

# NEURÁLIS HÁLÓZATOK A TÉRSÉGI TIPIZÁLÁSBAN

(Neural Networks in Regional Researches)

FARKAS JENŐ ZSOLT

*Kulcsszavak:*

*neurális hálózatok térségtipizálás vidékfejlesztés kistérségek*

*A tanulmány egy új kvantitatív elemzési módszer geográfiai felhasználásának lehetőségeit tekinti át. Az első részben bemutatja a mesterséges neurális hálózatok néhány jellemzőjét, valamint felhasználási területüket a földrajzban és rokontudományaiban. A második részben egy vidékföldrajzi kutatás<sup>1</sup> során elvégzett számítási kísérlet eredményét ismerteti. Ebben a „hagyományos” statisztikai módszerrel készült vidéktípus meghatározás mellett a kistérségek csoportokba sorolására (klaszterezésére) Kohonen-féle önszerveződő mesterséges neurális hálózatot használ.*

## *Bevezetés*

Napjaink „információs” társadalmára – a számítástechnika robbanásszerű fejlődésének következtében – jellemző az adatok, elektronikus dokumentumok egyre gyorsuló ütemű keletkezése és persze ezek megőrzése. Ennek köszönhetően mind az üzleti, mind a tudományos életben hatalmas adattárak alakultak ki, melyekből idő és képzett munkaerő hiányában az esetlegesen bennük meglévő hasznos tudást sem tudjuk kinyerni. A híres futurológus *John Naisbitt* szerint az információs társadalom egyik legnagyobb ellentmondása, hogy „fuldoklik az információban, miközben éhez a tudásra”<sup>2</sup>. Az idézetben az ellentmondás csak látszólagos, hiszen az adat az elemzés során válik információvá, míg az információ feldolgozás után alakul tudássá.

Az adatok információvá alakításának hagyományos módja a manuális elemzés, mely lassú, drága és szubjektív. Az elmúlt években ezen átalakítási folyamatban új módszerek és elemző tevékenységek jelentek meg, melyeket összefoglalóan adattudományzatnak vagy angolul „data mining”-nak is nevezünk (*Abonyi* 2006). Más megfogalmazás szerint ugyanez: nagy adatbázisokban rejlő hasznos, előzőleg nem ismert információ félautomatikus feltárását jelenti mesterséges intelligencia alkalmazásával.

Jelen tanulmányunkban egy ilyen új módszer geográfiai felhasználásának lehetőségeit kívánjuk áttekinteni. Az első részben bemutatjuk a mesterséges neurális hálózatok néhány jellemzőjét, valamint felhasználási területüket a földrajzban és rokontudományaiban. A második részben egy vidékföldrajzi kutatás<sup>3</sup> mellett elvégzett számítási kísérlet eredményét ismertetjük. Ebben a „hagyományos” statisztikai módszerrel készült vidéktípus meghatározás mellett a kistérségek csoportokba sorolására (klaszterezésére) Kohonen-féle önszerveződő mesterséges neurális hálózatot használtunk.

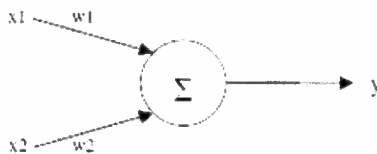
## A mesterséges neurális hálózatok felépítése és tanítása

A mesterséges neurális hálózatok az adatbányászati eljárások egyik nagy osztályát alkotják. Közös jellemzőjük, hogy az elsőként *Cajal* által 1909-ben a gerincesek tanulmányozása során leírt neuron felépítést és idegrendszert imitálják. Az ember – és a gerinces állatok – idegrendszere neuronokból épül fel, és ezek képezik az információfeldolgozás alapvető részegységeit. Az emberi gondolkodás fiziológiájának kutatása során tudósok rájöttek, hogy az idegrendszernek vannak bejövő ingereket összegyűjtő, majd bizonyos feldolgozás után a jelet továbbító ágai. Az átadási folyamat egészen addig tart, míg az ingerületek el nem érik azokat az idegsejteket, amelyek a kérdéses ingerre adott válaszáért felelősek. A válasz milyensége két dologtól függ: egyrészt örökletes tényezőktől, másrészt az egyén élete során megszerzett tapasztalataitól és tudásától. Ennek felismerése azért lényeges, mert azt jelenti, hogy ez a struktúra adaptív, vagyis képes a bementi adatokhoz tanulással alkalmazkodni (*Sárközy é.n.*).

