

OTDK-dolgozat

2023

MISKOLCI EGYETEM
GAZDASÁGTUDOMÁNYI KAR



**MESTERSÉGES NEURÁLIS HÁLÓZATOK MARKETING-
ADAPTÁCIÓJÁNAK GYAKORLATORIENTÁLT VIZSGÁLATA A
B2B VÁLLALATOK LEMORZSOLÓDÁS-MENEDZSMENTJÉNEK
FÓKUSZÁVAL**

**A PRACTICE-BASED STUDY OF THE MARKETING ADAPTATION
OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOCUSING ON THE
CHURN MANAGEMENT OF B2B COMPANIES**

Horváth Kata

Konzulens: Dr. Molnár László

Kézirat lezárásának dátuma: 2022.11.01.

TARTALOMJEGYZÉK

1.	BEVEZETÉS	1
2.	A NEURÁLIS HÁLÓZATOK ÉS KAPCSOLÓDÓ FOGALMAK MEGHATÁROZÁSA	3
2.1.	NEURÁLIS HÁLÓZATOK DEFINIÁLÁSI LEHETŐSÉGEI	3
2.2.	NEURÁLIS HÁLÓK TOPOLOGIÁJÁVAL KAPCSOLATOS FOGALMAK	5
2.3.	NEURÁLIS HÁLÓK TANULÁSÁVAL KAPCSOLATOS FOGALMAK.....	9
3.	NEURÁLIS HÁLÓZATOK TIPIZÁLÁSA	12
3.1.	PERCEPTRON.....	15
3.2.	TÖBBRÉTEGŰ PERCEPTRON (MLP) ÉS A BACK-PROPAGATION ELJÁRÁS	17
3.3.	ÖNSZERVEZŐ, VISSZACSATOLT HÁLÓK (SOM)	21
3.4.	TARTÓ VEKTOR GÉPEK (SVM) ÉS BÁZISFÜGGVÉNYES HÁLÓZATOK.....	23
4.	NEURÁLIS HÁLÓZATOK MARKETING ALKALMAZÁSAI	27
4.1.	OSZTÁLYOZÁSI FELADATOK, KLASZTERANALÍZIS	28
4.1.1.	<i>Fogyasztói szegmensek meghatározása.....</i>	<i>28</i>
4.1.2.	<i>Direkt marketingtevékenység optimalizálása</i>	<i>29</i>
4.1.3.	<i>Marketingkutatási adatok klasszifikációja</i>	<i>31</i>
4.2.	ELŐREJELZÉSEK, PROGNOSTIZÁLÁS	31
4.2.1.	<i>Marketingdöntések vállalati teljesítményre gyakorolt hatása</i>	<i>32</i>
4.2.2.	<i>Fogyasztói magatartás előrejelzése.....</i>	<i>34</i>
4.3.	EGYÉB ALKALMAZÁSI LEHETŐSÉGEK	35
4.3.1.	<i>Marketing Információs Rendszer.....</i>	<i>35</i>
4.3.2.	<i>Ár-jellegű promóciók meghatározása.....</i>	<i>36</i>
5.	LEMORZSOLÓDÁS-VIZSGÁLATOK ELMÉLETI ÁTTEKINTÉSE	38
5.1.	A FOGYASZTÓI LEMORZSOLÓDÁS DEFINIÁLÁSA	38
5.2.	A LEMORZSOLÓDÁS VIZSGÁLATÁNAK RELEVÁNCIÁJA	40
5.2.1.	<i>A churn menedzsment alkalmazásának előnyei.....</i>	<i>41</i>
5.2.2.	<i>Lemorzsolódás-vizsgálatok a B2B piacokon</i>	<i>42</i>
5.3.	A LEMORZSOLÓDÁS MÉRÉSÉNEK LÉPÉSEI, LEHETSÉGES TECHNIKÁI.....	44
6.	NEURÁLIS HÁLÓZAT-ALAPÚ LEMORZSOLÓDÁS-VIZSGÁLAT	48
6.1.	A KUTATÁS TÁRGYÁT KÉPEZŐ VÁLLALAT BEMUTATÁSA	48
6.2.	ELEMZÉS ALAPJÁUL SZOLGÁLÓ ADATBÁZIS ISMERTETÉSE.....	50
6.3.	LEMORZSOLÓDÁSOK ELŐREJELZÉSE TÖBBRÉTEGŰ PERCEPTRONNAL	54
6.3.1.	<i>A felállított neurális hálózat strukturális jellemzése.....</i>	<i>54</i>
6.3.2.	<i>Az MLP-hálózat tanítása</i>	<i>57</i>
6.3.3.	<i>A kapott eredmények bemutatása</i>	<i>58</i>
7.	NEURÁLIS HÁLÓZAT-ALAPÚ VIZSGÁLATOK A GYAKORLATBAN –MINTA PROTKOLL	61
7.1.	AZ ELJÁRÁSREND CÉLJA	61
7.2.	AZ ELJÁRÁSREND HATÁLYA	61
7.3.	ÁLTALÁNOS RENDELKEZÉSEK.....	61
7.4.	FOLYAMAT BEMUTATÁSA	63
8.	ÖSSZEFOGLALÁS	66
9.	IRODALOMJEGYZÉK	69
	MELLÉKLETEK.....	I
1.	MELLÉKLET: LEMORZSOLÓDÁS-VIZSGÁLAT KIEGÉSZÍTŐ TÁBLÁZATAI, ÁBRÁI	II
1.1.	<i>Minta eloszlása a magyarázó változók szerint</i>	<i>II</i>
1.2.	<i>MLP strukturális és teljesítmény jellemzői</i>	<i>III</i>

ÁBRAJEGYZÉK

1. ábra: A kutatás folyamata.....	1
2. ábra: Neurális háló, mint feketedoboz-modell	5
3. ábra: Neuronként alkalmazott gyakori nemlineáris függvények.....	6
4. ábra: Egy elemi neuron működése	7
5. ábra: A neurális hálók lehetséges osztályozása.....	14
6. ábra: Egy perceptron működése egy autóvásárlási döntéshozatallal kapcsolatos feladat során.....	17
7. ábra: Egy többrétegű perceptron (MLP) architektúrája és működése.....	18
8. ábra: Hiba visszaterjesztési módszer szemléltetése egy tetszőleges MLP hálón ..	19
9. ábra: Különböző rácsszerkezetű Kohonen-hálók kimeneti rétegei	23
10. ábra: A lemorzsolódások különböző típusai	39
11. ábra: Lemorzsolódás-vizsgálatok általános lépései.....	45
12. ábra: Bázisvállalt kínálatlának szerkezeti felépítése	49
13. ábra: Havi értékesítési volumenek ingadozása 2018 és 2020 között	51
14. ábra: A minta eredményváltozóinak megoszlása	52
15. ábra: Három különböző rendelési magatartású vevő trend görbéje	53
16. ábra: Vevők megoszlása keresleti struktúra szerint	54
17. ábra: A megalkotott MLP-hálózat topológiája.....	55
18. ábra: A lemorzsolódások ROC-görbéje és görbe alatti területe.....	59
19. ábra: Az elemzés alapjául szolgáló adatbázis sematikus ábrája.....	62
20. ábra: A NN-alapú lemorzsolódás-vizsgálatok folyamatábrája.....	65

TÁBLÁZATJEGYZÉK

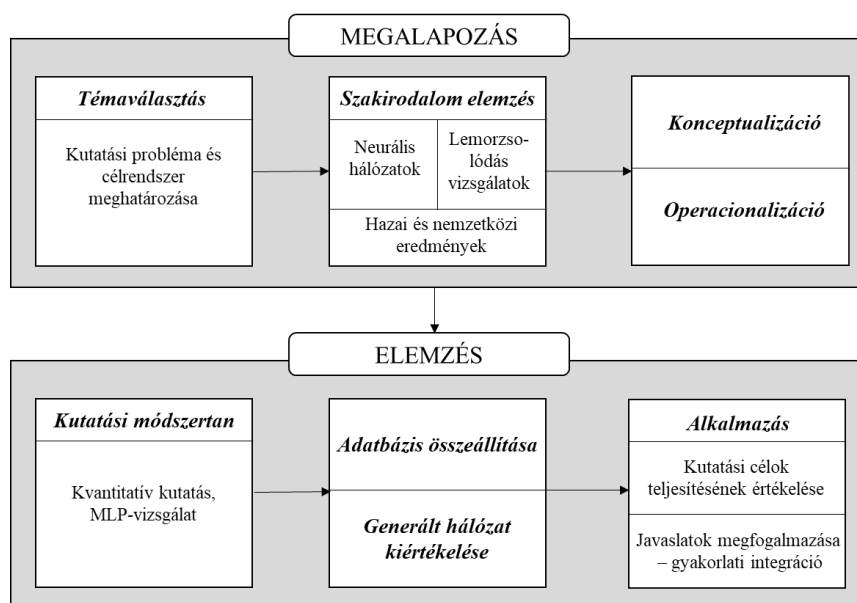
1. táblázat: Az igazságmátrix értelmezése	47
2. táblázat: A vizsgált termékkategória lemorzsolódási rátája a 2018-2020-as időszakban	50
3. táblázat: Az egyes rétegek neuronjait összekötő szinapszisok súlyai.....	57
4. táblázat: Az eljárás által elvégzett klasszifikáció igazságmátrixa.....	58
5. táblázat: A hálózat független változóinak fontossága.....	60

1. BEVEZETÉS

Az eklektikus, hirtelen változó piaci környezetben való túlélés talán egyetlen eszköze, ha a vállalat képes a megfelelő időben, megfelelő döntéseket hozni. Kiváltképp érvényes ez a marketingtudomány területén.

A vállalat piaci pozíciójának, versenyelőnyének megtartásával, vagy épp fejlesztésével kapcsolatosan, a marketing menedzserek agilis helyzetértékelése, döntéshozatala kulcsfontosságú tényező. A marketingkutatói eredmények jellegére való tekintettel, az egyes tényállapotok kellő mélységű minősítése az adatok komplexebb, áthatóbb átvilágításával biztosítható. Részben ez az igény hívta életre a különféle technológiai vívmányok (mint a neurális hálózatok) fokozatos integrálódását a gazdasági élet megannyi területén.

TDK dolgozatom alapvetően két fő egységre osztható (1. ábra). Az első rész fő fókusz a neurális hálózatok marketingtudományi adaptációjával kapcsolatos lehetőségek azonosítása. A releváns szakirodalom szintetizálásának elsődleges célja, hogy betekintést nyújtson a neurális hálózatok elméletének, valamint gyakorlati alkalmazásának akadémiai hátterébe, illetve, hogy egy átfogó nemzetközi és hazai szakirodalombázis-feldolgozásával hangsúlyozza a neurális hálózatok marketingtudományi integrálásának indokoltságát. A második részben egy konkrét marketing probléma (a vevők lemorzsolódásának) neurális hálózat általi vizsgálatára teszek kísérletet egy valós vállalat adatain keresztül.



1. ábra: A kutatás folyamata

Forrás: saját szerkesztés

A jelen tanulmány keretében elkészített kutatás célrendszere alapvetően három perspektíva mentén került meghatározásra:

C1: Egy valós szervezeti probléma kialakulásában közreműködő faktorok azonosítása és a megoldás elősegítése egy MLP-hálózat segítségével.

C2: Annak vizsgálata, hogy az egyes vevők rendelési mintázatára fókuszálva megállapítható-e a lemorzsolódás valószínűsége.

C3: A tanulmány célja az is, hogy hangsúlyozza a neurális hálózatok marketingmenedzsment támogató képességét és a NN-alapú elemzések marketingtudományi integrálásának szükségességét.

Kutatási eredményeim kiértékelését követően törekedtem a gyakorlati integráció lehetőségeinek alátámasztására is egy, a vállalatok tervezési folyamataiba potenciálisan beépíthető „minta-eljárásrend” megalkotásával.

A kutatás a „AZ INNOVÁCIÓS ÉS TECHNOLÓGIAI MINISZTERIUM ÚNKP-21-1. KÓDSZÁMÚ ÚJ NEMZETI KIVÁLÓSÁG PROGRAMJÁNAK A NEMZETI KUTATÁSI, FEJLESZTÉSI ÉS INNOVÁCIÓS ALAPBÓL FINANSZÍROZOTT SZAKMAI TÁMOGATÁSÁVAL KÉSZÜLT.”

2. A NEURÁLIS HÁLÓZATOK ÉS KAPCSOLÓDÓ FOGALMAK MEGHATÁROZÁSA

Mivel jelen kutatás keretében a neurális hálózatok – mint alapvetően számítástechnikai-matematikai modellek – lehetséges közgazdaságtudományi adaptációjának vizsgálatára (különös tekintettel a marketing területén történő alkalmazásra), két egymástól (látszólag) élesen elhatárolódó tudományterület határainak összemérésére tesztek kísérletet, mindenekelőtt indokoltnak találtam a neurális hálózatok, illetve a kapcsolódó fogalomkör definiálását. A konceptualizálás célja nem más, minthogy egy átfogó, hazai és nemzetközi tudományos tevékenységet egyaránt felölelő szakirodalom-feldolgozás által átadhatta a neurális hálózatok akadémiai hátterének esszenciáját. Elsődlegesen szemléltetném a neurális hálók definiálásának alapvető irányait, majd a kapcsolódó fogalmak ismertetésére (azokat két fő csokorba szedve) keríték sort.

2.1. NEURÁLIS HÁLÓZATOK DEFINIÁLÁSI LEHETŐSÉGEI

A neurális hálózatok (artificial neural networks, ANN) fogalmi meghatározására – oly sok tudományos jelenséghez, területhez, koncepcióhoz hasonlatosan – számos szakirodalmi javaslat létezik. Az alábbiakban szemléltetnék néhány lehetséges definiálási irányt, természetesen a teljeskörűség igénye nélkül.

Benedek és Horváth (2005) értelmezésében a neurális hálózatok olyan statisztikai-ökonometriai (becslő) eljárásnak tekinthetjük, ami a szakértői tanulás folyamatához hasonlatosan lehetővé teszi az egymást követő különböző jelenségek között fennálló, feltételezhetően nem lineáris kapcsolatok azonosítását.

Ezzel szemben Uliha (2015) a mesterséges neurális hálózatokat a gépi tanulás (machine learning) egyik alágaként értelmezi, ami *"...a standard ökonometriában használatos, többnyire lineáris megközelítéseknél jóval komplexebb összefüggések leképezésére alkalmas"* (Uliha, 2015, p. 193). A gépi tanulás és az ökonometriai módszerek közötti lényegi különbség az eljárás során alkalmazandó függvény meghatározásában rejlik. Míg az ökonometriai eljárások esetében a "felhasználó" dönt a minta elemzéséhez használt függvényről, a gépi tanulás során az adatok határozzák meg az alkalmazandó formulát - vagyis nem egy előre meghatározott függvény paramétereinek becslése történik, hanem egy tanuló algoritmus határozza meg az adott mintához optimálisan illeszkedő függvényt, illetve annak paramétereit. Tulajdonképpen ez azonosítható a gépi tanulásnak nevezett modellek legnagyobb előnyeként - alkalmazásuk nem jelenti a vizsgált minta spektrumának

szükségszerű korlátozását, hiszen számtalan lehetőség párhuzamos értékelésével választja ki a legoptimálisabb formulát.

Bashiri és Manso 2013-as tanulmányában a neurális hálózatokat egy, az ökonometriai eljárásoktól független úgynevezett "nem standard" kvantitatív módszerek közé sorolja. Állításuk szerint az ANN ereje különféle mintákkal kapcsolatos osztályozási problémák megoldásában, a mintázatok felismerésének képességében rejlik, ugyanakkor kiválóan alkalmazhatók nemlineáris folyamatok, tendenciák előrejelzésére is. Értelmezésük tehát a neurális hálózatok funkcionális megközelítésén kívül egyéb szempontokra nem terjed ki, kizárólag a potenciális alkalmazási lehetőségek, területek eszközeként azonosítja azt.

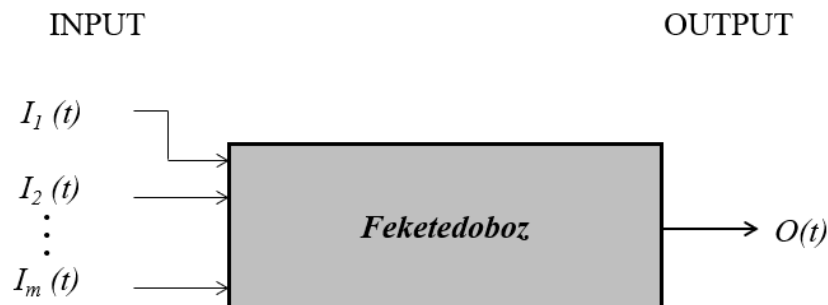
Ugyanakkor a mesterséges neurális hálózatokra olyan információfeldolgozó eszközökként is tekinthetünk, amik hardver vagy szoftver alapú párhuzamos működésre képesek, több, általában nagyszámú azonos (vagy hasonló típusú) lokális feldolgozó egységek által alkotott, rendezett topológiájú, nagymértékben összekapcsolt rendszert képeznek, továbbá rendelkeznek tanulási- és előhívási algoritmussal. A tanulási algoritmus a minta alapján történő tanulást teszi lehetővé, illetve az információfeldolgozás módját határozza meg, míg az előhívási algoritmus a megtanult információ felhasználására szolgál (Kőrösi et al., 1995; Kristóf, 2002; Bhattacharyya, 2012).

Li et al. (2021) a neurális hálózatokat egy tanulási folyamatmodellként kezeli. A folyamat során a modell környezetét érő valamilyen változás miatt a rendszerbe kerül a minta néhány inputja, ami mintegy katalizátorként beindítja a további rétegeket működését. Ezt követően, ha a különféle szabályok (learning algorithm) alapján meghatározott rétegsúlyok egy adott érték felé konvergálnak, véget ér a tanulási folyamat, lehetővé téve a neuronháló eredményeinek hasznosítását.

Fazekas (2013) a neurális hálózatok definiálását két irányból közelíti meg. Egyrészt a neurális hálókat az emberi idegrendszer biológiai működését, valamint szerkezeti felépítését leképező számítási mechanizmusként azonosítja. Értelmezésében az ANN olyan nem elvi, hanem ténylegesen működő (biológiai elvek alapján felállított) matematikai modell, amit elméleti matematikai módszerek segítségével pontosítottak, alkalmazott matematikai módszerek által különféle számítási feladatok ellátására alkalmassá tettek, majd számítástechnikai eszközök által kezelhetővé, működtethetővé formáltak.

Másrészt (a többi szakirodalomtól markánsan különböző módon) elveti a jelenség modellezésének szükségességét, a mintában fellelhető törvényszerűségek bemutatásának jelentőségét, hanem a jelenséget egyfajta feketedobozként, egy ismeretlen rendszerként

értelmezi, ami csak a bemeneti és kimeneti adatokkal kapcsolatosan nyújt bármiféle információt, viszont a rendszer működési mechanizmusát illetően nem (1. ábra).



2. ábra: Neurális háló, mint feketedoboz-modell

Forrás: Fazekas (2013) alapján saját szerkesztés

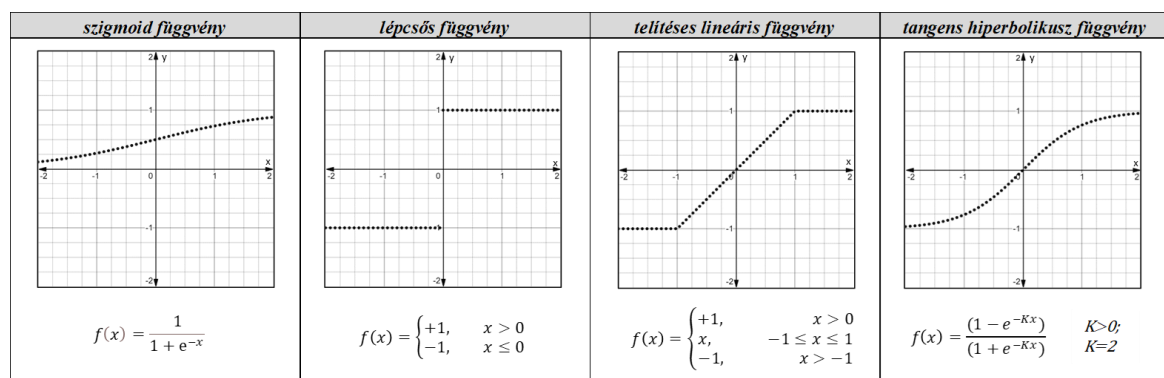
2.2. NEURÁLIS HÁLÓK TOPOLOGIÁJÁVAL KAPCSOLATOS FOGALMAK

A neurális hálók fogalmi háttérének hozzávetőleges tisztázása után ismertetném azokat az „építőköveket”, elemeket, amik egy neurális háló általános felépítésének kulcstényezőiként azonosíthatók. Elsődlegesen definiálom a topológia, mint a modell szerkezetét jellemző paraméter fogalmát, majd a két fő „alkotóelem” (a neuronok, illetve a neuronok között kapcsolatot teremtő szinapszisok) mellett a hálózati struktúrát jelentős mértékben befolyásoló, alakító, minősítő tényezőket is szemléltetem.

Hálózati topológia alatt a hálózatot alkotó neuronok elhelyezkedését, rétegződését, a neuronokat összekötő szinapszisok által alkotott rendszert, illetőleg a hálózat bemenetének (input fogadási), valamint kimenetének (output kibocsátási) helyét értjük (Piedra et al., 2008). A hálózati struktúra gyakorlatilag egy gráf segítségével szemléltethető: a gráf csomópontjai a neuronok, az őket összekötő – a hálózat bemenete és kimenete között kapcsolatot teremtő, súlyokkal ellátott – élek pedig a szinapszisok leképezésére szolgálnak (Zhou et al., 2020). A megfelelő hálózati struktúra kialakítása történhet genetikus algoritmus segítségével, majd egy ún. NGO (Neuro Genetic Optimizer) módszert alkalmazva hálózati tanulás révén kiválasztható az optimális topológia (Mirmirani-Li, 2004).

Egy neuron (vagy műveleti elem, csomópont) egy *„...több-bemenetű, egy-kimenetű eszköz, amely a bemenetek és a kimenet között általában valamilyen nemlineáris leképezést valósít meg”* (Altrichter, 2006, p. 22.). A neuron a neurális hálózat alapegysége, gyakorlatilag nem más, mint egy olyan függvény, ami a bemeneti jeleket (input adatokat, vagy a neuronnal összeköttetésben álló más neuronoktól származó változók értékeit) először

egy meghatározott módon összegzi (az esetek többségében az összegzés addícióval történik, de multiplikatív módszer által is megvalósulhat), majd ezeket egyetlen kimeneti jellé transzformálja (Uliha, 2015). A neuron kimenete tehát nem más, mint a bemeneti adatok lineáris kombinációjából származó érték nemlineáris függvénye (Álmos et al., 2002; Kristóf, 2005). Ha a bejövő impulzusok összértéke meghaladja a neuron küszöbértékét, a neuron tovább küldi a transzformáció eredményét a vele összeköttetésben álló csomópontoknak. Műveleti elemként a logikai függvények (szigmoid függvény), illetve lépcsős függvények (ugrásfüggvény) alkalmazása a leggyakoribb, de egyebek között a tangens hiperbolikus függvény, valamint a telítésszerű lineáris függvény is betöltheti a neuron szerepét (2. ábra). Tekintve, hogy itt zajlanak le az említett nemlineáris számítási folyamatok a neuront a hálózat számítási-, vagy processzáló egységének is nevezhetjük (Benedek–Horváth, 2005). Egy neuron rendelkezhet lokális memóriával is, amivel a bemeneti, vagy kimeneti értékek, vagy a hálózati működés előéletére vonatkozó információk tárolására képes (Mitchell, 1997).

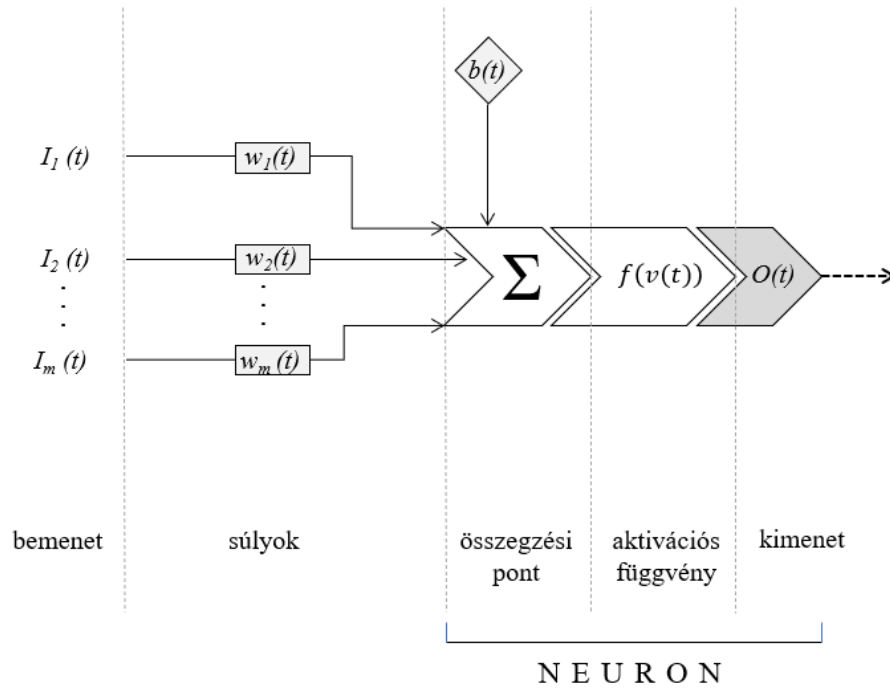


3. ábra: Neuronként alkalmazott gyakori nemlineáris függvények

Forrás: Altrichter et. al. (2006), Benedek–Horváth (2005) alapján saját szerkesztés

Tekintettel arra, hogy a neuronokat processzáló egységekként is azonosítottuk, a konceptuális meghatározás meglátásom szerint nem lehet teljes a neuronok működési mechanizmusának azonosítása nélkül (3. ábra). Egy neuron működése általánosságban hálózati szinten, a hálózatban betöltött helyét és szerepét tekintve értelmezhető, de vannak olyan hálók is, amik egyetlenegy processzáló egységből állnak (ilyen egyrétegű, egy elemből álló háló például a perceptron és az adaline is, melyek működésével a következő alfejezetben foglalkozom részletesebben). A folyamat lényegének átláthatósága érdekében egy ilyen egyszerűbb, egy egységből álló hálózat segítségével szemléltetném a neuronok alapvető működésének lényegét. Az ábrán egy t -edik időpontban érkező m számú bemeneti

jel (I) feldolgozási folyamatát követhetjük végig. Minden $I_m(t)$ bemeneti jel egy számunkra ismert, mérhető értéket jelöl.



4. ábra: Egy elemi neuron működése

Forrás: saját szerkesztés

A neuron működési mechanizmusának első fázisa, hogy az adott $w_m(t)$ súlyokon keresztül érkező $I_m(t)$ impulzusokat fogadja a neuron. Ezt követően a neuron valamilyen mechanizmus (addíció, multiplikáció) segítségével a bemeneti jeleket összegzi ($v(t)$):

$$v(t) = \left[\sum_{i=1}^m w_i(t) I_i(t) \right] + b(t).$$

Fontos, hogy az összegzett érték általában valamilyen ismeretlen értékű b torzítás t -edik közelítésével ($b(t)$) is kiegészül, majd ezeket együttesen a neuron egy meghatározott aktivációs (vagy transzfer) függvény segítségével egyetlen kimeneti jellé alakítja ($O(t)$), végezetül pedig továbbíthatja azt a vele összeköttetésben álló neuron(ok) felé (Kröse–Smagt, 1996). Az aktivizációs függvény egy tipikusan nemlineáris függvény, melynek "segítségével" a neuron a bemeneti (és tárolt) értékekből az aktuális kimeneti értéket létrehozza (Kumar, 2004; Bhattacharyya, 2012).

