

Kása Richárd¹

Neurális hálók alkalmazásának lehetőségei innovációs teljesítmény mérésére

LOGISZTIKA – INFORMATIKA – MENEDZSMENT

volume 3 • number 1 • március 2018 • pp: 60-73

DOI: [10.29177/LIM.2018.1.60](https://doi.org/10.29177/LIM.2018.1.60)

Összefoglaló

A huszadik század végére a konvencionális rendszermodellezési technikákat egyre inkább kezdik kiszorítani a tudományos modellezésből a szimbolikus rendszereken és mesterséges intelligencián alapuló eljárások, melyeket a kilencvenes évek végére már olyan kifejezésekkel kezdtek el egy kontextusban használni, mint értelmezés és érvelés. Felismerték, hogy az ilyen alapokon nyugvó modellek hatékonynak bizonyulnak az olyan problémák megoldásában, melyekre hagyományos módszereket már egyáltalán nem, vagy csak nagyon sok kikötéssel lehet használni, úgymint az analízis, a statisztika, a döntéstámogatás és a szabályozás precíz, determinisztikus módszerei, a lineáris programozás, mely egyszerű problémáknál kiválóan használható, összetettebb esetekben a nem-lineáris vagy a dinamikus programozás módszerei. Ezen módszerek feltételrendszere azonban egyre inkább kielégíthetetlen, gondoljunk csak egy egyszerű regressziós modellre, ahol az alapkikötés a változók linearitása és a köztük lévő multikollinearitás hiánya, ám nehéz az egyes hatásokat és okokat azonosítani, éles különbséget tenni köztük.

Kulcsszavak: innovációmenedzsment, innovációs potenciál, neurális hálók

¹ PhD, tudományos főmunkatárs, Budapesti Gazdasági Egyetem LAB

1. Neurális hálók alkalmazásának lehetőségei innovációs teljesítmény mérésére

A klasszikus rendszermodellezés eszközei számos gyakorlati esetben nem alkalmazhatók biztonsággal és megbízhatóan. Előfordulhat, hogy egy probléma annyira bonyolult, hogy egyszerűen nem tudjuk felírni azt a függvényt, melynek optimumát keressük, vagy az elemzések nem nyújtanak kielégítő eredményt, magas statisztika hiba esetleg alacsony megbízhatósági szinttel is párosul, vagy csak heuresztikus, közelítő következtetéseket vonhatunk le.

A mesterséges intelligencián alapuló rendszerek olyan módszerek, eszközök gyűjtőfogalma, melyek a problémamegoldást az emberi elme működési analógiái alapján végzik. Az intelligencia szó a hatékony tanulás képességére, az adaptív reagálásra, a helyes döntések meghozására, nyelvi kommunikáció szofisztikált módjára és megértésére utal. Ezáltal olyan modellek hozhatók létre, melyek élő organizmusok működését szimulálják: akár az emberi agyét is. Ezen rendszerek kiválóan alkalmasak lesznek problémamegoldásra, rejtett összefüggések, mintázatok vagy hasonlóság felismerésére, nyelvi feldolgozásra, tervezésre, vagy akár előrejelzésre is, nagyobb hatékonysággal és kevesebb megkötéssel, mint a hagyományos modellek.

2. Robusztus modellezés

A legtöbb élő rendszer rendelkezik egy olyan különleges képességgel, mely lehetővé teszi, hogy nagyon eltérő környezeti feltételek esetén is képesek legyenek életben maradni. A belső hibák hatnak ugyan a rendszer viselkedésére, ám az alapvető (élet)funkcióit gyakran még igen erős belső hibák esetén is képes fenntartani. Az élő rendszereknek ez a tulajdonsága szöges ellentétben van azzal, amit az ember által tervezett rendszereknél tapasztalhatunk: egyetlen alkatrész hibája gyakran az egész rendszert megbénítja. A kutatók mára már felismerték a tudomány minden területén, hogy a természet által "tervezett" szerkezetek ellenállóak, ezért a hibatűrő képesség vagy robusztusság kérdését sok területen és egyre intenzívebben vizsgálják. (Barabási 2003)

2.1 Neurális rendszerek

A neurális rendszerek használata műszaki területeken és az informatikában meglehetősen elterjedtek a huszadik század végére, működésük leírásában alapműnek számít Rumelhart – McClelland 1986-os munkája, Kohonen 1982, 1988, 1990, 1993-as munkái, Kasabov 1996-os értekezése, Kosko 1992-es és Zurada szintén 1992-es munkája. A hazai kutatók közül mértékadó Retter Gyula 1998-as, valamint Borgulya István szintén 1998-as munkája.

A mesterséges neurális háló egy olyan speciális információfeldolgozó rendszer, mely nagyszámú egyszerű processzáló elemből, ún. idegsejtből áll, melyek sűrűn összekötöttek, párhuzamos felépítésűek csakúgy, mint az emberi agyban lévő biológiai neuronok: elosztott adatfeldolgozásuk révén tanulási, általánosítási és zajtorelő képességekkel rendelkeznek. Az összeköttetések változó numerikus értékekkel rendelkeznek. Ezen súlyok, illetve a neuronok topológiája képviselik a rendszer tudásbázisát, módosításuk a számítás, a tanulás alapja. Ilyen módon a háló a tanulási szabályok és a tárolt információ visszahívásának folyamata, paramétereiket és felépítésüket – válaszul a korábban megszerzett információkra – változtatni tudja. A rendszer egyszerű, de nagyszámú neuron együttese képes bonyolult nemlineáris