*W. S. McCulloch és W. Pitts* 1943-ban elkészítette a neuron matematikai modelljét, amely a Threshold Logic Unit (TLU) nevet kapta. A TLU-ban minden egyes bemenethez rendelhető egy súly, majd a súlyozott bemenetek összege a neuron átviteli függvényén keresztül adja a kimenetet.

### I. ÁBRA

A mesterséges neuron legáltalánosabb formája  
(General Form of Artificial Neurons)



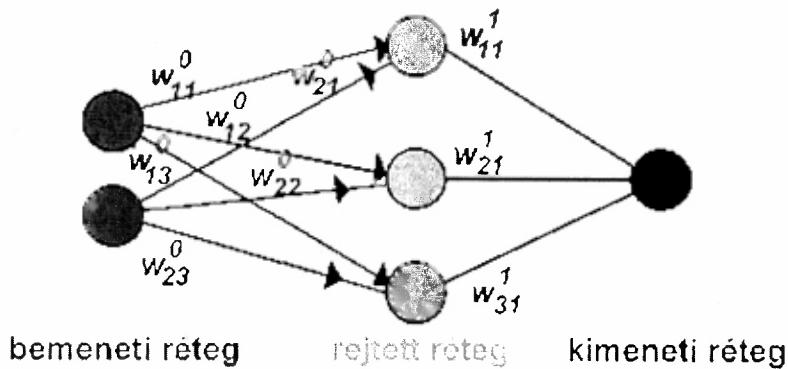
Forrás: Lasztovica (é.n.).

Az így felépített mesterséges neuronok összekötéséből kapjuk a mesterséges neurális hálózatokat. Az első komolyabb eredmények az 1950-es évek végén és az 1960-as évek elején születtek, majd nem sokkal ezután feledésbe is merültek. A neurális hálózatok újrafelfedezése akkor kezdődött, amikor az 1980-as évek elején leírták a tanításukra alkalmas, ún. hibavisszaterjesztéses algoritmust (backpropagation algorithm, 1986-ban publikálta *D.E. Rumelhart, G.E. Hinton és R.J. Williams*). Ezzel lehetővé vált a természetes rendszerek analógiájára mesterséges neurális hálózatok létrehozása információfeldolgozás céljára.

A mesterséges neurális hálózatok rétegekből épülnek fel. Általában valamennyi réteg összes neuronja az előtte és az utána álló réteg összes neuronjával kapcsolatban van, a saját rétegének neuronjaival azonban nincs. A bemenő réteg annyi neuronból áll, ahány bemenő változónk van. Ezek lényegében csak „jel továbbítást” végeznek a többi csomópont felé. A rejtett rétegben található a „rejtett neuronok”

(számuk tetszőleges lehet), amelyeknek mind a bemenete, mind a kimenete másik csomópontozathoz kapcsolódik. Ebben a rétegben folyik a tulajdonképpeni adatfeldolgozás. Egy hálózaton belül több rejtett réteg is lehet, azonban kettőnél többre nincs szükség, mivel matematikailag bizonyított, hogy két réteggel bármely folytonos függvény közelíthető (Kenesei 2006). A kimeneti rétegben annyi neuron van, ahány kimeneti változónk van. Ezek továbbítják az információt a „külvilág” felé.

2. ÁBRA  
MLP hálózat vázlatja  
(The Scheme of MLP)



Forrás: Sárközy (é.n.).

Mint arról a neurális hálózatok felépítésénél már esett szó, az ilyen típusú hálózatok tanítási-tanulási folyamat után alkalmazhatók különböző feladatok megoldására. Tanulásuk módszere két fajta lehet: ellenőrzött vagy nem ellenőrzött. Az ellenőrzött tanulás esetében a célunk az, hogy a tanítandó hálózat működése minél jobban közelítse a vizsgált rendszer működését, tehát egy adott bemenet esetén tudjuk, hogy mit várunk a kimeneten. Így a hálózat választát össze tudjuk hasonlítani a kívánt vagy elvárt válasszal. A gyakorlatban ez azt jelenti, hogy a csomópontok közötti súlyokat addig változtatjuk, amíg a kimeneti eredmények egyre jobban megközelítik az elérni kívánt valós értékeket.

A „nem ellenőrzött tanulás” esetén nincsenek összetartozó be- és kimeneti adatpárok. A hálózatnak a bemenetek alapján kell valamilyen viselkedést kialakítani. Általában a hálózatoknak valamilyen összefüggéseket, hasonlóságokat kell felderíteniük a bemeneti adatokban. Ezeket a hálózatokat hívják önszerveződő (self-organized map, SOM) hálózatoknak is (Lasztovicza é.n.).