Egy neurális háló gráfjáról általánosságban kijelenthető, hogy nem minden (a gráfot alkotó) csomópont között teremt kapcsolatot, hanem adott neuront csak a gráf csomópontjainak egy

részeivel köti össze. Ez lehetővé teszi a neuronok csoportosítását a hálózatban betöltött szerepük, kapcsolódásaik szerint:

- 1) Bemeneti neuronként azonosítjuk azokat a műveleti elemeket, melyek a neurális hálózat bemeneti helyét képezik (vagyis a neuron bemenete – ismert információk, vagy betáplált változók – a hálózat bemenete is egyben), outputjuk pedig más neuronok bemeneti jeleként azok meghajtására szolgál (Kröse–Smagt, 1996). A bemeneti neuronokkal kapcsolatosan fontos megjegyezni azt is, hogy elhelyezkedésük mellett alapvetően működésükben, funkciójukban is különböznek a háló további neuronjaitól: a bemeneti neuronok egybemenetű és egykimenetű processzáló egységek, amiknek jelfeldolgozó feladata nincs, vagyis a bejövő információt a továbbítás során kizárólag a szinapszishoz rendelt súly módosítja (Bhattacharyya, 2012).
- 2) Kimeneti neuron az, ami a hálózat által „generált” információt továbbítja a környezet felé. A kimeneti neuronok már végeznek processzáló tevékenységet (Smith–Gupta, 2018).
- 3) A két, bemeneti- és kimeneti neuronokat tartalmazó „réteg” között helyezkednek el a rejtett neuronok, amik értelemszerűen mind bemeneteikkel, mind kimeneteikkel más neuronokhoz kapcsolódnak, a bejövő információ fogadása, illetve a kimeneti jel továbbítása is egy meghatározott súlyon keresztül történik (Kröse–Smagt, 1996). A köztes réteg súlyai a tanulási fázis során folyamatosan változnak (Wu et al., 2018).

Azt mondhatjuk, hogy a neuronok mellett gyakorlatilag a szinapszisok is a neurális hálók ugyanolyan alapegységeinek, fő alkotóelemeinek tekinthetők. Szerepük nem más, mint hogy az egymással összeköttetésben álló neuronok között, meghatározott impulzusátadási határfok (súlyok) mellett továbbítsák az információt. Ezen súlyok egyrészt gyengíthetők, ugyanakkor erősíthetők is a továbbítandó jelet. (Benedek–Horváth, 2005; Nyitrai et al., 2018). A szinapszisok súlyai gyakorlatilag az input változó adott neuronhoz tartozó koefficienseiként is értelmezhetők (Uliha, 2015). Már egy viszonylag egyszerűbb neurális hálózat is számottevő számosságú súlyokkal rendelkezik (Kristóf, 2005).

Ahogy már a korábbiakban utaltam rá, a különböző típusú neuronok és az őket összekötő szinapszisok egymástól elkülöníthető rétegeket alkot(hat)nak. Az egy réteghez tartozó neuronok hasonló tulajdonságokkal rendelkeznek – már ami a neuron kapcsolatait, vagy az alkalmazott processzáló függvényt illeti. Például az azonos rétegbe tartozó neuron mindegyikének bemenetei egy másik réteg kimeneteihez kapcsolódik (Nyitrai et al., 2018).

A neuronok tipizálásához hasonlóan tehát a rétegeket is kategorizálhatjuk: vagyis egy bemeneti-, kimeneti- és (akár több) rejtett réteget különböztethetünk meg egymástól (Çoban; 2016).

Egy hálózat fontos jellemzője az azt alkotó rétegek száma. Azt mondhatjuk, hogy minden rétegekbe szervezett hálót minimum két réteg alkot: (1) egy úgynevezett buffer, nem processzáló neuronokból álló bemeneti-, illetve (2) egy információfeldolgozást végző kimeneti réteg (Altrichter et al., 2006). Az ezzel foglalkozó kutatásokban, tudományos publikációkban azonban nincs konszenzus azzal kapcsolatban, hogy ténylegesen mit tekintünk rétegnek egy neurális hálózatban. Vannak, akik a bementi réteget is beleszámítják a rétegszámba (annak ellenére, hogy itt nem történik információfeldolgozás, a réteg neuronjai a háló bemeneteként funkcionálva szimplán továbbítják a „mélyebb rétegek” felé az üzenetet (Piedra et al., 2008) mások viszont csak a processzáló egységekből álló információfeldolgozást, az impulzusok transzformálást végző neuronok által alkotott rétegeket tekintik „valódi rétegnek” (Kröse–Smagt, 1996).

2.3. NEURÁLIS HÁLÓK TANULÁSÁVAL KAPCSOLATOS FOGALMAK

A mesterséges neurális hálók tanulása (a biológiai hálózatokhoz hasonlóan) minták, példák feldolgozásán keresztül történik (Gurney, 1996). Benedek és Horváth (2005, p. 940) alapján a tanulási folyamat a *"...neurális hálózatok alkalmazásának kritikus pontja"*, tulajdonképpen az a folyamat, amikor kísérletet teszünk arra, hogy a minta által megadott inputokhoz (I_i), valamint outputokhoz (O_k) leginkább illeszkedő hálózati struktúrát (topológiát), illetve súlyrendszert meghatározzuk.

A neurális hálók működésének alapvetően két fázisát különböztetjük meg: a tanulási és az előhívási fázist. A tanulási fázis során kerül sor a hálózat kialakítására, vagyis a rendelkezésre álló mintában rejtve található információk beépítésére, tárolására, illetve a neuronok közötti kapcsolatok súlyainak meghatározására (figyelembe véve az input adatok hatását) – ez jellemzően egy hosszadalmas, sok alterációval járó szakasz (Kristóf, 2005; Altrichter et al., 2006). Ha egy hálót először látunk el mintával, akkor elsődlegesen véletlenszerű találgatással próbálja majd megkeresni a lehetséges megoldást. A kapott eredményt ezután összehasonlítja a tényleges megoldással, majd attól függően, hogy a két eredmény között milyen differenciát azonosít, módosítja a hálózati súlyokat. Ez alapján kijelenthető, hogy a hálózati tanulás egy olyan iteratív (közelítéssel történő meghatározás) módszer, amely során a hálózat által kapott eredményt valamilyen kívánt leképezéshez közelítjük (Kristóf, 2005).

Tanulás szempontjából az induló érték (induló súlyok), illetőleg a lépésköz (amit a szakirodalom gyakran bátorsági faktornak vagy tanulási tényezőnek (learning rate) is nevez, értéke nem konstans, hanem a tanulási idő függvényében változó mennyiség) azonosíthatóak a folyamatot szignifikánsan befolyásoló, meghatározó tényezőkként. A tanulási folyamat bonyolultságának meghatározására számos kutatás irányult. A jelenlegi diszciplináris konszenzus alapján megállapítható, hogy a tanulás bonyolultságának azonosításához alapvetően a kiszámíthatóság-, valamint az algoritmusok bonyolultságelméletének probléma-osztályozását érdemes alapul vennünk. Ez alapján azt mondhatjuk, hogy a *"mintahalmaz optimális közelítésének megkeresése"* NP-teljes probléma, vagyis a nem determinisztikus időbonyolultságú problémák osztályába, ezen belül is a "legnehezebb" feladatokat listázó alcsoportba tartozik (Benedek–Horváth, 2005, p. 942.).

Vannak olyan esetek is, amikor a tanulási- és az előhívási fázis nem különül el egymástól, vagyis az előhívási szakaszban is módosítja tulajdonságait, tanul a hálózat. Ez figyelhető meg például az adaptív viselkedésű hálók esetében, amikor a mintával kapcsolatos információk időben változnak, így a feldolgozó eljárásnak is változnia kell. Azonban ezekben az esetekben is van egy kezdeti, hosszabb, szimplán tanulási szakasz, amit egy párhuzamosan operáló tanulási-előhívási fázis követ (Altrichter et al., 2006.)

A hálózatok tanításánál (különösen kis minták esetén) ügyelnünk kell arra, hogy elkerüljük azt a jelenséget, amit a statisztikatudomány túlillesztésként, míg a neurális hálózatokat tárgyaló szakirodalom túltanulásként azonosít. Túltanulásról beszélhetünk akkor, amikor nem a mintában rejlő összefüggéseket detektálja a hálózat, hanem a minta sajátosságait, zajait azonosítja, így a tanuló adatbázis minden további súlymódosítása ront a tesztelő adatbázis eredményein (Gonzalez, 2000; Kristóf, 2005). A túltanulás elkerülhető azzal, ha a mintákat három nem feltétlenül egyenlő, de egymástól mindenképp független halmazra bontjuk. Ezek a tanuló (train), a tesztelő (test), illetőleg a validáló (validation) halmazok (Stroie, 2014). Az eljárás célja alapvetően az, hogy biztosítsa a legoptimálisabb modell felállításának lehetőségét. A súlyok tanulásánál kizárólag a tanulótadatbázis mintáit használjuk, ez határozza meg hogy milyen irányban és mértékben változzanak a paraméterek, közben folyamatos, párhuzamos kiértékelést végzünk a tesztelő adatbázis elemein. A validáló halmaz adatbázisát az optimalizálási folyamat után alkalmazzuk (Uliha, 2015). Mivel a validáló halmaz mintáit korábban egyáltalán nem használta fel az algoritmus, az kiválóan alkalmas a hálózati teljesítés, a végső eredmények értékelésére. Akkor

tekinthetjük elfogadhatónak a kapott eredményeket, amennyiben a tanuló és a validáló halmazon egyaránt hasonló megoldásokhoz ér el a hálózat (Stroie, 2014; Kristóf, 2005).

Összefoglalva tehát a mesterséges neurális hálózatok tanítása tulajdonképpen egy nemlineáris regresszió felállításának tekinthető, a tanulás a neurális hálók működésének első, sarkalatos fázisa, alapvető célja pedig nem más, minthogy valamilyen iteratív módszer segítségével felállítsa a hálózat optimális topológiáját.

3. NEURÁLIS HÁLÓZATOK TÍPIZÁLÁSA

A kutatásom szempontjából relevánsnak tekinthető neurális hálózatok akkurátus ismertetése érdekében fontosnak tartottam, hogy valamiféle áttekinthető rendszert felállítva először kategorizáljam a különböző típusú hálózatokat. Azonban a mesterséges neurális hálózatok tipizálásának ismertetése közel sem egyszerű feladat. Kiváltképpen azért, mert a szakirodalom sem foglalkozik különöseféleképpen azzal, hogy homogén kategóriákat határozzon meg, majd az egyes modelleket egy előre meghatározott szempontrendszer alapján különböző csoportokba sorolja. Ennek oka feltehetőleg abban kereshető, hogy egy neurális hálózatot jellemző tulajdonságok (mint a hálózatot alkotó processzáló egységek száma, a hálózat szerkezeti struktúrája, a rétegek száma, a meghatározott súlyok, a hálózati tanítás módja, és hogy statikusnak, vagy épp dinamikusnak tekinthető-e a hálózat) végtelen kombinációja felállítható, így bár „ránézésre” két háló ugyanaz, működtetési mechanizmusában, a hálózati tanulás módjában mégis jelentős eltérést mutathatnak. Ezt már a legegyszerűbb hálózat, a neuron-modell is kitűnően példázza. Az első elemi neuron-modellek körülbelül azonos időben jelentek meg és bár mind a perceptron, mind pedig az adaline a neurális hálózatok alapegységének működését, szerkezetét reprezentálja, illetve mindkettő egy egyrétegű, egy elemből álló előrecsatolt hálózat, a modellek mégsem tekinthetők azonosnak, hiszen mind tanításukban, mind működtetésükben jelentősen különböznek (Fazekas, 2013). Ugyanakkor bizonyos, az előzőekben már részben említett hálózati tulajdonságok alapján, mégis tudunk olyan kvázi-homogén csoportokat képezni, amik valamennyire átláthatóbbá teszik a neurális hálózatok népes kavalkádját.

A fő kategóriák meghatározásánál a mesterséges neurális hálózatok két fontos tulajdonságát vettem figyelembe: az alkalmazott tanulás módját, illetőleg azt, hogy a hálózat működése statikusnak vagy dinamikusnak tekinthető. Ezután az elsőrendű kategóriákat további alosztályokra bontottam, figyelembe véve a hálózatok szerkezeti architektúráját.

A hálózat tanulását tekintve alapvetően három fő kategóriát határozhatunk meg (Altrichter et al., 2006).

1. Az ellenőrzött tanulás (supervised learning), vagy másnéven tanítóval történő tanulás (learning with a teacher) esetében tanítóként a környezettel kapcsolatos a priori (tapasztalatot, tényeket megelőző) tudásunkat azonosítjuk, ami a be- és kimeneti értékek által alkotott mintapárok formájában reprezentálódik. A tanítás gyakorlatilag ezeken a mintapárokon alapszik. Mivel ismertek a kívánt válaszok

(kimenetek), folyamatosan össze tudjuk hasonlítani a hálózat által kalkulált értéket a kívánt értékkel. Az összehasonlítás eredményeitől függően (a tényleges és a kívánt érték közötti differenciára alapozva) egy tanuló algoritmus segítségével módosíthatjuk a neurális hálót, annak súlyait addig, amíg nem minimalizáljuk a hálózat működésének hibáját (vagyis az elvárt és a kalkulált érték, a kívánt és tényleges hálózati viselkedés közötti különbséget). A változtatás általánosságban iteratív módon, lépésről- lépésre történik (Orr, 1996; Gurney, 1996; Piedra et al., 2008).

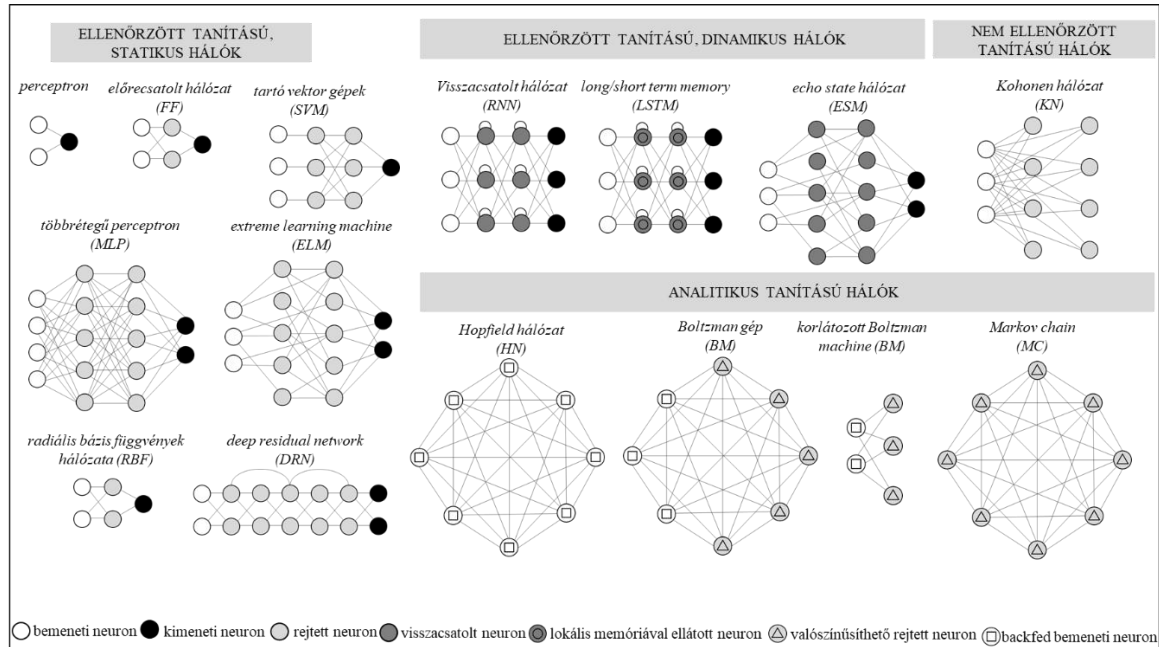
2. Ezzel szemben a tanító nélküli tanulás (learning without a teacher) esetében nem beszélhetünk adott mintapontokról, előre meghatározott, elérni kívánt működésről. Az ilyen jellegű rendszereknél alapvetően az a cél, hogy a bemeneti (tanító) adatok között rejlő sajátos összefüggéseket felfedezve önmagát alakítsa, módosítsa a hálót egy optimális architektúra, viselkedés eléréséig. Ez alapján önszervező hálózatoknak (self-organising networks) is tekinthetjük őket. Azt mondhatjuk tehát, hogy a nem ellenőrzött tanulással operáló rendszerek a mintából tanulnak, a minta elemzésével törekednek arra, hogy a minta elemei által hordozott (vagy a köztük felvázolható) információt felfedjék, kinyerjék. Ilyenformán az ebbe a csoportba tartozó hálók gyakorlatilag adatbányászatra képesek (Haykin, 2009; Du–Swamy, 2013).
3. A harmadik kategóriát az analitikus tanulású hálók alkotják. Az előzőekben tárgyaltakhoz hasonlóan ebben az esetben is adott mintapárok jelentik a tanulás kiindulópontját, viszont nem a bennük hordozott információk felhasználásával, hanem egzakt matematikai számítások, analitikus módszerek alkalmazásának segítségével történik a hálózat kialakítása. A többi eljárással ellentétben az analitikus tanulásnál hiányzik a folyamatos ismétlés, a hálózat tanítása egymást követő apró lépések sorozata által valósul meg. Fontos azonban megjegyezni, hogy az analitikus tanulás nem minden esetben képez különálló kategóriát, előfordul, hogy összemosódik a többi kategóriával. Ez azért van, mert a különböző típusú analitikus tanulású hálókat az információ felhasználási módja különbözteti meg egymástól – így egy analitikus háló tanulása lehet ellenőrzött, nem ellenőrzött vagy egyik sem (Altrichter et al., 2006).

A második lényeges hálózati tulajdonság, amit a fő kategóriák meghatározásánál figyelembe vettem, hogy statikus vagy dinamikus-e a hálózat. Statikusnak tekintjük a

memória nélküli, előrecsatolt (feed forward) típusú hálózatokat. Ezzel szemben egy dinamikus háló visszacsatolt és előrecsatolt architektúra esetén is működőképes, azzal a feltétellel, hogy az előrecsatolt szerkezetnél egy memóriával egészül ki a hálózat (Horváth, 1998).

Az alosztályokat a fentebb is említett struktúra-jellemzők alapján határoztam meg. A háló topológiáját tekintve tehát még két további csoportot különíthetünk el egymástól: az előrecsatolt (feed forward) és a visszacsatolt (recurrent) hálózatokat. Amennyiben a neurális hálózatot leképző irányított gráf hurkot is tartalmaz, akkor visszacsatolt hálózatokról beszélhetünk, viszont, ha az irányított gráf nem tartalmaz hurkot akkor azt előrecsatolt hálózatnak tekinthetjük (Bhattacharyya, 2012). A rétegekbe szervezett előrecsatolt neurális hálózatokat tovább bonthatjuk egyrétegű hálózatokra (single-layer networks) és többrétegű hálózatokra (multi-layer networks) (Haykin, 2009).

A korábban tárgyaltakat figyelembe véve tehát négy kategóriát határoztam meg (amik az ellenőrzött tanítású, statikus hálók; az ellenőrzött tanítású, dinamikus hálók; a nem ellenőrzött tanítású hálók, valamint az analitikus tanítású hálók), ezek alapján tettem kísérletet a neurális hálók csoportosítására (4. ábra).



5. ábra: A neurális hálók lehetséges osztályozása

Forrás: Leijnen–Veen (2020) alapján saját szerkesztés

Fontos megjegyezni, hogy az ábra sem a feltételezett kategóriák, sem a példák számában nem tekinthető teljesnek, alapvető célja az, hogy egy áttekinthető, strukturált képet nyújtson a mesterséges neurális hálózatok diverzitásáról.

Mivel a jelen kutatás alapvető célja az, hogy a neurális hálózatok közgazdaságtudományi adaptációjának lehetőségeit azonosítsa, a továbbiakban csak az ebből a szempontból relevánsnak tekinthető neurális hálózatokat ismertetném részletesebben. Ezek kiválasztásában Chattapadhyay és munkatársai (2012) által készített metaelemzést vettem alapul, melyben többek között a marketing orientációjú kutatások során alkalmazott neurális hálók típusait vizsgálták. A kutatás az önszervező (Kohonen) hálók használatát azonosította a legfrekvenciáltabbnak, de kiemelendő a SVM, illetve az MLP (ennek egy egyszerűsített, illetve egy módosított alakja a perceptron és a BPNN) is. A továbbiakban ezeket ismertetném részletesebben, leginkább az egyes modellek működésére, szerkezetére fókuszálva. Fontosnak tartom megjegyezni, hogy a bemutatás olyan szempontból korláatosnak tekinthető, hogy nem törekszik sem az informatikai, sem a matematikai-statisztikai háttér, a hálózat működése mögött megbúvó mechanizmusok részletes bemutatására, inkább az érthetőség és a tudományos korrektség határmezsgyéjén igyekszik ellátni, átláthatóan bemutatva az egyes hálózatok strukturális és operatív sajátosságait.

3.1. PERCEPTRON

A Rosenblatt (vagy egyszerű) perceptron gyakorlatilag a neurális hálózatok legegyszerűbb formájának tekinthető, amiben a bemenetek közvetlenül kapcsolódnak a kimenetekhez. A perceptron alapvető funkciója nem más, minthogy két lineárisan szeparálható (egy hipersíkkal két, egymástól teljesen különböző tartományokra bontható úgy, hogy a két tartomány különböző osztályba tartozó elemekkel rendelkezzen) bemeneti mintahalmazt külön válasszon (Bauchage-Olaf, 2019; Haykin, 2009). A neuronok definiálásánál már szemléltettem a neurális hálók alapegységének működési mechanizmusát: a neuronhoz érkező jeleket a neuron először valamilyen módon összegzi, majd egy meghatározott függvény segítségével egyetlen kimeneti jellé transzformálja. A következőkben egy saját példa segítségével szemléltetném egy olyan perceptron működését, ami az

$$o(x_1; x_2; x_3 \dots x_n) = \begin{cases} 1, & f(x) = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_nx_n > 0 \\ 0, & \text{minden más esetben} \end{cases}$$

összefüggés alapján kalkulálja ki a kimeneti értékünket. Vagyis a példánkban egy olyan perceptron szerepel, aminek bemenete egy valós értékek által alkotott vektor, majd ezen

értékek lineáris kombinációja után egy küszöbaktivációs függvény segítségével határozza meg hogy aktív (+1) vagy inaktív (0) legyen az egység (Mitchell, 1997).

A példa alapjául egy autóvásárlással kapcsolatos döntési helyzet áll. Először is az a feladatunk, hogy meghatározzuk a döntést befolyásoló tényezőket és ezekhez valamilyen módszer segítségével konkrét értékeket rendeljünk, hiszen ezek képezik majd a perceptron bemeneti adatait. A konkrét értékek megválasztásánál abból indulunk ki, hogy ha az adott szempontot pozitívan tudjuk elbírálni, akkor 1, ellenkező esetben 0 értéket kap a tényező. Jelen példában öt befolyásoló tényezőt azonosítottam: (1) Mennyire tekinthető költséghatékony választásnak az autózás a többi városi közlekedési alternatívával szemben? A közlekedés költségeit tekintve a döntéshozó számára az autóvásárlás akkor pozitív, ha a többi alternatívához képest ő jobban jár, vagyis kevesebbet kell költenie, mint mondjuk a tömegközlekedés használata esetén. Ha ez teljesül, akkor a szempontot 1-el, ha nem, akkor 0-val értékeljük. Feltételezzük, hogy a példánkban szereplő döntéshozó városában olcsó a tömegközlekedés, így a folyamatos benzinár növekedés mellett (figyelembe véve az autó fix fenntartási költségeit és az esetleges felmerülő javítási költségeket is) azt mondhatjuk, hogy az autótulajdonlás nem költséghatékonyabb, így $x_k = 0$ értéket kap. (2) A következő szempont az, hogy az autóvásárlásnak köszönhetően tud-e időt spórolni a döntéshozó. Ebben az esetben azzal a feltétellel éltem, hogy bár a döntéshozó lakhelyén van tömegközlekedés is, de az koránt sem tekinthető elégségesnek, a járatok frekvenciája igen alacsony. Így azt mondhatjuk, hogy a mindennapok során jelentős mennyiségű időt tudna megtakarítani, így $x_i = 1$. (3) További szempont a környezetvédelem, vagyis, hogy az autóval való utazás mennyire tekinthető környezetbarát közlekedési formának. Alapvetően azt mondhatjuk, hogy egységnyi megtett utszakasz alatt sokkal több szén-dioxidot bocsátunk ki, mint tömegközlekedési eszközöket használva, ezért legyen $x_{kv} = 0$. (4) Mivel az autóvásárlás egy nagyértékű vásárlási döntést jelent, a kihasználtságot is beemelem a döntést befolyásoló tényezők közé. Feltételezve, hogy a döntéshozó aktív hétköznapiakat él, a munkahelye és otthona között ingázik, heti többször látogat meg egy bevásárlóközpontot és még szórakozni is jár, kijelenthetjük, hogy a döntéshozó gyakorta használja az autót, tehát $x_h = 1$. (5) Végezetül pedig azt értékeljük, hogy a döntéshozó számára fontos-e az, hogy a társadalom által a gépjármű tulajdonláshoz (státuszszimbólum) csatolt pozitív értékítéletet, elismerést élvezze. A szempont pozitív elbírálásra került, $x_s = 1$.

A hálózat felállításához azt is meg kell határoznom, hogy a különböző döntést befolyásoló tényezők mennyire tekinthetők fontosnak az adott döntési helyzet, a kontextus

szempontjából. Ebben az esetben én a következő súlyokkal (w) kalkuláltam: $w_k=4$, $w_i=5$, $w_{kv}=4$, $w_h=3$ és $w_s=1$.

Szükségünk van még a torzítás mértékére (b) is. Feltételezzük, hogy a küszöbérték 3, ami egy -3 értékű torzításnak felel meg.

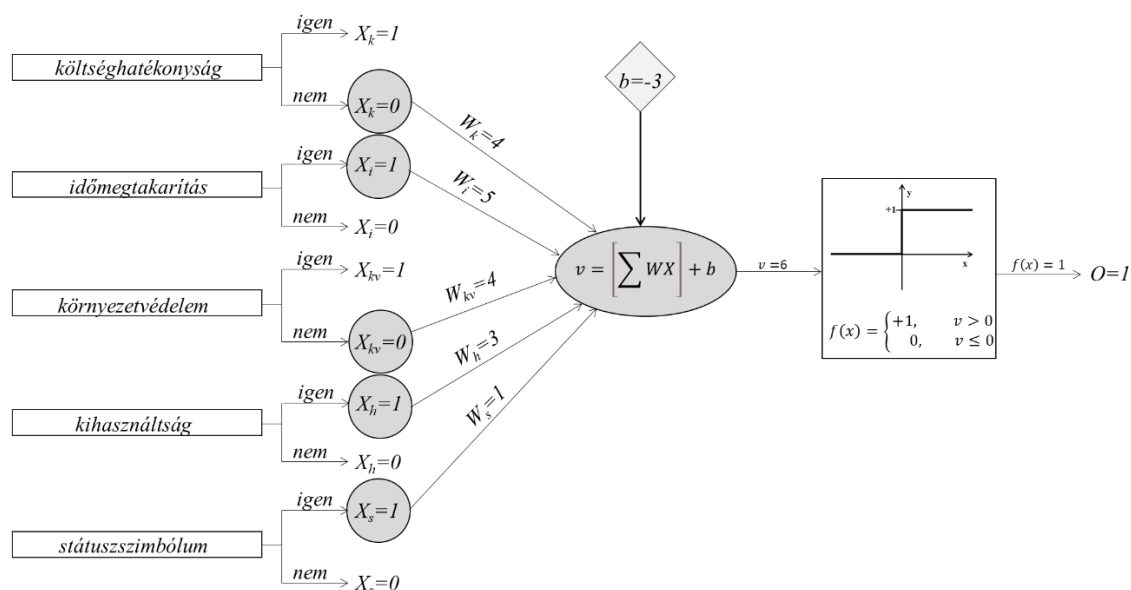
Ezek alapján már fel is írhatjuk az aktivációs függvény bemenetét képező összegzett érték (v) képletét, ami nem más mint

$$v = \sum wx + b = w_k * x_k + w_i * x_i + w_{kv} * x_{kv} + w_h * x_h + w_s * x_s + b.$$

Ha a képletbe behelyettesítjük a korábban meghatározott értékeket, akkor megkapjuk, hogy $v=4*0+5*1+4*0+3*1+1*1-3=6$. Az összegzési pont értéke tehát 6, ezt fogja majd az aktivizációs függvény a

$$f(x) = f(x) = \begin{cases} 1, & \text{ha } \sum wx + b > 0 \text{ (megvesszük)} \\ 0, & \text{ha } \sum wx + b \leq 0 \text{ (nem vesszük meg)} \end{cases}$$

szabály alapján transzformálni. Mivel a kapott érték egy pozitív szám, a transzformációs függvény és így a teljes neuron outputja 1 lesz, vagyis azt a döntést hozzuk, hogy megvesszük az autót. Az előzőekben szemléltetett perceptron működési-mechanizmust az alábbi ábra szintetizálja.



