás, hanem az innovációs képesség áll a vizsgálatuk fókuszában. Innovációs képesség alatt azt értik, hogy egy ország mennyire képes a meglévő tudását új tudás, technológia kifejlesztésére felhasználni, amiből az egész gazdaság profitálhat. Az innovációs kapacitással szemben az innovációs képesség eredményeként nem csak a tudományos-technológiai eredményt veszik figyelembe (szabadalmak száma, publikációk száma), hanem egyéb kreatív outputokat is. A Globális Innovációs Indexben szereplő adatokat használták az elemzéshez, összességében 133 országot és 74 indikátort vizsgáltak a 2012 és 2015 közötti periódusra vonatkozóan. Tanulmányukban beazonosítják azokat az utakat, azaz a változók azon kombinációit, amelyek magas innovációs képességhez vezetnek.

Ferreira és Dionísio (2016) az előzőkhez hasonlóan fsQCA módszerrel tárja fel, hogy milyen feltételek megléte járul hozzá az innovációhoz. Az Európai Bizottság által publikált EIS adatait használják 28 uniós országra vonatkozóan. Az eredményváltozót kétfelé bontják: az innováció szintjére és a gazdasági hatásra. Azt találták, hogy ugyanazok a szükséges és elégséges feltételei mindkét eredményváltozó kedvező alakulásának.

d. Eseménytörténeti elemzés

Az eseménytörténeti elemzés (event history analysis, másnéven duration analysis vagy transition analysis) egy statisztikai módszer, amely valamilyen változás bekövetkezésének a modellezésére szolgál. Az innovációs szakirodalomban a technológiai innovációs rendszerek funkcionális vizsgálatánál találkozhatunk vele, amikor egy új technológia lehetséges térnyerését modellezzik. Médiaelemzés és egyéb feltáró jellegű módszerek segítségével beazonosítják az eseményeket, és a rendszerfunkciókhoz kapcsolják őket, majd az eseményekben mutatkozó mintázatokat vizsgálják. Fevolden és Klitkou (2017) valamint Suurs és Hekkert (2009) a bioüzemanyagok elterjedését vizsgálta Norvégiában, illetve Hollandiában, Edsland (2017) pedig a kolumbiai szélérőművek esetére alkalmazta az eseménytörténeti elemzést.

4. Az innovációs rendszerek komplexitását megragadó szimulációs módszerek

Az eddig bemutatott módszerekkel csak korlátozottan lehet figyelembe venni az innovációs rendszerek komplex jellegét. Az evolúciós elvek alapján az innováció nem egy lineáris folyamat, hanem a rendszer szereplői közötti interakciók során kialakuló



jelenség. Az ilyen komplex folyamatok modellezésére különböző szimulációk lehetnek alkalmasak. Ezek közül két módszer terjedt el az innovációs rendszerek irodalmában: a rendszerdinamikai modellezés és az ágens-alapú modellezés. Az első módszer előnye, hogy képes a nem-egyensúlyi folyamatok modellezésére, és a rendszer elemei közötti visszacsatolási hurkok megragadására. Ehhez képest az ágens alapú modellezéssel az is lehetséges, hogy kialakuló (emergent) folyamatként ábrázoljuk az innovációt, ami az innovációs rendszer szereplőinek mikro szintű viselkedéséből és interakcióiból épül fel. Mindkét esetben elmondható, hogy a modellek egy jelentős része csak a koncepció alkotást, illetve a meglévő koncepcionális modellek formalizálását szolgálja. Az ilyen kutatások célja, hogy a modell alkalmas legyen stilizált tényeket reprodukálására, a pontos számszerű eredményeknek azonban nincs jelentőségük. Ezzel szemben születtek olyan modellek is, **amelyeket empirikus adatokkal validáltak és kalibráltak, tehát úgy alkottak meg, hogy egy adott innovációs rendszert minél élethűbben megragadjanak.** A szimulációs módszerek gyakorlati haszna a szakpolitika szempontjából, hogy **ex-ante hatáselemzéseket** lehet velük végezni, amelyek során különböző alternatív beavatkozások hatása értékelhető.

a. Rendszerdinamikai modellezés

A rendszerdinamika (System Dynamics, SD) komplex, dinamikus rendszerek vizsgálatára alkalmas módszer, ezért az innovációs rendszerek mechanizmusai jól megragadhatók vele. Ezzel magyarázható, hogy a kilencvenes évek második felétől kezdve egyre nagyobb számban használják az innovációs rendszerek modellezésére. A rendszerdinamikai modellezés sajátossága, hogy megjelennek benne a komplex rendszerek alkotó elemei, mint a korlátozottan racionális szereplők, pozitív (megerősítő) és negatív (kiegyensúlyozó) visszacsatolások, a nem-lineáris és nem-egyensúlyi dinamika, valamint az időbeli eltolódások. (Uriona-Maldonado és Grobbelaar, 2017) A modellek reprezentálására két alapvető eszközt használnak a rendszerdinamikában: az okozati lánc diagramot (causal loop diagram), ami egy kvalitatív eszköz, és a visszacsatolási hurkok szemléltetésére alkalmas, valamint a folyamat diagramot (stock and flow diagram), ami kvantitatív, és a formális modellezéshez szükséges. Az innovációs rendszereket rendszerdinamikai modellel leíró publikációk szisztematikus elemzése megtalálható Uriona-Maldonado és Grobbelaar (2017) irodalomelemző konferencia közleményében. 2016-ig 34 tudományos munkát azonosítottak be, amelyekben SD módszerrel modellezik az innovációs rendszereket, de ezek között konferencia közlemények, disszertációk és mesterszintű szakdolgozatok is szerepelnek. 2018-as



