

E-CONOM

Online tudományos folyóirat | Online Scientific Journal

Főszerkesztő | Editor-in-Chief
JUHÁSZ Lajos

Kiadja | Publisher
Nyugat-magyarországi Egyetem Kiadó |
University of West Hungary Press

A szerkesztőség címe | Address
9400 Sopron, Erzsébet u. 9., Hungary
e-conom@nyme.hu

A kiadó címe | Publisher's Address
9400 Sopron, Bajcsy-Zs. u. 4., Hungary

Szerkesztőbizottság | Editorial Board
CZEGLÉDY Tamás
JANKÓ Ferenc
KOLOSZÁR László
SZÓKA Károly

Tanácsadó Testület | Advisory Board
BÁGER Gusztáv
BLAHÓ András
FÁBIÁN Attila
FARKAS Péter
GILÁNYI Zsolt
KOVÁCS Árpád
LIGETI Zsombor
POGÁTSA Zoltán
SZÉKELY Csaba

Technikai szerkesztő | Technical Editor
VAJAY JULIANNA

A szerkesztőség munkatársa | Editorial Assistant
VAJAY JULIANNA

ISSN 2063-644X



Tartalomjegyzék | Table of Contents

BLAHÓ András

Új nemzetközi fejlesztési bank (NDB): remények és realitások

New Development Bank (NDB): Hopes and Reality.....2

JÓNA György

A nemzetközi területitőke-vizsgálatok eredményei

Results of the International Territorial Capital Studies.....18

GYŐRINÉ SZABÓ Gabriella

Az Európai Unió kohéziós forrásainak felhasználása – A szabályozás és hatékonyság összefüggései

Using of European Union's Cohesion Resources – In the Context of Ruling and Efficiency31

KOVÁCS Zsuzsanna – NÉMETHNÉ TÖMŐ Zsuzsanna

The Cultural "Map" of a Micro-Region

Egy kistérség kulturális „térképe”38

MÁTÉ Domicián

A termelékenységben bekövetkezett változások technológia-intenzív ágazati megközelítésben

Estimating Labour Productivity Performance by Technology in Some OECD Countries, 1970-200754

MADARAS Attila – VARGA József

A versenyképesség és a közoktatás kapcsolata Magyarországon

The Link between Competitiveness and Public Education in Hungary67

VARGA József – KÜRTHY Gábor – FARKAS Ádám – SIPICZKI Zoltán

A redisztribúció intézménye a piacgazdasági berendezkedésben

Redistribution of the Market Economy82

PÉTERVÁRI Zsófia

Az egykulcsos személyi jövedelemadó rendszer működésének eddigi hazai tapasztalatai kérdőíves felmérés alapján

The Experience of its Domestic Operation so far on the Basis of a Survey Made with a Questionnaire91

BAREITH Tibor – KOROSZCZNÉ PAVLIN Rita – KÖVÉR György

Felszámolások vizsgálata a Nyugat-dunántúli régióban

Liquidations Examination of the West Pannon Region102

MUST Katalin

Kényszerértékesítés, avagy kilakoltatási moratórium

Forced Liquidation or Dislodgement Moratorium.....125

Vita | Discussion

GILÁNYI Zsolt

A Chicago-terv megbuktatása: a közgazdaságtudomány újabb 100 éves béklyója?

The Chicago-Plan Derailed: Another 100 Years Long Shackle for the Economic Science?.....141

JOÓB Márk

A közgazdaságtan hiányosságai és a pénzrendszer hatásai – válasz Gilányi Zsolt cikkére

The Shortcomings of Economics and the Impacts of the Monetary System - Response to the Article of Zsolt Gilányi153

BAREITH Tibor¹
KOROSECZNÉ Pavlin Rita²
KÖVÉR György³

Felszámolások vizsgálata a Nyugat-dunántúli régióban

E tanulmány célja, hogy feltárja a Nyugat-dunántúli régió vállalkozásainak felszámolhatóságának előre jelezhetőségét. Hazai viszonylatban a témának nincsen régre visszanyúló szakirodalma a hiányzó jogi környezet miatt (*csődtörvény, 1991*). Nemzetközi viszonylatban az adatbányászat az 1980-as évektől jelent meg, mint új módszertan.