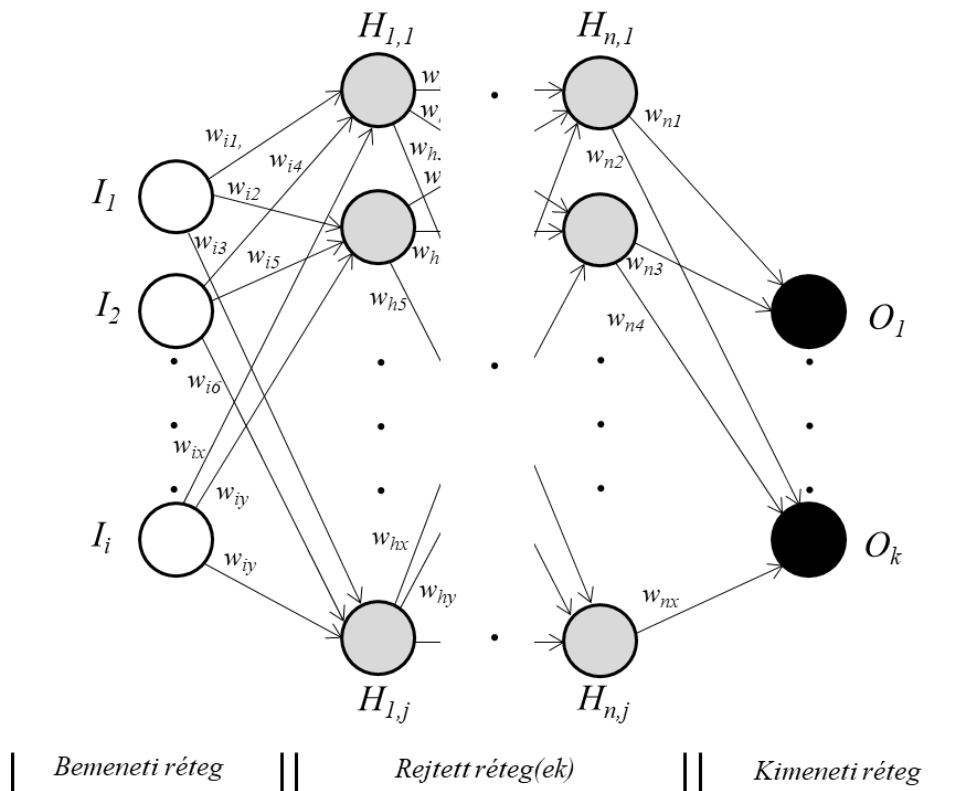
6. ábra: Egy perceptron működése egy autóvásárlási döntéshozatallal kapcsolatos feladat során

Forrás: saját szerkesztés

3.2. TÖBBRÉTEGŰ PERCEPTRON (MLP) ÉS A BACK-PROPAGATION ELJÁRÁS

A többrétegű preceptron (*multi-layer perceptron, MLP*) egy előrecsatolt hálózat, működése gyakorlatilag az előzőekben ismertetett mikrofolyamatok párhuzamos, folytatólagos

lefuttatásával valósul meg. Működésük alapsémáját egy olyan többrétegű hálón szemléltetném, ami egy i számú egység által alkotott bemeneti- (I_i), n számú, rétegenként j elemből álló rejtett- (H_{nj}), illetőleg k neuronból álló kimeneti (O_k) rétegből áll (6. ábra). A folyamat első lépése, hogy egy külső, bejövő információ (amit jelnek, ingernek, impulzusnak is nevezhetünk) eljut egy neuronhoz (I_i). Amennyiben ez a jel meghalad egy meghatározott küszöbértéket, a neuron továbbítja az impulzust egy vele összeköttetésben álló másik neuronnak ($H_{n,j}$). Ebbe a neuronba több másik csomópontból is érkezhet inger. Feltéve, hogy a beérkezett ingerek összege meghaladja az $H_{n,j}$ neuron ingerküszöbét, akkor $H_{n,j}$ neuron is továbbítja az információt a vele összeköttetésben álló következő csomópontba. A folyamat egészen addig halad így, amíg a jel el nem jut a végső neuron(ok)ig (O_k). A folyamat végén az adott input által kiváltott válaszreakció attól függ, hogy melyik végső (output) neuronig (O_k) jutott el az impulzus (Smith–Gupta, 2000).



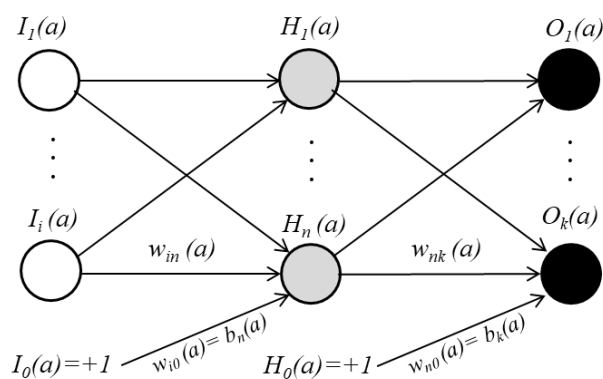
7. ábra: Egy többrétegű perceptron (MLP) architektúrája és működése

Forrás: Kaefer et al. (2005) alapján saját szerkesztés

Altrichter et al. (2006) neurális hálózatokkal foglalkozó könyvében a többrétegű perceptronokat azonosítja a legszélesebb skálán hasznosítható hálózatként. Az MLP többek között segítséget nyújthat különböző osztályozási problémák megoldásánál, felismerési feladatok esetén, de kiválóan alkalmazható egy-, vagy többdimenziós jelfeldolgozásra (mint

például a képfeldolgozás), illetve különböző közgazdasági folyamatok modellezésére, várható értékek előrejelzésére is. A neurális hálózatok gyakorlati alkalmazásának potenciális irányainak részletesebb ismertetésével a következő fejezetben foglalkozom.

A neurális hálók tanulási mechanizmusának meghatározása, az optimális hálózati struktúra (topológia), valamint a szinapszisok optimális súlyának kiválasztása bonyolult statisztikai-matematikai módszerek alapján történik. Ezek közül az MLP tanítására leginkább ismert és leggyakrabban alkalmazott módszer a hiba-visszaterjesztési (back-propagation) módszer (Stastny et al., 2011). A módszer alapvető lényege az, hogy a súlyok megválasztásánál az adott minta esetében elkövethető hibák minimalizálására törekszünk. Mivel több réteg működik egyszerre, így a hibát hátulról fejtjük vissza az egyre előbbi súlyokig: először a kimeneti és a rejtett rétegek közötti hibákat módosítjuk, majd ezután változtatjuk csak meg a köztes és a bemeneti rétegek közötti súlyokat (Abbas, 2015). Hogyan kell megváltoztatnunk a súlyokat ahhoz, hogy a hiba minimális legyen? A hiba visszaterjesztési módszer mögött álló matematikai összefüggések egyszerűsített ismertetéséhez vizsgáljuk meg a 7. ábrán látható tetszőleges többrétegű perceptron i -edik bemeneti neuronja, n -edik rejtett neuronja, illetve k -edik output neuronja közötti kapcsolódásokat a tanítás az a -edik lépésében.



8. ábra: Hiba visszaterjesztési módszer szemléltetése egy tetszőleges MLP hálón

Forrás: saját szerkesztés

Azt tudjuk, hogy mind a $H_n(a)$ és $O_k(a)$ neuron kimeneti értéke a bejövő adatok összegzésének $g(v(a))$ nemlineáris (például szigmoid) függvény általi transzformációjával egyenlő, vagyis:

$$\begin{aligned}
H_n(a) &= g\left(\sum v_n(a) + b_n(a)\right) = g\left(\sum_{i=1}^m w_{in}(a)I_i(a) + b_n(a)\right) \\
&= \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=1}^m w_{in}(a)I_i(a) + b_n(a)}}; \\
O_k(a) &= g\left(\sum v_k(a) + b_k(a)\right) = g\left(\sum_{n=1}^m w_{kn}(a)H_n(a) + b_k(a)\right) \\
&= \frac{1}{1 + e^{-\sum_{n=1}^m w_{kn}(a)H_n(a) + b_k(a)}}.
\end{aligned}$$

A back-propagation eljárás lényege, hogy a tényleges értékek (T) ismeretében hátulról, a kimeneti réteget alkotó neuronokból kiindulva fejtjük vissza a többi réteg súlyait (hibáit). Ha a kimeneti réteg neuronjainak halmazát C jelöli, akkor az a -adik lépés négyzetes hibáját (E) a következőképpen számolhatjuk ki:

$$\begin{aligned}
E(a) &= \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(a) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} (T_k - O_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} [T - g(w_{kn}(a)H_n(a))]^2 \\
&= \frac{1}{2} \sum_{k \in C} [T - g(w_{kn}(a)g(w_{in}(a)I_i(a)))]^2.
\end{aligned}$$

Ebből pedig megkaphatjuk az átlagos hibát (N =tanítópontok száma):

$$\bar{E}(a) = \frac{1}{N} \sum_{a=1}^N E(a).$$

Az a -adik lépés négyzetes hibájának ismeretében a gradiens módszert (delta rule) alkalmazva kiszámíthatjuk a szinapszisok súlyainak korrigált értékeit a következőképpen (Fazekas, 2013):

$$w_{kn}(a+1) - w_{kn}(a) = \Delta w_{kn}(a) = -\eta \nabla E(w_{kn}) = -\eta \frac{\partial E(a)}{\partial w_{kn}(a)},$$

ahol η a tanulási paramétert jelöli ($\eta > 0$). A hiba visszatérjesztési eljárás tehát alkalmas arra, hogy kiszámolja az E függvény összes w súly szerinti parciális deriváltját (gradiensét) rétegenként visszafelé haladva. A back propagation eljárással kapcsolatban még fontos pár szót ejtenünk adott neuron lokális gradienseiről. Azt mondhatjuk, hogy k neuron lokális gradiense kiszámítható a k utáni réteg lokális gradienseinek segítségével. Mivel a kimeneti réteg lokális gradienseit közvetlenül megkaphatjuk a tényleges értékek ismeretében, így

ebben az esetben is visszafelé haladva határozzuk meg az összes többi lokális gradienst ($\delta_k(a)$) az alábbi képletet alkalmazva:

$$\delta_k(a) = \frac{\partial E(a)}{\partial v_k(a)} = e_k(a)g'_n(v_k(a)).$$

A lokális gradiens meghatározása után a súlyok aktuális értékei is meghatározhatók válnak:

$$\Delta w_{kn}(a) = \eta \delta_k(a) H_n(a).$$

A hiba visszaterjesztési eljárás algoritmusának matematikai értelmezéséről, levezetéséről Benedek és Horváth 2005-ös tanulmányában, a lokális gradiensek, illetőleg a súlyok aktuális értékének kiszámítási mechanizmusának részletes matematikai magyarázatáról pedig Fazekas (2013) könyvében olvashatunk bővebben.

3.3. ÖNSZERVEZŐ, VISSZACSATOLT HÁLÓK (SOM)

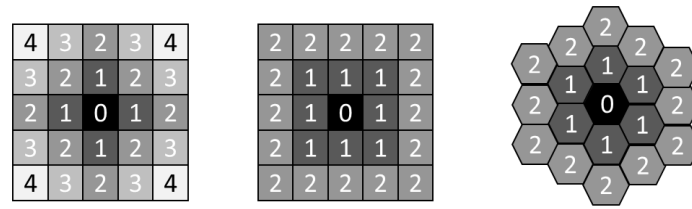
A Kohonen-féle önszervező hálózat (*self-organising network*) esetében mind felépítését, mind pedig funkcióját, lehetséges alkalmazási területeit tekintve számottevő eltéréseket azonosíthatunk az előzőekben szemléltetett neurális hálókhoz képest.

A hálózat architektúráját tekintve azt mondhatjuk, hogy a Kohonen-féle hálózatok az úgynevezett rekurzív (visszacsatolt) hálók csoportjába tartoznak, hiszen a háló elemei között fennálló kapcsolat szemléltetésére szolgáló gráf nem csak előrecsatolásokat, hanem visszacsatolásokat (hurkokat) is tartalmaz. Ez a kapcsolódás azonban az önszervező hálók esetében kizárólag az egymással közvetlen szomszédságban álló neuronok között fennálló kapcsolatokra korlátozódik (Kohonen, 1982). A visszacsatolt hálózatok tipikus példaként említhető még az önszervező hálózatok mellett a Hopfield-hálózat (Hopfield, 1982), a Boltzmann gép (Ackly, 1985), valamint a brain-in-a-state-box (BSB) is (Anderson, 1977). Az önszervező neurális hálózatok gyakorlatilag komplex adathalmazok térbeli leképezésének tekinthetők. A térbeli leképezés a neurális hálózatok esetében azt jelenti, hogy a háló a rendelkezésére álló adatok térbeli és topológiai kapcsolatait figyelembe véve, azokat megfelelő módon reprezentálva teszi lehetővé az adattárolást, illetőleg az adatfeldolgozást (Bhattacharyya, 2012). A Kohonen-féle hálózatok tanulásának célja tehát nem más, minthogy a mintából származó információk alapján adat-térképeket állítson fel önszervező módon. A térbeli kapcsolódás szemléltetésének szignifikanciája szintén a biológiai neurális hálózatok működési mechanizmusában keresendő. Az agyban lezajló

neurobiológiai folyamatok egyszerűbb leképezéseinek szerkezete lineáris vagy síkbeli (azaz egy-, vagy kétdimenziós) topológiájú. Az agy adatfeldolgozási képessége azonban nem ér itt véget, hiszen sokkal komplexebb folyamatok, különböző (például szenzoros érzékelésekből származó) multidimenzionális információhalmaz feldolgozására, valamint leképezésére is képes (Rojas, 1996). Az ilyen jellegű, összetett ingerek feldolgozásakor az agy különböző, de egymással közvetlen szomszédságban álló területei (neuronjai) aktivizálódnak, így vázolhatók fel bizonyos topológiai, térbeli kapcsolatok impulzus, valamint válasz között. A Kohonen által alkotott önszervező hálózat működésében ezt az alapvető agyi folyamatot mintázza. A tanulás befejeztével hasonló impulzusok a hálózati rácsot alkotó, egymással szomszédságban álló csomópontok aktivizálódását (tüzelését) eredményezik. Az önszervező hálók esetében tehát kiemelt jelentősége van a neuronok sorrendiségének, illetőleg fizikai elhelyezkedésének is, hiszen a hálózat által kibocsátott válasz vizsgálata ebben az esetben egy adott régióhoz tartozó neuron-halmazhoz köthető, hiszen, ha egy neuron tüzel, nagy valószínűséggel annak közvetlen szomszédja is ezt teszi majd. Minden aktív területnek van egy epicentruma, vagyis egy olyan neuron („winning neuron”), ami a legtöbbet és a legerőteljesebben reagál a fogadott ingerre, mely reakció hatással van a környező neuronokra is, azok enyhébb tüzelését eredményezve. A jelenség egészen addig tart, amíg aztán nem aktivizálódik több, szomszédos neuron, vagyis egy idő után kicseng, elhalványul az impulzus által generált válaszreakció áttétes hatása (Smith–Gupta, 2000). Ennélfogva tehát a multidimenzionális (vagy térbeli) információ processzálás képessége a Kohonen-féle hálózatok jellegzetes sajátossága.

A hálózat alapelemei lineáris összegző funkciót ellátó neuronok, amik általában egy réteget képezve egy adott sík rácspontjaiban helyezkednek el. A többrétegű perceptronnal ellentétben a Kohonen háló fontos tulajdonsága, hogy nem rendelkezik egy külön kimeneti réteggel, hanem a rácsot alkotó, számítási feladatot ellátó neuronok mindegyike egyben kimeneti neuronként is funkcionál. Mivel minden bemeneti neuron (input vektor) a hálózat összes processzáló elemével (egy- vagy kétdimenziós rácsszerkezet) összeköttetésben áll, a kimeneti értékek voltaképpen a bemeneti adatok súlyozott összegeinek tekinthetők (ennélfogva kijelenthető, hogy a Kohonen-féle önszervező hálózatok esetében a bemeneti és a kimeneti értékek között lineáris kapcsolat van) (Nyitrai et al., 2018). Az esetek jelentős többségében a Kohonen hálózat szerkezete egy kétdimenziós négyzetes, vagy hexagonális rácsszerkezet (Melssen et al., 2006). Az 8. ábrán két négyzetes hálózat 25, valamint egy

hexagonális hálózat 19 neuronból álló kimeneti rétegét, a neuronok közötti szomszédság ingerterjedését befolyásoló (a „winning neurontól” mért) távolságot tekinthetjük meg.



9. ábra: Különböző rácsszerkezetű Kohonen-hálók kimeneti rétegei

Forrás: Marini (2009) alapján saját szerkesztés

Az önszervező hálózatok alkalmazása, tanítása is alapvető eltéréseket mutat a többretegű perceptron és a hiba-visszaterjesztési módszernél szemléltetettekhez képest. Amíg az előbbi azokban az esetekben alkalmazható, amikor ismert mintapárok alapján kell a hálózat tanítását levezényelnünk, a rekurrens (visszacsatolt) hálózatok – és így a Kohonen által megalkotott önszervező modellek is – leginkább olyan klaszterezési feladatok megoldására alkalmasak, amelyek esetében nem áll rendelkezésre tanító adat, ismert mintapár (Smith–Gupta, 2000).

Az önszervező, visszacsatolt hálózatok megjelenése, használata forradalmasította a mintafelismerés, a képfeldolgozás, valamint a klaszteranalízis területeit (Bhattacharyya, 2012). Egy megfelelő klaszterezési eljárás maximalizálja az azonos osztályba eső minták közötti azonosságokat és minimalizálja a külön osztályokba tartozó minták közötti hasonlóságokat. A SOM alapvetően kitűnően alkalmazható ilyen jellegű automatizált osztályozási feladatok elvégzésére. A Kohonen által kifejlesztett önszervező hálózatok alapvető célja az, hogy egy nagyszámú adathalmazban fellelhető markáns jellegzetességeket automatikusan detektálja (Smith–Gupta, 2000).

3.4. TARTÓ VEKTOR GÉPEK (SVM) ÉS BÁZISFÜGGVÉNYES HÁLÓZATOK

A tartó vektor gépek (vagy más néven szupport vektor gépek, *support vector machine*, SVM) szintén az előrecsatolt (statikus) hálózatok kategóriájába tartozik (Du–Swamy, 2013). Ezen belül is az ellenőrzött tanulású tartó vektor gépeket ismertetném részletesebben.

A szupport vektor gépek működése több ízben is megegyezik az úgynevezett bázisfüggvényes hálózatok operatív folyamataival, így mindenekelőtt célszerűnek tartottam ezek részletesebb ismertetését. Ahogy az a 4. ábrán is jól látszik, topológiáját tekintve jelentős hasonlóságokat azonosíthatunk a többretegű perceptron, a tartó vektor gépek,

valamint a radiális bázisfüggvényes hálózatok (RBF) tekintetében. A hálózatok között azonban mégis markáns differencia vázolható fel, mely különbség alapvetően a hálók működésében keresendő. A többrétegű perceptron (bár számos, megkérdőjelezhetetlen előnnyel bír és széles körben alkalmazható) használata bizonyos hátrányokkal is jár. Az egyik legalapvetőbb negatívum, hogy az MLP nemlineáris leképezést valósít meg, melynek következményeként lokális minimumok jelenhetnek meg a hibafelületen, ami bármely gradiens alapú tanító algoritmus (például hiba-visszaterjesztési eljárás) alkalmazása esetén kétségesé teheti a globális optimum elérését. További hátrányként azonosíthatjuk a hálózat tanításához szükségelt idő viszonylagos hosszúságát is. A tanulás időigényessége a tanítható rétegek számából, és az ebből szükségszerűen eredő hiba-visszaterjesztési eljárás alkalmazásából ered, vagyis a tanítandó rétegek számának csökkentésével gyorsíthatunk a tanulás folyamatán (Altrichter et al., 2006). A bázisfüggvényes hálózatok kiváltképp ezekre a hátrányokra ajánlanak egy alternatív megoldást: a hálózatot felépítő két réteg közül csak az egyik (a kimeneti, lineáris) réteget tanítjuk és beemelünk egy nemlineáris leképezést megvalósító bázisfüggvényes réteget is. Az utóbbi képezi majd a hálózat első rétegét. Ezeknek az alterációknak köszönhetően nincs szükség hiba-visszaterjesztésre, kevesebb súlyt szükséges módostanunk (vagyis csökken az egy tanító lépés során igényelt számítások száma), továbbá a hálózat megfelelő kialakításához szükségelt lépések száma is kevesebb lesz, így jelentősen felgyorsul a hálózat tanításának folyamata (Orr, 1996; Du–Swamy, 2013).

Bázisfüggvényes hálózatoknál a nemlineáris leképezés során a hálózat a mintapontokat a bemeneti térből egy úgynevezett jellemzőtérbe vetíti, majd a hálózat által konstruált megoldást is ebből a térből nyerjük ki. A jellemzőtér bevezetésének alapvető célja nem más, minthogy egy eredetileg kizárólag nemlineárisan megoldható feladatot (nemlineárisan szeparálható problémát) lineárisan is kezelhető formává transzformáljon. Ezzel kapcsolatosan kardinális kérdés a jellemzőtér dimenziójának (vagyis a bázisfüggvények számának) meghatározása, hiszen ettől függ az, hogy az adott probléma lineáris szeparálhatóságának biztosítása milyen mértékben garantált. Azt tudjuk, hogy egy 'kellően nagy' dimenziójú jellemzőtér garantálja a lineáris transzformáció lehetőségét, viszont, ha „túl nagy” dimenziószámot határozunk meg, akkor feleslegesen növeljük a hálózat komplexitását, ezzel fokozva a túltanulás megjelenésének kockázatát (Altrichter et al., 2006). Ezen probléma azonosításával el is jutunk a szupport vektor gépekhez, hiszen az

SVM alapjául szolgáló kernel módszerek lehetővé teszik az optimális dimenziószám automatikus kialakítását.

A kernel gépek esetében nem a jellemzőtérből nyerjük ki a megoldást, hanem azt egy bizonyos kernel térbe leképezve, a kernel reprezentáció segítségével határozzuk meg. A két tér között is egy transzformáció valósul meg: a jellemzőtérben operáló bázisfüggvények eredményeinek belső szorzata által határozhatjuk meg a kernel térbeli reprezentációt. A kernel módszerek alapvető előnye a bázisfüggvényekkel szemben az, hogy a kernel térbeli-, valamint a jellemzőtérbeli reprezentáció szabad paramétereinek száma független egymástól, vagyis a belső szorzat helyettesíthető egy kernel függvénnyel (magfüggvény). Ez azt jelenti, hogy nem szükséges közvetlenül meghatároznunk a bázisfüggvényeket (hiszen a kernel reprezentáció nem ezek skalár szorzata által, hanem előre meghatározott magfüggvényekből áll elő), hanem a kernel függvényekből közvetve származtatjuk a bázisfüggvényeket és így a jellemzőtérbeli reprezentációt is (Cristianini–Schölkopf, 2002; Kecman, 2005). A tartó vektor gépek gyakorlatilag a kernel módszert alkalmazó eljárások legismertebb és legelterjedtebb formája. A Cortes–Vapnik kutatópáros által 1995-ben alkotott SVM egy olyan kernel gép, ami a statisztikus tanuláselmélet (statistical learning theory) eredményeire is épít. A tartó vektor gépek esetében egy jól működő matematikai módszer kialakítása a legfontosabb feladat a számítógépes kísérletezés, illetőleg a heurisztika mellett. Alapvetően lineáris szeparálási feladatok ellátására képes, de kiterjesztett változata alkalmazható nemlineáris szeparálására, valamint nemlineáris feladatok megoldására is. Az SVM kitűnően alkalmazható többek között a karakterfelismerés, képfeldolgozás, adatbányászat és bioinformatika területén (Fazekas, 2013).

Mint már korábban említettem a neurális hálók (így az MLP, a SOM, és a SVM is) az emberi agy működési mechanizmusához hasonlatosan operálnak, azonban bizonyos szükséges és lényegi módosítások bevezetésével, melyek átfogó ismertetését még szükségszerűnek tartottam jelen fejezet lezárásaként taglalni. Az alterációk a következők: (1) Egyes neuronok több más neuronnak is képesek továbbítani az ingert, akár visszafelé is. (2) A második módosítás, hogy minden szinapszishoz van egy információátadási hatásfoka, vagyis meghatározott súllyal (erővel) képes az impulzust továbbítani (ez nemiképp hasonlatos azzal az alapvető agyi neurális folyamattal, hogy tanulás során a gyakorta, intenzíven használt szinapszisok megerősödnek, míg a ritkán használtak elvékonyodnak, végül megszűnnek). (3) A harmadik lényegi módosítás, hogy egy neuron különböző intenzitású

impulzusokat is képes fogadni, ezeket additív, vagy multiplikatív módszerrel összegzi. A neuron által kibocsátott inger mértéke attól függ, hogy a bejövő információk összegzett értéke meghalad-e egy bonyolult függvények segítségével meghatározott küszöbértéket. (Ez alól egyedüli kivételt képeznek a külső ingereket befogadó neuronok, amik automatikusan továbbítják az információt a mélyebbi rétegekben elhelyezkedő csomópontok felé.)

Szükséges megjegyezni, hogy az emberi agy tanulási folyamatának leképezésére egy számítógépes modell jelen állás szerint kizárólag korlátozottan képes. Ez a korlátozottság mind a folyamat minőségében, a hálózat mennyiségi összetételében és a művelet elvégzéséhez szükséges időben is egyaránt azonosítható. Amíg egy jobb, gyorsabb számítógép is csak egy olyan hálózatot képes modellezni, ami néhány száz csomópontnál több neuront nem tartalmaz, addig az emberi agy milliárdnyi neuronok hálózatát képes a másodperc töredéke alatt működtetni.

4. NEURÁLIS HÁLÓZATOK MARKETING ALKALMAZÁSAI

A neurális hálózatok gyakorlati alkalmazásának bemutatása jelen TDK dolgozat keretében kizárólag a marketingtudományi adaptáció lehetőségeinek vizsgálatára korlátozódik. Az előző fejezetekben megállapíthattuk, hogy a neurális hálózatok agilis eszközei lehetnek nagy mennyiségű, komplex adathalmazok kezelésével, illetőleg a különböző információk közötti eltérő erősségű kapcsolatok, kölcsönhatások azonosításával kapcsolatos feladatok megoldásának.

A marketingtevékenység megítélése a vállalati részfunkciók sorában gyakorta „örvend” azon leegyszerűsítésnek, miszerint a marketing egyetlen feladata, hogy valamilyen módot találjon a vállalat termékeinek nagyobb volumenű eladására. A valóságban azonban a marketinget a vállalati siker egyik meghatározó kulcstényezőjének is tekinthetjük, hiszen a komplex, permanensen változó piaci folyamatokra azonnal reagálva a vállalat versenyképességének folytonosságát biztosíthatja. Az új helyzetekhez való gyors, adekvát adaptációhoz pedig a marketing döntéshozóknak minél több és átfogóbb információkra van szüksége – akár stratégiaalkotásról, eredmények értékeléséről, vagy szegmensmeghatározásról legyen szó.