### A mesterséges neurális hálózatok alkalmazása

Gyakorlati alkalmazásai az alábbi feladattípusokra vezethetők vissza: osztályozási, optimalizálási, approximálási és a nemlineáris dinamikus rendszerek elemzésének feladataira. A konkrét alkalmazásokat tekintve 1990-ig javarészt csak katonai

felhasználásról beszélhetünk, mint pl.: a cirkálórákéták célpont-azonosítási rendszerei. Ennek köszönhetően terjedtek el a civil életben is a neurális hálózatokra alapuló azonosítási problémákat megoldó felhasználások, mint például a hang és arc identifikáció, vagy a biológiában az egyed, ill. a faj felismerés. E technológia másik nagy felhasználója az üzleti élet, ahol a raktárkészletek tervezésétől a részvény árfolyam előrejelzésig terjed az alkalmazásuk spektruma.

A földrajz rokontudományai közül a térinformatikában a mesterséges neurális hálózatok már elterjedt módszereknek számítanak. Két feladattípust kell kiemelnünk a felhasználási körükből: az egyik a térbeli interpolációk köre, a másik különböző osztályozási feladatok megoldása. A térbeli interpolációra példa egy háromszögelési hálózat alappontjainak sűrítése vagy egy tó felszíni vízhőmérsékletének adott pontban történő meghatározása (természetesen „tanuló adatok” feldolgozása után). Az osztályozási feladatok leggyakrabban légifényképeken vagy műholdképeken a különböző tájhasználati (felszínborítási) foltok tartalmi meghatározását, illetve objektumok és tárgyak azonosítását jelentik.

Földrajzi kutatások köréből is tudunk példát hozni a mesterséges neurális hálózatok alkalmazására. Ezekben jellemzően időben változó térbeli folyamatok előrejelzésére használták a módszert. Az egyik ilyen vizsgálatban az erdőterületek csökkenését modellezték (*Mas–Puig–Palacio–Sosa–López* 2004).

A kutatás során a mintaterületen két időpontra határozták meg az erdőterületek kiterjedését. A két térképből „levezettek” egy harmadik erdőterület változás térképét. A „változás térkép” alapján meghatározták azokat a tényezőket, amelyek leginkább befolyásolták az erdőterületek csökkenését. Ezután az alkalmazott neurális hálózatot betanították a „változás térkép” és a kiválasztott mutatók alapján. Majd a tanítási folyamat után egy harmadik időpontra készítettek előrejelzést. Utolsó lépésként az előrejelzést összehasonlították a valós erdőszültséggel. Véggövetkeztésként megállapították, hogy ez a fajta megoldás nagy pontossággal jelzi előre az erdőterületek csökkenését. Hasonló módszert alkalmaztak kutatók a földhasználat változásainak előrejelzésére is (*Pijanowski–Brown–Shellito–Manik* 2002). Ebben a kutatásban az 1980-as, 1990-es és a 2000-es állapotból különböző tényezők figyelembevételével próbálták a 2010-es és 2020-as várható földhasználatot modellezni.

### *Mesterséges neurális hálózatok a térségi tipizálásban*

Vidékföldrajzi vizsgálatunk célja olyan kistérség-típusok meghatározása volt, amelyek az európai terület- és vidékfejlesztés tervezési és beavatkozási térség-meghatározási mintáinak megfelelően sokoldalúan sorolják be a kistérségeket. A munkát két dokumentumra: a Tanács „Community strategic guidelines for rural development (programming period 2007 to 2013) (2006/144/EC)” című határozatára (valamint ennek módszertani mellékletére), illetve az Európai Unió ESPON programjának az „Urban-rural relations” című átfogó kutatási jelentésére alapoztuk. Módszertani szempontból a típusokat, és a meghatározás módját a Helsinki Műszaki Egyetem által az ESPON jelentésben leírt metódus alapján végeztük el (természetesen

ahol szükséges volt a magyarországi viszonyokhoz igazítva). Az eredmény értékelése után azonban felmerült, hogy jó lenne a rendelkezésre álló adatbázis felhasználásával egy másfajta csoportosítást is elvégezni, amely esetleg visszaigazolná az eddigi következtetéseket és új összefüggéseket tárna fel.

A kísérlethez a már meglévő 37 mutatóból álló adatbázist használtuk fel. A feladat megoldására az ún. Kohonen-féle „önszerveződő, mesterséges neurális hálózat” metodikáját alkalmaztuk. Választásunk azért esett erre a módszerre, mert a mértékegységükben, dimenzióikban eltérő numerikus input adatok feldolgozását is lehetővé teszi, illetve mert a szakirodalom szerint jobb eredményt adhat a hagyományos statisztikai vagy más sokváltozós eljárásoknál (*Openshaw–Wymer 1995*).