Az adatbázis, amely rendelkezésünkre állt lehetőséget kínált az adatbányászati eszközök használatához. A cikk a Nyugat-dunántúli régió korlátolt felelősségű vállalkozásaira koncentrált.

Az adathalmaz tartalmazza a vállalkozások mérlegeit és eredmény kimutatásait 2002 és 2010 között. Ezeket felhasználva lettek leképezve a mutatószámok, amelyek segítettek a vállalkozások elkülönítésében. A 2008-ban kirobbanó gazdasági világválság nyilvánvalóan a magyarországi magánszektorra is komoly hatással volt, ezért a tanulmány arra is kitér, hogy melyek a közös és eltérő tulajdonságok a 2008-ban induló válság előtt és után a felszámolt vállalkozásai között.

A dolgozatban az adatbányászati technikák közül a neurális hálókat használtuk a felszámolások előrejelzésére.

A tanulmány eredményeképpen olyan modellek kerültek kialakításra, amelyek a nyugat-dunántúli régióban tevékenykedő vállalatok esetében képesek lehetnek időben felhívni a figyelmet egy esetleges felszámolás közeli állapotra.

Kulcsszavak: felszámolás, Nyugat-Dunántúl, adatbányászat, neurális háló
JEL kódok: G17, C45

Liquidations Examination of the West Pannon Region

This study aims to explore how to predict the liquidation of enterprises in the West Pannon Region. This topic has not been going back domestic literature due to the lack of the legal environment (*Bankruptcy Act, 1991*). In international term, data mining — as a new methodology — has appeared from the 1980s. The available database offered us to use the data mining tools. The article focuses on the West Pannon region of a limited liability company.

The data set includes the companies' financial statement and profit and loss statement from 2012 back 10 years. These were developed using the range of indicators that help the separation of enterprises. The 2008 global economic crisis is obviously exploding in the Hungarian private sector also had a major impact, so the study also shows the common and different features between the two periods by firms.

In the study, the data mining techniques of neural networks are used to predict the liquidations.

The study result will be developed models that are able to draw the attention in time to the West Pannon Region companies which are close to an occurrent windup/liquidation estate.

Keywords: liquidation, West Pannon Region, dataminig, neural network
JEL Codes: G17, C45

¹ A szerző a Kaposvári Egyetem Gazdaságtudományi Karának hallgatója (btibor09 AT gmail.com)

² A szerző a Kaposvári Egyetem Gazdaságtudományi Karának PhD hallgatója (rita.pavlin AT gmail.com)

³ A szerző a Kaposvári Egyetem Gazdaságtudományi Karának egyetemi docense (kover.gyorgy AT ke.hu)

Bevezetés

„A felszámolási eljárás olyan eljárás, amelynek célja, hogy a fizetésektelen adós jogutód nélküli megszüntetése során a hitelezők e törvényben meghatározott módon kielégítést nyerjenek.” (1991. évi XLIX. törvény, I. fejezet, 1. § 3. bekezdés)

Napjainkban a vállalkozások életében a likviditási problémák mindennapossá váltak, ezzel együtt a felszámolás lehetősége Damoklész kardjaként lebeg a cégek feje felett. Vállalkozásokat alapítanak, majd szüntetnek meg, amelynek a vége felszámolás vagy végelszámolás. A 2008-ban kibontakozó válság hatására a felszámolások száma rohamos növekedésnek indult, amelyet a statisztikai adatok is tükröznek. 2007-ben 9.722-db, 2008-ban 11.322 db majd 2009-ben 14.637 db vállalkozás szűnt a felszámolási eljárás végén (*foe.hu, 2011*). A téma aktualitását jelzik az adatok is. Általánosságban megállapítható, hogy a gazdasági válságok alatt a vállalkozások jelentős részének a helyzete romlik, likviditási pozíciójuk gyengül, azonban a felszámolás előrejelzése lehetőség nyújthat arra, hogy a számadatokat megvizsgálva pontosabb képet kaphassunk e folyamat figyelmeztető jeleiről.