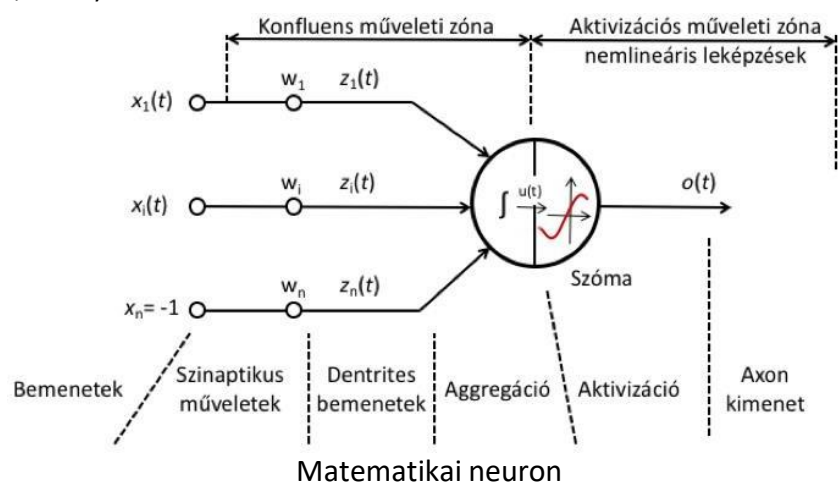
leképezéseket produkálni. Ez az információ feldolgozó rendszer tehát az emberi agy analógiájára működik, topográfiájának alapegysége a neuron.

Az információrendszer alapegysége tehát a neuron, mely nagymértékben hasonlít az emberi agy neuronjaihoz, annak leegyszerűsített sémája. Az agy az ember elsődleges információ feldolgozó egysége. Képes tanulni, nagyságrendekkel gyorsabb, mint a jelenlegi processzorok, hibatűrő képessége kiemelkedő. Az agy fő feldolgozó egységei a neuronok, az idegrendszer alapegységei, ingerületképzésre és ingerületvezetésre specializálódott sejt. Az idegsejtek az idegszövet meghatározó sejtjei, melyeket gliasejtek vesznek körül.

Tekintsük először a biológiai neuront. A lenti ábrán két motorikus neuron kapcsolata látható: a jelet küldő preszinaptikus sejt, és a vele kapcsolatban lévő, jelet vevő posztoszínaptikus sejt. Jól látható a neuron két fő részre különülése: A neuronok fő tömegét a sejttest képezi. A plazmából hosszabb-rövidebb nyúlványok indulnak ki. A dendritek (a rövidebb nyúlványok) más sejtektől veszik át az ingerületet és továbbítják a sejttest felé. Az axon (a hosszabb nyúlvány), amelyből neurononként általában csak egy van, az ingerületet a sejttest felől az axonvég felé vezet. Amíg a neuron sejttestét és dendritjeit csak az ektoplazmatikus (plazmán kívüli) membrán határolja, addig az ugyancsak ektoplazmatikus membránnal borított axon körül az idegszövet támasztósejtjei velőshüvelyt alakítanak ki. A velőshüvellyel körülvevett axon az idegrost. Az idegrost kialakulása során az axon a támasztósejt sejtthártyáját maga előtt tolvá beágyazódik a neuronba. A támasztósejt sejtthártyájának betüremkedése felcsavarodik az axonra. Ezt a betüremkedést az egymás mellé került két sejtthártya ektoplazmatikus membránrétegei alkotják. Az így felcsavarodó velőshüvely tehát egymásra rétegződő ektoplazmatikus membránréteggel veszi körül az axont. Az axon az idegszövet sejt közötti állományával velőshüvely nélküli csupasz részén keresztül (a befűződés helyén) érintkezik.

A mesterséges (matematikai) neuron működése logikailag megegyezik a biológiai neuronnal. Olyan egység, mely különböző súlyozott kapcsolatokon keresztül kap információkat, melyeket különböző függvényekkel dolgoz fel és továbbít. Az n súlyozott bemenetet és egy konstansra választott bemenetet (bias) egy összegzés és valamilyen általában nemlineáris függvény követ. Ez utóbbit szokás transzfer függvénynek is nevezni. A neuron rendelkezhet lokális memóriával is, amelyet például késleltetéseken, visszacsatolásokon, lineáris szűrőkön keresztül érhetünk el.

Az idealizált mesterséges neuronon a sejttest a feldolgozóelem (szóma), ingerületnek tekinthetjük a kapott $x_i(t)$, és a továbbított $o(t)$ információt, az axonnak a dendritekkel és szinapszisokkal együtt az irányított kapcsolatok, és a szinapszisok erejének a w_i súlyok felelnek meg. (Kasabov, 1998)



Forrás: saját szerkesztés

A mesterséges neuron esetében a konfluencia művelet nem más, mint az új információ, amit az aktuális x kiterjesztett bemeneti vektor testesít meg és a korábbi információ, azaz a w kiterjesztett szinaptikus súlyvektor közötti hasonlósági mérték – legtöbbször skalárszorzat – létesítése. A nemlineáris aktivizációs művelet ezek után a hasonlósági mértéken végrehajt egy nemlineáris leképzést.

Tehát a konfluens zónában először egy lineáris leképzés történik²:

$$x \in \mathbb{R}^n\text{-ből } net \in \mathbb{R}^1\text{-be a } w \in \mathbb{R}^n \quad (3)$$

súlyvektoron át. Ezt követően az aktivizációs művelet leképzést létesít

$$net \in \mathbb{R}^1\text{-ből } o \in \mathbb{R}^1\text{-be} \quad (4)$$

az f nemlineáris aktivizációs függvényen keresztül. (Retter, 2006)

A neurális rendszerek csoportosítására a szakirodalomban nem alakult ki egységes klasszifikáció: egy-egy szerző csupán egy-két, legfeljebb három dimenzió alapján végzi a rendszerezést, vagy egy-egy típusról csak említést tesznek. A téma szakirodalmá alapján kísérletet teszek egy koherens rendszerezésre az egyes szerzők munkája alapján.