tanulmányukban (Uriona-Maldonado és Grobbelaar, 2018) az elemzést kiterjesztették 56 tudományos munkára és ebben már kifejezetten azt vizsgálták, hogy milyen szakpolitikai területeken alkalmaztak SD módszereket az irodalomban. Négy ilyen területet azonosítottak be: a K+F politikát, **az innováció terjedését ösztönző politikát**, a tudomány és technológia politikát és a **regionális** agglomerációs politikát. A két tanulmány eredményei alapján a SD modellek jól megragadják az innovációs rendszerre jellemző evolúciós folyamatokat. **A modellek nagyrésze koncepcióalkotás céljával születik, ami segít a rendszer dinamikájának és a visszacsatolási hurkoknak a jobb megértésében.** Ennek szemléltetésére általában okozati lánc diagramokat és folyamat diagramokat használnak, az empirikus adatok felhasználása és azok alapján a modell validálása viszont ritkábban valósul meg, ami részben az adatok nehéz elérhetőségéből fakad. A szerzők arra a megállapításra jutottak, hogy a meglévő SD modellek gyengesége a túlzottan redukcionista megközelítésük, és az, hogy az innováció szélesebb körű értelmezését nem modellezzik kielégítően. Az elemzett tanulmányok alacsony hivatkozási adatai azt mutatják, hogy egyelőre korlátozott tudományos hatást sikerült elérniük az innovációs rendszerek SD modelljeinek. A szerzők úgy látják, hogy más módszerekkel, mint az **ágens alapú modellekkel vagy a komplex adaptív rendszerekre jellemző „bottom up” megközelítéssel lenne érdemes ötvözni a SD módszert annak érdekében, hogy a folyamat részletei is megjelenhessenek.** A továbbiakban néhány példát mutatunk be szemléltetésként.

Az első példa Walrave és Raven (2016) munkája, akiknek célja egy koncepcionális modell SD módszerrel való formalizálása és szimulációk futtatása volt. Tanulmányukban a technológiai innovációs rendszerek kialakulását modellezték. Az „innováció motorjai” és az „átmenet útjai” (transition pathways) elméleti keretét ötvözve hoztak létre egy formális modellt, de empirikus adatokra nem illesztették. Szimulációkat végeztek vele, amelyek során a modell képes volt olyan eredményeket produkálni, mint ami a szakirodalom alapján várható.

Rodriguez és Navarro-Chávez (2015) a feltörekvő országok regionális innovációs rendszerét leíró rendszerdinamikai modellt épített, és a mexikói Michoacán tartomány adatai alapján validálta és kalibrálta azt. A modellfejlesztésen felül a céljuk az volt, hogy bemutassák, hogyan lehet tudomány-technológia-innovációs (STI) indikátorok alakulását szimulálni, ami a politikaalkotást is segítheti. Tanulmányuk nem tartalmazza alternatív politikai intézkedések hatáselemzését, de megjegyzi, hogy erre is lenne lehetőség a modellkeretben.



Samara és társai (2012) viszont kifejezetten az innovációpolitikai beavatkozások NIS-re gyakorolt hatását vizsgálja rendszerdinamikai modelljével. Az innováció 2 típusát vonják be a vizsgálatba, a termék- és folyamatinnovációt. A modell illesztéséhez 2000 és 2008 közötti görög adatokat használnak, és 2008-2018-ig végzik a szimulációt. A lehetséges innovációpolitikai beavatkozások szerint három különböző scenáriót vizsgálnak: egy alapesetet, amihez viszonyítani lehet, és kétféle beavatkozás esetét. A Lisszabon scenárió a Lisszaboni Stratégiában foglalt célok elérése esetén megvalósuló pályát mutatja. Ebben a termékinnováció ugyan magasabb lenne a szimuláció végén, mint az alapszenárióban, de ugyanúgy a "szegény" kategóriában maradna a vizsgált NIS. A folyamatinnováció is magasabb lenne, de az ország maradna az "elfogadható" kategóriában. A harmadik scenárió a paraméterek kisebb mértékű, de együttes változtatásának hatását mutatja, amivel nagyobb hatás érhető el. Következtetésük, hogy a hosszútávú célok eléréséhez folyamatos és szisztematikus erőfeszítések szükségesek. Továbbá érdemes több teljesítménymutatót fejleszteni akár kisebb mértékben, mint az egyes területeket megcélzó, elszigetelt politikákat alkalmazni.

b. Ágens-alapú modellezés:

A szimulációs modellek egy másik iránya az ágens-alapú modellezés, amelynek segítségével lehetőség van az innovációs rendszer szereplőinek heterogenitását is megragadni. Az innovációs folyamat olyan jelenség, amely nem vezethető le a változók aggregált értékeiből, éppen ezért érdemes ágens alapú szimulációt alkalmazni (Pyka és szerzőtársai, 2009). Ez a megközelítés lehetővé teszi, hogy heterogén szereplőkként kezeljük az innovációs folyamatban résztvevő szervezeteket, amelyek a modellben megadott viselkedési szabályok alapján interakcióba lépnek egymással, és az ő kölcsönhatásaik nyomán alakul ki a kollektív jelenség. Az ágens alapú megközelítés további előnye, hogy szakpolitikai döntések előkészítésének eszköze lehet, ugyanis alkalmas különböző intézkedések, várható hatásainak ex-ante vizsgálatára. Fontos azonban kiemelni, hogy előrejelzésre nem alkalmasak ezek a modellek. Egy ilyen szimulációs modell abban segít, hogy kezelni lehessen a komplexitást, jobban megértsük a rendszer dinamikáját, és be lehessen azonosítani a lehetséges beavatkozási pontokat (Ahrweiler, 2017).

Az innováció dinamikájának ágens alapú modellezésében mérföldkőnek számít a Simulating Knowledge Dynamics in Innovation Networks (SKIN) elnevezésű modell.



Ennek eredeti változata (Ahrweiler és szerzőtársai, 2004) nem követi explicit módon az innovációs rendszer elméleti kereteit, de megjelennek benne olyan mechanizmusok amelyek az innováció rendszerszerű felfogásából erednek, ezért könnyen adaptálható konkrét innovációs rendszerekre. Az évek során a modellt számos tanulmányban felhasználták, 2014-ben könyv is jelent meg a SKIN alkalmazásaiból, de ezeknek csak egy része irányul valamely innovációs rendszer modellezésére. A SKIN modell alapvetően az ipari innovációs folyamatokat reprodukálja, ezért az ágensek alapesetben vállalatokat testesítenek meg. A vállalatok innovációs tevékenységet folytatnak egyénileg vagy egymással kooperálva. Viselkedésüket egyrészt a tudásbázisuk, másrészt egyéb paraméterek határozzák meg, mint például a partnerkeresési stratégia vagy a kutatási attitűd. A szereplők tudásának definiálása a „kene” koncepció (Gilbert, 1997) alapján történik. Eszerint a vállalatok tudásbázisa úgynevezett „kene”-kből tevődik össze, amelyek három változó, a képesség (capability), készség (ability) és szakértelem (expertise) megfelelő értékeinek kombinációjaként adódnak.

Korber és társai (2009) a SKIN modellt alkalmazták a **bécsi biotechnológiai** szektorra mint innovációs rendszerre. Az alapmodellhez képest nem csak a vállalatok viselkedését modellezték, hanem a szektorális innovációs rendszer többi szereplőjét is, mint az egyetemek, kutatóintézetek, és modellezték a köztük lévő kapcsolatokat is. A bécsi adatokat felhasználva kalibrálták a modellt, és szimulációk során vizsgálták a K+F támogatások különböző típusainak hatását (Korber és Paier 2013, 2014, Paier és szerzőtársai, 2017a) valamint a specializáció kérdését (Dünser és Korber 2017), melynek során mind a Marshall-Arrow-Romer-féle specializációból adódó externáliákra, mind a Jacobs-féle diverzifikációból adódó externáliákra találtak bizonyítékot. Paier és szerzőtársai (2017b) egy másik területileg lehatárolt, de alapvetően szektorális innovációs rendszerre, az osztrák félvezető iparra is alkalmazták a modellt kifejezetten a szakpolitikai intézkedések támogatásának céljából. Szimulációs eredményeik alátámasztják, hogy **egy jól meghatározott policy mixre van szükség, amely magába foglalja a K+F kompetenciák kiépítésének támogatását és a nemzetközi hálózatosodás serkentését.**

Az osztrák modellen kívül egyéb, szektorális innovációs rendszerekre kiterjesztett tanulmányok is **születtek a SKIN modellre** építve. Schrempf és Ahrweiler (2014) általános célú technológiák megjelenését vizsgálták az ír nanotechnológiai szektor példáján keresztül. Dilaver, Uyarra és Bleda (2014) kiterjesztette a SKIN modellt ipari klaszterek többszintű elemzésére, és létrehozta az AIR, azaz Actor, Intentions and Randomness Model-t. Ez egy többszintű elméleti modell, amit nem kalibrálták empirikus



adatok segítségével. Három szinten jelennek meg ágensek a modellben: személyes szinten a menedzserek és kutatók, fölöttük az őket alkalmazó vállalatok, és a hierarchia tetején állnak maguk a régiók. Kwon és Motohashi (2017) az Amerikai Egyesült Államok és a Japán nemzeti innovációs rendszerét modellezte, és arra kereste a választ, hogy milyen hatással van az üzleti kapcsolatok jellege az innovációs versenyképességére. Azt találták, hogy a Japánban jellemző hosszútávú üzleti megállapodások abban az esetben előnyösek, amikor a kereslet gyorsan változik, és a fokozatos innováció játszik fontosabb szerepet. Ezzel szemben az amerikai modell akkor előnyösebb, ha elvárt a radikális innováció.