Alapvetően két fő csapást különböztethetünk meg a neurális modellek segítségével megoldható marketingproblémák területén. Egyrészt a neurális hálózatot sajátos működési mechanizmusai, valamint input-adatfeldolgozási képessége a mintafelismerés, osztályozási feladatok és így a homogén csoportképzés, kategóriameghatározás kitűnő eszközévé teszik. A vásárlók profilozása, valamint egységes entitásokat tartalmazó szegmensek képzése elengedhetetlen elemei az erőforráshatékony marketingtevékenységnek, így a neurális hálók többek között ilyen jellegű osztályozási problémák megoldásába való integrálása kétségtelenül célravezető. Másrészt a különböző mesterséges neurális modellek várható események, hatások előrejelzésében is segítséget nyújthatnak, mellyel lehetővé teszik a tudatosabb döntéshozatalt a marketing-döntéshozók számára (Bruwer–Lin, 1996). A következő alfejezetekben voltaképp ezen alkalmazási területekhez kapcsolódó konkrét, neurális hálózatokkal tipikusan megoldható marketingproblémák egy meghatározott körét szemléltetem, majd bemutatom azokat az egyéb marketinghelyzeteket is, amik bár egyértelműen sem az előrejelzések, sem a csoportképzési feladatok problémakörébe nem sorolhatók, de a marketingtudomány és a neurális hálózatok közötti egyéb, unikális kapcsolódási lehetőségeket nagyszerűen példázzák.

4.1. OSZTÁLYOZÁSI FELADATOK, KLASZTERANALÍZIS

Különböző osztályozási problémák megoldására, bizonyos azonosságok alapján történő csoportok felállítására a gazdasági élet megannyi területén egyre nagyobb igény jelentkezik (Smith– Gupta, 2000). A marketingtevékenység hatékonyságának biztosításához szintén elengedhetetlen, hogy meghatározott, a vállalat, a termék, a marketingstratégia szempontjából fontos tényezők alapján homogén csoportokat, szegmenseket képezzünk. A szegmensek meghatározásának hagyományos módszere a fogyasztók különböző demográfiai jellemzőire épít, ezen adatokból kiindulva történik az egyes (potenciális) vásárlók kategorizálása (Kaefer et al., 2005). A neurális hálózatok a szegmentálás gyakorlatának új, kvantitatív adatokra alapozott mechanizmusát hívták életre (Stroie, 2014), de marketingkutatói adatok rendszerezésére is kitűnően alkalmazhatók (Stastny et al., 2011).

4.1.1. Fogyasztói szegmensek meghatározása

A fogyasztók neurális hálózatok segítségével történő szegmentálása alapvetően kettős irányultsággal bír. Egyrészt a neurális hálózatok követhetik a hagyományos csoportképzési eljárásokat, bizonyos meghatározott demográfiai karakterjegyek alapján különböző, homogén kategóriákba sorolva az egyéneket. Az ANN lehetővé teszi ezen folyamatok automatizálását, biztosítva ezzel a marketingtevékenység hatékonyabb operálását mind a szegmentáció elvégzéséhez szükséges idő, mind pedig annak pontosságát illetően (Reutterer –Natter, 2000). A neurális hálózatok ezen felül arra is megtaníthatók, hogy ismert kategóriák mellett (például törzsvásárló, alkalmi vevő, ritka vevő) felismerjék az adott csoportokat alkotó fogyasztók közötti határokat. (Venugopal–Baets, 1994).

A fogyasztók ANN-alapú szegmentálására kitűnő példaként szolgál Sharma 1994-es modellje. Sharma a szolgáltatói szektor kapcsolatorientáltságát felismerve hálózat-alapú folyamatokat azonosított bizonyos szakszolgáltatások igénybevételével kapcsolatban. Négy fő vásárlói szegmenst határozott meg attól függően, hogy a vizsgálati alany milyen hálózati karakterjegyekkel bír, majd ezek alapján determinálta az adott csoportban rejlő nehézségeket, lehetőségeket, illetve az alkalmazandó értékesítési stratégiát is.

A felhasználók között felvázolható csoportok meghatározásának egy újszerű szempontjának tekinthető az, hogy a különböző kategóriákat a várható fogyasztói döntések, megnyilvánulások előrejelzése alapján képezzük. A marketingstratégiai döntések fontos aspektusa, hogy azon entitások körét is meghatározzuk, akiknek egyáltalán érdemes egy adott üzenetet továbbítani. A szegmentálás tehát történhet aszerint is, hogy különböző

tényezőket figyelembe véve feltételezhető-e az, hogy adott helyzettel kapcsolatosan a fogyasztó a vállalat számára is kedvező döntést hoz (vagyis megvásárolja a terméket, igénybe veszi a szolgáltatást), vagy sem. A fogyasztói döntéshozatal várható eredményére alapozott csoportképzés tovább erősíti a szegmentáció alapvető célját: a rendelkezésre álló erőforrások hatékonyabb elosztását, valamint a költségek optimalizálását (Stroie, 2014). A Stroie (2014) által megalkotott neurális hálózat lehetővé teszi, hogy a vizsgálat tárgyát képező fogyasztói adatbázist két kategóriába soroljuk: az egyik kategóriát azon lakosok alkotják, akik rendelkeznek banki betéttel, a másikba pedig azok, akik nem. A probléma modellezésére egy egy rejtett réteggel rendelkező többrétegű perceptront alkalmazott, ahol a processzálást szigmoid, valamint szoftmax függvények végzik. Ha tudjuk, hogy kik rendelkeznek bankbetéttel és kik nem, akkor a banki betétekhez kapcsolódó megtakarítások növelésére biztató kommunikációs kampány hatékonysága javítható azáltal, hogy a marketingtevékenység intenzitását a potens csoportra koncentráljunk, míg a nem potens csoporttal kapcsolatos erőfeszítéseinket csökkentjük. A csoportképzés ezen megfontolásai a direkt marketingtevékenység optimalizálásával kapcsolatban is megjelennek.

4.1.2. Direkt marketingtevékenység optimalizálása

Cook et al. (1984) alapján kijelenthető, hogy a vállalat árbevételének 80%-a fogyasztók mindössze 20%-ának vásárlásából eredeztethető. Azt is tudjuk, hogy a vállalat számára közel ötször kevesebbe kerül egy meglévő vásárló megtartása, mint egy új fogyasztó megnyerése (Stewart, 1995). Részben ezek a tendenciák vezettek a vállalatok azon törekvéseihez, hogy a tömegmarketing helyett csak egy jól körülhatárolható, „ígéretes vevőket” tartalmazó csoportra koncentráljanak. A tömeg-stratégia nem differenciál „jó” és „rossz” potenciál között, hanem mind az aktív (vagyis az adott kategóriában jelenleg is vásárló fogyasztó), min pedig a nem aktív (aki még nem vásárolt az adott kategóriában) individuumokra egyaránt célozva mindenkit ugyanazokkal a marketingeszközökkel (mint például a promóciós üzenet, termékinformáció vagy ingyen minta) halmoz el. Egyértelműen belátható, hogy ez jelentős mennyiségű erőforrást von el a vállalattól, kvázi hatástalanul (Kaefer et al., 2005). Ha tehát közvetlenül azokat a fogyasztókat szólítjuk meg, akik már a korábbiakban is hajlandóságot, érdeklődést mutattak a termékkel kapcsolatban, időt és pénzt takaríthatunk meg, optimalizálhatjuk direkt marketingtevékenységünket. Bounds–Ross (1977) szerint a neurális hálózatok segítségével pontosabban határozhatjuk meg azon fogyasztói köröket, akik számára érdemes különböző marketingkommunikációs üzeneteket továbbítanunk, és így a tipikus 1-2%-ról 95%-ra emelhetjük a válaszadások, reakciók

arányát a kiválasztott célcsoportban. Adott fogyasztó profitabilitásának meghatározásánál (vagyis annak vizsgálatánál, hogy mennyire költséghatékony egy konkrét személy felé irányított marketingtevékenység) a márkahűség, a vállalat és a fogyasztó között fennálló kapcsolat hosszúságából, illetőleg a fogyasztó vásárlásaiból szerzett bevételből is kiindulhatunk, azonban ezek az adatok a nem aktív csoportba tartozók vásárlási hajlandóságának becslésekor nem állnak rendelkezésünkre (Wong et al., 2000). Smith–Gupta (2004) tanulmányában azonban megtalálta a választ erre a megoldásra: kimutatták, hogy sokkal hatékonyabban kivitelezhető a vásárlási valószínűség szempontjából „jó” és „rossz” kategóriák képzése, ha a fogyasztók korai vásárlási magatartására támaszkodunk, hiszen a vásárlási előzményekből kiindulva hatékonyan tudjuk előrejelezni a vásárlási hajlandóságot és az esetlegesen kialakítható márkahűséget is. Kutatásuk kettős irányultságú. Egyrészt górcső alá veszik annak a lehetőségét, hogy a már aktív (legjobb) vevők demográfiai jellemzői alapján történő szegmentsképzés majd targetálás helyett, azon fogyasztókat válasszuk a célcsoportképzés bázisaként, akik relatíve újak az adott kategóriában (vagyis még nem, vagy alig vásároltak). Másrészt kísérletet tettek arra, hogy determinálják azon vásárlások számát is, amelyek után biztosan előrejelezhető a márkahűség kialakulása, illetőleg könnyen besorolható az adott fogyasztó a potens vagy nem potens kategóriákba. A problémák vizsgálatára többrétegű perceptront (MLP neurális hálózatot) alkalmaztak. Eredményeik egyértelműen alátámasztják a feltételezést, miszerint a neurális hálózatok segítségével kinyert vásárlási előzményekkel összefüggő eredmények integrálása a demográfia-alapú szegmentsképzés folyamatába jelentősen növeli annak hatékonyságát. A direkt marketing és a neurális hálózatok kapcsolatának ismertetésénél még szólnunk kell pár szót a lemorzsolódás jelenségéről is. A neurális hálózatok lehetővé teszik a fogyasztói magatartás-mintázatok konstans detektálását, melynek köszönhetően azonosítani tudjuk azokat a fogyasztókat, akik hajlandóak lennének a vállalatától elpártolva annak egy versenytársához szegődni. A fogyasztói attitűd becslése a mindennapi tranzakciókról tárolt elektronikus adatok neurális hálózatokkal történő elemzése alapján történik. Ezen információk birtokában sokkal hatékonyabban tudjuk megalkotni direkt marketing stratégiánkat. Az úgynevezett lemorzsolódni készülő fogyasztói bázis közvetlen megszólításával megelőzhető, hogy a vállalat valamelyik versenytársához térjenek át, vagyis, hogy elveszítsük meglévő fogyasztóinkat (Smith–Gupta, 2000).

Belátható tehát, hogy a neurális hálózatok beemelése a direkt marketing kampányok tervezési folyamatába mind az idő-, illetve a költségtervezés területén jelentős segítséget nyújt.

4.1.3. Marketingkutatói adatok klasszifikációja

A neurális hálózatoknak köszönhetően lehetővé vált nagy mennyiségű, komplex, alapvetően nem-lineáris adathalmazok gyors, hatékony és mélyreható kezelése. Az információ jelentősége a tudatos, hatékony döntéshozatal kapcsán megkérdőjelezhetetlen. Ez a marketing esetében sincsen másképp. Napjainkban már nem igazán képzelhetők el a különböző marketingfolyamatok az új információs technológiák alkalmazása nélkül. Az internetnek köszönhetően jelentősen egyszerűbben juthatunk hozzá információk végtelen tárházához. Annak eldöntése azonban, hogy adott adathalmazok, illetve feladatok milyen neurális hálózat használatát teszik szükségesszerűvé, a kutató egyéni értékelésén, kalkulációin múlik. Stastny et al. (2011) egy élelmiszerpiaci fogyasztói magatartás vizsgálatára irányuló kutatás eredményeinek neurális hálózatokkal történő klaszterezésére tett kísérletet. Kutatásuk során ugyanazon adathalmaz (kor és iskolázottság) kategorizálását egy MLP és egy SOM hálózat segítségével is megkísérelték, így eredményeik rávilágítanak a két neurális hálózat osztályozási feladatok megoldásában való alkalmazásának eredményességének különbségeire. Ezek alapján azt mondhatjuk, hogy bár bármely neurális hálózat nagyobb eredményességgel alkalmazható csoportképzésre a hagyományos, diszkriminancia-analízisre építő klasszifikációs eljárásokkal szemben, e tekintetben a neurális hálózatok között is felvázolható egy bizonyos differencia, még hozzá az önszervező hálózatok javára. Stastny et al. (2011) alapján kijelenthető tehát, hogy csoportképzési feladatok megoldásában az önszervező (Kohonen-féle) hálózatok nagyobb segítséget nyújtanak.

4.2. ELŐREJELZÉSEK, PROGNOSTIZÁLÁS

Az előrejelzések gazdasági szférában betöltött szerepe megkérdőjelezhetetlen, hiszen általuk felkészültebben, kész stratégiával állhatunk a legkülönbözőbb helyzetekkel szemben. A gyors és megfelelő reakció pedig elengedhetetlen ahhoz, hogy minimalizálni tudjuk a különböző rendkívüli események vállalatunkra gyakorolt hatását. A pontos, adekvát prognosztizálás alapja a szerteágazó információs bázisok, és a bennük lezajló változások folyamatos figyelése, elemzése. Napjainkban már egyre könnyebben juthatunk hozzá az információkhoz, illetve az is kijelenthető, hogy az ezek feldolgozásához alkalmazható technológia fejlődésének köszönhetően jelentős mértékben javult az információfeldolgozás

hatásfoka, akár a feldolgozáshoz szükséges időt, akár annak pontosságát, komplexitását tekintjük (Stroie, 2014). Mivel a neurális hálózatoknak köszönhetően rugalmasan tudjuk kezelni a különböző információhalmazokat, azok módosulásaihoz könnyebben tudunk alkalmazkodni, továbbá a hagyományos módszerekkel szemben nagyobb hatékonysággal, pontosabban tudjuk előre jelezni a várható tendenciákat, következményeket, a gazdasági életben (azon belül is a marketingstratégiákkal kapcsolatos döntések meghozatalakor) a mesterséges neurális hálózatok alkalmazása kétségekívül célszerű.

4.2.1. Marketingdöntések vállalati teljesítményre gyakorolt hatása

Egy vállalat különböző funkcionális területeinek integrált koordinációja jelentősen befolyásolhatja annak sikerességét, kiváltképp, ha a marketingtevékenység, illetve az egyéb, operatív-jellegű funkciók (például termelés-szervezés, logisztika, szállítások) összehangolására törekszünk (Tang, 2010). A két terület között azonban irányultságukat tekintve bizonyos eltérések vázölhatók fel. Marketing szempontból a piaci információk megszerzése, feldolgozása gyakorlatilag a kielégítendő kereslet azonosítása érdekében zajlik. Az operatív-jellegű funkcionális területekre is hatással van a kereslettel kapcsolatos információ. Ez a hatás alapvetően abból a szempontból érzékelhető, hogy mind a szervezet, mind az erőforrások megfelelő strukturálása az azonosított kereslet kielégítését szem előtt tartva valósul meg (Marques et al., 2014). Az egyes vállalati részfunkciók eltérő irányultsága a vállalatvezetési stratégiákban is differenciákat, ilyenformán pedig működési konfliktusokat eredményezhet. A piac-orientált vállalatvezetés a csökkentheti a termelés hatékonyságát, ugyanakkor a termelés-optimalizálásra való törekvés kizárólagossága figyelmen kívül hagyja a piaci folyamatokat, tendenciákat, így elégtelen piaci jelenlétet, szereplést eredményez. Shapiro (1977) a különböző irányultságú vállalatvezetési stratégiák közötti lavírozásra találóan kötéltáncként utal és felhívja a figyelmet a marketing-fókuszú vállalatvezetési stratégia és az üzemeltetés-, valamint gyártás-központú vállalatirányítás közötti érdekegyeztetés jelentőségére, hiszen a részfunkciók közötti megfelelő interakció szignifikáns versenyelőnyt jelenthetnek a vállalat számára. Az operatív-részterületek, illetve a marketingtevékenység versenyelőnyt biztosító arany Metszete lehet például a szállítmányozási teljesítmény javítása is. Operatív szempontból az optimális költséggazdálkodás teheti szükségsszerűvé a szállítmányozás javítását, azonban ennek közvetlen hatása a marketing területére is kihat, hiszen a jobb szállítási feltételek fontos piaci versenytényezőként javíthatják a vállalat piaci megítélését is (Karmarkar, 1996). Ennek a szinergiahatásnak az elérése azonban korántsem egyszerű feladat, a gyártás és a

marketing között éles konfliktusok állnak fenn például a szállítmányozás javításának egyik kulcstényezőjét, a készletgazdálkodást tekintve (Crittenden et al., 1993). Az szállítási teljesítmény és a marketing közötti konfliktusok további forrását a szállítási határidők, illetve a kiszállított mennyiségek jelentik. A konfliktusok feloldásának lehetséges eszköze lehet, ha számszerűsíteni tudjuk a marketingdöntések operatív-részterületekre (mint például a szállítmányozási teljesítmény) kifejtett hatását. Többek között erre vállalkozik munkatársaival Marques 2014-es kutatásukban: a neurális hálók beemelésével a marketing-központú és termelés-orientált vállalatirányítási stratégia különböző irányultságaiból fakadó érdekkellentétek rendezésére, feloldására tesznek kísérletet. Kutatásuk fókuszában azon marketing változók azonosítása áll, amelyek potenciálisan befolyásolhatják egy brazil termelő vállalat szállítási tevékenységét. A probléma megoldására egy többrétegű perceptront használtak. A modell a különböző marketingdöntések szállításra gyakorolt hatásának azonosítását teszi lehetővé az adott változó relevanciájának, illetve az általa kifejtett hatás irányának kvantifikálásával. Az MLP inputrétegét az egyes marketing változók képezik a 4P szerint csoportosítva (mint például a marketingkampányok száma, értékesítésből származó bevételek, alkalmazott értékesítési csatornák), míg a hálózat kimeneteként a vállalat szállítmányozás képességével kapcsolatos tényezők szerepelnek. A bemeneti- és kimeneti réteg között egy számítási tevékenységet végző rejtett réteg teremt kapcsolatot. A modell bár némi egyszerűsítéssel él a marketingdöntések, valamint a termelési tevékenységet befolyásoló tényezők terén is (például figyelmen kívül hagyja a marketingdöntésekre ható jelenségeket – úgy, mint a versenytársak tevékenysége, vásárlói preferenciák – illetve a termelési tevékenységet befolyásoló egyéb tényezőket), az operatív részterületek, valamint a marketing közötti kapcsolat tulajdonságaira egyértelműen rávilágít. Eredményeik azt mutatják, hogy a különböző értékesítéssel kapcsolatos változók vannak a legnagyobb befolyással a szállítási tevékenységre. A Marques et al. (2014) által felállított neurális hálózat segítségével meghatározhatók azok az irányok, melyeket követve úgy tudjuk szinkronizálni a marketing-, valamint az operatív-funkciókkal kapcsolatos döntéseket, hogy közben a köztük fennálló szinergiahatásokat is kiaknázzuk. Vagyis a különböző funkcionális részterületek integrált alkalmazásának optimális módja körvonalazódik a hálózatnak köszönhetően, ez pedig hozzájárul a vállalati teljesítmény növeléséhez.

4.2.2. Fogyasztói magatartás előrejelzése

Az előrejelzéseken belül a neurális hálózatok a különféle marketingimpulzusokra adott fogyasztói válaszok prognosztizálására is kitűnően alkalmazhatók. A Curry–Moutinho (1993) kutatópáros a fogyasztók különböző reklámingerekre adott reakcióinak modellezésére tett kísérletet. Eredményeik egyértelművé tették, hogy a neurális hálózatok segítségével fényt deríthetünk arra, hogy az egyes reklámüzenetek milyen hatást váltanak ki a fogyasztókból, kiváltképp azokra a jelekre koncentrálva, amelyek rejtve jelennek meg az üzenetben. Az előző alfejezetben ismertetett kutatáshoz hasonlatosan Curry–Moutinho is többretegű-perceptront használt a probléma modellezésére, illetve az előrejelzési feladat megoldására, viszont az általuk felvázolt modell talán abból a szempontból komplexebbnek tekinthető, hogy két rejtett réteget is tartalmaz. A fogyasztók reklámingerekre, márkával kapcsolatos információkra adott válaszána leképezésére szolgáló MLP neurális hálózat bemeneti réteget a reklámüzenettel kapcsolatos változók alkotják, úgy, mint a fogyasztói figyelem kitettségének foka, az előzetes tanuláshoz kapcsolható válasz, a reklámozáshoz alkalmazott médium típusa, illetve a reklámüzenet tárgyát képező termék kategória. A hálózat kimeneti rétege négy neuronból áll, ezek mind egy-egy potenciális vásárlási döntéshez kapcsolódnak, melyek a következők: vásárlási szándék megjelenése, azonnali vásárlás, halasztott vásárlás, vásárlás elutasítása. A hálózat bemeneti adatait közvetlenül fogadó rejtett réteg a fogyasztói motiváció, lehetőség és képesség elemeiből áll. Ezek meghatározására MacInnis et al. (1991) modellje alapján kerül sor. A fogyasztói motiváció jelen probléma kapcsán arra vonatkozik, hogy a mennyire érdekelt az adott fogyasztó a közölni kívánt márkainformáció feldolgozásában. Az érdekeltséget befolyásolhatja például a személyes érintettség, illetve a vásárlási döntés fontossága is. A fogyasztó lehetősége (opportunity) a márkainformáció megértésére fordított figyelmet minősíti, a képesség (ability) pedig az előzetes tudás által befolyásolt kognitív folyamatra, márkainformáció-feldolgozási kompetenciára utal. A kimeneti réteg bemeneti jeleit kibocsátó második rejtett réteg bizonyos társított hiedelmeket, prekonceptiókat tartalmaznak, ezek a rokonszenvedés, megbízhatóság, funkcionalitás. A hálózatnak köszönhetően az alábbi legfontosabb állításokat tehetjük a különböző reklámüzenetek hatásával kapcsolatban: (1) A motivációra mind a négy input változó pozitívan hat, ezek közül a legerősebb a fogyasztói figyelem kitettségének mértéke. (2) A márkainformáció feldolgozására fordított figyelemre negatívan hathat a termék kategória. Bizonyos termékekkel kapcsolatos üzeneteket öntudatlanul kiszelektálja a fogyasztó, a rekláminformáció el sem jut a tudatáig. (3) Az

azonnali vásárlási szándék kialakulását negatívan befolyásolhatja a fogyasztó által információfeldolgozásra használt médium típusa és a különböző termékkategóriákhoz kapcsolódó reklámimpulzusok. A Curry–Moutinho modell érdeme abban rejlik, hogy nemcsak a várható válaszok előrejelzésére szolgál, hanem betekintést is nyújt a vásárlási döntéssel kapcsolatos lehetséges kimeneteket befolyásoló tényezőkbe is. A modell mintájára olyan további neurális hálózatok konstruálása lehetséges, amelyek olyan eseteket írnak le, ahol a fogyasztói percepció, a szubjektív értékelés kulcsfontosságú tényező.

4.3. EGYÉB ALKALMAZÁSI LEHETŐSÉGEK

4.3.1. Marketing Információs Rendszer

Számos kutatás igazolja az információ, mint erőforrás jelentőségét a marketingtudományok területén. Little (1979) a marketingmenedzserek megfelelő információellátásának szükségességére hívja fel a figyelmet. Azt mondhatjuk, hogy napjaink gazdasági környezetében a túlélés szinte egyetlen eszköze az információ. Az információ felbecsülhetetlen erőforrás, hatalom, fegyver, mentőöv. A gyorsan, hirtelen változó gazdasági miliőben muszáj jól és gyorsan dönteni – ez pedig csak megfelelő minőségű és mennyiségű információk rendelkezésre állása esetén lehetséges. A megfelelő döntéshozatal a piaci versenyhelyzetben való érvényesülés elengedhetetlen eszköze. A marketingmenedzserek döntéshozataluk során elsődlegesen marketingkutatásokból nyert adatokra támaszkodnak, melyek sajátossága, hogy általában nem-lineáris jelenségeket írnak le, rendkívül komplexek, illetve az elemek között rejtett tendenciák, kapcsolatok gyors felismerése meglehetősen nehézkes (Yao et al., 1998). A marketing-döntéshozatal támogatására szolgál a marketing információs rendszer részét képező marketing döntéstámogató rendszer (Marketing Decision Support System, MDSS). A neurális hálózatok integrálásával optimalizálni, fejleszteni tudjuk a MDSS működését. A neurális hálózatok alkalmazása lehetővé teszi a marketing adathalmazban megtalálható rejtett trendek, kapcsolatok felfedését, másképpen a neurális hálózatoknak köszönhetően fény derül olyan látens információkra, amelyek az alap információhalmaz belső összefüggéseiből következnek (Rumelhart et al., 1986; Dutta et al., 1994). A neurális hálózatok legnagyobb ereje tehát nem más, minthogy képesek az egymástól nem lineárisan függő változók közötti kapcsolatokat is azonosítani. A MIR fejlesztéséhez tulajdonképpen a neurális hálók ezen a képességét használják ki, hiszen a regresszió alapú MDSS-ekkel szemben a neurális hálózatokat is magukba foglaló marketing döntéstámogató rendszereket nem korlátozzák bizonyos tényezők, mint például az emberi beavatkozás szükségessége a modell, az

adatfeldolgozás meghatározásával kapcsolatban (Yao et al., 1998). A területen végzett konkrét kutatás során Yao et al. (1998) a színes tévék eladási mennyiségeinek változását vizsgálta a kiélezett versenyhelyezettel jellemezhető szingapúri piacon. Alapvető céljuk az volt, hogy meghatározzák azokat a tényezőket, amik az adott termékkel kapcsolatos vásárlási döntéshozatalt leginkább befolyásolja. A kutatás alapjául szolgáló probléma nem kifejezetten az előrejelzés tárgykörébe tartozik, mintsem egy általános ok-okozati modell felállítására törekszik, melynek segítségével pontosabb becsléseket végezhetünk a várt értékesítési volumennel, vagy bevétellel kapcsolatosan. A kutató csoport ezen feladat megoldására szintén egy többretegű perceptront használt, melynek tanítása hiba-visszaterjesztési eljárással valósult meg, a rejtett réteget alkotó neuronok pedig processzáló funkciójukat szigmoid függvények alapján látják el. A hálózat felállításakor meghatároztak bizonyos tényezőket, amik hatással lehetnek az értékesítési volumenre. Ezek a tényezők mind a 4P valamelyik eleméhez tartoztak. A felállított neurális háló optimális működésének biztosításához különböző módszerek alapján kiszűrték azokat a változókat, amelyek kevésbé vagy egyáltalán nem hatottak az értékesítésre. A színes televízió-eladásokból származó árbevételt leginkább befolyásoló tényezőkként a következőket azonosították: átlagos ár (*szereződési mix*), képernyőméret, laposképernyő, sztereó hangrendszer (*kínálati mix*) és szezonális tényező (*kommunikációs mix*). A disztribúciós mix vizsgálata a kutatás szempontjából adott volt (szingapúri piac), így a 4P ezen elemének külön vizsgálata indokolatlanná vált. Ezen tényezők ismerete lehetővé teszi a marketingstratégia (ezen belül is kiváltképp a 4P) tudatos tervezését. A neurális hálózat azon változók, termékjellemzők meghatározását, melyekre érdemes fókuszálnunk az értékesítési teljesítmény javítása, fejlesztése érdekében.