1. A hálózatban lévő neuronok típusa (Retter, 1996; Borgulya, 1996; Lohrbach, 1995)
 - a) általános neuronmodell
 - b) McCulloch-Pitts neuronmodell
 - c) diszkrét és folytonos perceptron
2. A rétegek száma alapján (Retter, 1996; Borgulya, 1996; Lohrbach, 1995; Kasabov, 1996)
 - a) egyrétegű
 - b) többrétegű
3. a rétegek közti kapcsolatok alapján (Borgulya, 1996; Kosko, 1992)
 - a) teljes
 - b) véletlenszerű
 - c) egy-egy
4. rétegen belüli kapcsolatok alapján
 - a) recurrent (Schalkkoff, 1997; Cruse, 2006)
 - b) on-center/off-surround (Grossberg, 1973; Lohrbach 1995; Nigrin, 1993)
5. az információfeldolgozás iránya Retter, 1996; Borgulya, 1996; Lohrbach, 1995; Kasabov, 1996; Kosko, 1992)
 - a) feedforwarded
 - b) feedback
 - i. globális visszacsatolás
 - ii. lokális visszacsatolás

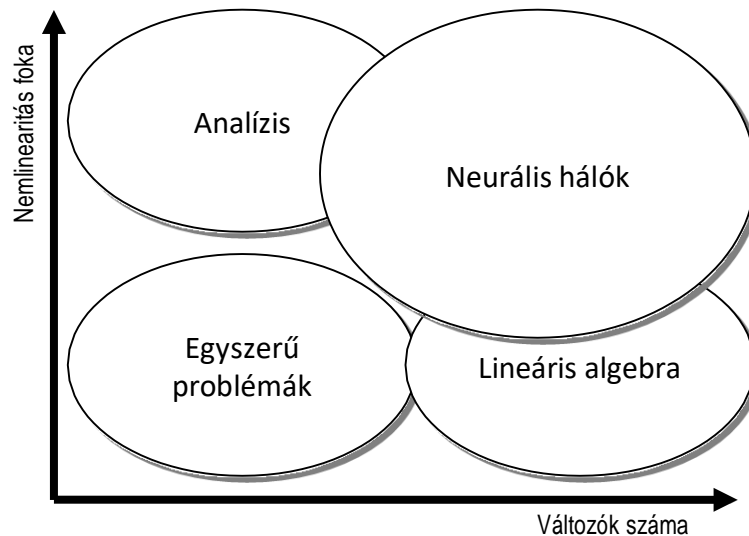
² A net jelölés a számos x bemeneti vektor súlyozott összegének *nettó eredőjére* vonatkozik.

1. elemi visszacsatolás
2. intralaterális visszacsatolás
3. interlaterális visszacsatolás

A neurális rendszerek részletesebb bemutatását az 1. számú melléklet tartalmazza.

2.2 Neurális rendszerek üzleti alkalmazásai

Az utóbbi évek gyakorlata szerint gazdasági területen a neurális rendszerek, mint közelítő módszerek, modellbecslő eszközök, illetve mint sokparaméteres döntések támogató eszköze terjedt el.



Neurális hálózatok gazdasági alkalmazása

Forrás: részben Borgulya (1998), részben Zimmerman (1994)

Sok esetben hatékonyabban használható a klasszikus módszereknél többértékű függvények közelítésére, vagy olyan optimalizációs problémák megoldására, ahol az analízis vagy a lineáris programozás eszközei nehezen alkalmazhatók, vagy azért, mert nagyon erős a probléma nemlinearitásának a foka, vagy pedig túl sok paramétert tartalmaz.

A neurális rendszerek gazdasági alkalmazásával foglalkozó irodalmat csoportosíthatjuk a modellezés típusai szerint. Ily módon a releváns szerzők gazdasági alkalmazásokban bevezettek

- a) többrétegű előrevezetési rendszereket (MFNN) előrejelzésekre,
- b) többrétegű előrevezetési rendszereket (MFNN) osztályozásra, illetve
- c) önszervező térképeket (SOM) klaszterezésre.

A mértékadó irodalom áttekintését tématerületenként célszerű végezni, taxonómikus jelleggel. Így öt területet különböztethetünk meg, melyek a marketing, kockázatmenedzsment, pénzügy, menedzsment és azon belül is különösen a termelésmenedzsment. Ezekről a területekről nyújt részletes áttekintést a lenti táblázat a használt neurális háló típusok alapján.

1. táblázat: Neurális rendszerek gazdasági alkalmazásai

	többrétegű előrevezetési rendszerek előrejelzésekre		többrétegű előrevezetési rendszer osztályozásra		ön szervező térképek klaszterezésre	
	Rumelhart – McClelland, 1986				Kohonen, 1982, 1988, 1990, 1993	
Marketing, értékesítés	fogyasztói magatartás előrejelzés	Bounds, 1997 Moutinho, 1994 Dasgupta, 1994	célpiazi marketing	Venugopal, 1994 Zahavi, 1997	piacszegmentálás	Dibb, 1992 Reutterer, 2000 Vellido, 1999 Rushmeier, 1997
	piacrészesedés előrejelzés	Wang, 1999	fogyasztói elégedettség értékelés	Temponi, 1999	fogyasztói magatartás elemzés	van Wezzel, 1996 Watkins, 1998
	értékesítés előrejelzés	Kong, 1995 Thiessing, 1995 Venugopal, 1994	lojalitás és megtartás	Behara, 1994 Wray, 1994 Mozer, 2000 Madden, 1999 Smith, 2000	márkaelemzés	Reutterer, 2000 Balakrishnan, 1996
	árrugalmasság modellezés	Gruca, 1998			fogyasztói kosár elemzés	Evans, 1997
			fogyasztók szegmenshez rendelése	Lohrbach, 1995	storage layout	Su, 1995
Kockázatmenedzsment	pénzügyi teljesítés előrejelzés	St. John, 2000	csődosztályozás	Udo, 1993 Wilson, 1997	hitel scoring	West, 2001 Bassi, 1997
	hitel scoring	Jensen, 1992	hitel scoring	West, 2000 Long, 2000	kockázat-értékelés	Garavaglia, 1996
	fizetés-képtelenség előrejelzése	Brocket, 1997	csalásfelderítés	Holder, 1995 Dorronsoro, 1997 He, 1997	aláírás hitelesítés	Abu-Rezq, 1999
	kártalanítás-értékelés	Borgulya, 1999 Hancock, 1996	aláírás hitelesítés	Francett, 1989 Ageenko, 1998		
Pénzügy	hedging	Hutchinson, 1994	részvénypiaci trendosztályozás	Saad, 1998	gazdasági kategorizálás	Kaski, 1996
	határidős ügyletek előrejelzése	Grudinski, 1993	ügyfél hitelesítés	Graham, 1988	kamatráta szerkezeti elemzése	Cottrell, 1997
	FOREX előrejelzés	Leung, 2000	kötvénykalibráció	Surkan, 1991 Dutta, 1993	közösen kezelt befektetési alapok kiválasztása	Deboeck, 1998
	befektetés-menedzsment	Barr, 1994	értékpapírok kockázati osztályozása	Lohrbach, 1995		
	részvénypiaci változások előrejelzése	Podding, 1990 Schöneburg, 1991	fizetőképtelenség, hitelképesség megítélése	Lohrbach, 1995 Kerling, 1994		
Menedzsment	stratégia-értékelés	Wyatt, 1995 Parkinson, 1994 Chien, 1999	stratégia hatása a teljesítményre	St. John, 2000	stratégia hatása a teljesítményre	Biscontri, 2000
	döntés-támogatás	Wu, 1999 Sroczan, 1997	menedzsment gyakorlatok hatása a teljesítményre	Bertels, 1999	döntés-támogatás	Lin, 2000