E hálózatok jellemzője, hogy három rétegből állnak, azonban a feldolgozást végző réteget a feltalálója Teuvo Kohonen finn professzor után Kohonen-rétegnek hívjuk. Kohonen ezt a réteget a felügyelet nélküli klaszterező módszere számára dolgozta ki 1982-ben. Lényege, hogy az n-dimenziós bemenő adatokat szabályos kétdimenziós tömbökre képezi le. Ezt úgy éri el, hogy az n-dimenziós bemeneti adatér egymáshoz hasonló vektorainak olyan neuronokat feleltet meg a neurontérképen, amelyek egymáshoz szintén közel helyezkednek el euklideszi távolságukat tekintve (*Fogarassyné Vathy 2006*). Az általunk felhasznált szoftver egy Excel munkafüzet alá fejlesztett Visual Basic alkalmazás<sup>4</sup> volt.

1. TÁBLÁZAT  
Demográfiai adatok  
(Demographic data)

Megnevezés	Év	Mértékegység
Lakónépesség	2000	fő
Lakónépesség	2004	fő
Lakónépesség változása 2000-ről 2004-re	2000–2004	%
Népsűrűség	2004	fő/km <sup>2</sup>
Természetes szaporodás évi átlaga 2000–2004 között ezer főre	2000–2004	fő
Vándorlási különbözet évi átlaga 2000–2004 ezer főre	2000–2004	fő
0–14 évesek aránya a népességben	2004	%
60–x évesek aránya a népességben	2004	%
Vitalitási index	2004	
Városi lakosság aránya a kistérségben	2004	%
120 fő/km <sup>2</sup> -nél sűrűbb településeken lakók aránya a kistérségben (urbanitási index)	2004	%
10000 főnél népesebb településeken lakók a kistérségben	2004	%
1 km <sup>2</sup> belterületre jutó lakosok száma	2004	fő/km <sup>2</sup>
Átlagos iskolai végzettség	2001	osztály
Külterületi népesség aránya	2001	fő/km <sup>2</sup>

Forrás: KSH.

A vizsgálat során alkalmazott adatbázis összeállítását egyrészt a Helsinki Műszaki Egyetem által az ESPON keretében alkalmazott módszertan alapján, másrészt az MTA RKK Alföldi Tudományos Intézetében végzett korábbi kutatások adatainak és eredményeinek felhasználásával végeztük (Csatári 1996). Az adatbázisba végül 37 mutató került négy tematikus egységbe rendezve. Kiválasztásuknál ügyeltünk arra, hogy azok a környezet és a társadalom térbeli jelenségeinek és folyamatainak minél szélesebb körét lefedjék. Az első csoportba a népesség és a demográfia főbb adatai kerültek (1. táblázat).

Az ESPON vizsgálat módszertanához igazodva a megszokott jelzőszámok mellett alkalmaztuk a belterületi népsűrűség mutatót, melyet a 2001-es népszámlálás belterületi lakónépesség-száma és az OTAB<sup>5</sup> települési belterület fedvényének területe alapján számítottunk ki térinformatikai eszközökkel.

A következő mutatócsoportba a foglalkozási és foglalkoztatottsági adatok kerültek (2. táblázat).

2. TÁBLÁZAT  
Foglalkozási és foglalkoztatottsági adatok  
(Employment)

Megnevezés	Év	Mértékegység
Mezőgazdasági foglalkoztatottak aránya	2001	%
Ipari foglalkoztatottak aránya	2001	%
Tercier foglalkoztatottak aránya	2001	%
Munkanélküliek aránya a lakónépességben	2004	%
Tartós munkanélküliek aránya a munkanélküliekben	2004	%

Forrás: KSH.

3. TÁBLÁZAT  
Gazdasági és infrastruktúra adatok  
(Economy and Infrastructure)

Megnevezés	Év	Mértékegység
Regisztrált társas vállalkozások 1000 főre jutó száma	2004	db
Regisztrált egyéni vállalkozások 1000 főre jutó száma	2004	%
1 km <sup>2</sup> -re jutó vállalkozások száma	2004	db/km <sup>2</sup>
1 adófizetőre jutó éves nettó jövedelem	2001	Ft
Működő mezőgazdasági vállalkozások száma 1000 főre	2003	db
Közüzemi vízhálózatba kapcsolt lakások aránya	2004	%
1 km vízvezetékre jutó csatornahálózat hossza	2004	km
Személygépkocsik száma 1000 főre	2004	db
Kiskereskedelmi boltok száma 1000 főre	2004	db
Kábeltelevíziós hálózatba kötött lakások aránya	2004	%
Vendégéjszakák száma 1000 főre	2004	vendégéjszaka
1 km <sup>2</sup> -re jutó utak és vasutak hossza	2004	km/km <sup>2</sup>

Forrás: KSH, APEH.