4.3.2. Ár-jellegű promóciók meghatározása

A neurális hálózatok segítségével tudatosabban határozhatjuk meg az egyes promóciókat, azok összetételét, értékét, célcsoportját, illetve időtartamát (Pérez-Gómez et al., 2008). Megfigyelhető, hogy a vállalatok egyre nagyobb erőfeszítéseket tesznek annak érdekében, hogy a már meglévő fogyasztóikat megtartsák, mintsem, hogy új vásárlói kört szerezzenek. A vállalatok és a fogyasztók között fennálló kapcsolatot leginkább a hatás-ellenhatás ciklikus ismétlődése jellemzi, a fogyasztók a vállalatok marketingtevékenységére reagálva megváltoztathatják megatartásukat (Reicheld, 2001). A fogyasztók hűségének növeléséhez hozzájárulhat az is, ha bizonyos többletet jelentő tényező (ajándék) megszerzését is felajánljuk vásárlás esetén. A vállalat szempontjából fontos, hogy a kínált többlet értéke

visszatükröződjön a vásárlások számának növekedésében is, vagyis minél nagyobb értékű „ajándék”, promóció kapcsolódik egy adott termékhez, annál nagyobb növekedést vár el a vállalat a vásárlások gyakoriságának változásánál, hiszen a promóció miatt megemelkedett marketing költségek közvetlenül csökkentik a vállalat által elnyert profitot (Pérez-Gómez et al., 2008). Ez az igény hívta életre a promóciókkal kapcsolatos döntések átfogóbb megalapozását, illetve a várható hatások előrejelzésének szükségességét. Pérez-Gómez és kutatótársai (2008) által alkotott komplex modell egyrészt egy SOM neurális hálózat segítségével kategorizálja a vizsgált fogyasztóbázist előre meghatározott tényezők alapján (mennyiség, érték, gyakoriság, legutóbbi vásárlás óta eltelt idő, ösztönzés mértéke, cselekvés), majd a kiválasztott célcsoport körében vizsgálja a szegmensbe tartozó egyének várható válaszát egy többrétegű perceptronnal. Kutatásuk eredménye alapvetően bizonyítja a neurális hálózatok ezen területen történő adaptációjának sikerességét és kiemeli az önszervező hálózatok alkalmazásának praktikusságát, az eredmények szemléletesebb megjelenítését az MLP-vel szemben.

5. LEMORZSOLÓDÁS-VIZSGÁLATOK ELMÉLETI ÁTTEKINTÉSE

A vevők lemorzsolódása egyre nagyobb problémát jelent a vállalatok számára iparágtól, piactól függetlenül. Az ügyfelek megtartása nem csak a fogyasztói piacokon fontos, hanem a B2B szektorban is kiemelt figyelmet érdemel, hiszen a már meglévő vevőállomány megőrzése, fenntartása kulcsfontosságú tényező a szervezet prosperitásának, stabilitásának megőrzésében. Mielőtt az önálló kutatásom eredményeinek ismertetésébe részletesen belekezdenék, fontosnak tartottam annak a területnek az akadémiai háttérét is áttekinteni, amelyet jelen tanulmány keretében neurális hálózat segítségével vizsgálni kívánok. A következő alfejezetekben a lemorzsolódás-vizsgálatok elméleti háttérének bemutatása mellett törekszem arra is, hogy hangsúlyozzam az általam választott terület (szervezetközi piacok lemorzsolódásának vizsgálata) relevanciáját, illetőleg az analízis kivitelezéséhez szükséges gyakorlati megfontolásokat is.

5.1. A FOGYASZTÓI LEMORZSOLÓDÁS DEFINIÁLÁSA

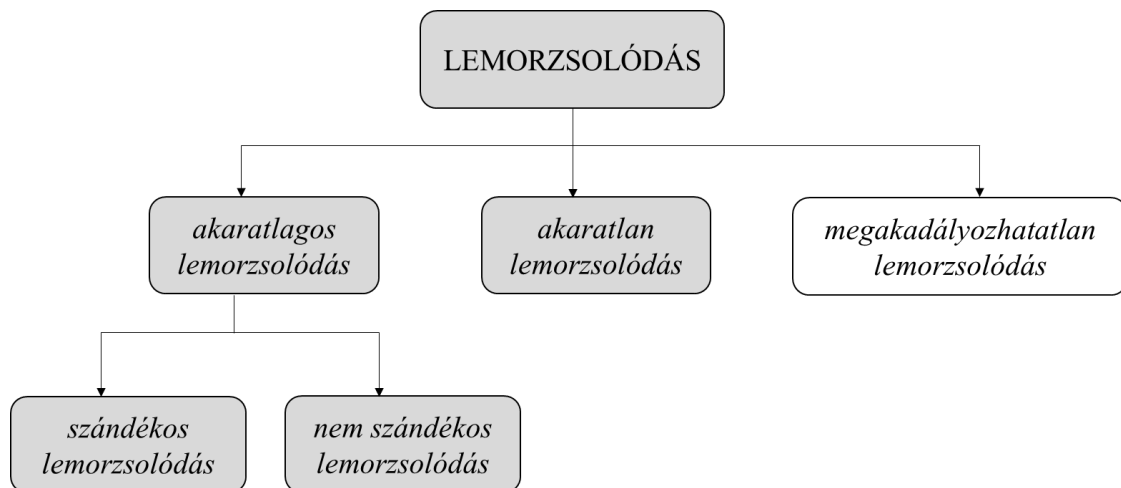
Általában véve azon vevő tekinthető lemorzsolódónak (churner-nek), aki egy meghatározott periódusban felhagy(ott) egy adott vállalat által kínált szolgáltatás igénybevételével vagy termék fogyasztásával (Senthilnayagi et al., 2021, Johny – Mathai, 2017) és új kapcsolatot kezdett a vállalat egyik versenytársával (Celik – Osmanoglu, 2019; Kisioglu – Topcu, 2011). Lemorzsolódásról tehát akkor beszélhetünk, amikor az ügyfél egy adott szervezettel előzetesen fenntartott tranzakciós tevékenységét megszünteti (Neslin et al., 2006).

Alapvetően az, hogy az egyes vállalatok esetében hogyan definiáljuk pontosan a lemorzsolódást, milyen tényezők, állapotok megléte mellett vagy után állapítjuk meg egy ügyfélről, hogy egyazon problémát már nem a vállalat termékei által, hanem egy versenytárs kínálatára alapozva kívánja megoldani, jelentős mértékben függ többek között a vállalat profiljától, a kínálat struktúrájától, annak jellegétől, az értékesítési célterület típusától, sajátosságaitól, a piaci verseny koncentráltságától, de magától a vevőtől is. A lemorzsolódások előrejelzésének modellezését célzó kutatások leggyakoribb területének számító telekommunikációs szektorban (Garcia et al., 2017) például lemorzsolódásnak számít az, ha az ügyfél eredeti szerződését felbontja, de az adott szolgáltatótól kapott telefonszámáról nem mond le, azt tovább viszi egy másik céghez és azzal köti meg új szerződését (Adebiyi et al., 2017).

Az, hogy véglegesen vagy átmenetileg veszíti el a vállalat az ügyfelét, a lemorzsolódási vizsgálatokat tekintve igazából nem releváns, a hangsúly alapvetően azon

van, hogy a tanulmányozott vállalat szempontjából aktuálissá váló időpontban megtörténik-e az elvárt újra vásárlás vagy sem. Annak az időpontnak a meghatározása tehát, amit a lemorzsolódás tényének megállapításakor kiindulási alapnak tekintünk szintén egyéni értékelés kérdése. Az értékelés során többek között tekintettel kell lennünk a vállalat egyéni jellemzőire, illetőleg az iparág sajátosságaira is.

A lemorzsolódás-analízis után kapott eredmények kiértékelésekor nem hagyhatjuk figyelmen kívül a lemorzsolódások különböző típusait sem (9. ábra). Nem mindegy ugyanis, hogy a kapott churn-rátának mekkora hányadát jelentik a különböző típusú cherner-ek, hiszen a vállalat lehetőségei, illetve beavatkozásának indokoltsága a megelőzést, az adekvát reakciót illetően az eltérő lemorzsolódók esetében nem azonos.



10. ábra: A lemorzsolódások különböző típusai

Forrás: Axelsson – Notstam (2017) alapján saját szerkesztés

A lemorzsolódásnak voltaképpen két fő típusát különböztetjük meg: ezek az akaratlagos (voluntary) és az akaratlan (involuntary) lemorzsolódás (Klepac et al., 2015).

Akkor tekinthető akaratlannak a lemorzsolódás, amikor a szervezet maga dönt úgy, hogy különböző okokból kifolyólag megszakítja üzleti kapcsolatát a vevővel és a vele történő bármilyen tranzakció lebonyolítását megtagadja. Ez történhet például hiányos, határidőn túli vagy épp nem teljesített fizetési kötelezettség, szerződésszegés, lopás vagy csalás okán is (Adebiyi et al., 2016). Az ilyen kaliberű vevők elvesztésének körülményei ismertek a vállalat számára, így a churn menedzsment keretében elvégzett kutatások ezen csoport vizsgálatára nem fókuszálnak (Axelsson – Notstam, 2017).

Ezzel szemben az akaratlagos lemorzsolódás esetében az üzleti kapcsolat felszámolásának kezdeményezője maga a vevő. Az akaratlagos lemorzsolódás hátterében megannyi indok meghúzódhat, sok esetben a vállalat által kínált termékkel, szolgáltatással kapcsolatos elégedetlenségből eredeztethető, de az is előfordulhat, hogy egy új, a vevő igényeit magasabb szinten kielégítő alternatíva, egy versenytárs vállalat megjelenése idézi elő (Johny – Mathai, 2017, Garcia et al., 2017).

Modisette (1999) ezeken felül még egy harmadik fő kategóriát is megjelölt, a megakadályozhatatlan lemorzsolódók csoportját. Ebbe a csoportba sorolhatóak azok az esetek, amikor a kapcsolat megszakításában sem a vevő, sem pedig az eladó oldaláról nem azonosítható akaratlagosság. Megakadályozhatatlan lemorzsolódás történhet például B2B piacokon akkor, ha a vállalat üzleti partnere csődöt mond és felszámolják, fogyasztói piacon pedig akkor, amikor a vásárló elhalálozik vagy tőle valamilyen független okból kifolyólag (végrelegesen) kivonódik a piacról. A gyakorlatban ez a kategória tulajdonképpen se nem mérhető, se nem előrejelezhető, a szekunder adatok feldolgozásánál nem is azonosítható, explicit módon nem tudjuk megkülönböztetni az akaratlagos lemorzsolódástól. Ezen okból kifolyólag érdemes kvalitatív vizsgálatokat is végezni kiegészítésképpen, annak érdekében, hogy a lemorzsolódásokról egy tisztább képet kaphassunk (Adebiyi et al., 2016).

Az akaratlagos lemorzsolódásnak további két altípusát különböztetjük meg, ezek a szándékos (deliberate churn) és a nem szándékos, a vevő körülményei, helyzete (illetőleg az ezekben bekövetkező változás, mint a pénzügyi helyzet alakulása) által indukált lemorzsolódás (incidental vagy circumstantial churn) (Axelsson – Notstam, 2017). A két típus közötti fő különbség a tudatos elhatározásban meglétében vagy hiányában van. Szándékos lemorzsolódásnál gyakorlatilag arról van szó, hogy a vevő saját helyzetértékelése alapján úgy dönt, hogy ugyanazon problémát már egy másik vállalatnál, az eredeti kiszolgáltató egyik versenytársánál jobban, hatékonyabban, kedvezőbben tudja megoldani. Tulajdonképpen ez az a csoport, amelynek vizsgálatára a lemorzsolódás tanulmányok elsődlegesen koncentrálnak, hiszen a beavatkozás ebben az esetben minden szempontból indokolt (Garcia et al., 2017; Shaaban et al., 2012).

5.2. A LEMORZSOLÓDÁS VIZSGÁLATÁNAK RELEVANCIAJA

Egy vállalat vevőinek, fogyasztóinak lemorzsolódása (customer churn), a jelenséghez vezető okok feltárása, valamint a „vevővesztés” valószínűségének előrejelzése az elmúlt évek egyik legfrekvenciáltabban kutatott területének tekinthető (Johny – Mathai, 2017; Jain – Singh, 2002). Ennek egyik legfőbb oka, hogy a vállalatoknak egyre nagyobb

versenyhelyzetben kell helytállnia a különböző piacokon, iparágakban és így az új vevők szerzése mellett a vevőmegtartás is a vállalati siker biztosításának, a kijelölt stratégiai célok elérésének vitális eszközévé, tényezőjévé vált (Garcia et al., 2017; Tsai – Lu, 2009). Felmerülhet a kérdés, hogy a vállalat bővítéssel, terjeszkedéssel kapcsolatos ambícióit a vevőmegtartás vagy a vevőszerzés támogatja-e inkább, melyikre érdemes nagyobb hangsúlyt fektetni a hosszú távú siker elérése érdekében. A válasz, mint oly sok más esetben, valahol egy optimális kombináció kialakításában, az eltérő irányultságú célok hatékony harmonizálásában rejlik. Az új vevők szerzése mellett a vállalatoknak legalább akkora figyelmet érdemes fordítania a fogyasztók, ügyfelek megtartására is.

5.2.1. A churn menedzsment alkalmazásának előnyei

A lemorzsolódások stratégiai szintű, folyamatos monitorozásával és kezelésével, az úgynevezett churn menedzsment gyakorlatának bevezetésével potenciálisan biztosítható a meglévő vevőállomány megtartása (Li et al., 2021; Johny – Mathai, 2017). A churn menedzsment megfelelő alkalmazása alapvetően két területen, a vállalati erőforrásgazdálkodás, valamint a termék- és szolgáltatásfejlesztés tekintetében jelenti a legnagyobb hasznosságot a vállalat számára. A lemorzsolódások kezelése, figyelése a vállalat gazdálkodásának mind a bevételi-, mind pedig a kiadási oldalát kiszámíthatóbbá teszi, illetve közreműködik az optimális erőforrásallokáció meghatározásában is.

Ami a költségek optimalizálását illeti, a témában végzett kutatások egyöntetűen hangsúlyozzák a vevők megtartásába fektetett erőforrások kedvezőbb eredményeit az új vevők megszerzésére fordított összegekkel szemben (Khan et al., 2015). A differencia a tanulmányok alapján meglehetősen mérvadó: egy új vevő megszerzése ötször (Stewart, 1995), de akár tízszer (Kotler – Keller, 2009) nagyobb költséget jelenthet a vállalat számára, mint a már meglévő ügyfélbázis megtartása. Az állítás helytállósága könnyen belátható, ha sorra vesszük a vásárlási döntési folyamatának azon pontjait, ahol a vállalatnak be kell avatkoznia, számottevő erőforrásokat kell biztosítania annak érdekében, hogy őt, az általa kínált terméket vagy szolgáltatást válasszák a fogyasztók, ügyfelek és ne a versenytársét egy új, valamint egy már meglévő vevő esetében. Egy olyan fogyasztót, ügyfelet akit már korábban (az aktív tájékoztató és ösztönző vállalati tevékenységnek köszönhetően) sikeresen meggyőzött a vállalat, megvásárolta a terméket vagy szolgáltatást, nem feltétlenül szükséges vagy indokolt az értékesítési töltés minden pontján újra és újra végig vinni (ami feltételezné az értékesítés támogatására szánt pénzügyi- és nem pénzügyi erőforrások újbóli csoportosítását), hiszen már kialakulhatott az a bizalom (akár hűség) a vevőben, ami az

újravásárlást (megfelelő vállalati támogatás mellett) kilátásba helyezheti (Akhila, 2022). Huan és kutatótársai 2012-es tanulmányukban számszerűsítették is a vevők elvesztésének költségét a telekommunikációs szektor tekintetében. Eredményeik azt mutatják, hogy az iparág lemorzsolódása havi bázison 2,2%-ot jelent, míg éves szinten a 27%-os értéket is eléri. Ennek átlagos költsége mérésük szerint négymilliárd dollárra tehető Európában és Amerikában, világviszonylatban viszont megközelítheti a tízmilliárd dolláros összköltségszintet is.

Mindemellett a lemorzsolódási arány pontos előrejelzésével a churn menedzsment lehetővé teszi azt is, hogy a gazdálkodó szervezet egy sokkal biztosabb, pontosabb rálátást kapjon a jövőben várható bevételeit illetően, ezzel támogatva a különböző tervezési és döntési folyamatokat (García et al., 2017).

Végezetül pedig a lemorzsolódási vizsgálatok a marketingmenedzsment különböző folyamatait is hatékonyan segíthetik, tekintve, hogy a kapott eredmények által azonosíthatóvá válnak azok a pontok, területek, tényezők, ahol a vevő kiszolgálásán, igényeinek kielégítésén csorba esik. Azzal, hogy a churn menedzsment rávilágít a vevő döntéseit befolyásoló vállalat-specifikus tényezőkre, illetve azokra a sarkalatos pontokra, ahol nem teljesít jól a szervezet (melyek később potenciálisan az ügyfelek elvesztését eredményezhetik), sokkal fókuszáltabb, megalapozottabb akcióterveket tud megalkotni és implementálni a vállalat a lemorzsolódási arány javítása, valamint a vevővesztés elkerülése érdekében (Caigny et al., 2021; Ascarza et al., 2018).

5.2.2. Lemorzsolódás-vizsgálatok a B2B piacokon

Az előzőekben ismertetettek alapján könnyen belátható, hogy a vásárlók magatartásának, tevékenységének utólagos elemzése releváns segítséget jelenthet a vállalatok számára, hiszen kiszámíthatóbbá teszik a vevők várható, jövőbeni döntéseit. Ennek köszönhetően pedig lehetővé válik az esetleges intervenció leghatékosabb formájának időbeni meghatározása, tervezése is (Figalí et al., 2020). A kapott eredményekre alapozva később a vállalat az azonnali reakció helyett (vagy mellett) egy proaktív stratégiát alkothat, melynek követése a szervezet pénzügyi körülményei mellett, a piaci helyzetére is hatással van. Verbeke et al. (2011) tanulmánya rávilágít arra, hogy a vevők nagyfokú lemorzsolódása nem csak egy bizonyos mértékű bevételekiesést eredményez, hanem a vállalat megítélésén is csorbát ejt. A lemorzsolódás-vizsgálatok ezen előnye gyakorlatilag univerzális, a B2C és B2B piacokon is egyaránt érvényesíthető. Ugyanakkor a szervezetközi piacok vevőmegtartására, a lemorzsolódások vizsgálatára, viszonylag kevés akadémiai figyelem

irányul – legalábbis a témában íródott tudományos publikációk áttekintése erre enged következtetni (Jahromi et al., 2014; Martínez-López – Casillas, 2013, Wiersema, 2013). Mivel a jelen tanulmány keretében ismertetni kívánt kutatás tárgya is egy szinte kizárólagosan B2B piacon működő vállalat, fontosnak tartottam a business szektorbeli lemorzsolódások vizsgálatának indokoltóságát kiemelten szemléltetni, hangsúlyozva azokat a sajátosságokat, amelyek a fogyasztói piacoktól megkülönböztetik.

A business-to-consumer helyzetekhez viszonyítva a szervezeten belüli tranzakciók számos ponton eltérést mutatnak. Először is egy vállalat vásárlási döntéseit nem egyetlen egy személy önmagában hozza meg, annál inkább egy csoport (a beszerző részleg) felel a szükséges anyagok, szolgáltatások folyamatos rendelkezésre állásának biztosításáért. Általánosságban véve a beszerzési döntések mérvadó szempontjának a költségekkel, költségvetéssel kapcsolatos megfontolások tekinthetők (Caigny et al., 2021). Az árérzékenység, mint a vállalat vásárlási magatartását jellemző tényező, az egyik legérzékenyebb differenciáló erő a szervezet kapcsolatainak (a lemorzsolódók és megtartottak arányának) alakításában (Williams et al., 2011).

Egy vállalat által meghozott vásárlási döntés esetében figyelembe kell vennünk azt is, hogy a B2C piacokkal ellentétben a döntéshozó és a terméket felhasználó sok esetben nem egyezik. Bár a végső döntést vállalat közvetlen kapcsolata hozza meg, mégsem tekinthetünk el teljesen a végfelhasználók attitűdjétől, magatartásától, hiszen az egy bizonyos fokig (közvetlen vagy közvetett módon) befolyással lehet a vállalat partnerére (Figalist et al., 2020).

A végfelhasználók döntésbefolyásoló hatása mellett a lemorzsolódás értékelésekor számításba kell vennünk azt is, hogy szerződéses vagy nem szerződéses kapcsolat áll-e fenn a szervezetek között. Business viszonylatban sokkal gyakoribbak a szerződéses kapcsolatok, mint a fogyasztói piacokon. Ezek jellemzője, hogy a kialakításuk során kiemelten kezelik és rögzítik a vevők igényeit, ilyenformán stabilabb, hosszabb távú kapcsolatot eredményeznek a nem szerződéses formákhoz képest (Schmittlein et al., 1987; Ford 2004). A szerződéses viszonyokra jellemző továbbá az is, hogy az elköteleződés és a termékek, szolgáltatások felhasználása között egészen jelentős időbeni elcsúszás is lehet. Míg a szerződések újratárgyalására, megújítására általánosságban véve évente csak egyszer kerül sor, a szolgáltatás igénybevétele, a rendelések beérkezési akár napi szinten, periodikusan is történhet (Caigny et al., 2021; Ascarza – Hardie, 2013). Ilyenformán a lemorzsolódást nem a rendelések számában, hanem a szerződések újra kötésében szükséges

mérnünk (ugyanakkor az igénybevétel gyakorisága a lemorzsolódás valószínűségére enged következtetni).

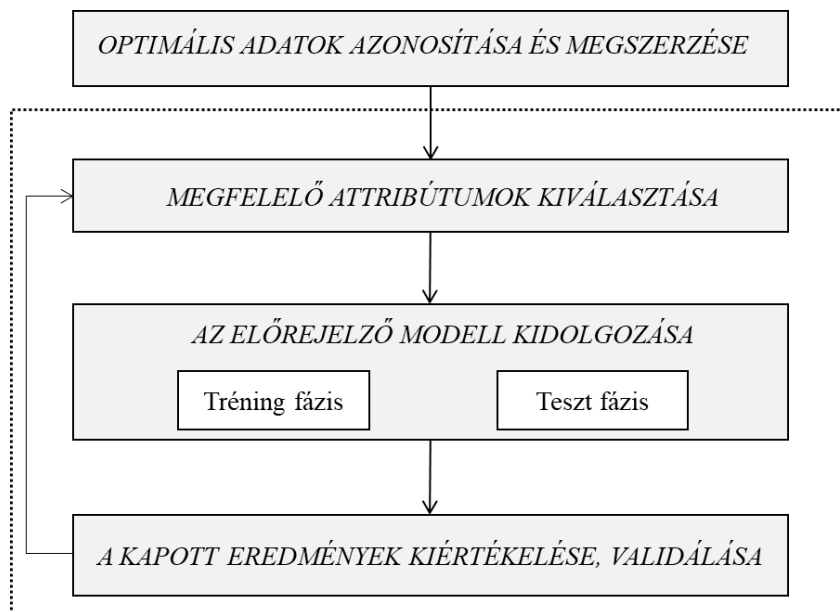
Az esetek túlnyomó többségében az is igaz, hogy a szervezetközi piacokon működő vállalatok vevőköre általában kisebb, mint a business-to-consumer szféra szereplőie, ugyanakkor az egy vevőhöz kapcsolható tranzakciós érték sokkal magasabb (Rauyrue – Miller, 2007). Ennek eredményeképpen a lemorzsolódások dinamikája a B2B kontextusokban eltérhet, hiszen egy vevő elvesztése arányosan sokkal nagyobb árbevétel-kiesést eredményezhet, mint a B2C piacon (Stevens, 2005). Ez azt is jelenti, hogy a lemorzsolódó vevők előrejelzése komoly versenyelőnyt jelenthet a B2B vállalatok számára, mert lehetővé teszi egy defenzív (megtartást és vásárlói hűséget megcélzó) kereskedelmi stratégia megalkotását, ami sokkal hatékonyabb és kevésbé költséges egy, a piac kiterjesztésére, új vevők vonzására törekvő agresszív stratégiánál (García et al., 2017).

Összességében tehát azt mondhatjuk, hogy a vállalat értékének növeléséhez, kereskedelmi tevékenységének fejlesztéséhez elengedhetetlen, hogy növeljük az ügyfelek „hasznos élettartamát”. A lemorzsolódók arányának csökkentése a szervezetközi piacokon (kiváltképp a kereskedelmi kapcsolatok szerkezete és jellege miatt) kiemelt feladatnak tekinthető. Az ügyfélmegtartásra irányuló törekvések megkövetelik a vásárlói hűség kialakulásának, a döntéshozatal mechanizmusának megértését, melyet a különböző historikus adatokra alapozott lemorzsolódási vizsgálatok is elősegítenek.

5.3. A LEMORZSOLÓDÁS MÉRÉSÉNEK LÉPÉSEI, LEHETSÉGES TECHNIKÁI

A fejezet lezárásaként érdemesnek tartottam a churnerek azonosítására szolgáló modellek felállításának gyakorlati aspektusait is bemutatni törekedve az elemzésekkel kapcsolatos, általánosnak tekinthető irányelvek ismertetésére. A lemorzsolódás-vizsgálatok esetében egy két kimenetű, bináris feladatmegoldásról beszélhetünk. A churn analízisek elsősorban prediktív jellegűek, a kimenet két változóját az elvesztett és a megtartott ügyfelek kategóriái jelentik (Johny – Mathai, 2017).

Ahogy az a 10. ábrán is látható, a vevők elvesztésének előrejelzését szolgáló modellek felállítása négy főbb fázisból áll (Celik – Osmanoglu, 2019; Datta et al., 2000), ahol a harmadik fázis két, operatívabb jellegű alpontot is magába foglal.



11. ábra: Lemorzsolódás-vizsgálatok általános lépései

Forrás: García et al. (2017) alapján saját szerkesztés

Az első fázist a modellezéshez szükséges „legjobb” adatok azonosítása és megszerzése jelenti. Ez a predikciós modell felállításának kulcsfázisa. A tapasztalatok azt mutatják, hogy a modell pontosságát és előrejelző képességét jelentős mértékben befolyásolja a rendelkezésre álló adatbázis megbízhatósága és minősége (García et al., 2017). Az adathalmaz gyakorlatilag egy olyan kétdimenziós mátrix, amelyben a megfigyelési egységek képezik a sorokat, a különböző változók pedig az oszlopokban szerepelnek (Celik – Osmanoglu, 2019). A vizsgálathoz különböző adatkombinációkra lehet szükségünk attól függően, hogy milyen vállalatról, problémáról, szektorról van szó. Alapvetően annak az adatbázisnak a megtalálása, azonosítása a cél, ami a legoptimálisabban szolgálja az elvégezni kívánt analízist, a legjobban illeszkedik a kitűzött feladathoz azért, hogy hasznos és használható eredményhez jussunk az elemzés által (García et al., 2017).

A folyamat második lépéseként ki kell választanunk azokat megfelelő attribútumokat, változókat, amelyekre az előrejelzést szeretnénk építeni. A változók akkurátus megválasztása szintén kiemelt jelentőséggel bír. Azzal, hogy csak a legfontosabb, legrelevánsabb jellemzőket vesszük figyelembe, a felesleges, redundans vagy zavaros változókat pedig kizárjuk biztosítható a modell által nyújtott eredmények könnyebb értelmezhetősége (Yan et al., 2004). Érdekes törekedni arra, hogy olyan attribútumokat válasszunk, amelyek lehetőség szerint minimalizálják a klasszifikáció vagy a predikció hibalehetőségét az ellenőrizetlen tanulás során, vagy a lemorzsolódást szegmentációs

problémaként kezelik, illetőleg lehetőség szerint strukturálisan illeszkednek az alapadatbázis klasztereihez (García et al., 2017).