A felszámolások előrejelzésére a pénzügyi szektorban feltétlenül szükség van, akkor hajlandók hitelezni, ha a hitelezett összeget a kamatokkal együtt a hitelfelvevő vissza tudja fizetni (*Imre, 2008*). Amennyiben a bank úgy gondolja, hogy a cég múltbéli beszámolója alapján nem képes eleget tenni fizetési kötelezettségeinek, úgy a hitelkérelmet megtagadja. A bankok által használt úgynevezett csőd előrejelzési modellek titkosak, nem hozzáférhetőek. Azt azonban biztosan tudjuk, hogy a pénzügyi mutatókon, illetve statisztikai módszertanon alapulnak, annak ellenére, hogy a nemzetközi kutatásokban, számos esetben az adatbányászati módszerekkel jobb eredményeket értek el. A szakirodalom főként nagyvállalati, tőzsdén jelenlévő vagy csak pénzügyi szolgáltatást nyújtó vállalkozások adataira épít, melyek homogénnek tekinthetők és jóval kevesebb hibalehetőség tartalmazznak. Azonban a magyar gazdaság szerkezetében a kis- és középvállalkozások alkotják a gazdaság szerves részét, amelyek között nagyon sokféle tevékenység jelenik meg melyet adatbányászati módszerek hatékonyabban kezelnek, mint a merevebb statisztikai módszerek. Mindezen szempontok figyelembevételével esett a választásunk a magyarországi kis és középvállalatokra melyeket az adatbányászati eszközök közül a neurális hálókkal vizsgáltunk.

Szakirodalmi áttekintés

A csődelőrejelzés, mint kutatási terület nem tekint vissza túl hosszú múltra, ha a csődmodellekről beszélünk, akkor még kevésbé. Csődelőrejelzéssel az 1930-as évektől kezdtek el foglalkozni, azonban itt még modellalkotásról nem beszélhetünk, egyszerűen csak olyan pénzügyi mutatókat kerestek a kutatók, amelyek ránézésre eltértek a csődbe jutott és a „túlélő” vállalatok között. Fitzpatrick, az eladósodottsági, likviditási, jövedelmezőségi és forgási sebesség mutatószámokat találta kedvezőtlenebbeknek a csődbe jutott vállalkozások esetében (*Kristóf, 2005*).

A csődmodellezés fejlődési történetében a statisztikai eszközök játszották a főszerepet nagyon sokáig. A módszerek közül a diszkriminancia analízis és a logisztikus regresszió emelhető ki, mint a „legnépszerűbb” módszertanok. Altman és Ohlson voltak a legmeghatározóbb kutatók a diszkriminancia analízis és a logisztikus regressziós modellek kapcsán. Altman (*1968*) Z modellje volt a legjelentősebb modell a csődmodellek történetében. A szakirodalom áttekintésen belül részletesebben az adatbányászati eszközökre és a magyarországi csődmodellekre tér ki a tanulmány.

Adatbányászati eszközök

Az 1980-as évek közepétől jelent meg a rekurzív particionáló algoritmus, hétköznapiabb nevén a döntési fa. Elsőként Frydman, Altman és Kao (1985) vizsgálta a döntési fákat, mint a csődmodellezés egy újabb lehetséges eszközét. Modelljük 94%-ban helyesen sorolta be a vállalkozásokat, amely kiemelkedően jó eredménynek bizonyult és további lökést adott az adatbányászati eszközök bátrabb használatához.

A neurális hálók a döntési fáknál lényegesen meghatározóbb szerepet játszottak. Odom és Sharda (1990) nevéhez fűződik az első neurális háló alapú csődmodell. A szerzők Altman Z-modelljének változóit felhasználva más mintán tesztelték a neurális hálók teljesítményét és az új módszertan segítségével hiba nélkül sikerült a vállalatokat besorolni. A szerzőpáros háromrétegű neurális hálót hozott létre, backpropagation módszerrel. A backpropagation módszer lényege, hogy a kimeneti rétegtől a bemeneti réteg felé történik a modell kialakítása.

Coats és Fant is Altman modelljének a változóival dolgozva alkották meg a neurális háló alapú csődmodelljüket, amelynek eredményei szintén felülmúlták a diszkriminancia analízis és logisztikus regresszió eredményeit (Imre, 2008).