A harmadik csoportot a gazdaságra és az infrastruktúrára vonatkozó mutatók alkották (3. táblázat). A korábbi magyarországi elemzésekhez képest itt új elemként jelenik meg – az ESPON vizsgálatot követve – a közlekedési hálózat sűrűsége (km/km<sup>2</sup>), mely adatokat az OTAB részét képező közút- és vasúthálózat adataiból, szintén térinformatika segítségével Intézetünk számítógépein állítottunk elő.

A társadalom és a gazdaság bemutatását szolgáló mutatók után a környezetre, azon belül is részben annak állapotára, részben annak használatára vonatkozó utolsó adatcsoport került meghatározásra. Az Európai Unió ilyen jellegű adatok gyűjtésének céljából indította el 1985-ben az ún. CORINE<sup>6</sup> programot. Ennek célja szisztematikus környezeti és területhasználati információk gyűjtése, az Európai Unió különböző ágazati politikáinak alátámasztására. A Helsink Műszaki Egyetem által végzett elemzésben is ezek az adatok kerültek felhasználásra. Intézetünkben a legújabb állapotokat tükröző 2000-es adatokat használtuk (4. táblázat).

#### 4. TÁBLÁZAT

##### *Felszínborítás és földhasználat adatok (Landcover and Landuse)*

<i>Megnevezés</i>	<i>Év</i>	<i>Mértékegység</i>
Mesterséges felszínek aránya	2000	%
Mezőgazdasági területek aránya	2000	%
Erdőterületek aránya	2000	%
Természetközeli területek aránya	2000	%

*Forrás:* European Environmental Agency, Copenhagen, 2005.

Az általunk végzett analízis során első alkalommal az összes kistérséget egyszerre vizsgáltuk. Ennek eredményeként négy csoportot kaptunk. Az első osztályba a főváros került, a másodikba további két térség. Ezt az eredményt nem találtuk kielégítőnek a részletes elemzéshez és interpretációhoz, így e három kistérség adatait kivettük az adatbázisból. Ezután egy új elemzést végeztettünk a hálózattal, melynek során szintén négy csoport alakult ki. A végeredményben a fővárost értelemszerűen külön osztályként hagytuk meg, míg a két térséget a második analízis első osztályába tettük. A további két csoportot a második elemzés során kialakult eredmény képezte. A vizsgálat végén kapott eredményt a 4. táblázat és az 5. ábra mutatja.

Az első „osztályt” egyedül a főváros képezi a többi térségtől minőségileg és mennyiségileg is eltérő volta miatt. A 2. kategóriába lényegében a régióközpontok, az egri kistérség és Budapest közvetlen agglomerációjának területe került. Érdemes kiemelni, hogy Budapest körül két gyűrű alakult ki. Az első egy közvetlenül hozzá kapcsolódó városi gyűrű (alvóvárosok, a város működését biztosító logisztikai és termelési központok), míg a második „átmeneti” típusú területekből áll az első gyűrűt övezve. E második gyűrű az agglomerációhoz egyre szorosabban kapcsolódó területeket jelöli ki, amelyek egyébként egyértelműen az e módszerrel kapott „városi

típus” irányába fejlődnek. E területek déli határa a kecskeméti kistérségig nyúlik, a fővárostól mintegy 90 km-re.

A tipikusan vidéki és városi térségtípusok között leírható, úgynevezett „átmeneti jellegű” területek másik része a Dunántúlon, a Balaton környékén, a nyugati határmentén, illetve az Északi-középhegység területén található. Ennek okai részben az államszocializmus ipartelepítési politikájában, másrészt a rendszerváltás utáni gazdasági hatásokban keresendők. A következő kategóriába – a jellemzőik alapján – az egyértelműen vidékinek tekinthető térségek kerültek. Ide tartozik a 168 kistérségből 105, az ország 10 millió lakosából 3,5 millió.