A SKIN modellen kívül több olyan ágens alapú modell is megjelent az elmúlt 10-15 évben, amelyek alkalmasak valamely innovációs rendszer viselkedésének szimulálása, de ezek köré nem épült az előzőekben látott egész modellcsoport. Ezek közül egy igen aktuális kutatás Ponsiglione és szerzőtársainak munkája (2017, 2018), amelyben a Komplex Adaptív Rendszer (CAS) megközelítést építik be a Regionális Innovációs Rendszerek (RIS) elemzési keretébe, amit a továbbiakban komplex adaptív RIS-nek (CARIS) neveznek. Céljuk egy ABM létrehozása, ami hatékony innovációs politika fejlesztését teszi lehetővé. Kutatásuk különösen releváns a lemaradó régiók számára, ahol az innovációpolitikai beavatkozások ellenére sem alakult ki megfelelő alap az innovációhoz. Két típusú ágenset különböztetnek meg: a kompetitív környezetet és a kompetens szereplőket, mely utóbbi kategóriába tartoznak a cégek, kutatóintézetek, helyi intézményi szereplők, amelyek együtt egy kollektív ágenset alkotnak. A szereplők képességek egyedi halmazával rendelkeznek, és meghatározott akciókat végezhetnek. A környezet ágens határozza meg, hogy milyen tudás és kompetenciák szükségesek, hogy egy piaci szükségletet kielégítsenek. A szereplők ennek megfelelő tudáskészletet igyekeznek előállítani a saját kompetenciáik módosításával, vagy egymás közötti kooperációval. Az egyéni szereplők a cselekvési térben véletlenszerűen mozognak, és ha valakivel a térben azonos helyre kerülnek, dönthetnek, hogy kooperálnak-e vele. Együttműködés során az egyéni interpretációkból adódik egy kollektív interpretáció, amit a környezet értékel. Ha az interpretáció eléri az elfogadási határt, akkor ezt díjazza a környezet. A RIS sikerét, azaz értékteremtő képességét, az mutatja meg, hogy a szereplők rendelkezésre álló költségvetése mennyivel magasabb a kiinduló állapothoz képest. A szerzők első tanulmányukban még csak a koncepcionális modellt vázolják fel, de 2018-as cikkükben már szimulációs eredményeket is közölnek.

Antonelli és Ferraris (2011) az innováció mint kialakuló (emerging) rendszertulajdonság leírására hoz létre egy elméleti modellt, amelyben az IR-ek



megközelítésmódját használja. Az elméleti keret egyesíti az innováció gazdaságtanát és a komplexitás gazdaságtanát. Az ágensek cégeket reprezentálnak, amelyek heterogének, a rájuk jellemző kompetenciákkal, tárgyi és szellemi inputokkal, és meghatározott pozícióval rendelkeznek a regionális és technológiai térben. A vállalatok korlátozottan racionálisak és megfelelő környezeti körülmények között képesek az innovációra. Reagálnak a termék- és tényezőpiacokon történő változásokra, de nem maximalizáló viselkedést folytatnak. A heterogén ágensek egy homogén terméket állítanak elő és igyekeznek eladni a termékpiacon a fogyasztóknak, akik a bér- és tőkejövedelmükből fedezik a vásárlást. A cégek különböző termelési függvénnel rendelkeznek, és a termelésük a felhasznált munkától, valamint a produktivitásuktól függ. A produktivitást innováció útján tudják növelni, de ez minden esetben költségekkel jár. Egy vállalat annál inkább hajlamos az innovációra, minél inkább eltér az átlagostól a teljesítménye. Ha alatta van, elégedetlen, ezért változtatni akar, ha fölötte, akkor megteheti, hogy ilyen kockázatos tevékenységbe fogjon. Három, egymásra épülő módon próbálják a produktivitásukat növelni: első körben az ágensek megpróbálják a saját nem használt kompetenciáikat mozgósítani, de ha ez nem elég az innovációhoz, akkor a szomszédaiktól próbálják átvenni a szükséges tudást. Ha viszont ez sem lehetséges, akkor elmozdulnak a fizikai térben, hogy másokkal kerüljenek szomszédságba.

Albino és társai (2006) nem az innovációs rendszert, hanem az ipari körzetet vizsgálták, de szintén az innovációt magyarázó ágens alapú modellel. A fogyasztási termékeket gyártó vállalatokon kívül a környezet részeként megjelennek más ágensek is, mint a beszállítók, vevők, kutatóközpontok és egyetemek. Hozzájuk hasonlóan Boero és társai (2004) is az ipari körzetek keretei között vizsgáloádtak, és a vállalatok technológiai alkalmazkodását elemezték egy elméleti ágens alapú modellel. Zhang (2003) a Szilícium völgyhöz hasonló high-tech ipari klaszterek kialakulását modellezte. Olyan ágens alapú modellt épített, amelyben egyszerre jelenik meg a korlátozott racionalitás, az innováció és a természetes szelekció. A felsorolt három modell mind az innovációt modellezi egy területi egységen belül, de abban különböznek az innovációs rendszer ágens alapú modelljeitől, hogy az innováció nem egy kollektív tevékenység során valósul meg.