többrétegű előrevezetési rendszerek előrejelzésekre		többrétegű előrevezetési rendszer osztályozásra		ön szervező térképek klaszterezésre		
Rumelhart – McClelland, 1986		Kohonen, 1982, 1988, 1990, 1993				
Termelésmenedzsment	műszaki tervezés	Hung, 1999	műszaki tervezés	Adeli, 1990	műszaki tervezés	Kulkarni, 1995
	folyamat- modellezés és folyamatvezérlés	Flood 1996 Cui, 2000	monitoring és diagnosztika	Hanamolo, 1990 Kassul, 1998	folyamatvezérlés	Hu, 1995 Cser, 1999
	minőség menedzsment	Chande, 1995 Branca, 1995	folyamatvezérlés	Kim, 1998	folyamat- szelekció	Raviwongse, 2000
			átfutási idő minimalizálása, gépkijelzés	Corsten, 1995 Lohrbach, 1995	minőség kontrol	Chen, 2000
			szállítási problémák, ülőhelykiosztás, műszakbeosztás	Corsten, 1995 Lohrbach, 1995		

Forrás: saját szerkesztés

Előrejelzés, idősorok kezelése, összetett osztályozási feladatok

Ennek a területnek a legfontosabb kutatási kérdése az, hogy hogyan lehet idősorok viselkedésére jövőre vonatkozó ítéleteket hozni hatékonyan. A legnagyobb probléma e tekintetben az, hogy a legtöbb hagyományos statisztikai modell linearitást feltételez, hatástalannak bizonyulnak szezonális idősorok előrejelzésében, a modellek parametrikus természetéből adódóan (Zhang, 2002). Ezek a modellek ugyanis csak akkor képesek megfelelő bizonyossággal előrejelezni idősorokat, ha az adatok ráilleszthetők bizonyos parametrikus modellek struktúrájára és követelményeire. Ezzel ellentétben a neurális hálók mind lineáris, mind tisztán nemlineáris esetekben is hatékonyan és hatásosnak bizonyulnak idősorok előrejelzésében bármilyen függvényyszerű kapcsolatot hatékonyan matematizál a rendszer. (Zhang, 1998)

A neurális hálók e területen történő alkalmazásából adódó előnyök legfőbb forrása, hogy ezen rendszerek olyan nemlineáris rugalmas modellek, melyek képesek rejtett mintázatokat felismerni az idősorokban, az információgranuláció révén képesek univerzális approximációra: bármilyen kapcsolatot képesek közelíteni, melyek idősoros megfigyelések között fennállhatnak. Így a neurális hálók a legcélravezetőbb modellek minden olyan esetben, amikor adatokat ugyan könnyen tudunk gyűjteni, de nehezen, vagy egyáltalán nem tudunk következtetni a köztük lévő kapcsolatok természetére (Zhang, Qi, 2002).

Annak eldöntésében viszont, hogy szükséges-e az adatok bizonyos fokú előkezelése, nincs egyetértés a kutatók között. Jellemzően két iskola alakult ki. *Sharda* és *Patil* (1992) bebizonyították, hogy nem szükséges az adatok deszezonalitása: a neurális rendszerek hatékonyan és közvetlenül tudják modellezni/kezelné a szezonalitást: nem szükséges az adatok előkezelése³. Ugyanerre a következtetésre jutott *Tang* és *Fishwick*⁴ (1993) előrecsatolt neurális hálók alkalmazásával. Bár hosszú távon nem volt szignifikáns különbség az eredmények között, a rövid távú idősorok esetében messze hatékonyabbnak bizonyultak az

³ A következtetésre egy 1992-es kutatás során jutottak, mely során 88 szezonalitással rendelkező idősort vizsgáltak meg, eredményeiket a Box-Jenkins modell eredményeivel vetették össze.

⁴ Előrecsatolt neurális hálót használtak, mely eredményeit szintén a Box-Jenkins modell eredményeivel vetették össze mind rövid, mind hosszú távú idősorokat vizsgálva (összesen 16 darabot).

előkezeletlen (szezonalmentesítetlen) idősorokkal megvalósított neurális hálók. Mindazonáltal hosszú távú idősorok esetében is kedvezőbb a neurális hálózat figyelembe véve a modell reprezentációs képességét, a modellalkotási folyamatot, valamint a széles körű alkalmazhatóságát. (Tang és Fishwick, 1993)

1995-ben *Nam* és *Schaefer* is hasonló következtetésekre jutott légi utasok számának idősorait vizsgálva, illetve azok előrejelzésére, valamint *Franses* és *Draisma* (1997) is, akik változó szezonálisok⁵ felismerésére használtak neurális hálót.