A mesterséges intelligencia megjelenése a csődmodellezésben üdítően hatott a csődmodellek fejlődésére. Az esetek többségében a neurális hálók jobb eredményeket hoztak a statisztikai módszereknél, mint a diszkriminancia analízis vagy a logisztikus regresszió. Az új módszertannal való munka során a kutatók szinte minden esetben elvégezték az összehasonlítást a korábban alkalmazott módszereknél. Az 1990-es évek elején számos olyan tanulmány született, melyben egy régi adatbázist felhasználva készítettek a kutatók neurális háló alapú modellt és az eredményeket összehasonlították a korábbi diszkriminancia analízis és/vagy logisztikus regressziós modellekkel. A kutatások alapján szinte valamennyi esetben a neurális hálók jobb eredményt hoztak.

Csődmodellezés Magyarországon

Magyarországot tekintve az 1990-es évek után beszélhetünk csődmodellezésről, mivel mindenképpen szükséges volt arra, hogy elfogadják és bevezessék a csődtörvényt. Magyarországon az első csődmodell Virág Miklós és Hajdú Ottóhoz köthető (Imre, 2008).

A szerzők nem csak diszkriminancia analízissel, hanem logisztikus regresszióval is képeztek modelleket. Adatbázisukban 154 feldolgozóipari vállalat szerepelt, melyek közül 50% volt fizetőképes (Virág-Kristóf, 2005). A modellalkotás során 17 pénzügyi mutatószám került felhasználásra.

A diszkriminancia analízis szempontjából a 17 mutatószám közül 4 volt szignifikáns:

- X_1 : likviditási gyorsráta
- X_2 : cash flow/összes tartozás
- X_3 : forgóeszközök/összes eszköz
- X_4 : cash flow/összes eszköz

$$Z = 1,3566X_1 + 1,63397X_2 + 3,66384X_3 + 0,03366X_4$$

A cut-off érték 2,61612. Amennyiben a Z magasabb 2,61612-nél akkor a vállalat hosszú távon likvid, amennyiben alacsonyabb, úgy fizetésektelenségről beszélhetünk.

A logisztikus regresszió esetében 5 mutatóból áll a modell:

- X_1 : likviditási gyorsráta
- X_2 : árbevétel arányos nyereség
- X_3 : cash flow/összes tartozás
- X_4 : forgóeszközök/összes eszköz
- X_5 : vevők/szállítók

Az első hazai csődmodellek esetében a besorolási pontosságot tekintve a logisztikus regresszió kedvezőbb eredményeket mutat a diszkriminancia analízisnél, amelyek az *I. táblázatban* láthatóak.

1. táblázat: Az első hazai csődmodell besorolási pontossága

	Diszkriminancia analízis	Logisztikus regresszió
Rontott besorolás (db)	34	28
Rontott besorolás (%)	22,1	18,2
Besorolási pontosság	77,9	81,8

Forrás: Virág-Kristóf (2005)

A Virág-Kristóf páros (2005) az előzőekben bemutatott modelljét neurális hálók segítségével is tesztelte. A végeredmény egy backpropagation módszerrel létrehozott 4 rétegű neurális háló lett, amely szerkezetét tekintve 17-6-5-1.

A neurális háló teljesítménye felülmúlta az eredeti modellét, a besorolás pontosság 86,5% lett. Az eredmények nem hoztak nagy meglepetést, összhangban álltak a nemzetközi szakirodalommal.

Célkitűzés

A dolgozat célkitűzése, hogy megvizsgálja a Nyugat-dunántúli vállalkozások beszámolóiból képzett pénzügy mutatókat, és a képzett mutatók segítségével megtalálja azokat a szignifikáns mutatókat, amelyek képesek elkülöníteni a felszámolt és normál működésű vállalatokat.

A megválaszolendő fő kérdés a következő:

A képzett pénzügyi mutatók képesek-e az elkülönítésre, ha igen van-e előrejelző erejük?