Más ágens alapú modellek nem kifejezetten az innovációs rendszert mérik, hanem egy innováció (pl. új technológia) elterjedését. Ilyen többek között Moglia és szerzőtársai (2017) tanulmánya, melyben az energiahatékonyságot elősegítő technológiák terjedését modellezik ágens alapú megközelítéssel, és értékelik, hogy a különböző szakpolitikák mennyire lehetnek képesek növelni az energiahatékonyság technológiák adoptálását.



5. Összegzés

Az innovációs rendszerek mérését feldolgozó irodalomelemzésben három alapvető mérési módszert mutattunk be összetettségük sorrendjében. Az első kategóriába az innovációs indikátorok tartoznak, amelyek egyedi változóknak jellemzően a lineáris kombinációiból adódnak. Ezek eredményei a különböző értékelési táblák, amelyek alkalmasak az országok és a régiók innovációs rendszereinek összehasonlítására. Az Európai Bizottság által közölt Európai Innovációs Index a leginkább elterjedt kompozit mérőszám, a tudományos publikációk nagyrésze is erre reflektál. A kompozit indikátorok előnye, hogy sok változót együttesen figyelembe vesznek, de szakpolitikai döntések megalapozásához nem nyújtanak elég támpontot, ezért szükséges összetettebb mérési módszerek alkalmazása is. A hatékonyság mérése az innovációs teljesítményt mérő kompozit indikátorokhoz képest annival összetettebb, hogy szükséges az inputok és outputok elkülönítése, annak érdekében, hogy mérhető legyen az inputok felhasználási hatékonysága. A hatékonyság mérésére két módszer terjedt el az innovációs irodalomban: sztochasztikus határolóhoz viszonyított hatékonyságmérés, és a nem parametrikus burkolófelület-elemzés (DEA). Mindkét esetben a hatékonyságot a határhoz való viszonyból számolhatjuk, de az SFA elemzés parametrikus, míg a DEA egy nem parametrikus módszer. A mérési módszerek második típusába a statisztikai és ökonometriai módszerek tartoznak, de ez az elkülönítés nem tekinthető éles határnak, mivel a hatékonyságot mérő módszerek között is már több épített ökonometriai módszerekre. A klasszikus regressziós elemzések közül a tudástermelési függvény alkalmazása a leginkább elterjedt. Ennek egyik módja a regionális tudástermelési függvény alkalmazása, amely a régió K+F inputjait transzformálja K+F outputtá, másik változata pedig az innovációs kapacitást meghatározó tényezők vizsgálata egy termelési függvényben. A hagyományos regressziós módszereken túl strukturális egyenletekkel is vizsgálják az innovációt, amelyben több regressziós egyenlet együttesen szerepel, és nem csak a közvetlen, de a közvetett hatások is feltárhatók a segítségével. A kvalitatív összehasonlító elemzések átmenetet jelentenek a kvantitatív és kvalitatív módszerek között. Segítségükkel általánosíthatók és jól strukturálhatók a kis elemszámú adatállományon végzett elemzések eredményei is, ami nem ritka az innovációs rendszerek esetén. Az eseménytörténeti elemzés valamilyen változás bekövetkezésének vizsgálatára szolgál, ami az innovációk esetén egy új technológia térnyerése lehet. A módszerek harmadik csoportja az innovációs rendszerek komplexitását megragadó szimulációs módszerek alkalmazása. A rendszerdinamikai modellezés alkalmas arra, hogy komplex, sok visszacsatolással jellemezhető rendszerek dinamikáját megragadja. Az ágens alapú



modellezés ezen felül lehetőséget kínál arra, hogy mikroszinten modellezzük a heterogén szereplők viselkedését és interakcióit, amiből kialakul végül maga az innováció.

Felhasznált irodalom:

- Ahrweiler, P. (2017). Agent-based simulation for science, technology, and innovation policy. *Scientometrics*, 110(1), 391-415.
- Ahrweiler, P., Pyka, A., & Gilbert, N. (2004). Simulating knowledge dynamics in innovation networks (SKIN). In *Industry and labor dynamics: The agent-based computational economics approach* (pp. 284-296).
- Albino, V., Carbonara, N., & Giannoccaro, I. (2006). Innovation in industrial districts: An agent-based simulation model. *International Journal of Production Economics*, 104(1), 30-45.
- Anselin, L., Varga, A., & Acs, Z. (1997). Local geographic spillovers between university research and high technology innovations. *Journal of urban economics*, 42(3), 422-448.
- Antonelli, C., & Ferraris, G. (2011). Innovation as an emerging system property: an agent based simulation model. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 14(2), 1.
- Braczyk, H. J., Cooke, P. N., & Heidenreich, M. (Eds.). (1998). *Regional innovation systems: the role of governances in a globalized world*. Psychology Press.
- Bergek, A., Jacobsson, S., Carlsson, B., Lindmark, S., & Rickne, A. (2008). Analyzing the functional dynamics of technological innovation systems: A scheme of analysis. *Research policy*, 37(3), 407-429.
- Boero, R., Castellani, M., & Squazzoni, F. (2004). Micro behavioural attitudes and macro technological adaptation in industrial districts: an agent-based prototype. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 7(2).
- Breschi, S., & Malerba, F. (1997). Sectoral innovation systems: technological regimes, Schumpeterian dynamics, and spatial boundaries. *Systems of innovation: Technologies, institutions and organizations*, 130-156.
- Buesa, M., Heijs, J., & Baumert, T. (2010). The determinants of regional innovation in Europe: A combined factorial and regression knowledge production function approach. *Research Policy*, 39(6), 722-735.
- Cantner, U., & Graf, H. (2006). The network of innovators in Jena: An application of social network analysis. *Research Policy*, 35(4), 463-480.
- Carayannis, E. G., & Campbell, D. F. (2009). 'Mode 3' and 'Quadruple Helix': toward a 21st century fractal innovation ecosystem. *International journal of technology management*, 46(3-4), 201-234.
- Carayannis, E. G., Goletsis, Y., & Grigoroudis, E. (2017). Composite innovation metrics: MCDA and the Quadruple Innovation Helix framework. *Technological Forecasting and Social Change*.
- Carlsson, B., & Stankiewicz, R. (1991). On the nature, function and composition of technological systems. *Journal of evolutionary economics*, 1(2), 93-118.



- Cherchye, L., Moesen, W., & Puyenbroeck, T. (2004). Legitimately diverse, yet comparable: on synthesizing social inclusion performance in the EU. *JCMS: Journal of Common Market Studies*, 42(5), 919-955.
- Cooke, P. (1992). Regional innovation systems: competitive regulation in the new Europe. *Geoforum*, 23(3), 365-382.
- Cooke, P., Uranga, M. G., & Etzebarria, G. (1997). Regional innovation systems: Institutional and organisational dimensions. *Research policy*, 26(4-5), 475-491.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (Eds.). (2011). *Handbook on data envelopment analysis* (Vol. 164). Springer Science & Business Media.
- Cornell University, INSEAD, and WIPO (2017): The Global Innovation Index 2017: Innovation Feeding the World, Ithaca, Fontainebleau, and Geneva.
- Dilaver, O., Uyarra, E., & Bleda, M. (2014). Multilevel Analysis of Industrial Clusters: Actors, Intentions and Randomness Model. In *Simulating Knowledge Dynamics in Innovation Networks* (pp. 217-241). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Dünser, M., & Korber, M. (2017). Regional specialization and knowledge output: an agent-based simulation of the Vienna life sciences. In *Innovation Networks for Regional Development* (pp. 237-253). Springer, Cham.
- Edquist, C. (2005). *Systems of innovation: technologies, institutions and organizations*. Routledge.
- Edquist, C. (ed.) (1997). *Systems of Innovation*. London: Frances Pinter.
- Edsall, H. E. (2017). Identifying barriers to wind energy diffusion in Colombia: A function analysis of the technological innovation system and the wider context. *Technology in Society*, 49, 1-15.
- Európai Bizottság (2013): European Commission, 2013. Measuring innovation output in Europe: towards a new indicator, SWD(2013) 325 final.
http://ec.europa.eu/research/press/2013/pdf/staff_working_document_indicator_of_innovation_output.pdf
- Európai Bizottság (2017a): European Innovation Scoreboard 2017 – Methodology Report.
http://ec.europa.eu/growth/industry/innovation/facts-figures/scoreboards_en
- Európai Bizottság (2017b): Regional Innovation Scoreboard 2017 – Methodology Report
http://ec.europa.eu/growth/industry/innovation/facts-figures/regional_en
- Feldman, M. P. (1994). The Geography of Innovation (Economics of Science, Technology and Innovation). *The Netherlands: Kluwer Academic Publishers*.
- Feldman, M. P., & Florida, R. (1994). The geographic sources of innovation: technological infrastructure and product innovation in the United States. *Annals of the Association of American Geographers*, 84(2), 210-229.
- Ferreira, P. J. S., & Dionísio, A. T. M. (2016). What are the conditions for good innovation results? A fuzzy-set approach for European Union. *Journal of Business Research*, 69(11), 5396-5400.