A lemorzsolódás harmadik fázisa az elemzés elkészítését, a modell megalkotását jelenti. Miután meghatároztuk, összeállítottuk és megtisztítottuk azt az adatbázist, amely segítségével szeretnénk lefuttatni az analízist, ki kell választanunk azt a módszert, ami a legjobban illeszkedik az adott feladathoz, valamint az elemzés körülményeihez. Ezen technikák által a rendelkezésre álló múlt béli adatokból olyan (rejtett) mintázatokat emelhetünk ki, amik egy predikciós modell alapjait nagy biztonsággal képezhetik (Rygielski et al., 2002). A lemorzsolódás-vizsgálatok során alkalmazható metódusok három fő kategóriába sorolhatóak. Az első csoport a sztenderd, „hagyományos” módszereket foglalja magába, úgy, mint a regresszió analízis és a döntési fa. Összességében kijelenthető, hogy mind a regresszió analízis, mind pedig a döntési fa népszerű technikáknak tekinthetők a churn-kutatások területén (Neslin – Gupta, 2006). A második kategóriába tartoznak a mesterséges intelligencia (AI; computational intelligence, CI) alapú technikák, úgy, mint a különböző mesterséges neurális hálózatok (ANN), a tartó vektor gépek (support vector machines, SVM), az XGBoost- vagy a naive bayes algoritmusok (Celik – Osmanoglu, 2019). Ezen technikák nagy előnye, hogy képesek az információk rugalmas kezelésére, amely lehetővé teszi azt, hogy valós problémákra valós megoldásokat találjunk. A rugalmas információkezelés alapvetően azzal magyarázható, hogy a különböző CI módszerek kevésbé érzékenyek az adatokban rejlő pontatlanságokra, bizonytalanságokra, részigazságokra (Pal – Ghosh, 2004). A harmadik csoportba azon egyéb, alternatív eljárások tartoznak, amelyek részben az előző kettő valamelyikébe beleillennek, viszont a churn-analízis területén történő alkalmazásuk meglehetősen ritkának tekinthető, ilyen például a hipotézis halmaz (ensemle) együttes tanulása (García et al., 2017). A megfelelő algoritmus kiválasztása után két különálló részre, tréning- és teszt adathalmazra kell bontanunk az alapadatbázist. Ennek általános aránya 70-30% vagy 80-20%, ahol a nagyobb százalék a tréning halmazt jelöli. Mindkét adathalmazon ugyanazon módszereket alkalmazva futtatjuk le az analízist, majd az előrejelzés sikerességét az úgynevezett igazságmátrix segítségével ellenőrizzük (1. táblázat).

1. táblázat: Az igazságmátrix értelmezése

		ELŐREJELZETT			
		Lemorzsolódó	Megtartott	Arány	Összesen
VALÓS	Lemorzsolódó	valós pozitív (a)	fals negatív (b)	$\frac{a+b}{(a+b+c+d)}$	Valójában lemorzsolódó
	Megtartott	fals pozitív (c)	valós negatív (d)	$\frac{c+d}{(a+b+c+d)}$	Valójában megtartott
Arány				$\frac{a+d}{(a+b+c+d)}$	
Összesen		Előrejelzett lemorzsolódó	Előrejelzett megtartott		Összes vevő

Forrás: Yildiz - Albaryak (2015) alapján saját szerkesztés

Az igazságmátrixnak köszönhetően egyértelműen összevethetőek a kapott és a valós adatok közötti különbségek.

Negyedik lépésként az adatok kiértékelése a következő feladatunk, amely szintén egy kardinális pont az előrejelzési modell megbízhatóságának biztosítása érdekében. A lemorzsolódási vizsgálatok értékelésére leggyakrabban alkalmazott mutatók és módszerek közé tartozik a kereszt-validálás, a ROC görbe alatti terület számszerűsítése, és a lift chart is. Bináris osztályozási feladatoknál fontos még a pontosság, szenzitivitás és a specificitás fogalmainak tisztázása is. A pontosság megmutatja a helyesen osztályozott esetek arányát a teljes esetszámhoz viszonyítva.

$$\text{Pontosság} = \frac{\text{valós pozitív} + \text{valós negatív}}{\text{összes vevő}}$$

Az szenzitivitás az egyes csoportok helyes találatait arányosítja az adott csoportba sorolt (valós és helytelen) esetek összegéhez.

$$\text{Szenzitivitás} = \frac{\text{valós pozitív}}{\text{valós pozitív} + \text{fals negatív}}$$

A specificitás ezzel szemben azt jelzi, hogy az adott kategórián belül mekkora hányaddal sikerült helyesen meghatározni a csoportba nem tartozó eseteket.

$$\text{Specificitás} = \frac{\text{valós negatív}}{\text{valós negatív} + \text{fals pozitív}}$$

A folyamat utolsó három lépése ciklikusan követi egymást mindaddig, amíg el nem érjük a modelltől megkívánt predikciós szintet (García et al., 2017; Yildiz – Albaryak, 2015).

6. NEURÁLIS HÁLÓZAT-ALAPÚ LEMORZSOLÓDÁS-VIZSGÁLAT

A jelen tanulmány keretében elkészített kutatás célrendszere alapvetően három perspektíva mentén került meghatározásra.

A kutatás elsődleges célja nem más, mint egy valós szervezeti probléma – a vevők lemorzsolódásának – kialakulásában közreműködő faktorok azonosítása és a megoldás (vagyis az előrejelzésre alapozott proaktív stratégia megalkotásának) elősegítése egy MLP-modellezés segítségével.

Továbbá azt is szerettem volna megvizsgálni, hogy kizárólag értékesítési adatokra alapozva (azon belül is az egyes vevők rendelési mintázatára fókuszálva) megállapítható-e a lemorzsolódás valószínűsége.

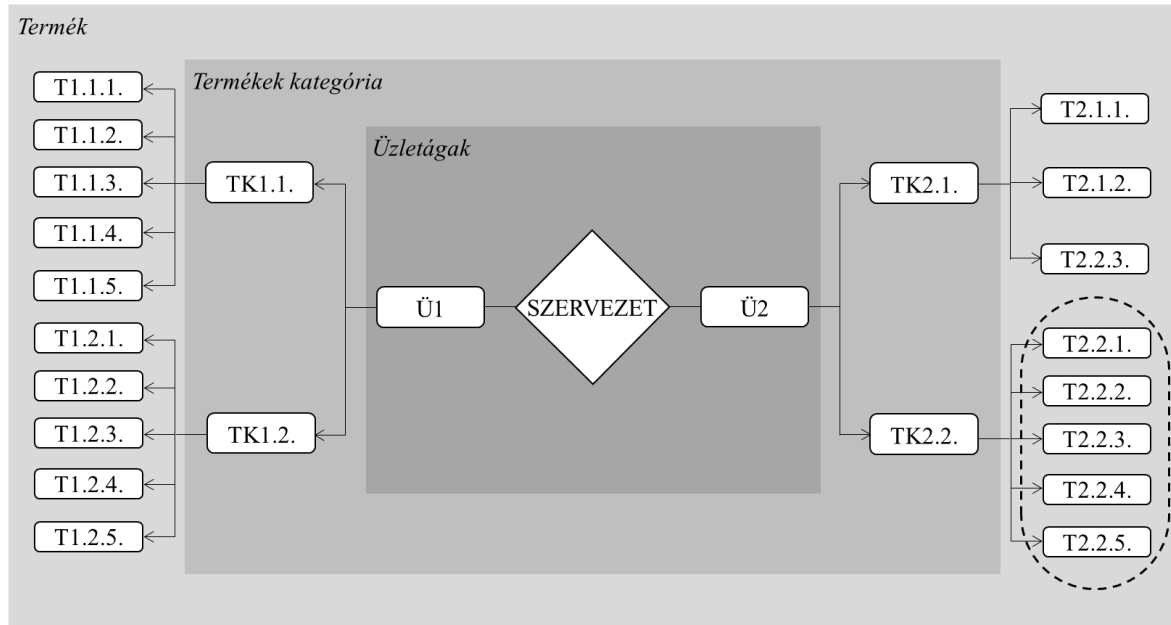
Mindezen felül a tanulmány célja az is, hogy implicit módon érveljen az NN-alapú elemzések marketingtudományi integrálása mellett, és hangsúlyozza a neurális hálózatok marketingmenedzsment támogató képességét, illetve azokat a módszertanban rejlő értékeket, amelyek lehetővé teszik az eklektikus piaci viszonyokhoz történő gyors és adekvát adaptációt.

6.1. A KUTATÁS TÁRGYÁT KÉPEZŐ VÁLLALAT BEMUTATÁSA

A vizsgálat fókuszában egy olyan PVC-alapú termék gyártásával foglalkozó vállalat áll, amelynek tranzakciós tevékenysége elsődlegesen a szervezetközi piacokon realizálódik. Mivel a vállalat kínálata mind vertikálisan mind horizontálisan jelentős mértékben rétegzett és a különböző egységek vevőszervezete is eltérő, indokoltnak tartottam egy konkrét termékkategória kiválasztását a lemorzsolódások vizsgálatához. Felmerülhet a kérdés, hogy a kutatás miért csak egy adott területre fókuszál a vállalat egészének vizsgálata helyett. Bár az NN-alapú vizsgálatokra jellemző az, hogy rugalmasak és nem érzékenyek a mintában rejlő zavarosságokra és pontatlanságokra, az eltérő kínálati és keresleti viszonyok valószínűsítik az eredmény nagy mértékű torzulását, ez pedig indokoltá teszi a szeparációt. A kiválasztás körülményeit, hátterét a következőkben részletezem.

A vállalat kínálata két különálló üzletág köré szerveződik (11. ábra). Az üzletágak közötti fő különbség a különböző profilú termékek gyártásában keresendő. Mindkét üzletágban két-két termékkategória határozható meg és minden kategóriába több, különböző típusú termék tartozik. A különböző termékkategóriák közötti differencia alapja alapvetően az eltérő iparági hasznosíthatóság (bár bizonyos átfedés lehet e tekintetben, akár az üzletágakkal kapcsolatosan is).

Az Ü1 üzletág esetében egy jelentős növekedés azonosítható, ami előreláthatólag hosszabb távon is fenntartható marad a jelenlegi piaci viszonyok, tendenciák mellett. Ennek oka, hogy az üzletág esetében az egyik fő értékesítési területet az építőipar jelenti, amelyre az elmúlt időszakban figyelemreméltó keresletnövekedés volt jellemző.



12. ábra: Bázisvállalt kínálatlának szerkezeti felépítése

Forrás: saját szerkesztés

Ezt figyelembe véve az Ü2 üzletág vizsgálatát láttam szükségesnek. Az Ü2 üzletág két termékkategóriája közül a TK2.2.-re fókuszáltam, ennek több oka is van.

Először is a TK2.1.-ben magas a disztribútorok aránya, ami a lemorzsolódás-vizsgálatok szempontjából nem optimális, hiszen homályosabbá, nehezebben értelmezhetővé teszik az eredményt. Ennek alapvetően az az oka, hogy a vevő és a végfelhasználó „személye” eltér, így a vásárlási döntés meghozatalában nem csak a szervezet partnere vesz részt, hanem annak vevője is. Az ehhez hasonlatos, több stakeholder-t szerepeltető döntési szituációkban kulcsfontosságú a helyzet komplex menedzselése, ami pedig zavarossá teheti a vizsgálatot. Mivel a kutatásom célja elsődlegesen az volt, hogy az NN-ek alkalmazását különböző marketingproblémákkal kapcsolatban szemléltessem, törekedtem arra, hogy a vizsgálat tárgya és így a kapott eredmények is minél átláthatóbbak legyenek.

Másodszor a TK2.1. vevőinek eloszlása egyenlőtlennek mondható abban az értelemben, hogy a kategória termékei túlnyomó részt külföldi partnerek számára kerülnek értékesítésre, míg a TK2.2. esetében az export és belföldi partnerek aránya sokkal kiegyenlítettebb. Így a lemorzsolódás-vizsgálat eredménye egyrészt pontosabbnak, másrészt univerzálisabbnak (a teljes üzletágra érvényesíthetőnek) tekinthető.

Ezen felül a TK2.2. termékkategória kiválasztása mellett szólt az is, hogy az ide tartozó termékek fő értékesítési területe egy olyan piac, amely magas bekerülési korlátokkal rendelkezik, ugyanakkor rendkívül jövedelmezőnek tekinthető (magas fedezettartalmú termékek, stabil vevők, beszállítói jó hírnév miatt). Összességében kijelenthető, hogy a vállalat számára kulcsfontosságú, hogy ezen a piacon bentmaradjon és lehetőség szerint ne veszítsen vevőt, így a lemorzsolódások kiemelt vizsgálata ezen a területen igencsak jelentős. Végezetül pedig az is a TK2.2. vizsgálata mellett szólt, hogy a termékkategória néhány terméke viszonylag új kínálati elemnek tekinthető, a megcélzott piacokon a vállalat új szereplőnek számít. Annak érdekében, hogy ezeken a piacokon stabilan megmaradhasson a vállalat, érdemes figyelni a vevők magatartását, és a potenciális lemorzsolódókat célzott eszközökkel visszatartani azért, hogy az elkezdett terjeszkedési, bővülési folyamatok ne akadjanak meg.

A szervezet a fennállása óta eltelt közel 30 év alatt számos átalakuláson ment keresztül, folyamatosan növekedett, ugyanakkor az elmúlt időszakban egy egyre markánsabb stagnálás érződik. A további növekedés a magas piaci verseny mellett csak akkor biztosítható, ha a meglévő vevőit képes megtartani és egy stabil bázisra tudja alapozni az új vevők megszerzését. A vizsgálat periódusban (2018 év eleje – 2020 év vége) és területen (TK2.2.) a lemorzsolódási ráta 36%-os (2. táblázat).

2. táblázat: A vizsgált termékkategória lemorzsolódási rátája a 2018-2020-as időszakban

Összes vevő 2018 elején	106
Összes lemorzsolódó	38
Churn%	36%

Forrás: saját szerkesztés

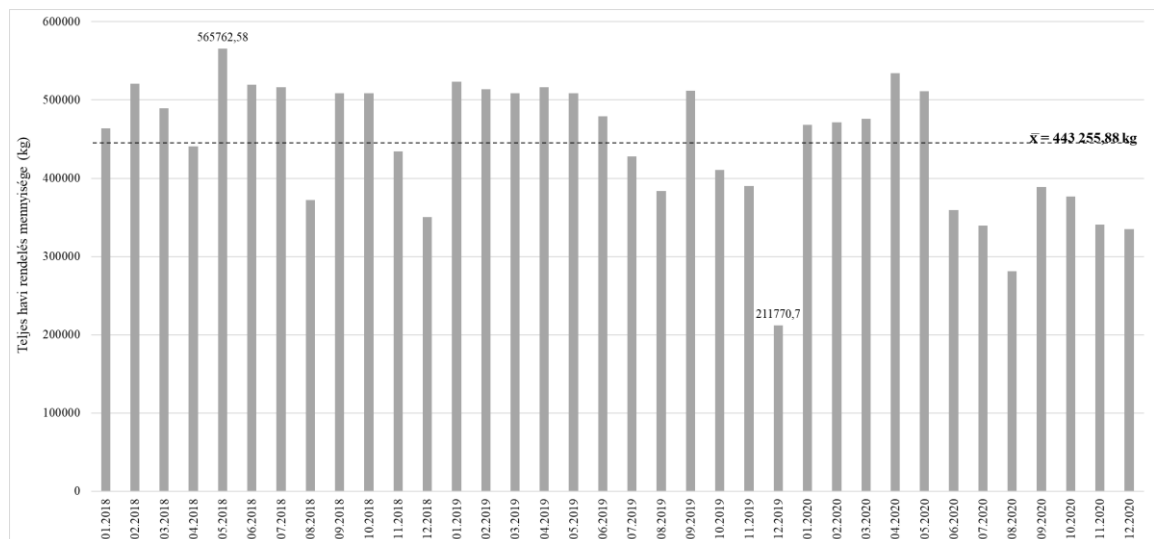
Ez az jelenti, hogy a vizsgált időszak elején meglévő vevők közel egyharmadát veszítette el a vállalat három év alatt. Így az új vevők megszerzése által generált növekedés hatása sokkal kevésbé volt érzékelhető, hiszen a vevők elvesztése miatt keletkező kiesés ellensúlyozta azt.

6.2. ELEMZÉS ALAPJÁUL SZOLGÁLÓ ADATBÁZIS ISMERTETÉSE

Az elemzés alapjául szolgáló adatbázis a tehát a TK2.2. termékcsoport értékesítési adatait tartalmazza a vizsgált időszakban (2018. január 1. és 2020. december 31 között), havi bontásban. Az adatbázis egyik fő egysége a havi értékesítési volumenekről (mértékegység: kg), a másik pedig az eladott termékek típusáról (a vevők keresletének struktúrájáról) nyújt információt vevők szerinti bontásban. Az adatbázisban szerepel az is, hogy a vállalat mely

vevőit tudta megtartani és kik voltak azok, akik lemorzsolódtak. A vevővesztés tényének megállapítása a 2021-es év adatai alapján történt.

Az alapadatbázis 182 vevő értékesítési adatait tartalmazza, vagyis 2018 és 2020 között összesen ennyi vállalat állt tranzakciós kapcsolatban a szervezettel. Az adatbázis tisztításának elsődleges szempontja az volt, hogy csak olyan vevőket tartalmazzon, amelyek a vizsgált időszak kezdetén már a szervezettel kapcsolatban álltak, vagyis volt legalább egy olyan rendelésük, amit a 2018-as év elején (legalább az első hat hónapban) bonyolítottak le a szervezettel. Egy másik, ugyan elhanyagolható hatású, de a koherencia érdekében feltétlen figyelembe veendő szempont volt az is, hogy törlésre kerüljenek az üzletági profilhoz közvetlenül nem kapcsolódó, eseti jellegű tranzakciók, kapcsolatok is. A mindezek figyelembevételével átalakított, a vizsgálatok során figyelembe vett végső adatbázis összesen 106 vevő rendelési adatait tartalmazza.



13. ábra: Havi értékesítési volumenek ingadozása 2018 és 2020 között

Forrás: saját szerkesztés

A vizsgált harminchat hónapban értékesített volumenek átlaga 443 tonna, az egyes hónapok összesített volumene az átlagtól átlagosan 81 tonnával tér el. Ahogy az a 12. ábrán is jól látható, az egyes hónapokban beérkező megrendelések hozzávetőlegesen megegyeznek az előző év azonos időszakában realizált értékesítési mennyiségekkel. Ebben a mintázatban 2020. áprilisától kezdve tapasztalható egyfajta törés, innentől a volumenek csökkenő tendenciája azonosítható. Ez a beérkező megrendelések számának csökkenésére enged következtetni, amely előrejelezheti a következő évi vevővesztés bekövetkezésének valószínűségét.

Ahogy azt már az előzőekben is említettem, a lemorzsolódás-vizsgálatok olyan bináris feladatoknak tekinthetők, ahol az elsődleges cél nem más, minthogy minél pontosabban meghatározzuk azt, hogy egy adott vevő várhatóan le fog-e morzsolódni, vagy sem. Tulajdonképpen ez képezi majd a vizsgálat célváltozóját, ami pedig a historikus adatok (jelen esetben a 2018-2020-ig terjedő időszak értékesítési adatainak) eredményének tekinthető. A tanulmány esetében az eredményváltozó bázis éve a 2021-es tárgyév, vagyis azt a vevőt tekintetem lemorzsolódónak (0), aki 2021-ben egyáltalán nem vásárolt a vállalatától, és azt megtartottnak (1), aki az év során legalább egyszer rendelt, függetlenül a rendelés volumenétől, értékétől. A lemorzsolódott és megtartott vevők mintabéli arányát az alábbi ábra szemlélteti.



14. ábra: A minta eredményváltozóinak megoszlása

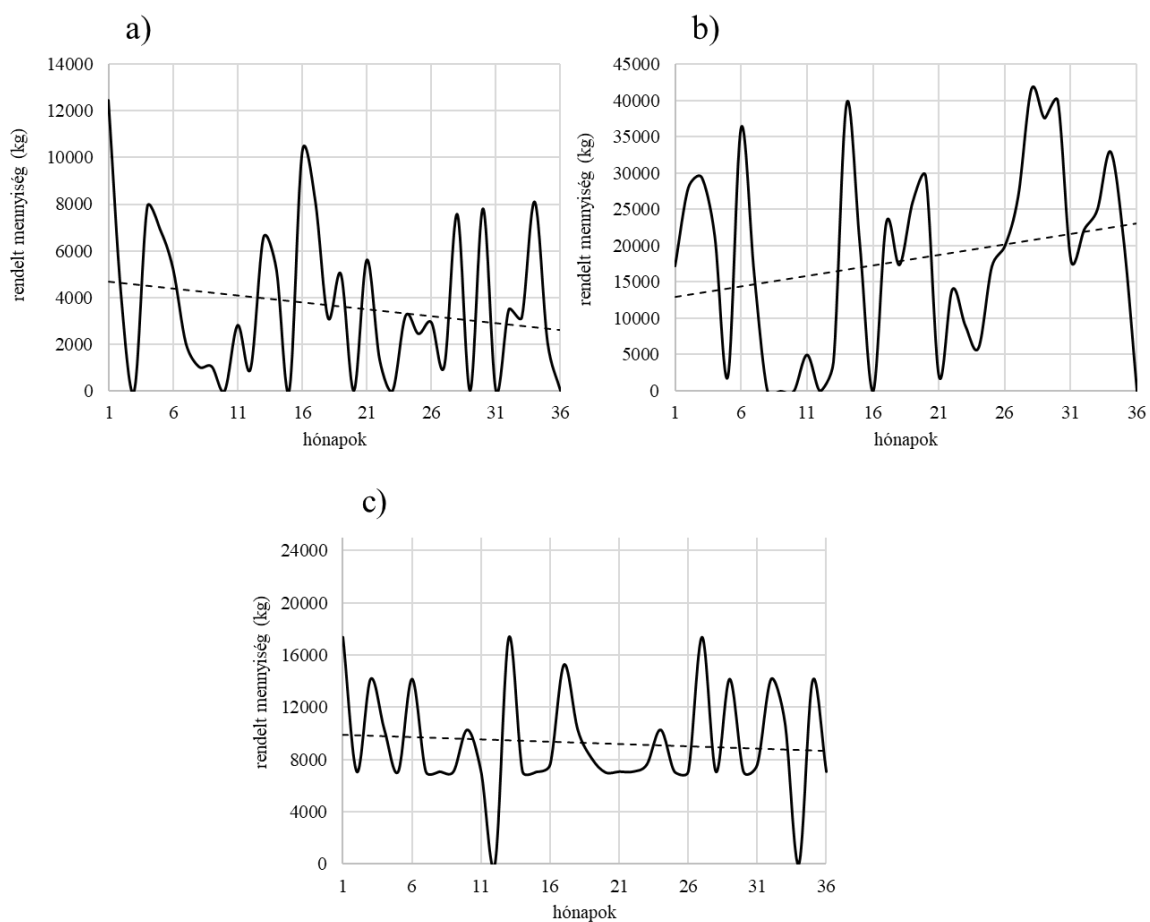
Forrás: saját szerkesztés

Az adatok mélyrehatóbb elemzése lehetővé tette az egyes vevők rendelési mintázatának azonosítását, melyek jellemzésére öt változót határoztam meg: ezek 1) a kontinuitás, 2) a prediktabilitás, 3) a rendelések trendje, 4) a volumenek átlaga és 5) a kereslet struktúrája.

- 1) A kontinuitás tulajdonképpen a rendelések folytonosságának, gyakoriságának mutatószáma. Egy olyan arányszám, amely megmutatja, hogy a vizsgált időszak hány százalékában érkezett megrendelés az adott vevőtől. A kontinuitás értéke közvetve a vevők elkötelezettségére is utalhat. Minél magasabb a kontinuitás (vagyis minél gyakrabban rendel a vevő), a vállalat számára annál biztosabbnak tekinthető a kapcsolat. A termelés folytonosságának feltételezése mellett azt mondhatjuk, hogyha egy vevő gyakran rendel a vállalatától, akkor elképzelhető, hogy más beszállítótól nem, vagy csak ritkán szerez be, ha pedig alacsony a kontinuitás mértéke, akkor valószínűsíthető, hogy beszerzési tevékenységüket főként a szervezet egyik versenytársára alapozzák.
- 2) A prediktabilitás a vevők rendelési magatartásának kiszámíthatóságáról (konzisztenciájáról) árulkodik. Egy olyan nominális mutató, amely megmutatja, hogy egy vevő átlagosan mennyivel (hány kilogrammal) szokott kevesebbet rendelni

az átlagos havi rendelési volumenéhez viszonyítva. A vállalatnak egyértelműen annál jobb, minél kisebb értékű ez a mutató, hiszen így könnyebben és pontosabban képes előrejelezni a várható keresletet, ez pedig jelentősen megkönnyíti a különböző tervezési, döntési folyamatokat.

- 3) A következő változó az egyes vevők rendelési mennyiségeinek trendjét szemlélteti. Arról nyújt információt, hogy az egymást követő olyan hónapokban, amikor történt megrendelés, hogyan (milyen mértékben és irányban) változott a rendelési volumen. Leegyszerűsítve három csoportot határozhatunk meg a trendek kategóriáján belül: a növekvő- (pozitív), illetve csökkenő (negatív) tendenciájú, valamint a stagnáló (nullához közelítő) rendelési volumennel rendelkező vevők körét. Az alábbi ábrán három, 80% feletti kontinuitási értékkel rendelkező vevő trend görbéje látható.

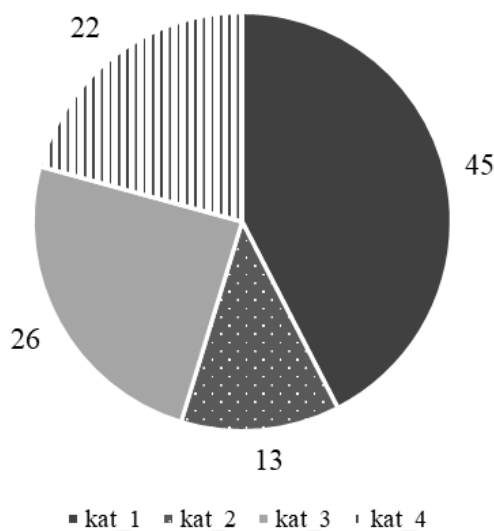


15. ábra: Három különböző rendelési magatartású vevő trend görbéje

Forrás: saját szerkesztés

- 4) A volumenek átlaga a havi rendelések összesített mennyiségének átlagát jelöli.

- 5) A kereslet struktúrája a vevők által rendelt termékek típusáról nyújt információt. Itt négy alkategóriát határoztam meg. Az 1-es kategóriába azok a vevők tartoznak, akik csak a T2.2.1-es, a 2-es kategóriába pedig azok, akik csak a T2.2.2-es terméket szerzik be a vállalatától. A 3-as kategória gyűjti össze azokat a vevőket, akik szintén jellemzően csak egy típusú terméket visznek, egész pontosan a T2.2.3-T2.2.5. termékek valamelyikét. A 4-es kategória a vegyes keresletű csoport, ide soroltam azokat az ügyfeleket, akik több típusú terméket szoktak rendelni. A négy kategóriába tartozó vevők eloszlása a 15. ábrán látható.