A másik iskola szerint a neurális hálók nem képesek a szezonálisok közvetlen modellezésére, a hagyományos statisztikai módszereknél hatékonyabb előrejelzés érdekében szükséges az adatok előkezelése, előzetes deszezonalizálása. Ezt több kutatás is alátámasztja, úgymint *Farway* és *Chatfield* (1995) elemzése, melyeket légi utasok számának előrejelzésére használtak⁶, valamint *Nelson* és szerzőtársai (1999), akik szintén arra jutottak, hogy azon idősorokból, melyek szezonális tartalmat tartalmaznak, és kiszűrik ezeket az idősorokból az előrejelzés előtt, a neurális hálók jobb előrejelzést adnak, mint azok, ahol nem kezelték ily módon az adatokat az előrejelzés előtt.

Zhang és *Qi* (2000) mind szimulált, mind valódi idősorokon elvégezték az összehasonlítást, hasonló eredményre jutva: az adatok előzetes tisztítása nélkül indított neurális háló nem képes hatékonyan modellezni az idősorok trend- és szezonális mintáit mindaddig, míg nem történik meg vagy az adatok szezonálismentesítése, vagy trendmentesítése, mely jelentősen növeli az előrejelzés hatékonyságát. Abban az esetben pedig, ha mindkét előkezelési technikát elvégezzük, a legjobb eredményt kapjuk⁷.

Összességében tehát elmondható, hogy jellemzően hatékonyabb előrejelzések tehetők neurális hálókkal – ha bizonyos előkezelések alá vetjük az adatsorokat – azok komplex természetéből adódóan, mint klasszikus statisztikai módszerekkel.

Mindezekkel együtt nehéz jó összehasonlításokat találni a szakirodalomban idősoros előrejelzésekre a hagyományos statisztika eszközeit, illetve a neurális hálókat illetően. Ennek legfőbb oka nem más, minthogy a statisztikusok kevésbé értnek a neurális hálókhoz, esetleg nem is tudnak ilyen módszerekről, míg az informatikusok gyakran nincsenek felvértezve komolyabb statisztikai tudással (Chatfield, 2004).

Önszervező térképek

A modell nevét egyrészt a nem felügyelt tanulási módjából kapta (önszervező), másrészt pedig abból adódik, hogy (leggyakoribb alakjában) az egyetlen kiviteli réteg négyzetábrában elhelyezkedő neuronjai a létesített minta térképszerű képét alkotják. A Kohonen-térkép (megalkotója után: Kohonen 1982) egy sokdimenziós folytonos teret egy kétdimenziós diszkrét térképpé képez le. Eközben a bemeneti tér vektorainak hasonlóságait a kimeneti rács neuronok topológiai közelségeire transzformálja, ezáltal képes megtartani a bemenetek jellemzőit. A megfelelő topológia elérésére a kimeneti neuronokra szomszédsági kényszereket helyeznek, amivel a bemeneti adatok egyes tulajdonságai tükröződnek a kimeneti egységek súlyaiban.

⁵ Franciaország és Hollandia ipari kibocsátásának negyedéves adataiból összeállított idősorokat vizsgáltak és jeleztek előre előrecsatolt neurális hálóval.

⁶ A többféle neurális hálózat eredményét összevetették a Box-Jenkins modell, illetve a Holt-Winters módszer eredményeivel

⁷ Összehasonlítva az előkezelés nélküli, illetve az egy előkezelési technikával előkészített adatokból történő előrejelzést neurális hálóval, valamint hagyományos statisztikai módszerekkel (jellemzően ARIMA)

2.3 Neurális rendszerek előnyei, hátrányai

A neurális hálók kutatását, illetve a témában született releváns publikációkat és összehasonlításokat tekintve kitűnik, hogy több tanulmány született a modell előnyeiről, mint hátrányairól, valamint az is, hogy az elérhető előnyök túlszárnyalják a lehetséges hátrányokat.

A módszer legfontosabb erősségei az alábbiak:

- sikeresen és pontosan közelít komplex, nemlineáris leképezéseket
- nem igényel a priori információkat az adatok eloszlásáról, vagy a kapcsolatok függvényeinek alakjáról
- nagyon rugalmas az architektúrája a zajokkal és a hiányos adatokkal szemben
- egyszerű a rendszer működtetése: gyorsan és hatékonyan reagál a környezet változó adataira, egyszerűen frissíthető azokkal
- a neurális rendszerekre nem vonatkoznak a klasszikus statisztikai módszerek korlátozó feltételei
- a rejtett rétegek neuronjai látens struktúrákként értelmezhetőek (felügyelt hálóknál)

A rendszer legfontosabb gyengeségeit az alábbiak szerint foglalom össze:

- nehezen értelmezhetőek a becsült hálózat súlyai (a fekete doboz jelleg miatt)
- nagyon alacsony a valószínűsége annak, hogy az iterációk során a háló a hibafüggvénynek nem csupán egy lokális, hanem a globális minimuma felé konvergál
- általában nagyszámú mintaelem szükséges a modell a működtetéséhez, ami jelentősen növelheti a rendszer hardver igényeit
- a hálózat optimális architektúrájának felépítése időigényes, kialakításának módja gyakran heurisztikus
- esetenként fennállhat a tútanulás veszélye, ami rontja a modell általánosító képességét
- nem áll rendelkezésre explicit szabályrendszer a legjobb algoritmus kiválasztására
- a rendszer teljesítménye nagyban függ a rendelkezésre álló adatok mennyiségétől
- a neurális hálózatokból hiányzik a klasszikus statisztikai módszerek néhány tulajdonsága: nem lehetséges hipotézisek, illetve konfidencia intervallumok tesztelése.

3. Következtetések

A neurális rendszerek releváns szakirodalmának áttanulmányozása során megvizsgáltam azt, hogy a mesterséges intelligencián alapuló egyes módszerek közül melyiket, milyen mértékben és mely területeken használják az üzleti tudományokban.