- Fevolden, A. M., & Klitkou, A. (2017). A fuel too far? Technology, innovation, and transition in failed biofuel development in Norway. *Energy research & social science*, 23, 125-135.
- Freeman, C. (1987). *Technology policy and economic performance*, Pinter: London
- Fritsch, M. (2002). Measuring the quality of regional innovation systems: A knowledge production function approach. *International Regional Science Review*, 25(1), 86-101.
- Fritsch, M., & Graf, H. (2011). How sub-national conditions affect regional innovation systems: The case of the two Germanys. *Papers in Regional Science*, 90(2), 331-353.
- Fritsch, M., & Slavtchev, V. (2011). Determinants of the efficiency of regional innovation systems. *Regional studies*, 45(7), 905-918.
- Fu, X., & Yang, Q. G. (2009). Exploring the cross-country gap in patenting: A stochastic frontier approach. *Research Policy*, 38(7), 1203-1213.
- Furman, J. L., Porter, M. E., & Stern, S. (2002). The determinants of national innovative capacity. *Research policy*, 31(6), 899-933.
- Furman, J. L., Porter, M. E., & Stern, S. (2002). The determinants of national innovative capacity. *Research policy*, 31(6), 899-933.
- Fülöp J., Temesi J. (2001) A Data Envelopment Analysis (DEA) alkalmazása ipari parkok hatékonyságának vizsgálatára. *Sigma*, 32(3-4) 85-109.
- Gilbert N, Ahrweiler P, Pyka A (eds) (2014) *Simulating Knowledge Dynamics in Innovation Networks*. Springer. 185-198.
- Griliches, Z. (1979). Issues in assessing the contribution of research and development to productivity growth. *The bell journal of economics*, 92-116.
- Grupp, H., & Schubert, T. (2010). Review and new evidence on composite innovation indicators for evaluating national performance. *Research Policy*, 39(1), 67-78.
- Guan, J., & Chen, K. (2012). Modeling the relative efficiency of national innovation systems. *Research policy*, 41(1), 102-115.
- Hekkert, M. P., Suurs, R. A. A., Negro, S. O., Kuhlmann, S., & Smits, R. (2007). Functions of innovation systems: A new approach for analysing technological change. *Technological Forecasting and Social Change*, 74(4), 413-432.
- Jaffe, A. B. (1989). Real effects of academic research. *The American economic review*, 957-970.
- Janger, J., Schubert, T., Andries, P., Rammer, C., & Hoskens, M. (2017). The EU 2020 innovation indicator: A step forward in measuring innovation outputs and outcomes?. *Research Policy*, 46(1), 30-42.
- Jenson, I., Leith, P., Doyle, R., West, J., & Miles, M. P. (2016a). Testing innovation systems theory using Qualitative Comparative Analysis. *Journal of Business Research*, 69(4), 1283-1287.
- Jenson, I., Leith, P., Doyle, R., West, J., & Miles, M. P. (2016b). Innovation system problems: Causal configurations of innovation failure. *Journal of Business Research*, 69(11), 5408-5412.
- Jenson, I., Leith, P., Doyle, R., West, J., & Miles, M. P. (2016c). The root cause of innovation system problems: Formative measures and causal configurations. *Journal of Business Research*, 69(11), 5292-5298.



- Kalapouti, K., Petridis, K., Malesios, C., & Dey, P. K. (2017). Measuring efficiency of innovation using combined Data Envelopment Analysis and Structural Equation Modeling: empirical study in EU regions. *Annals of Operations Research*, 1-24.
- Khedhaouria, A., & Thurik, R. (2017). Configurational conditions of national innovation capability: A fuzzy set analysis approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 120, 48-58.
- Korber, M., & Paier, M. (2013). Effects of Competence Centres on Regional Knowledge Production: An Agent-Based Simulation of the Vienna Life Sciences Innovation System. In *The Geography of Networks and R&D Collaborations* (pp. 353-371). Springer, Cham.
- Korber, M., & Paier, M. (2014). Simulating the effects of public funding on research in life sciences: direct research funds versus tax incentives. In *Simulating knowledge dynamics in innovation networks* (pp. 99-130). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Korber, M., Paier, M., & Fischer, M. M. (2009). An agent-based view of the biotech innovation system. *Reg Direct Int Sci J*, 2(2), 33-55.
- Kou, M., Chen, K., Wang, S., & Shao, Y. (2016). Measuring efficiencies of multi-period and multi-division systems associated with DEA: An application to OECD countries' national innovation systems. *Expert Systems with Applications*, 46, 494-510.
- Kwon, S., & Motohashi, K. (2017). How institutional arrangements in the National Innovation System affect industrial competitiveness: A study of Japan and the US with multiagent simulation. *Technological Forecasting and Social Change*, 115, 221-235.
- Lu, W. M., Kweh, Q. L., & Huang, C. L. (2014). Intellectual capital and national innovation systems performance. *Knowledge-based systems*, 71, 201-210.
- Lundvall, B. Å. (Ed.). (1992). *National systems of innovation: Toward a theory of innovation and interactive learning*, Pinter: London
- Lundvall, B. A. (1988). Innovation as an interactive process: from user-producer interaction to the national system of innovation. In *Technology and Economic Theory*, edited by G. Dosi et al. London: Pinter Publishers.
- Malerba, F. (2002). Sectoral systems of innovation and production. *Research policy*, 31(2), 247-264.
- Matei, M. M., & Aldea, A. (2012). Ranking national innovation systems according to their technical efficiency. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 62, 968-974.
- Moglia, M., Cook, S., & McGregor, J. (2017). A review of Agent-Based Modelling of technology diffusion with special reference to residential energy efficiency. *Sustainable Cities and Society*, 31, 173-182.
- Nasierowski, W., & Arcelus, F. J. (2003). On the efficiency of national innovation systems. *Socio-Economic Planning Sciences*, 37(3), 215-234.
- Naumanen, M., Leinonen, A., Lehtoranta, O., Loikkanen, T., Nieminen, M., Pelkonen, A., Pellinen, P., & Parkko, J. (2017). Technology Barometer on Public Attitudes and Orientation Towards a Knowledge-Based Society. Tekniikan akateemiset TEK.
<https://www.tek.fi/en/techbaro>