16. ábra: Vevők megoszlása keresleti struktúra szerint

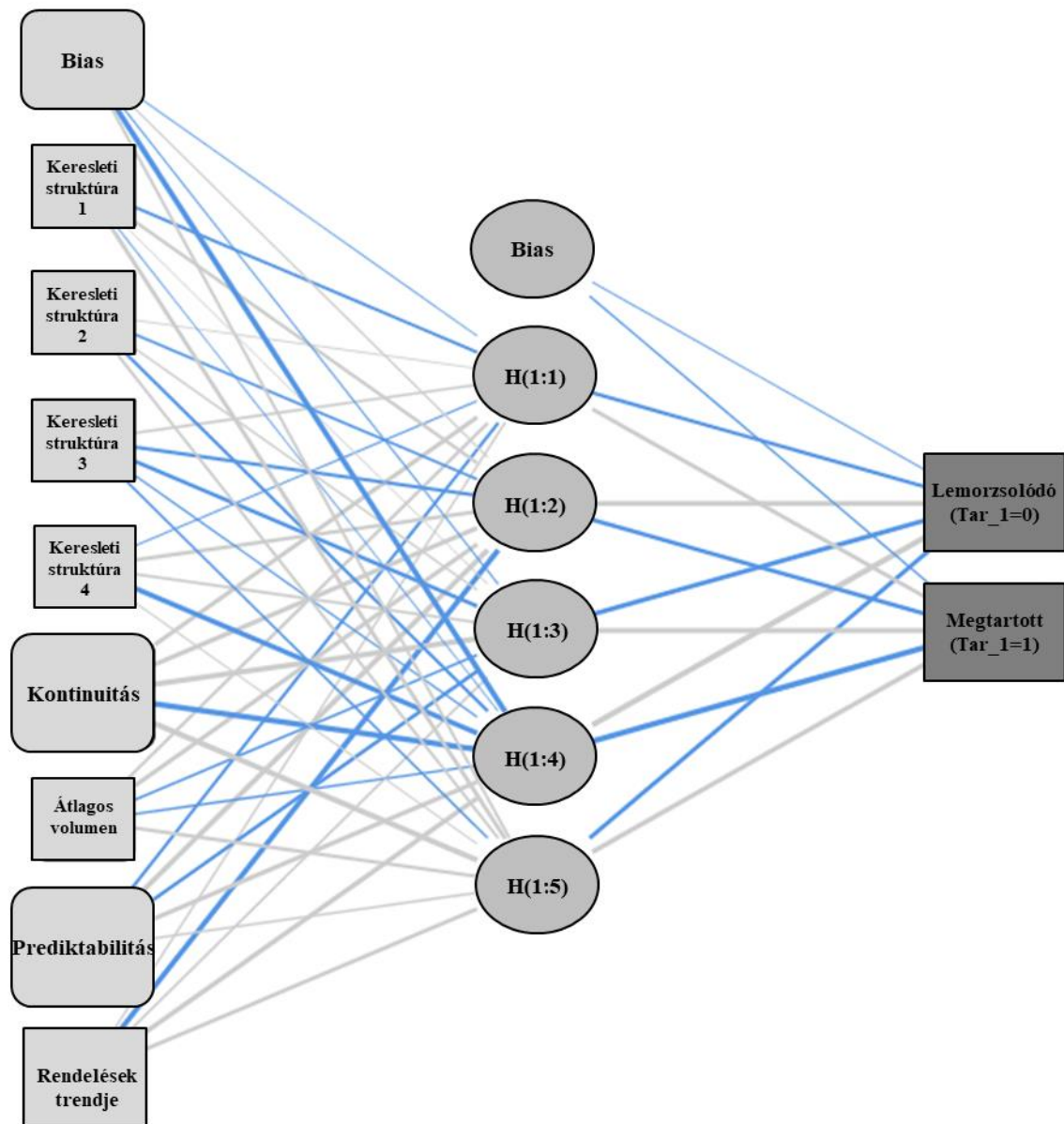
Forrás: saját szerkesztés

6.3. LEMORZSOLÓDÁSOK ELŐREJELZÉSE TÖBBRÉTEGŰ PERCEPTRONNAL

A kutatás tárgyát képező vállalat vevőinek lemorzsolódás-vizsgálatát az SPSS Statistics program Neural Networks moduljának segítségével készítettem el. Az SPSS-ben elérhető két NN-alapú elemzési módszer közül a többrétegű perceptront (multi-layer perceptron, MLP) választottam, hiszen ez illeszkedik a leginkább az elvégzendő feladathoz (bináris kimenetelű osztályozás). A hálózat kialakítása, tanítása során figyelembe vett irányelvek, illetőleg a kapott eredmények és a hálózat teljesítményének, hatékonyságának ismertetését az alábbiakban részletezem.

6.3.1. A felállított neurális hálózat strukturális jellemzése

A lemorzsolódások előrejelzésére szolgáló hálózatot alkotó neuronok rétegződését, illetve az őket összekötő szinapszisok által alkotott rendszert a 16. ábra szemlélteti.



17. ábra: A megalkotott MLP-hálózat topológiája

Forrás: saját szerkesztés

Az MLP input adatait azon származtatott mutatók értékei képezik, ami az egyes vevők rendelési magatartást jellemzik. Az öt változó közül egy (a keresleti struktúra) nominális értékeket tartalmazó faktorként, még a többi (vagyis a rendelési volumen trendje, a rendelések gyakoriságát mutató prediktabilitás és az ezek koherenciájára utaló kontinuitás, valamint a volumenek átlaga) skaláris kovariánsokként szerepelnek a bemeneti adatok között. A kovariánsok újra-skálázásának standardizált módszerét választottam, amely a

$$RC = \frac{(x - \bar{x})}{s}$$

képlet alapján transzformálja az adatokat annak érdekében, hogy a különböző értékű változók súlyozása kiegyenlített legyen. Így a bemeneti réteget (a torzító elem figyelembevétele nélkül) összesen nyolc neuron (négy faktor és négy kovariáns) alkotja. Mivel a bemeneti neuronoknak jelfeldolgozó feladata nincs, ezért a betáplált adatokat (a vevők rendelési magatartásáról árulkodó historikus információkat) csak a szinapszisokhoz rendelt súlyok által módosítva továbbítják a hálózat mélyebb rétegét képező processzáló egységek felé. A súlyok értékei az SPSS által kerülnek meghatározásra.

A felállított hálózat egy rejtett réteggel rendelkezik. A rejtett rétegben elhelyezkedő neuronok számának meghatározása a program által, automatikusan, a legoptimálisabb eredmény biztosításának céljával történt. Az így meghatározott öt neuron a súlyozott input adatokat transzformálja egy előre meghatározott függvény alapján. Mivel a kimeneti változók 0 és 1 nominális értékeként szerepelnek az adatbázisban, a szigmoid függvény alkalmazását láttam indokoltnak, ami szintén a [0;1] intervallumban transzformálja az adatokat (2. ábra). Az így kapott eredményeket a neuron a súlyok által módosítva továbbítja a szinapszisokon keresztül a kimeneti réteg felé. A kimeneti réteg két neuronból áll az eredményváltozó két típusának (a lemorzsolódók és a megtartottak kategóriáinak) megfelelően. Az output réteg neuronjai a szoftmax függvény segítségével alakítják át a kapott adatokat. Ez a függvény a

$$f(x) = \frac{\exp(x)}{\sum_n \exp(x_n)}$$

képlet alapján transzformálja a rejtett rétegekből érkező input adatokat a [0;1] intervallumban.

A bemeneti és rejtett rétegek, illetve a rejtett és kimeneti rétegek közötti szinapszisok kalkulált súlyait a 3. táblázat tartalmazza.

3. táblázat: Az egyes rétegek neuronjait összekötő szinapszisok súlyai

Parameter Estimates								
		Predicted						
		Hidden Layer 1					Output Layer	
Predictor		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(1:5)	[Tar_1=0]	[Tar_1=1]
Input Layer	(Bias)	-0,018	0,099	-0,061	-2,385	0,379		
	[Keresleti struktúra=1]	-0,382	0,622	0,001	-0,006	0,983		
	[Keresleti struktúra=2]	0,028	-0,291	0,111	-0,438	0,361		
	[Keresleti struktúra=3]	0,315	-0,666	-0,929	-0,099	-0,161		
	[Keresleti struktúra=4]	-0,089	0,874	0,322	-1,817	0,084		
	Kontinuitás	1,497	1,588	2,482	-3,090	2,997		
	Átlagos volumen	0,535	1,574	-0,221	-0,134	0,716		
	Prediktabilitás	-0,383	2,054	-0,777	1,587	0,188		
	Rendelések trendje	0,115	-2,135	0,255	1,714	0,946		
Hidden Layer 1	(Bias)						-0,053	-0,105
	H(1:1)						-0,753	1,252
	H(1:2)						1,744	-1,349
	H(1:3)						-1,640	2,086
	H(1:4)						3,630	-3,429
	H(1:5)						-1,454	1,661

Forrás: saját szerkesztés

6.3.2. Az MLP-hálózat tanítása

A túltanulás elkerülése érdekében az adatbázist három, egymástól független értékeket tartalmazó halmazra, a tréning, a teszt és a holdout (vagy validáló) halmazokra osztottam 2:1:1 arányban. Így a mintát alkotó 106 elemből 59 a tréning adatbázisba, míg 28 a teszt- és 19 a validáló halmazba került. A célarányok meghatározása egyfajta iránymutatás a program számára, hiszen az egyes halmazok közötti különbségek értéke hozzávetőlegesen meg kell, hogy egyezzen az előre meghatározott aránnyal, ugyanakkor a csoportosítás számszaki pontossága nem elvárás. Ez a relatív rugalmasság lehetővé teszi azt, hogy az elemzéshez használt program a minta vizsgálata után automatikusan határozzon meg egy olyan felosztást, amely a leoptimálisabb modell felállításának lehetőségét biztosítja. A súlyok tanulása (vagyis annak kialakítása, hogy az egyes paraméterek milyen irányban és mértékben változzanak) a tréning adatbázisban szereplő minta segítségével történik. A tréning halmaz tanítása közben folyamatos, párhuzamos kiértékelést végzünk a teszt adatbázis elemein. Ha a tanítás-ellenőrzés folyamatai megfelelő eredményekhez vezetnek, akkor a hálózat teljesítésének és a végső eredmények megfelelőségének értékelését a

holdout adatbázis segítségével végezzük el. Mivel ez a halmaz olyan adatokat tartalmaz, amelyeket a korábbi fázisok során egyáltalán nem használt fel az algoritmus, kiválóan alkalmas arra, hogy a hálózat tényleges teljesítményéről egy valós képet mutasson.

A hálózat tanítását az úgynevezett mini-batch eljárás segítségével végeztem el. A módszer lényege, hogy a tanuló adatbázis rekordjait egyenlő csoportokba rendezi, a szinapszisok súlyait pedig az egyes csoportok vizsgálata után frissíti, vagyis a tanulási folyamat során az információk a csoportosított adatok elemzéséből származnak. A mini-batch eljárás egyfajta aranyközépútnak tekinthető az SPSS-ben elérhető Batch és Online tanulási módszerekhez viszonyítva, alkalmazása a „közepes méretű” minták esetén javallott. A súlyok meghatározására a gradiens optimalizációs algoritmust alkalmaztam.

6.3.3. A kapott eredmények bemutatása

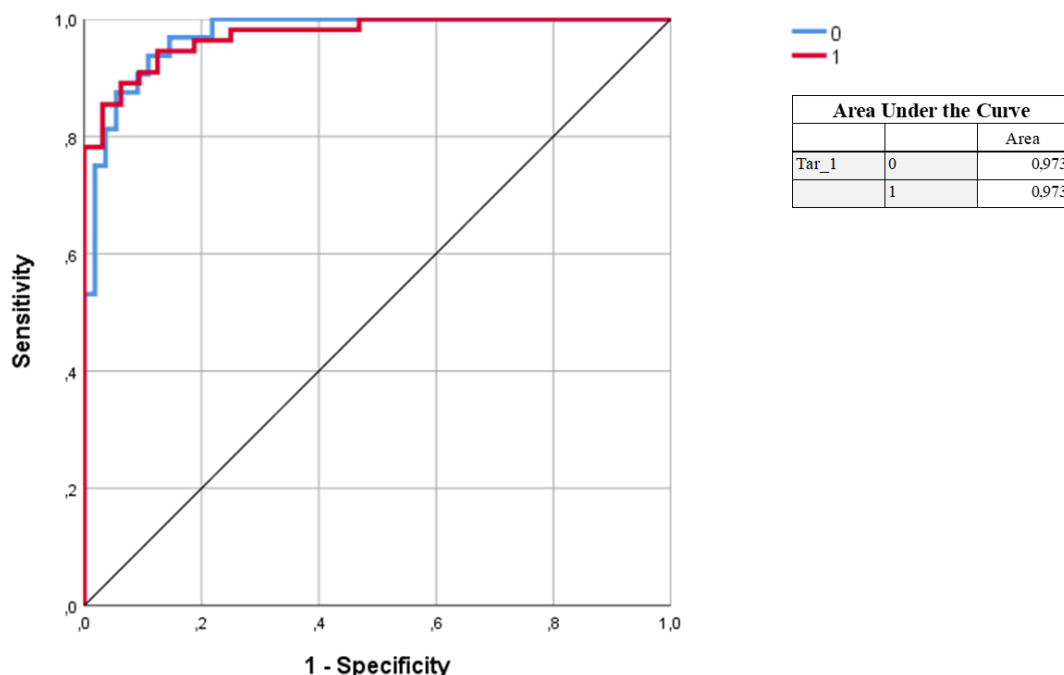
Az eredmények azt mutatják, hogy a rendelési mintázatokra alapozott lemorzsolódás-vizsgálatok nagy hatékonysággal alkalmazhatók a marketingmenedzsment ezen területén: a hibás előrejelzések aránya a tréning- és a teszt adatbázisban is 10-10%, míg a validáló halmazban 21%. Ezek az értékek a neurális hálózat optimális predikciós képességét bizonyítják a kutatás által vizsgált területen. Az alábbi táblázatból az is egyértelműen kitűnik, hogy a valós pozitív és a valós negatív csoportosítások sokkal gyakoribbak, mint a „hibás” kategóriákba való sorolások. A valós pozitív kategória jelen esetben a teszt által helyesen lemorzsolódottaknak minősítettek számát, a valós negatív pedig a helyesen megtartottakét jelöli.

4. táblázat: Az eljárás által elvégzett klasszifikáció igazságmátrixa

Classification				
	Sample	Predicted		
		0	1	Percent
Training	0	20	2	90,9%
	1	4	33	89,2%
	Overall	40,7%	59,3%	89,8%
	Percent			
Testing	0	8	2	80,0%
	1	1	17	94,4%
	Overall	32,1%	67,9%	89,3%
	Percent			
Holdout	0	5	1	83,3%
	1	3	10	76,9%
	Overall	42,1%	57,9%	78,9%
	Percent			
Dependent Variable: Tar_1				

Forrás: saját szerkesztés

Az előrejelzések hatékonyságának jellemzésére, értékelésére többféle módszer is használható. A vizsgálat során alkalmazott eljárás megfelelőségének, illetve eredményeinek szemléltetése a ROC görbe segítségével lehetséges (17. ábra). A görbe az előző fejezetben részletezett szenzitivitás és specifitás közötti fordított irányú kapcsolatot ábrázolja egy egységnyezetben. A ROC görbe az MLP-alapú lemorzsolódás vizsgálat minden döntési szintjének eredményei közötti átfedést szemlélteti a lemorzsolódók és megtartottak csoportjait tekintve, mondhatni grafikus módon becslést ad az eljárás hatékonyságáról. A görbék minden pontja egy szenzitivitás-specifititás pontpárt jelenít meg. Az ábrán jól látszik az is, hogy a lemorzsolódók megállapítása során a szenzitivitásban, míg a megtartottak esetén a specifitás tekintetében teljesít jobban a hálózat, de összességében mindkét változónál meglehetősen akkurátus az előrejezés. Ezt bizonyítják a klasszifikáció hatékonyságát kifejező ROC görbe alatti terület mérőszámai is. Ennek értéke akkor maximális (vagyis 1), ha az alkalmazott módszer a lemorzsolódott és a megtartott vevők csoportjait „teljesen jól” meg tudja különböztetni. Ebben az esetben mindkét változó görbe alatti értéke 0,973, ami a modell kiemelten hatékony működését támasztja alá.



18. ábra: A lemorzsolódások ROC-görbéje és görbe alatti területe

Forrás: saját szerkesztés

Mindezeken felül az elvégzett vizsgálat segítségével azonosítani tudtam az egyes bemeneti változók (a vevők rendelési mintázatának jellemzésére szolgáló faktorok) fontosságát is a lemorzsolódások esetében (5. táblázat). Ebből egyértelműen kiderül, hogy a rendelések

folytonosságából következtethetünk a legnagyobb bizonyossággal a lemorzsolódás bekövetkeztére, de a prediktabilitás (vagyis a rendelési volumenek kiszámíthatósága) is egy szignifikáns hatású tényezőnek tekinthető. A rendelési volumenek trendje az előzőkéhez mérten egy szerényebb módon, de még mindig számottevő mértékben jelzi a vevők megtartásának valószínűségét. Az eredmények a rendelt termékek típusa, valamint az átlagos értékesítési volumen és a lemorzsolódás bekövetkezte között egy gyengébb kapcsolatot mutatnak. Ez arra enged következtetni, hogy a vevők mérete (tehát az, hogy mekkora a hozzá köthető rendelések volumene) nem tekinthető lemorzsolódásra hajlamosító tényezőnek, nem indukálja egyértelműen sem a vevők elvesztését, sem azok megtartását.

5. táblázat: A hálózat független változóinak fontossága

	Fontosság	Normalizált fontosság
Keresleti struktúra	,064	17,0%
Kontinuitás	,377	100,0%
Átlagos volumen	,048	12,7%
Prediktabilitás	,358	94,8%
Rendelések trendje	,152	40,4%

Forrás: saját szerkesztés

A vizsgálat eredményeit szemléltető egyéb ábrák és információk a mellékletben található.

7. NEURÁLIS HÁLÓZAT-ALAPÚ VIZSGÁLATOK A GYAKORLATBAN – MINTA PROTOKOLL

Jelen TDK dolgozat célrendszerének egyik alappillére a neurális-hálózat alapú marketing elemzési- és tervezési folyamatok eredményességének vizsgálata, értékelése. A korábbiakban ismertetett kutatás egyértelműen alátámasztja az ilyen jellegű monitoring feladatok elvégzésének szükségszerűségét, kiváltképp a vállalati lemorzsolódás-vizsgálatok területén. Ugyanakkor jogosan merülhetnek fel kérdések, bizonytalanságok a módszertan gyakorlati alkalmazhatóságára vonatkozóan, kiváltképp a neurális hálózatok összetettségére, valamint a kapott eredmények komplexitására tekintettel. Meglátásom szerint egy jól strukturált eljárásrenddel, protokollal mindezen akadályok egyszersmind felszámolhatóak. Ennek megfelelően törekedtem egy olyan minta „utasítás-sorozat” felállítására, amely mankóként szolgálhat az elemzést végző vállalati szakemberek számára, lépésről lépésre végigvezetve őket a folyamat minden sarkalatos pontján. A következőkben ismertetésre kerülő eljárásrend kizárólagosan egy általam megalkotott „dokumentum-példa”, jelen dolgozat egyik, gyakorlatorientált nívója.

7.1. AZ ELJÁRÁSREND CÉLJA

Az Eljárásrend elsődleges célja, hogy szabályozza a *Vállalat* marketing-tervezési gyakorlatának részét képező NN-alapú lemorzsolódás-vizsgálatok elvégzésének résszabályait, a tevékenység keretén belül ellátandó feladatok körét.

7.2. AZ ELJÁRÁSREND HATÁLYA

Az Eljárásrend érvényes a *Vállalat* minden olyan partnerére, aki a vizsgált időszakot (p) megelőző három év (t1, t2, t3) első évében aktív vevőnek számított, vagyis a tény adatokat tartalmazó időszak elején (legalább az első hat hónapban) valamilyen tranzakciót bonyolított le a szervezettel.

7.3. ÁLTALÁNOS RENDELKEZÉSEK

A neurális hálózat alapú lemorzsolódás-vizsgálat elvégzése évente legalább egy alkalommal, a tárgy évet követő év értékesítési terveinek felállítását megelőzően esedékes. Az elemzés alapjául szolgáló adatok (értékesítési volumenek) lehívása a *Vállalat* integrált vállalatirányítási rendszeréből (pl. SAP) történik. Az elemzéshez kizárólag teljes, lezárt időszaki adatok alkalmazhatók. Amennyiben szükséges, a lekért adatokat meg kell tisztítani. Törlendőek azok a rekordok, amelyek az üzletiági profilhoz közvetlenül nem

kapcsolódó, eseti jellegű tranzakciókra utalnak, valamint az előrejelzendő (p) évet megelőző három év első hat hónapjában „nullás” értékesítési volumennel szerepelnek. Az elemzés az IBM-SPSS program segítségével történik. Az elemzéshez Többrétegű Peceptron (MLP) típusú neurális hálózat használandó.

Az elemzés alapjául szolgáló adatbázis két fő egységre osztható, melyek a (1) Törzs-adatbázis és az (2) Aktív-adatbázis. A Törzs-adatbázis alapján történik a neurális hálózat tanítása, eredményességének ellenőrzése, míg az Aktív-adatbázis a vizsgálat fókuszában álló időszakok tényadatait tartalmazza. A jelen Eljárásrendben taglalt rendelkezések feltételezik a Törzsadatbázis rendelkezésre állását, így annak összeállítási szabályainak ismertetésére nem kerül sor. Mind a Törzs-, valamint az Aktív-adatbázisok az alábbi közös változókkal rendelkeznek:

- értékesítési volumenek, havi bontásban ($X_{t1,1}, \dots, X_{t3,12}$; alapadat)
- kontinuitás (K_n , n = vevő azonosító)
- prediktabilitás (P_n , n = vevő azonosító)
- rendelések trendje (T_n , n = vevő azonosító)
- volumenek átlaga (A_n , n = vevő azonosító)
- kereslet struktúrája (KS_n , n = vevő azonosító)

A Törzs-adatbázis ezenfelül még a Tar_1 elnevezésű célváltozóval, az Aktív-adatbázis pedig a Pred_1 jelölésű, a lemorzsolódás-előrejelzésének feltüntetésére szolgáló adatsorral is rendelkezik.

	$X_{t1,1}, \dots, X_{t3,1}$	K_n	P_n	T_n	A_n	KS_n	Tar_1	$Pred_1$
n_1								
.								
.		TÖRZS-ADATBÁZIS						
.								
.								
n_x								
n_1								
.								
.		AKTÍV-ADATBÁZIS						
.								
.								
.								
n_x								

19. ábra: Az elemzés alapjául szolgáló adatbázis sematikus ábrája

Forrás: saját szerkesztés

A lemorzsolódás tényének megállapítására, valamint előrejelzésére az alábbi jelölések alkalmazandók:

- 0: (várhatóan) lemorzsolódó
- 1: (várhatóan) nem lemorzsolódó

A Törzs- és az Aktív-adatbázisban szereplő rekordok között előfordulhat időbeni eltérés, csúszás, viszont kizárólag három összefüggő időszak adatait lehet az elemzés során alkalmazni. Az Aktív-adatbázisban kizárólag az előrejelzendő időszakot (p) megelőző három év értékesítési volumenei szerepelhetnek. Ezen kitétel a Törzs-adatbázis elemeire nem vonatkozik.

7.4. FOLYAMAT BEMUTATÁSA

A lemorzsolódás-vizsgálat alapvetően négy kardinális, egymásra épülő fázisra osztható fel, melyek az (I) előkészítés, az (II) elemzés, az (III) értékelés és az (IV) ellenőrzés. Ezen fázisok alapvető lépéseit az alábbi szabálysorozat szerint szükséges elvégezni:

I. Előkészítés

A neurális hálózat-alapú lemorzsolódás-vizsgálat első lépése, hogy lekérdezzük az előrejelzendő időszakot megelőző három év értékesítési adatait, havi bontásban. Az így kapott adatokat szükség szerint az *Általános rendelkezésekben* foglaltaknak megfelelően meg kell tisztítani. Ezt követően létre kell hoznunk a hálózat bemeneti inputjait képező rekordokat, származtatott mutatókat a következők szerint:

- kontinuitás (K_n , n = vevő azonosító): gyakorlatilag olyan arányszám, ami a rendelések folytonosságáról árulkodik. Kiszámítása a $K_n = 1 - \frac{z}{36}$ egyenlet alapján történik, ahol z azon hónapok számát jelöli, amelyekben n vevő felé nem történt értékesítés.
- prediktabilitás (P_n , n = vevő azonosító): n vevő rendelési volumeneinek szórása.
- rendelések trendje (T_n , n = vevő azonosító): n vevő rendelési mennyiségein át húzható lineáris regressziós egyenes meredekségének pontos értéke.
- volumenek átlaga (A_n , n = vevő azonosító): n vevő átlagos rendelési volumenét jelöli.
- kereslet struktúrája (KS_n , n = vevő azonosító): a vevők által rendelt termékek típusát jelöli 1-4-ig (a csoportosítás egyedi elbírálás alapján történik).

A vizsgálat alapjául szolgáló Aktív-adatbázis véglegesítését követően egyesíteni kell az adatokat a Törzs-adatbázissal úgy, hogy a Törzs-adatsor alá bemásoljuk az Aktív-adatbázis rekordjait. Az Aktív-adatbázis részben a Tar_1, a Törzs-adatbázis részben pedig a Pred_1 oszlopot üresen kell hagyni.

II. Elemzés

A véglegesített adathalmaz elemzését IBM SPSS program Neural Networks moduljában kell elvégezni, MLP-hálózat segítségével. A hálózat input adatait a származtatott mutatók képezik, melyből a KS_n rekordokat faktorként, a K_n , T_n , P_n és az A_n értékeket pedig kovariánsokként kell kezelni. A kovariánsok újra-skálázásának standardizált módszerét kell választani. Eredményváltozónak a Tar_1 adatsort kell megadni. A bemeneti rétegek felé vezető szinapszisok súlyai az SPSS által kerülnek meghatározásra. A felállított hálózatnak egy rejtett réteggel kell rendelkeznie. A rejtett rétegben található neuronok számának meghatározása automatikusan, a program által történik. Az output rétegben lezajló függvény-alapú transzformációt softmax függvény segítségével kell elvégezni.

A hálózat tanításához az adatbázist 2:1:1 arányban tréning, teszt és validáló halmazokra kell bontani. A hálózat tanítását a mini-batch algoritmus segítségével szükséges elvégezni, míg a súlyok meghatározására a gradiens optimalizációs algoritmus alkalmazandó.

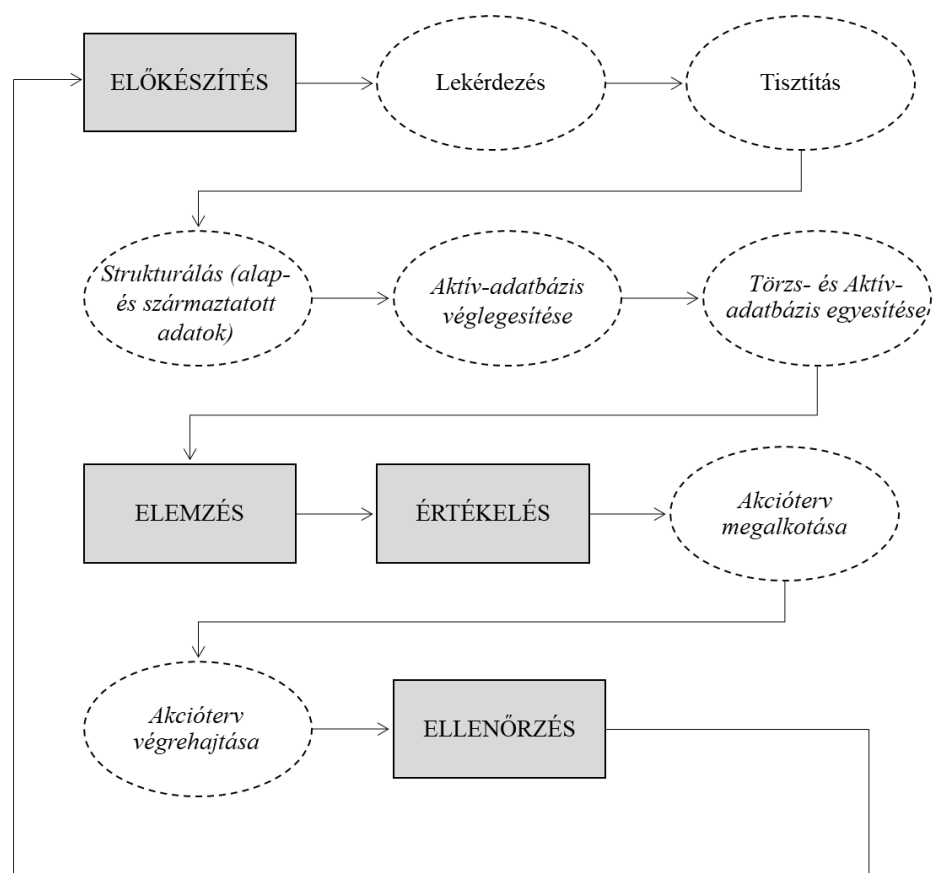
Az elemzés outputjaként mindenképpen kimutatandó elemek a következők: *Description*, *Model Summary*, *Classification results*, *Case processing summary* és az *Independent variable importance analysis*. Ezen felül még a Save fülön mindenképpen be kell pipálnunk a *Save predicted value or category for each dependent variable* lehetőséget is. Az elemzés lefuttatása után a program automatikusan létrehozza a Pred_1 oszlopot, ahol a lemorzsolódás valószínűségét jelző 1 és 0 értékek jelennek meg.

III. Értékelés

A következő lépés, hogy a Pred_1 oszlopban található predikciós eredményeket kiértékeljük, azonosítjuk azon vevők körét, ahol a valószínűsíthető lemorzsolódás miatt valamiféle intervencióra van szükség. Ezt követően egy ún. „korrekciós akcióterv” megfogalmazása, majd implementálása szükséges.