A legtöbb alkalmazást – összesen 88-at – a neurális hálók területén találtam. Itt 1988-tól publikáltak pénzügyben használt modelleket (főleg függvényközelítésre és előrejelzésre), 1989-től kockázatbecslésre vonatkozó alkalmazásokat, 1990-től termelésmenedzsmentben használt, eszközöket, 1992-től marketingben használt modelleket (főleg előrejelzésre), majd legújabban, 1994-től menedzsmentalkalmazásokat, ám ebből mindössze 9-et találtam, míg marketing területen 27-et, kockázatmenedzsment területen 18-at, termelésmenedzsment területen szintén 18-at, pénzügyi területen 16-ot.

A modellek a korlátozó feltételeket illetően meglehetősen lazák, a társadalomtudományokban bevett módszerek kemény feltételeit nem kötik ki. Szubjektív rendszerinformációkat is a modellezés tárgyává lehet tenni, elfogadja a nemlinearitást, nincs kikötés a változók varianciájára, megengedi a változók közötti interdependenciát, egyszerűen és közvetlenül beépíthető ezekbe a modellekbe a szakértői tudás. Ezek a modellek egyszerre stabilak és plasztikusak, precízek és szignifikánsak, ami nem zárja ki az interpretálhatóságot sem.

A mesterséges intelligencián és lágy számításokon alapuló szakértői rendszerek, mint a neurális hálók a műszaki területeken már régóta sikeresen és széleskörűen használt módszerek, ám a társadalomtudományokban és azon belül is a gazdálkodás- és szervezéstudományokban használatuk szűk körű, habár

- a) alkalmazásuk lehetséges,
- b) teljesítményük meghaladhatja a klasszikus modellekét: egyedüli olyan modellezési technikák a társadalomtudomány – azon belül is a menedzsment eszköztárában, melyek egyszerre stabilak és plasztikusak, precízek, szignifikánsak és interpretálhatóak,
- c) kevesebb és lazább korlátozó feltétellel rendelkeznek, mint a klasszikus rendszermodellezési módszerek.

Hivatkozások

- [1.] Abu-Rezq, A.N., és A.S. Tolba. „Cooperative self-organizing maps for consistency checking and signature verification.” *Digital Signal Processing Review Journal* 9(2), 1999: 107-119.
- [2.] Adeli, H., és C. Yeh. „Neural network learning in engineering design.” *Proceedings of the International Neural Network Conference* 1, 1990: 412-415. <https://www.doi.org/10.1016/B978-0-444-89178-5.50057-9>
- [3.] Ageenko, I.I. „Neural networks for security in electronic banking.” *Edp Auditor Journal* 5, 1998: 25-28.
- [4.] Barr, D.S., és G. Mani. „Using neural nets to manage investments.” *AI Expert* 9, 1994: 16-21.
- [5.] Bassi, D., és C. Hernandez. „Credit risk scoring: Results of different network structures, preprocessing and self-organised clusters.” *Decision Technologies for Financial Engineering*, 1997: 151-161.
- [6.] Behara, R.S., és J. Lemmink. „Modeling the impact of service quality on customer loyalty and retention: A neural network approach.” *Proceedings of Decision Sciences Institute Annual Meeting* 3, 1994: 1883-1835.
- [7.] Bertels, K., J.M. Jacques, L. Nueberg, és L. Gatot. „Qualitative company performance evaluation: Linear discriminant analysis and neural network models.” *European Journal of Operational Research* 115(3), 1999: 608-615. [https://www.doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00161-1](https://www.doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00161-1)
- [8.] Biscontry, R., és K. Park. An empirical evidence of lean production adoption: A self organizing neural networks approach. 2000: 297-302, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* 5.
- [9.] Borgulya, István. *Neurális hálók és fuzzy rendszerek*. Budapest-Pécs: Dialóg Campus Kiadó, 1998.
- [10.] Bounds, D. & Ross, D. „Forecasting customer response with neural networks.” In *Handbook of Neural Computation*, szerző: E. & Beale, R. Fiesler, G6.2, 1-7. London: Taylor & Francis, 1997.

- [11.] Branca, A., O. Quarta, T. Delaney, és F. Distanté. „A neural network for defect classification in industrial inspection.” *Proceedings of SPIE 2423*, 1995: 236-247.
- [12.] Brocket, P.L., W.W. Cooper, L.L. Golden, és X. Xia. „A case study in applying neural networks to predicting insolvency for property and casualty insurers.” *Journal of the Operational Research Society* 48(12), 1997: 1153-1162. <https://www.doi.org/10.1057/palgrave.jors.2600461>
- [13.] Chande, P.K., és S. Dighe. „Neural networks based on-line weld quality control and performance modeling.” *Computer Science and Informatics* 25(1), 1995: 47-52.
- [14.] Chen, C.T. „Extensions of the TOPSIS for Group Decision-Making under Fuzzy Environment.” *Fuzzy Sets and Systems*, 114, 2000: 1-9. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(97\)00377-1](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(97)00377-1)
- [15.] Chien, T.W., L. Chinho, B. Tan, és W.C. Lee. „A neural network-based approach for strategic planning.” *Information Management* 35(6), 1999: 357-364.
- [16.] Cottrell, M., E. DeBolt, E.F. Henrion, és P. Gregorie. „Simulating interest rate structure evaluation on a long term horizon: A Kohonen map application.” *Decision Technologies for Financial Engineering*, 1997: 162-174.
- [17.] Cui, J., W. Xiao, X. Xu, és W. Wu. „Neural networks for roller gap setup in rolling steel mill.” *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation 2*, 2000: 1135-1138.
- [18.] Cser, L., A.S. Korhonen, J. Gulyas, P. Mantyla, O. Simula, G. Reiss, P. Ruha. „Data mining and state monitoring in hot rolling.” *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials 1*, 1999: 529-536. <https://doi.org/10.1109/IPMM.1999.792534>
- [19.] Dasgupta, C.G., G.S. Dispensa, és S. Ghose. „Comparing the predictive performance of a neural network model with some traditional market response models.” *International Journal of Forecasting* 10(2), 1994: 235-244. [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(94\)90004-3](https://doi.org/10.1016/0169-2070(94)90004-3)
- [20.] Deboeck, G., és T. Kohonen. *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. London: Springer-Verlag, 1998.
- [21.] Demetrovics J., Hua n. S., Gubán Á.: An Algebraic Representation of Frequent Market Baskets and Association Rules. In: *Cybernetics and Information Technologies* 11:(2) pp. 24-31. 2011
- [22.] Dibb, S., és L. Simkin. „Targeting segments and positioning.” *International Journal of Retail and Distribution Management* 19, 1991: 4-10. <https://doi.org/10.1108/09590559110143800>
- [23.] Dorronsoró, J.R., F. Ginel, C. Sanchez, és C. Santa Cruz. „Neural fraud detection in credit card operations.” *IEEE Transactions on Neural Networks* 8(4), 1997: 827-834. <https://doi.org/10.1109/72.595879>
- [24.] Dutta, S., és S. Shenkar. „Bond-rating: a non-conservative application of neural networks.” In *Neural Networks in Finance and Investing*, szerző: R. Trippi és E. Turban. Chicago: Probus Publishing Co., 1993. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1988.23958>
- [25.] Evans, O.V.D. „Discovering association in retail transactions using neural networks.” *Intl. Systems Journal* 12(1), 1997: 73-88.
- [26.] Flood, I. „Using neural networks to simulate poorly understood engineering processes.” *Information Processing in Civil and Structural Engineering*, 1996: 219-224.
- [27.] Francett, B. „Neural nets arrive.” *Computer Decisions*, January, 1989: 58-62.