### 5. TÁBLÁZAT

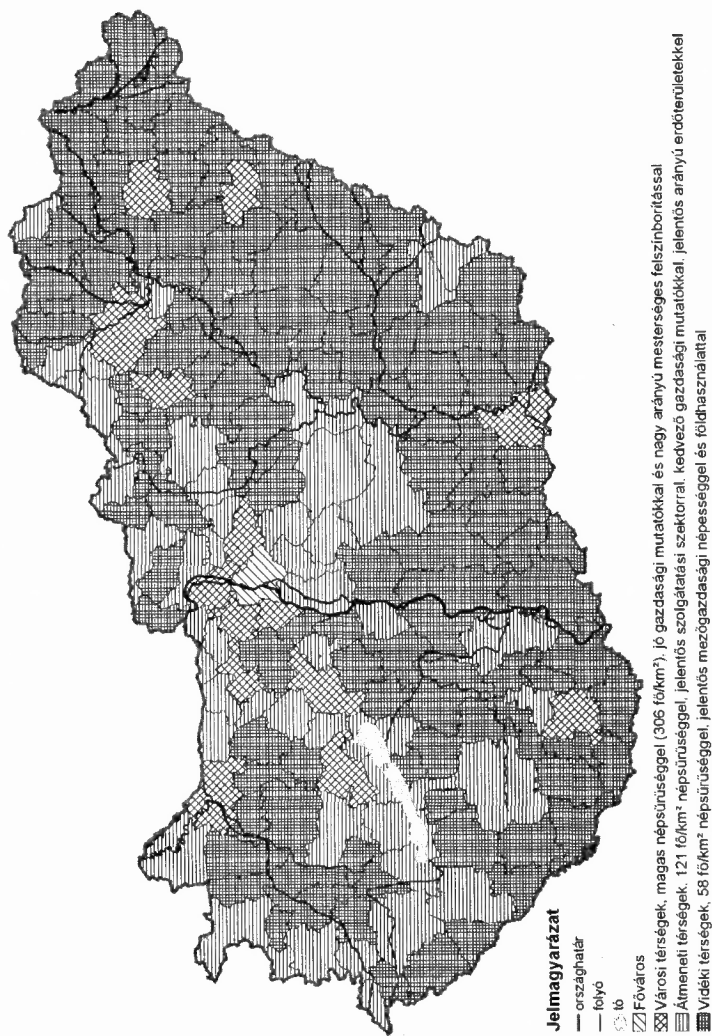
*A neurális hálózat által kialakított térségtípusok összefoglaló adatai  
(Results of Analysis: Regional Clusters)*

<i>Adat / térségtípus</i>	<i>Főváros</i>	<i>Városi térs.</i>	<i>Átmeneti térs.</i>	<i>Vidéki térs.</i>	<i>Országos adat</i>
Lakónépesség clusterek szerint (fő)	1697343	2048230	2858410	3493566	10097549
Adott típusba tartozó térségek száma (db)	1	15	47	105	168
Lakónépesség (2004) átlaga (fő)	1697343	136548,67	60817,23	33272,06	60104,46
Népsűrűség átlaga (fő/km <sup>2</sup> )	3232,30	306,34	121,03	58,38	116,94
Városi lakónépesség arányának átlaga (%)	100,00	73,57	59,21	43,02	50,62
Mezőgazdasági foglalkoztatottak arányának átlaga (%)	0,52	2,27	4,49	11,81	8,84
Ipari foglalkoztatottak arányának átlaga (%)	21,27	31,11	39,36	36,94	37,00
Tercier foglalkoztatottak arányának átlaga (%)	78,21	66,62	56,15	51,25	54,16
Egy adófiertőre jutó nettó jövedelem átlaga (Ft)	987427	801027	713513	599555	651733
Munkanélküliek arányának átlaga (%)	1,32	2,52	3,67	6,41	5,27
Mesterséges felszínek arányának átlaga (%)	66,78	13,46	7,04	4,20	6,19
Mezőgazdasági területek arányának átlaga (%)	18,84	55,35	58,30	70,67	65,53
Erdőterületek arányának átlaga	9,08	24,62	25,08	18,06	20,55
Külterületi népesség arányának átlaga (%)	0,35	2,36	2,69	3,94	3,43

*Forrás: Saját szerkesztés.*



5. ÁBRA  
A neurális hálózat által kialakított térségtípusok  
(Map of Regional Clusters)



Forrás: Saját szerkesztés.