Anyag és módszer

Az adatbázis bemutatása

Az adatbázist a Kaposvári Egyetem oktatói és PhD hallgatói javaslatára a Complex Kft. hozta létre, és a megvásárlást az egyetemünk Gazdaságtudományi Kara finanszírozta. Az adatbázisban megtaláljuk valamennyi Magyarországon működő gazdasági társaság elmúlt 10 évben (2002-2012) nyilvánosságra hozott éves beszámolóját. Továbbá van lehetőségünk székhely, telephely, tevékenység, tulajdonosok szerinti szűrésre és külön adattáblán szerepelnek a felszámolás és végelszámolás alá eső vállalkozások is. A cégek egy anonim kóddal rendelkeznek, így lehetőség van rá, hogy az adattábláink összekötésével különböző összetett szűréseket végezzünk.

Első lépésként az adatainkat a Nyugat-dunántúli régió vállalkozásaira szűkítettük le, erre a legegyszerűbben az adószámon keresztül volt lehetőségünk.

A vállalkozások osztályozásáról a 2004. évi XXXIV. a kis- és középvállalkozásokról, fejlődésük támogatásáról szóló törvény gondoskodik. E törvény alapján a méret szerinti beosztást 3 szempont alapján végezhetjük: foglalkoztatottak száma, éves nettó árbevétel és a mérlegfőösszeg.

A törvény alapján akkor esik a vállalkozás egyik vagy másik kategóriába, ha a foglalkoztatottak száma megfelel a kritériumoknak valamint a mérlegfőösszeg és/vagy az árbevétel eléri a törvényben meghatározott értékeket.

Az adatbázis, amin dolgoztunk nem adott lehetőséget arra, hogy ezt a felosztást alkalmazzuk. Ennek az oka, hogy nem volt információnk a foglalkoztatottak átlagos

létszámáról. Ezért egy új beosztást alakítottunk ki. A felosztás alapjának a mérlegfőösszeget vettük és 3 csoportba osztottuk a vállalkozásokat.

2. táblázat: A kialakított vállalatosztályozási szempont

	Mérlegfőösszeg (millió forint)
Kis	< 10
Közép	<250
Nagy	>250

Forrás: saját szerkesztés

A kutatásunk során a közép kategóriára koncentráltunk, tehát a mérlegfőösszeget tekintve 10 millió és 250 millió forint közé eső Korlátolt felelősségű vállalkozásokat vizsgáltuk.

A válság, mint felosztó tényező

A 2008-ban jelentkező, az amerikai jelzálogpiacról induló gazdasági válság Magyarországot is erőteljesen érintette, főleg a kis nyitott gazdasági mivoltunkból. Ezért két különböző gazdasági ciklusra bontottuk az adatbázisunkat. 2009-ig egy növekedési időszakot említhetünk, amikor nem jelentkezett probléma a hitelfelvétellel, és a gazdaság növekedési pályára állt. A magánszektor esetében egy hitelekben bőséges időszakra tekinthetünk vissza. 2008 októberében a pénzügyi válság kibontakozása megítélésünk szerint még nem jelentkezett egyértelműen a vállalkozások beszámolóiban, ezért a 2009. évtől következő adatokat egy új szakaszként vizsgáltuk. Az elkülönítéssel lehetőségünk nyílik arra, hogy megvizsgáljuk felszámolás okait a különböző gazdasági ciklusokban. Mindezek alapján a két vizsgált időszak a 2002-2008-as évek és a 2009-2012-es évek beszámolóit.

További korlátozó feltételek

Az eddigiekben felsorolt feltételek kellőképpen beszűkítették a végső elemzésre szánt adatbázist. Ennek ellenére az igazán szigorú feltételek csak ezután következnek. Azokat a vállalkozásokat vettük csak figyelembe, amelyeknek legalább volt 3 közzétett beszámolója és azok teljes gazdasági évre szóltak. A felszámolt vállalkozásoknál is csak azok kerültek bele az adatbázisba, amelyek minimum 3 évet működtek, amennyiben nem volt teljes beszámolójuk a következő évre, akkor azt az évet tekintettük az utolsónak a társaság életében. Ezt azért tartottuk fontosnak, mert azokkal a vállalkozásokkal szerettünk volna foglalkozni, amelyeknek a tulajdonosai nem kényszerből vállalkoztak, hanem értéket szerettek volna teremteni. Nem a fejlődésre képtelen, „roncsgazdaságot” kívántunk elemezni.