- [28.] Garavaglia, S. „Determination of systematic risk in US business using Sammon's mapping and self-organizing maps.” WorldCongress on Neural Networks: INNS Annual Meeting, 1996: 831-841.
- [29.] Graham, I. „Neural network techniques in client authentication.” Proceedings of the Conferences Computers in the City, 1988: 207-228.
- [30.] Gruca, T.S., és B.R. Klemz. „Using neural networks to identify competitive market structures from aggregate market response data.” Omega 26(1), 1998: 49-62. [https://doi.org/10.1016/S0305-0483\(97\)00046-7](https://doi.org/10.1016/S0305-0483(97)00046-7)
- [31.] Grudnitski, G., és L. Osburn. „Forecasting S&P and gold futures prices: an applications of Neural networks.” Journal of Futures Markets 13, 1993: 631-643.
- [32.] Hancock, M.F. „Estimating dollar value outcomes of Workers' Compensation claims using radial basis function networks.” In Application of Neural Networks in Environment, Energy and Helath, szerző: P. Keller, 199-208. Singapore: World Scientific Publishing, 1996.
- [33.] Hanomolo, A. „A neural classifier for fault diagnosis: An entropy approach.” Proceedings of the 3rd International Conference on Industrial Automation 22, 1999: 17-19.
- [34.] He, H., J. Wang, W. Graco, és S. Hawkins. „Application of neural networks to detection of medical fraud.” Expert Systems with Applications 13(4), 1997: 329-336. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(97\)00045-6](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(97)00045-6)
- [35.] Holder, V. „War on suspicious payments.” Financial Times, 1995, február.
- [36.] Hu, J.Q., és E. Rose. „On-line fuzzy modeling by data clustering using a neural network.” Advances in Process Control 4, 1995: 187-194.
- [37.] Hung, S.L., és J.C. Jan. „Machine learning in engineering analysis and design: An integrated fuzzy neural network learning model.” Computer-Aided Cicil & Infrastructure Engineering 14(3), 1999: 207-219. <https://doi.org/10.1111/0885-9507.00142>
- [38.] Hutchinson, J.M., A.W. Lo, és T. Poggio. „A non-parametric approach to pricing and hedging derivative structures via learning networks.” Journal of Finance 49, 1994: 851-889.
- [39.] Jensen, H.L. „Using neural networks for credit scoring.” Managerial Finance 18, 1992: 15-26. <https://doi.org/10.1108/eb013696>
- [40.] Kaski, S., és T. Kohonen. „Exploratory data analysis by the self-organizing map: Structures of welfare and powerty in the world.” Neural Networks in Financial Engineering, 1996: 498-507. <https://doi.org/10.1153/3954>
- [41.] Kassul, E.M., L.M. Kasatkina, D.A. Rachkovskij, és D.C. Wuncsh. „Appliacion of random treshold neural networks for diagnostics of micro machine tool condition.” Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks 1, 1998: 241-244. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.1998.682270>
- [42.] Kim, Y., K. Moon, B.S. Kang, C. Han, és K.S. Chang. „Application of neural networks to supervisory control of reheating furnace in steel industry.” Automation in the Steel Industry, 1998: 33-38.
- [43.] Kohonen, T. „Self-organized formation of topologicalall collect feature maps.” Biological Cybernetics, 43, 1982: 59-69. <https://doi.org/10.1007/BF00337288>
- [44.] —. Self-Organization and Associative Memory. New York: Springer-Verlag, 1988.
- [45.] Kohonen, T. „Physiological interpretation of the self-organizing map algorithm.” Neural Networks 6, 1993: 895-905. [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(09\)80001-4](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(09)80001-4)
- [46.] Kohonen, T. „The self-organizing map.” Proceedings of IEEE Transactions 78, 1990: 1464-1480. <https://doi.org/10.1109/5.58325>