- Nelson, R. R. (1993). National innovation systems: A comparative study. Oxford University Press: New York
- Nelson, R. R. (1988,). Institutions Supporting Technical Change in the United States. In *Technology and Economic Theory*, edited by G. Dosi et al. London: Pinter Publishers.
- Paier, M. F., Duenser, M., & Unger, A. (2017b). Regional knowledge creation in a global industry: an empirical agent-based model of the Austrian semiconductor industry. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3039326> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3039326>
- Paier, M., Dünser, M., Scherngell, T., & Martin, S. (2017a). Knowledge creation and research policy in science-based industries: an empirical agent-based model. In *Innovation Networks for Regional Development* (pp. 153-183). Springer, Cham.
- Pan, Ta-Wei, Shiu-Wan Hung, and Wen-Min Lu. "DEA performance measurement of the national innovation system in Asia and Europe." *Asia-Pacific Journal of operational research* 27.03 (2010): 369-392.
- Ponsiglione, C., Quinto, I., & Zollo, G. (2018). Regional Innovation Systems as Complex Adaptive Systems: The Case of Lagging European Regions. *Sustainability*, 10(8), 2862.
- Ponsiglione, C., Quinto, I., & Zollo, G. (2017). Regional innovation systems: an agent-based laboratory for policy advice. In *Innovation Networks for Regional Development* (pp. 185-214). Springer, Cham.
- Proksch, D., Haberstroh, M. M., & Pinkwart, A. (2017). Increasing the national innovative capacity: Identifying the pathways to success using a comparative method. *Technological Forecasting and Social Change*, 116, 256-270.
- Pyka, A., Gilbert, N., & Ahrweiler, P. (2009). Agent-based modelling of innovation networks—the fairytale of spillover. In *Innovation networks* (pp. 101-126). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Ragin, C. (1987). The comparative method: Moving beyond qualitative and quantitative methods. *Berkeley: University of California*.
- Ragin, C. C. (2000). *Fuzzy-set social science*. University of Chicago Press.
- Rihoux, B. (2006). Qualitative comparative analysis (QCA) and related systematic comparative methods: Recent advances and remaining challenges for social science research. *International Sociology*, 21(5), 679-706.
- Rodríguez, J. C., & Navarro-Chávez, C. L. (2015). A system dynamics model of science, technology and innovation policy to sustain regional innovation systems in emerging economies. *International Journal of Innovation and Regional Development*, 6(1), 7-30.
- Samara, E., Georgiadis, P., & Bakouros, I. (2012). The impact of innovation policies on the performance of national innovation systems: A system dynamics analysis. *Technovation*, 32(11), 624-638.
- Schrempf, B., & Ahrweiler, P. (2014). Modelling the Emergence of a General Purpose Technology from a Knowledge Based Perspective: The Case of Nanotechnology. In *Simulating Knowledge Dynamics in Innovation Networks* (pp. 201-216). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Sleuwaegen, L., & Boiardi, P. (2014). Creativity and regional innovation: Evidence from EU regions. *Research Policy*, 43(9), 1508-1522.



- Suurs, R. A., & Hekkert, M. P. (2009). Cumulative causation in the formation of a technological innovation system: The case of biofuels in the Netherlands. *Technological Forecasting and Social Change*, 76(8), 1003-1020.
- Ullman, J. B., & Bentler, P. M. (2012). Structural equation modeling. *Handbook of Psychology, Second Edition*, 2.
- Uriona, M. (2018). Innovation System Policy Analysis through System Dynamics Modelling: A Systematic Review. *Science and Public Policy*. doi: 10.1093/scipol/scy034
- Uriona-Maldonado, M., & Grobbelaar, S. (2017). System Dynamics modelling in the Innovation Systems literature. 15th Globelics International Conference – Athens, Greece. Version: 09 May 2017
- Varga, A. (1998). *University research and regional innovation: a spatial econometric analysis of academic technology transfers*(Vol. 13). Springer Science & Business Media.
- Varga, A., & Horváth, M. (2014). Regional knowledge production function analysis. In *Handbook of Research Methods and Applications in Economic Geography* (pp. 511-543). Edward Elgar Publishing Ltd.. DOI: 10.4337/9780857932679.00033
- Walrave, B., & Raven, R. (2016). Modelling the dynamics of technological innovation systems. *Research Policy*, 45(9), 1833-1844.
- Zabala-Iturriagagoitia, J. M., Voigt, P., Gutiérrez-Gracia, A., & Jiménez-Sáez, F. (2007). Regional innovation systems: how to assess performance. *Regional Studies*, 41(5), 661-672.
- Zhang, J. (2004). Growing Silicon Valley on a landscape: an agent-based approach to high-tech industrial clusters. In *Industry And Labor Dynamics: The Agent-Based Computational Economics Approach* (pp. 259-283).

Készült az EFOP-3.6.2-16-2017-00017 azonosító számú, „Fenntartható, intelligens és befogadó regionális és városi modellek” elnevezésű projekt keretében.