A szűkítés során törlésre kerültek azok az elemek is, amelyek feltehetően a rossz adatfelvétel miatt kerültek be az adatbázisba. Ilyen esetre lehet példa, hogy a mérlegben és eredmény kimutatásban csak pozitív értéket felvehető tételek (árbevétel, készletek stb.) negatív értékkel szerepeltek. Továbbá a mutatókon keresztül próbáltuk az adatbázist homogénebbé tenni, ezért azok a kiugróan magas és alacsony mutatóértékek is törlésre kerültek. Ilyenre lehet példa, ha egy szolgáltató vállalkozásnál minimális a forgóeszköz és/vagy a készlet állomány, akkor a likviditási ráta nem adhat valós képet, de egy mezőgazdasági céget is nehéz összevetni egy kereskedelmi vállalkozással. Az adatbázisunk nem volt alkalmas a tevékenység szerinti szétbontásra.

Az elemzés során mind a két szakaszban 3 év beszámolóit vizsgáltuk és azokból vontunk le következtetéseket.

Pénzügyi mutatók

A képzett mutatókat a 3. táblázat foglalja össze.

3. táblázat: A felhasznált pénzügyi mutatók és a rövidítések

Mutató neve	Képlet	Rövidítések
Likviditási gyorsráta	$\frac{\text{Forgóeszközök} - \text{Készletek}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$	l_gy
Nettó forgótőke aránya	$\frac{\text{Forgóeszközök} - \text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettség}}$	nft_a
Árbevétel változás üteme	$\frac{\text{Éves nettó árbevétel}_1}{\text{Éves nettó árbevétel}_0}$	arbev_u
Árbevétel arányos nyereség (ROS)	$\frac{\text{Adózott eredmény}}{\text{Éves nettó árbevétel}}$	ros
Árbevétel arányos üzemi eredmény	$\frac{\text{Üzemi eredmény}}{\text{Éves nettó árbevétel}}$	ue_nab
Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettsége	$\frac{\text{Pénzügyi műveletek eredménye}}{\text{Kötelezettségek}}$	pui_kot
Saját vagyron aránya	$\frac{\text{Saját tőke}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$	sva
Rövid lejáratú kötelezettség aránya	$\frac{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Kötelezettségek}}$	rlk_a
Készletek aránya	$\frac{\text{Készletek}}{\text{Forgóeszközök}}$	keszlet_a
Befektetett eszközök fedezete	$\frac{\text{Saját tőke} + \text{Hosszú lejáratú kötelezettségek}}{\text{Befektetett eszközök}}$	be_fed

Forrás: saját szerkesztés

A mutatók kiválasztása a várakozásainkat tükrözi, ezekről a mutatókról gondoltuk, hogy segítségünkre lesznek a normál és a felszámolt vállalatok elkülönítésében.

Mindkét szakaszban 3-3 évet vizsgáltunk, ezért 1 mutató kivételével minden mutatót 3 évre számoltunk ki, az utolsó év (3), az azt megelőző év (2) és a még eggyel korábbi (1). Az előző mondatban a zárójelben lévő számok lesznek a segítségünkre az év beazonosítására.

A módszertan bemutatása

Adatbányászat

„Az adatbányászat egy olyan döntéstámogatását szolgáló folyamat, mely érvényes, hasznos, és előzőleg nem ismert, tömör információt tár fel nagy adathalmazból.” (Abonyi, 2006, p.10.)

Az adatbányászat kifejezés az angol data mining fordításából származik. Az angol kifejezés az aranymosásra utalt, ahol a homok megfelelő technikával való átszűrésével kinyerhetjük az aranyat (Fajszi et al., 2010).