Az így meghatározható városi térségek (15 térség, több mint 2 millió lakossal) az országos átlagot csaknem háromszor meghaladó népsűrűségűek (306 fő/km<sup>2</sup>). Bennük a városi népesség aránya 73% (országosan csak 50,62%), a humán erőforrásaik képezettségje jelentősen meghaladja az országos átlagot, a tercier foglalkoztatottak aránya 66% (országos adat 54%), átlagosan 200 ezer Ft-tal magasabbak az egy főre jutó jövedelmek, mint a vidéki típusú térségekben, s így kedvező munkanélküliségi mutatókkal rendelkeznek. Magas a társas vállalkozások és az egyéni vállalkozások 1000 főre jutó száma, a főváros után itt a legmagasabb az 1000 főre jutó személygépkocsik száma. A mesterséges felszínek aránya e térségekben 13% átlagosan, s az országos átlagnál 50%-kal sűrűbb közlekedési hálózattal rendelkeznek.

Az átmeneti térségek (47 térségben, 2 millió 860 ezer fő él) állapotleírása szerint a népsűrűség az országos átlag körüli (120 fő/km<sup>2</sup>), a városi népesség aránya 59,2%, 14%-kal kevesebb, mint a városinak minősített kistérségekben, az egy főre jutó átlagos nettó jövedelem átlagosan 100 ezer Ft-tal magasabb, mint a vidéki térségekben, a munkanélküliségi mutatók rosszabbak, mint a városi területeken. Itt a legmagasabb az 1000 főre jutó vendégéjszakák száma (3599 éj), a mesterséges felszínek aránya csak 7%.

A vidéki térségek jellemzői (105 kistérség, 3 millió 500 ezer lakos) közül kiemelésre kívánkozik, hogy a népsűrűségük az országos átlag fele (58 fő/km<sup>2</sup>), a városi népesség aránya 43% (tehát a városiak a kisebbséget alkotnak ebben a kategóriában). Általában a gazdasági és jövedelmi mutatókat tekintve a legkedvezőtlenebb helyzetben lévő területek, a mezőgazdaságban foglalkoztatottak átlagos aránya 12%, az egy főre jutó nettó jövedelem 50 e Ft-tal az országos átlag alatt van, magas a munkanélküliek aránya, ill. ezen belül is jelentős a tartósan munkanélküliek, a működő mezőgazdasági vállalkozások aránya ebben az osztályban a legmagasabb. A mesterséges felszínek aránya csak 4%, a mezőgazdasági földhasznosítású területek aránya e kistérségekben több mint 70%. A külterületi népesség aránya országos átlag feletti, átlagosan 4%.

### Összegzés

A módszer értékelését két lépcsőben végezhetjük el. Első lépcsőben értékelhetjük a Kohonen-féle hálózat által kialakított csoportokat. Ez alapján megállapíthatjuk, hogy az egyes csoportok homogén képet mutatnak, így azokat könnyű volt megfelelő értelmező címkékkel ellátnunk.

A második lépcsőben összevethetjük az eredményt más, korábbi vizsgálatok eredményével, melyekről általában azt mondhatjuk, hogy azoktól jelentősen nem tér el. Ennek alátámasztására ismertetnénk az ESPON térség-típusokkal történt összevetést. Mindenekelőtt azonban meg kell jegyeznünk, hogy a két vizsgálat „abszolút jóságát” a társadalomtudományokban megítélni rendkívül nehéz. Másrészt a két elemzés végén megállapított térségtípusok tartalmilag nem teljesen fedik egymást. Ezért a pontos összehasonlíthatósághoz meghatároztuk, hogy az egyes típusok mennyire felelnek meg egymásnak.

6. ÁBRA  
A két elemzésben teljes aszinkronitást mutató térségek  
(Comparison: Contradictional Microregions)



Forrás: MTA RKK ATI 2006.

Az összevetésekor azt állapítottuk meg, hogy a két módszer végeredménye 130 kistérség esetében – az adott keretek között – megegyezik. Ez 77,3%-os egybeesést jelent. További 24 esetben részben (14,2%) és 14 esetben egymásnak ellentmondónak tűnik a két módszer által kapott eredmény.

Az utóbbiak között mind megyeszékhelyek térségei (Szombathely, Szolnok, Békéscsaba) mind az agglomerációban fekvő kistérségek (Gödöllői, Pilisvörösvári, Adonyi, Szentendre), mind néhány alföldi városi kistérség (Mátészalka, Kisvárd) megtalálható.

S bár ezek külön-külön az egyes elemzésekben „jó helyen” vannak, az összevetésben fellelhető „meg nem felelésük” a térbeli fejlődésük olyan valószínűsíthető különlegességére utal, amit további elemzésekkel kellene vagy lehetne kimutatni.