- [47.] Kong, J.H.L., és G.M. Martin. „A backpropagation neural network for sales forecasting.” Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks (2), 1995: 1007-1011. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.487558>
- [48.] Kulkarni, U.R., és M.Y. Kiang. „Dynamic grouping of parts in flexible manufacturing systems - A self organizing neural networks approach.” European Journal of Operational Research 84(1), 192-212: 1995. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(94\)00326-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(94)00326-8)
- [49.] Leung, M.T., A.S. Chen, és H. Daouk. „Forecasting exchange rates using general regression neural networks.” Computers and Operations Research 27(11), 2000: 1093-1110.
- [50.] Lin, L., W. Wei, R. Shouju, és W. Liu. „Research of supply chain decision support system based on self-organization.” Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation, 2000: 1926-1930. <https://doi.org/10.1109/WCICA.2000.862830>
- [51.] Long, J.A., és A. Raudys. „Modelling company credit ratings using a number of classification techniques.” Proceedings of the 15th European Meeting on Cybernetics and System Research 2, 2000: 718-723.
- [52.] Madden, G., és S. Savage. „Subscriber churn in the Australian ISP market.” Information Economics and Policy 11(2), 1999: 195-207.
- [53.] Moutinho, L., B. Curry, F. Davies, és P. Rita. „Neural Networks in Marketing.” In Computer Modelling and Expert Systems in Marketing, szerző: L Moutinho, 191-212. New York: Routledge, 1994.
- [54.] Mozer, M.C., és R. Wolniewics. „Predicting subscriber dissatisfaction and improving retention in the wireless telecommunication.” IEEE Transactions on Neural Networks 11(3), 2000: 690-696.
- [55.] Parkinson, E.L., M.L. Hailey, C.F. Lo, B.A., Shi, G.Z. Whitehead, és G.W. Garrison. „Integration architecture of expert systems, neural networks, hypertext, and multimedia can provide competitive opportunities for industrial applications.” Computers and Industrial Engineering 27, 1994: 269-272. [https://doi.org/10.1016/0360-8352\(94\)90287-9](https://doi.org/10.1016/0360-8352(94)90287-9)
- [56.] Raviwongse, R., V. Allada, és T. Jr. Sandidge. „Plastic manufacturing process selection methodology using self organising map (SOM)/fuzzy analysis.” International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2000: 155-161. <https://doi.org/10.1007/s001700050021>
- [57.] Reutterer, T., és M. Natter. „Segmentation based competitive analysis with MULTICLUS and topology represented networks.” Computers and Operations Research 27(11), 2000: 1227-1247.
- [58.] Rummelhart, D. E. & McClelland, J. L. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
- [59.] Rushmeier, H., R. Lawrence, és G. Almasi. „Case study: Visualizing customer segmentations produced by self organizing maps.” Proceedings of Visualization '97, 1997: 463-466. <https://doi.org/10.1109/VISUAL.1997.663922>
- [60.] Saad, E.W., D.V. Prokhorov, és D.C. Wunsch. „Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks.” IEEE Transactions on Neural Networks 9(6), 1998: 1456-1470. <https://doi.org/10.1109/72.728395>
- [61.] Schöneburg, E.: Neural networks hunt computer viruses. In: Neurocomputing, 2(5-6). 1991: 243-248 [https://doi.org/10.1016/0925-2312\(91\)90027-9](https://doi.org/10.1016/0925-2312(91)90027-9)

- [62.] Sroczan, E. „Neural network applied for simulation strategy of dispatching and development of the electrical power system.” Proceedings of the 9th European Simulation Symposium, 1997: 684-686.
- [63.] St. John, C.H., N. Balakrishnan, és J.O. Fiet. „Modeling the relationship between corporate strategy and wealth creation using neural networks.” Computers and Operations Research 27(11), 2000: 1077-1092. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00143-4](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00143-4)
- [64.] Su, C.T. „Neural network system for storage layout design of warehouse.” Proceedings of the IASTED International Conference. Modelling and Simulation, 1995: 573-575.
- [65.] Surkan, A.J., és Y. Xingren. „Bond rating formulas derived through simplifying a trained neural network.” Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks 2, 1991: 1566-1570.
- [66.] Temponi, C., Y.F. Kuo, és H.W. Corley. „A fuzzy neural architecture for customer satisfaction assessment.” Journal of Intelligent and Fuzzy Systems 7(2), 1999: 173-183.
- [67.] Thiesing, F.M., U. Middleberg, és O. Vornberger. „Short term prediction of sales in supermarkets.” Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks 2, 1995: 1028-1031. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.487562>
- [68.] Udo, G. „Neural networks performance on the bankruptcy classification problem.” Computers and Industrial Engineering 25, 1993: 377-380.
- [69.] van Wezzel, M.C., J.N. Kok, és K. Sere. „Determining number of dimensions underlying customer-choices with a competitive neural network.” Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1996: 484-489.
- [70.] Vellido, A., P.J.G. Lisboa, és K. Meehan. „Segmentation of the online shopping market using neural networks.” Expert Systems with Applications 17(4), 1999: 303-314.
- [71.] Venugopal, V., és W. Baets. „Neural networks and their applications in marketing management.” Journal of Systems Management, 1994: 16-21.
- [72.] Wang, S. „An adaptive approach to market development forecasting.” Neural Computing and Applications 8(1), 1999: 3-8. <https://doi.org/10.1007/s005210050002>
- [73.] Watkins, D. „Discovering Geographical Clusters in a US Telecommunications Company Call Detail Records Using Kohonen Self Organising Maps.” Proceedings of the Second International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data mining, 1998: 67-73.
- [74.] West, D. „Neural Network Credit Scoring Models.” Computers and Operations Research 27(11), 2000: 1131-1152.
- [75.] Wilson, R., és R. Sharda. „Business failure prediction using neural networks.” Encyclopedia of Computer Science and Technology 37(22), 1997: 193-204.
- [76.] Wray, B., és D. Bejou. „An application of artificial neural networks in marketing: Determinants of customer loyalty in buyer-seller relationships.” Proceedings of Decision Sciences Institute Annual Meeting, 1994: 463-465.
- [77.] Wu, K.T., és F.C. Lin. „Forecasting airline seat show rates with neural networks.” Proc. of the Int. Joint Conf. on Neural Networks 6, 1999: 3974-3977.
- [78.] Wyatt, R. „Using neural networks for genetic strategic planning.” In Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms, 440-443. Springer-Verlag, 1995.
- [79.] Zahavi, J., és N. Levin. „Applying neural computing to target marketing.” Journal of Direct Marketing 11, 1997: 76-93. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1522-7138\(199723\)11:4<76::AID-DIR10>3.0.CO;2-D](https://doi.org/10.1002/(SICI)1522-7138(199723)11:4<76::AID-DIR10>3.0.CO;2-D)