IV. Ellenőrzés

Az előrejelzett (p) időszak végén érdemes kontrolling tevékenységet végeznünk a lemorzsolódás-vizsgálat eredményei és a ténylegesen bekövetkezett scenáriók között, természetesen figyelembe véve az év során megvalósított, a vevők-megtartására irányuló stratégiát is. Ezen felül szükség van a Törzs-adatbázis eredményességének ellenőrzésére is. A vizsgált időszak végén le kell futtatni az elemzést az Aktív-adatbázis tényadataira vonatkozóan is. Ha az újonnan generált hálózat eredményei (vagyis a tréning-, teszt- és validáló adatbázisok hibaszázalékai) jelentős mértékben eltérnek a Törzs-adatbázisétól, akkor az Aktív-adatbázis „törzsesíteni” kell, a következő időszakban elvégzett elemzések alapjaként ezt szükséges alkalmazni.



20. ábra: A NN-alapú lemorzsolódás-vizsgálatok folyamatábrája

Forrás: saját szerkesztés

8. ÖSSZEFOGLALÁS

A neurális hálózatok megjelenése McCulloch–Pitts kutatópáros nevéhez köthető, akik 1943-ban alkották meg a neurális hálózatok elméletét, felismerve, hogy az emberekben lezajló különböző agyi folyamatok, neurális mechanizmusok manuális leképezése matematikai, algoritmikus módszerek segítségével megvalósítható. Az évtizedek során lezajló technológiai fejlődés magával vonta a hálózat operáláshoz szükségelt idő jelentős mértékű lecsökkentését, ez pedig lehetővé tette a neurális hálózatok egyre szélesebb körben történő alkalmazását. A mesterséges neurális hálózatok ereje a hagyományos statisztikai módszerekkel szemben abban rejlik, hogy nagy mennyiségű, komplex, jellemzően nem lineáris mintahalmazokkal kapcsolatos feladatok megoldására is képes. A neurális hálózatok alkalmazására a közgazdaságtudományi kutatások, ezen belül is a marketingtudományok területén szintén egyre nagyobb spektrumba kerül sor.

TDK dolgozatom első fele elsődlegesen a neurális hálózatok módszertanának konceptualizálására irányul, törekedve a hazai és nemzetközi szakirodalmak átfogó bemutatására, a neurális hálózatok, illetőleg a hozzájuk kapcsolódó fogalmak esszenciájának megfogalmazására. Mivel a kutatásom alapvetően két, egymástól távol eső diszciplína (a neurális hálózatok, mint matematikai-statisztikai modellek, illetve a marketingtudomány) határainak összemosására, közös pontjainak azonosítására tesz kísérletet, a definiálási lehetőségek, az egyes folyamatok, illetőleg a különböző modellek ismertetésénél szem előtt tartottam a közérthetőség, illetve a tudományos korrektség összhangjának megteremtését.

A különböző típusú neurális hálózatok strukturált bemutatása érdekében javasoltam egy lehetséges kategorizálási rendszert, amelyhez a hálózatok tanulásának módját, statikus, vagy dinamikus jellegét, illetve szerkezeti típusának sajátosságát vettem figyelembe. A különböző típusú hálózatok bemutatásánál azokra fókuszáltam, amelyeket Chattapadhyay et al. (2012) metaelemzése alapján a marketing-orientációjú kutatások során leggyakrabban alkalmazott modelleknek tekinthetők. A Kohonen-féle önszervező hálózatok, a perceptron, az MLP, illetve a tartó vektor gépek ismertetésénél azok működésének mechanizmusára, illetve alkalmazási lehetőségeire koncentráltam. A perceptron működésének szemléltetését egy általam megalkotott elméleti példán (autóvásárlási döntéshozatal) keresztül valósítottam meg.

Ezután a neurális hálózatok marketingalkalmazásával kapcsolatos szakirodalmak alapján két fő irányt azonosítottam a marketingadaptációt illetően. A neurális hálózatok

marketingtudományi alkalmazásának indokoltóságát leginkább a döntéshozatalhoz szükséges információ mennyiségének jelentős növekedése támasztja alá. Kijelenthetjük, hogy a neurális hálózatok kitűnően alkalmazhatók osztályozással kapcsolatos marketing problémák, valamint előrejelzési feladatok esetén.

Jelen TDK dolgozat második felében ismertettem a lemorzsolódás-vizsgálatok elméleti hátterét, majd kísérletet tettem egy valós, B2B piacon működő vállalat lemorzsolódó vevőinek MLP-hálózat segítségével történő előrejelzésére. A vizsgálat bemeneti változóit az egyes vevők rendelési mintázataival kapcsolatos tényezők alkották, úgy, mint a kontinuitás, prediktabilitás, a rendelések volumenének trendje, a keresleti struktúra és az átlagos volumen. A tanulmány eredményei meglehetősen ígéretesnek tekinthetők. Egyrészt alátámasztják azt a feltételezést, miszerint a lemorzsolódások bekövetkezésének valószínűségére kizárólagosan értékesítési adatok (azon belül is a rendelési magatartás vizsgálata) alapján is nagy bizonyossággal következtethetünk – a felállított hálózat hibaszázaléka mindösszesen 10%. Másrészt az MLP segítségével azonosításra kerültek az egyes változók egymáshoz viszonyított relevanciája is a vevők elvesztésének előrejelzésében. Ezzel kapcsolatosan kijelenthető, hogy a rendelések folytonosságának és azok kiszámíthatóságának előrejelző ereje a legszignifikánsabb a lemorzsolódások vizsgálatánál.

Annak érdekében, hogy kutatásom gyakorlati adaptálhatóságát alátámasszam, összeállítottam egy minta-eljárásrendet a neurális hálózat-alapú lemorzsolódás-vizsgálatok végzésére.

Meglátásom szerint kutatás eredményei potenciálisan hozzájárulhatnak a neurális hálózatok marketing-alkalmazásának verifikálásához, illetve konkrét javaslatrendszer, iránymutatást jelenthetnek a marketingmenedzserek, döntéshozók számára a stratégia alkotás folyamatát illetően. A vizsgálat alátámasztja a vevő lemorzsolódás MLP-hálózat általi elemzését és a módszertan beépíthetőségét a vállalati gyakorlatba.

A kutatás folytatásának két lehetséges irányát látom. Egyrészt érdemesnek tartom annak vizsgálatát, hogy bővíthető-e a tanuló adatbázis azáltal, hogy nem korlátozzuk le a vizsgálatot azon vevők körére, akik a vizsgált időszak teljes egésze alatt a vállalat partnerei voltak, hanem azokat is beemljük a tanulásba, akik a meghatározott periódusnál kevesebb ideje a szervezet vevői. Ez gyakorlatilag annak vizsgálatát jelenti, hogy kötelező-e az adatbázis rekordjai közötti függetlenség vagy az esetleges átfedések nem jelentenek problémát. Másodszor pedig a lemorzsolódások vizsgálatát egy rövidebb (akár 1 éves)

időintervallumra alapozva is célszerűnek tartanám elvégezni, hiszen a gyorsan változó piaci környezetben a több évet magukba foglaló elemzések nem biztos, hogy releváns tendenciákra, mintázatokra vezetnek.

9. IRODALOMJEGYZÉK

- Abbas, O. (2015): Neural Networks in Business Forecasting. International Journal of Computer (IJC).
- Ackley, D. H., Hinton, G. E., Sejnowski, T. J. (1985): A learning algorithm for Boltzmann machines. Cognitive Science, Volume 9, pp. 147–169.
- Adebisi S., Oyatoye, E., Amole, B. (2016). Relevant Drivers for Customers` Churn and Retention Decision in the Nigerian Mobile Telecommunication Industry. Journal of Competitiveness. Vol. 6. pp. 52-67.
- Akhila, K. H., Swathy, N., Manjula, N. (2022): Churn predictions in marketing
- Ascarza, E. (2018). Retention futility: Targeting high-risk customers might be ineffective. Journal of Marketing Research.
- Álmos, A., Győri, S., Horváth, G., Várkonyiné Kóczy, A. (2002): Genetikus algoritmusok. Typotex Kiadó, Budapest
- Altrichter et al. (2006): Neurális hálózatok, Panem Könyvkiadó Kft., Budapest
- Anderson, J. A., Silverstein, J. W., Ritz, S. A., Jones, R. S. (1977): Distinctive features, categorical perception, probability learning: Some applications of a neural model. Psychological Review, Volume 84, pp. 413–451.
- Ascarza, E., Hardie, B. G. S. (2013). A joint model of usage and churn in contractual settings. Marketing Science, 32, pp. 570–590.
- Axelsson, R., Notstam, A. (2017): Identify Churn, Master of Science Thesis INDEK 2017:128, KTH Industrial Engineering and Management, Industrial Management, SE-100 44 Stockholm
- Bashiri Behmiri, N., Manso, J. (2013): Crude Oil Price Forecasting Techniques: A Comprehensive Review of Literature. SSRN Electronic Journal
- Bauckhage, C., Cremers, O. (2019): Lecture Notes on Machine Learning: Linear Separability.
- Benedek, G., Horváth, Cs. (2005): ZENEI HANGOK PÓTLÁSA NEURÁLIS HÁLÓK SEGÍTSÉGÉVEL. Statisztikai Szemle, 83. évfolyam, 2005. 10–11. szám
- Bhattacharyya, S. (2012): Neural Networks: Evolution, Topologies, Learning Algorithms and Applications. Cross-Disciplinary Applications of Artificial Intelligence and Pattern Recognition: Advancing Technologies, IGI Global
- Bounds, D., Ross, D. (1997): Forecasting customer response with neural networks. In Handbook of Neural Computation, author: Beale, E., Fiesler, R. G6.2, 1-7. London: Taylor & Francis
- Caigny, A. D., Coussement, K., Verbeke, W., Idbenjra, K., Phan, M., (2021): Uplift modeling and its implications for B2B customer churn prediction: a segmentation-based modeling approach, Industrial Marketing Management, 99, pp. 28-39
- Celik, O., Osmanoglu, U. O. (2019): Comparing to Techniques Used in Customer Churn Analysis, Journal of Multidisciplinary Developments. Vol. 4, Issue 1, pp. 30-38
- Chattopadhyay, M., Dan, P., Majumdar, S., Chakraborty, P. (2012): Application of artificial neural network in market segmentation: A review on recent trends. Management

- Science Letters.
- Çoban, E. (2016): Neural Networks and Their Applications.
- Cook, V. J., Mindak, W. A. (1984): A search for the constants: The ‘heavy user’ revisited! Journal of Consumer Marketing, Volume 1, pp. 79–81.
- Cortes, C., Vapnik, V. (1995): Support-vector networks. Mach Learn, Volume 20, pp. 273–297
- Cristianini, N., Schölkopf, B. (2002): Support Vector Machines and Kernel Methods, The New Generation of Learning Machines. AI Magazine, Volume 23 Number 3 (2002)
- Crittenden, V. L., Gardiner, L. R., Stam, A. (1993): Reducing conflict between marketing and manufacturing. Industrial Marketing Management, Volume 22, Issue 4, pp. 299-309.
- Curry, B., Moutinho, L. (1993): Neural Networks in Marketing: Modelling Consumer Responses to Advertising Stimuli. European Journal of Marketing
- Datta, P., Masand, B., Mani, P.R., Li. B. (2000): Automated cellular modelling and prediction on a large scale. Artificial Intelligence Review, Vol. 14, Issue 6, pp. 485–502
- Du, K. L., Swamy, M.N.s. (2013): Neural Networks and Statistical Learning, Radial Basis Function Networks; Enjoyor Labs, Enjoyor Inc., ChinaConcordia University, Canada
- Dutta, S., Shekhar S., Wong, W. Y. (1994): Decision support in non-conservative domains: Generalisation with neural networks. Decision Support Systems, Volume 11, No. 5, pp. 527-544.
- Fazekas, I. (2013): Neurális hálózatok. Debreceni Egyetem, Informatikai Kar (Debrecen)
- Figalist, I., Elsner, C., Bosch, J., Olsson, H. H. (2020): Customer Churn Prediction in B2B Contexts
- García, D. L., Nebot, Á., Vellido, A. (2017): Intelligent Data Analysis Approaches to Churn as a Business Problem: a Survey, Knowledge and Information Systems. 51. pp. 1-56.
- Gómez-Pérez, G., Martín-Guerrero, J., Olivas, E., Balaguer-Ballester, E., Palomares, A., Casariego Sarasquete, N. (2009): Assigning discounts in a marketing campaign by using reinforcement learning and neural networks. Expert Systems with Applications, Volume 36.
- Gurney, K. (1996): Neural nets. Department of Human Sciences, Brunel University, Uxbridge
- Haykin, S. S. (2009): Neural networks and learning machines. Volume 3. Pearson Upper Saddle River, NJ, USA
- Hopfield, J. J. (1982): Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. (National Academy of Sciences: Washington, DC, USA.). Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, Volume 79(8), pp. 2554–2558.
- Horváth G. (ed.) (1998): Neurális hálózatok és műszaki alkalmazásai, Műegyetemi Kiadó, Budapest.
- Jain, D., Singh, S.S. (2002): Customer lifetime value research in marketing: A review and

- future directions, *J. Interact. Mark.*, vol. 16, no. 2, pp. 34–46.
- Johny, C. P., Mathai, P.P. (2017): Customer Churn Prediction:A Survey, *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, Vol. 8, Issue 5, pp. 2178-2181
- Kaefer, F., Heilman, C. M., Ramenofsky, S. D. (2005): A neural network application to consumer classification to improve the timing of direct marketing activities. *Computers & Operations Research*, Volume 32, Issue 10, pp. 2595-2615.
- Karmarkar, U.S. (1996): Integrative research in marketing and operations management. *J. Market. Res.*, pp. 125-133
- Kecman, V. (2005): Support Vector Machines – An Introduction. In: Wang L. (eds) *Support Vector Machines: Theory and Applications*. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, volume 177. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Khan, M. R., Manoj, J., Singh, A., Blumenstock, J. (2015): Behavioral Modeling for Churn Prediction: Early Indicators and Accurate Predictors of Custom Defection and Loyalty.
- Kisioglu P, Topcu Y. L. (2010): Applying Bayesian belief network approach to customer churn analysis: a case study on the telecom industry of Turkey. *Expert Systems with Applications* Vol. 38, Issue 6, pp.7151–7157
- Klepac, G., Mrsic, L. and Kopal, R. (2015). *Developing churn models using data mining techniques and social network analysis*. 1st ed. Hershey, PA: Information Science Reference.
- Kohonen, T. (1982): Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, Volume 43, pp. 59–69.
- Kotler, P., Keller, K. L. (2009). *Manajemen pemasaran*
- Kőrösi, G., Lovrics, L., Mátyás, L. (1995): Aggregation and the long run properties of economic time series. *Mathematics and Computers in Simulation*. 39. évf. 279–286. old.
- Kristóf, T. (2005): A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata, *Statisztikai Szemle*, 83. évfolyam, 2005. 9. szám.
- Kröse, B., Smagt, P. (1996): *An introduction to Neural Networks*, The University of Amsterdam, Amsterdam
- Kumar, S. (2004). *Neural networks: A classroom approach*. New Delhi, India: Tata McGraw-Hill
- Leijnen, S., Veen, F. (2020): *The Neural Network Zoo*. *Proceedings*.
- Li, Y., Yi, J., Chen, H., Peng, D. (2021): Theory and applicaion of artificial intelligence in financial industry. *Data Science in Finance an Economics*, Volume 1, Issue 2, pp. 96–116
- Li, Y., Hou, B., Wu, Y., Zhao, D., Xie, A., Zou, P. (2021): Giant fight: Customer Churn prediction in traditional broadcast industry, *Jpurnal of Business Research*, pp. 630-639
- Lin, B., Bruwer, J. (1995): Neural network applications in marketing. *Journal of Computer Information Systems*, Volume 36, pp. 15-20.
- Little, D. C. J. (1979): Decision support systems for marketing managers. *Journal of Marketing*, Volume 43, No. 3, pp. 9-26.

- Macinnis, D., Moorman, C., Jaworski, B. (1991): Enhancing and Measuring Consumers' Motivation, Opportunity, and Ability to Process Brand Information from Ads. *Journal of Marketing*, Volume 55, pp. 32-53. 10.1177/002224299105500403.
- Marini, F. (2009): Artificial neural networks in foodstuff analyses: Trends and perspectives. A review. *Analytica Chimica Acta*
- Marques, A., Lacerda, D. P., Camargo, L. F. R., Teixeira, R. (2014): Exploring the relationship between marketing and operations: Neural network analysis of marketing decision impacts on delivery performance. *Int. J. Production Economics*, Volume 153, 178–190"
- Martínez-L'opez, F. J., Casillas, J. (2013). Artificial intelligence-based systems applied in industrial marketing: An historical overview, current and future insights. *Industrial Marketing Management*, vol. 42, issue 4, pp. 489–495.
- Melssen, W., Wehrens, R., Buydens L. (2006): Supervised Kohonen networks for classification problems. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Volume 83 (2006), pp. 99–113
- Mirmirani, S., Li, H.C. (2004): A comparison of VAR and neural networks with genetic algorithm in forecasting price of oil. *Advances in Econometrics*, Volume 19, pp. 203–223.
- Mitchell, T. M. (1997): *Machine Learning*, McGraw-Hill Science/Engineering/Math
- Neslin, S.A., Gupta, S., Kamakura, W., Lu, J., Mason, C.H. (2006): "Defection Detection: Measuring and Understanding the Predictive Accuracy of Customer Churn Models," *J. Mark. Res.*, vol. 43, no. 2, pp. 204–211
- Neslin SA, Gupta S (2006) Defection detection: Improving predictive accuracy of customer churn models. *Journal of Marketing Research*, Vol. 43, Issue 2, pp. 204–211
- Nyitrai, Á., Gere, A., Sipos, L. (2018): Mesterséges neurális hálózatok élelmiszertudományi alkalmazásai és nemzetközi trendjei. *Élelmiszervizsgálati közlemények – 2018. LXIV. évf. 3. szám*
- Orr, M. J. L. (1996): *Introduction to Radial Basis Function Networks*, Centre for Cognitive Science University of Edinburgh 2, Buccleuch Place Edinburgh EH LW
- Pal S. K., Ghosh, A. (2004): Soft computing data mining. *Information Sciences* 163, (1-3), pp. 5–12
- Piedra, N., Chicaiza, J., López, J., García, J. (2008): STUDY OF THE APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN INTERNET TRAFFIC ENGINEERING, Sixth International Conference on Information Research and Applications – i.Tech 2008, Varna, Bulgaria, June-July 2008
- R. Rojas (1996): *Neural Networks*, Springer-Verlag, Berlin
- Rauyruen, P., Miller, K. E. (2007). Relationship quality as a predictor of B2B customer loyalty. *Journal of Business Research*.
- Reichheld, F. F. (2001): *The loyalty effect: The hidden force behind growth, profits, and lasting value*. Boston, MA, USA: Harvard Business School Press.
- Reutterer, T., Natter, M. (2000): Segmentation based competitive analysis with MULTICLUS and topology representing; networks. *Computers and Operations Research*, Volume 27

- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J. (1986): Learning internal representation by error propagation. in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Micro-structure of Cognition*, The MIT press, Volume 1, pp. 318-362.
- Rygielski, J., Wang, J., Yen, D. C. (2002): Data mining techniques for customer relationship management. *Technology in Society*, Vol. 24, Issue 4, pp. 483–502
- Schmittlein, D. C., Morrison, D. G., & Colombo, R. (1987). Counting your customers: Who-are they and what will they do next? *Management Science*.
- Senthilnayagi, B., Swetha, M., Nivedha, D. (2021): Customer Churn Prediction, *International Advanced Research Journal*, Vol. 8, Issue 6
- Shaaban, E., Helmy, Y., Khedr, A. and Nasr, M. (2012). A Proposed Churn Prediction Model. *International Journal of Engineering Research and Applications*, Vol. 2, Issue 4, pp.693 - 697.
- Shapiro, B.P. (1977): Can marketing and manufacturing coexist? *Harvard Business Review*, Volume 55, pp. 104-114
- Sharma, D. D. (1994): Classifying buyers to gain marketing insight: A relationships approach to professional services. *International Business Review*, Volume 3, Issue 1, pp. 15-30.
- Smith, K. A., Gupta, J. N. D. (2000): Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher. *Computers & Operations Research*, Vol. 27, pp. 1023-1044
- Smith, K.A. (1999): Neural networks for combinatorial optimization: a review of more than a decade of research. *INFORMS Journal of Computing*, Volume 11
- Stastny, J., Turčinek, P., Motycka, A. (2011): Using Neural Networks for Marketing Research Data Classification, *Computer Science*
- Stevens, R. P. (2005). B-to-B customer retention: Seven strategies for keeping your customers. *Marketing Trends*, B2B, 1–13.
- Stewart, T. A. (1995): After all you've done for your customers, why are they still not happy? *Fortune* 1995; Volume 11, pp. 178–182.
- Stroie, L. (2014): Predicting Consumer Behavior with Artificial Neural Networks. *Procedia Economics and Finance*. Volume 15, pp. 238-246.
- Tang, C. S. (2010): A review of marketing–operations interface models: From co-existence to coordination and collaboration. *International Journal of Production Economics*, Volume 125, Issue 1, pp. 22-40.
- Tsai, C. F., Lu, Y. H., (2009): Customer churn prediction by hybrid neural networks. *Expert Systems Application*, 36(10), 2009, pp. 12547—12553.
- Uliha, G. (2015): Rövid távú olajár-előrejelzések teljesítményének stabilitása, *Statisztikai Szemle*, 93. évfolyam 3. szám
- Venugopal, V., Baets, W. (1994): Neural networks and their applications in marketing management. *Journal of Systems, Management*, September 16, 1994.
- Verbeke, W., Martens, D., Mues, C., & Baesens, B. (2011). Building comprehensible customer churn prediction models with advanced rule induction techniques. *Expert*

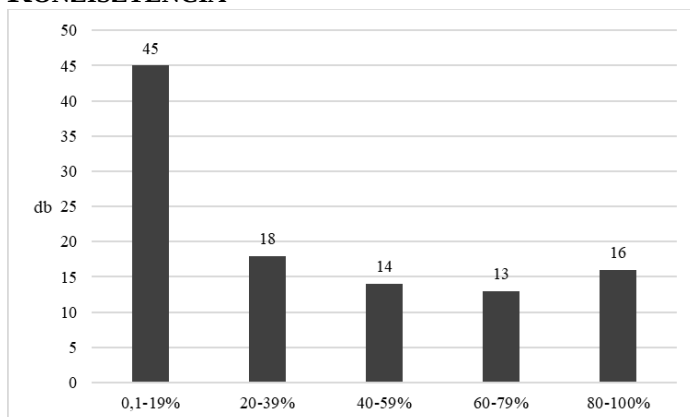
- Systems with Applications, vol. 38, issue 3, 2354–2364.
- Wiersema, F. (2013). The B2B agenda: The current state of B2B marketing and a look ahead. *Industrial Marketing Management*, 42(4), 470–488.
- Williams, P., Khan, M. S., Ashill, N. J., & Naumann, E. (2011). Customer attitudes of stayers and defectors in B2B services: Are they really different? *Industrial Marketing Management*, 40(5), 805–815.
- Wong, B.K., Lai, V.S., Lam, J. (2000): A bibliography of neural network business application research: 1994-1998. *Computers and Operations Research*, Volume 27, pp. 1045-1076.
- Wu, Y., Lingling, L., Lian, L. (2018): Chi-Square Test Neural Network: A New Binary Classifier based on Backpropagation Neural Network.
- Yan L, Wolniewicz R. H., Dodier, R. (2004) Predicting customer behaviour in telecommunications. *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 19, issue 2, pp. 50–58
- Yao, J., Teng, N., Poh, H-I., Tan, C. L. (1998): Forecasting and Analysis of Marketing Data Using Neural Networks. *Journal of Information Science and Engineering*, Volume 14.
- Yildiz, M., Albayrak, S. (2015). Customer churn prediction in telecommunication. 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2015 – Proceedings. 256-259. 10.1109/SIU.2015.7129808.
- Zhou, J., Cui, G., Hu, S., Zhang, Z., Yang, C., Liu, Z., Wang, L., Li, C., Sun, M. (2020): Graph neural networks: A review of methods and applications. *AI Open*, Volume 1, pp. 57-81

MELLÉKLETEK

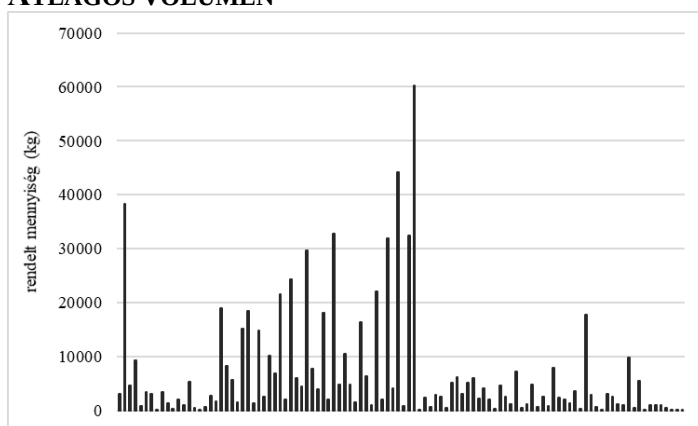
1. MELLÉKLET: LEMORZSOLODÁS-VIZSGÁLAT KIEGÉSZÍTŐ TÁBLÁZATAI, ÁBRÁI

1.1. Minta eloszlása a magyarázó változók szerint

2. KONZISZTENCIA



3. ÁTLAGOS VOLUMEN

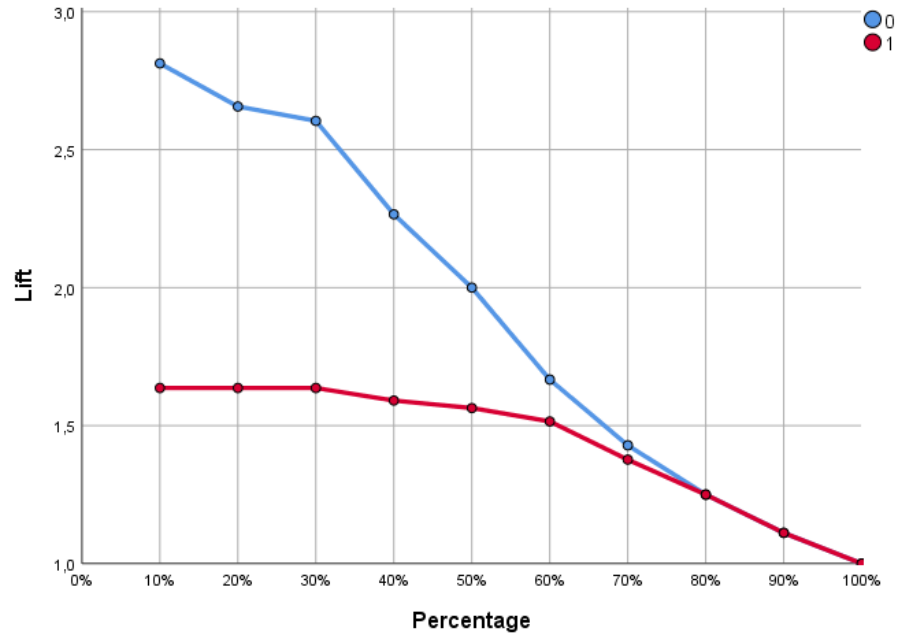


1.2. MLP strukturális és teljesítmény jellemzői

Network Information			
Input Layer	Factors	1	Keresleti struktúra
	Covariates	1	Kontinuitás
		2	Átlagos volumen
		3	Prediktabilitás
		4	Fluktuáció
	Number of Units ^a		8
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a		5
	Activation Function		Sigmoid
Output Layer	Dependent Variables	1	Tar_1
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy
a. Excluding the bias unit			

Model Summary		
Training	Cross Entropy Error	13,136
	Percent Incorrect Predictions	10,2%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00,03
Testing	Cross Entropy Error	5,017
	Percent Incorrect Predictions	10,7%
Holdout	Percent Incorrect Predictions	21,1%
Dependent Variable: Tar_1		
a. Error computations are based on the testing sample.		

1. LIFT CHART



Dependent Variable: Tar_1

2. PREDICTED PSEUDO-PROBABILITY