A Kohonen-féle önszerveződő hálózatokról mint módszerről azonban megállapíthatjuk, hogy földrajzi kutatásokban felmerülő csoportosítási feladatok elvégzésére legalább olyan jól használható, mint a hagyományos statisztikai metódusok, vagy mint a faktor- és klaszteranalízis.

### Jegyzetek

- <sup>1</sup> Csatári B.–Farkas J. Zs. Vidéktípusok. Kézirat megjelenés alatt.
- <sup>2</sup> Idézi Abonyi J. 2006, 6. o. Eredeti: John Naisbitt: Megatrends, Warner Books, 1982.
- <sup>3</sup> Csatári B.–Farkas J. Zs. Vidéktípusok. Kézirat megjelenés alatt.
- <sup>4</sup> Fejlesztő: Angshuman Saha, letölthető: <http://www.geocities.com/adotsaha/NN/SOMinExcel.html> címről.
- <sup>5</sup> Országos Térképészeti Alapadatbázis
- <sup>6</sup> Coordination of Information on the Environment
- <sup>7</sup> The European Spatial Planning Observation Network

### Irodalom

- Abonyi J. (2006) Adatok feltáró jellegű elemzése és megjelenítése. – Abonyi J. (szerk.) *Adatbányászat a hatékonyság eszköze*. Computerbooks, Budapest. 5–40. o.
- Angshuman Saha (é.n.) *Neural Network Models in Excel for Prediction and Classification*. <http://www.geocities.com/adotsaha/NNinExcel.html>
- Csatári B. (1996) *A magyarországi kistérségek néhány jellegzetessége*. MTA RKK Alföldi Tudományos Intézete, Kecskemét. <http://www.rkk.hu/regional/tan/bevatk.html>
- ESPON jelentések (2005) [http://www.espon.eu/mmp/online/website/content/projects/259/649/index\\_EN.html](http://www.espon.eu/mmp/online/website/content/projects/259/649/index_EN.html)
- Fogarassyné Vathy Á. (2006) Csoportosítás (klaszterezés). – Abonyi J. (szerk.) *Adatbányászat a hatékonyság eszköze*. Computerbooks, Budapest. 131–182. o.
- Kenesei T.P. (2006) Regressziós technikák. – Abonyi J. (szerk.) *Adatbányászat a hatékonyság eszköze*. Computerbooks, Budapest. 273–292. o.
- Lasztovicza L. (é.n.) A neurális hálózatok alapjai. [http://home.mit.bme.hu/~laszto/web\\_data/neural/nn\\_basics.PDF](http://home.mit.bme.hu/~laszto/web_data/neural/nn_basics.PDF)
- Mas J.F.–Puig H.–Palacio J.L.–Sosa-López A. (2004) Modelling deforestation using GIS and artificial neural networks. – *Environmental Modelling and Software*. 19. 461–471. o.
- Openshaw S.–Wymer C. (1995) An empirical study of a neurocomputing classifier of large spatial census dataset for small areas. – Fischer M.M.–T.T. Sikos–L. Bassa (eds.) *Recent developments in spatial information, modelling and processing*. Geomarket. Budapest. 44–71. o.
- Pijanowski B.C.–rown D.G.–Shellito B.A.–Manik G.A. (2002) Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land Transformation Model, *Computer, Environment and Urban Systems*. 26. 553–575. o.
- Sárközy F. (é.n.) Térinformatika. [http://gisfigyelo.geocentrum.hu/sarkozy\\_terinfo/tbev.htm](http://gisfigyelo.geocentrum.hu/sarkozy_terinfo/tbev.htm)

## NEURAL NETWORKS IN REGIONAL RESEARCHES

Electronically stored datas and documents boost in an accelerating way in nowadays Information Society due to the revolution in computer technology. Nevertheless there is no time and manpower to process these datas by conventional manual analysis. This problem has been solved with some new analytical methods applied in the past few years. In general they are called data mining methods. In this article I give a brief summary on one of these methods: the artificial neural networks. The first part of this essay gives a review about artificial neural networks and their usage in GIS and geography. In the second part I describe the clusterization of Hungarian small regions with a Kohonen Self-Organized Map (SOM). The SOM has made four clusters in the analysis. After the investigation, I labelled them as capital city, urban, urban-rural transition and rural regions. The clusters were homogeneous and can be compared against previous reserches such as ESPON<sup>7</sup> „Urban-rural relations” project. In comparison there was a high level similarity between the outcome of the above clusterizations. Finally, I point out that Kohonen SOM is an acceptable method of grouping in geographical researches.