Az adatbányászat célja, hogy különböző algoritmusokon keresztül az adathalmazunkból olyan érvényes összefüggéseket nyerjünk ki, amelyet más eszközökkel nem lennének képesek. Az algoritmusok alkalmazása előtt a megfelelő adatok kiválasztása és azok kezelése kulcsfontosságú az adatbányászatban. Az adatbányászati folyamatok 70-80%-át az adatok előkészítése és tisztítása teszi ki, az adatbányászati technikák tényleges alkalmazása és a kinyert tudás értelmezése eltörpül a folyamatban. (Bodon, 2010)

A szakirodalom alapján két adatbányászati technikát alkalmaztak a kutatók, név szerint a döntési fákat és a neurális hálókat. A szakirodalom alapján a neurális hálókkal jobb eredményeket értek el a kutatók, ezért mi is ez alapján készítettük el a modelljeinket.

Neurális hálózatok

A kutatás során a neurális hálók kapták a főszerepet, ezzel a módszerrel alakítottuk ki a modelljeinket. A neurális hálók alapjai az emberi agyig nyúlnak vissza és annak a működését próbálják utánozni. A mesterséges neurális háló neuronokból és azok kapcsolataiból áll. A neuronok kapcsolatban állnak egymással, és ahogyan az emberi agy, a mesterséges neuronok is képesek tanulni (Horváth, 1998).

A neurális hálókat rétegekre lehet bontani, három különböző réteget különböztethetünk meg:

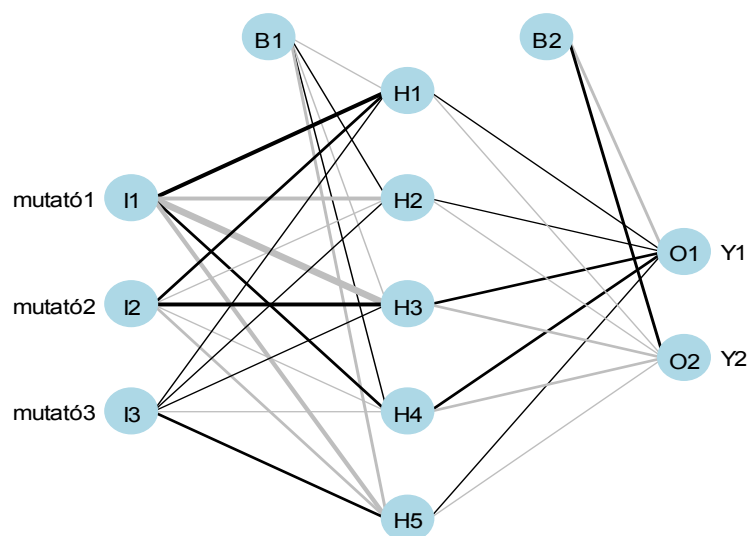
- bemeneti réteg
- rejtett réteg
- kimeneti réteg

Az adatfeldolgozás során a kialakított modell egy rejtett réteget tartalmaz, ennek a bemutatása következik.

A különböző rétegek más-más feladatokat látnak el. A dolgozat példáján keresztül mutatom be a rétegek szerepét.

- **Bemeneti réteg:** A bemeneti réteg neuronjai tartalmazzák a pénzügyi mutatókat.
- **Rejtett réteg:** Ide tartoznak azok a neuronok, amelyek a „munkát” a feldolgozást végzik. Ezek a neuronok mind a bemeneti réteg neuronjaihoz és a kimeneti réteg neuronjaihoz csatlakoznak. A rejtett rétegben a neuronok számát mi határozhatjuk meg.
- **Kimeneti réteg:** Az itt található neuronok hordozzák azt az információt, hogy a vállalkozás normál működésűnek vagy felszámoltnak sorolta az algoritmus.

A rejtett rétegen belül nem csak a neuronok számát van lehetőségünk meghatározni, hanem a rejtett rétegek számát is.



1. ábra: Az egyszerű neurális háló

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

Az 1. ábrán egy egyszerű neurális háló látható, a bemeneti rétegnél 3 neuron: mutató1 (I1), mutató2 (I2) és mutató3 (I3). A rejtett rétegek száma 1 és 5 neuront (H1...H5) tartalmaz.

Látható, hogy minden bemeneti neuron csatlakozik a rejtett neuronokhoz és a rejtett neuronok csatlakoznak egymáshoz a B1 neuronon keresztül. A kimeneti két neuron esetében az O1 a normál vállalkozásokat jelöli, az O2 pedig a felszámoltakat. Itt is láthatóak a kapcsolatok mindig egymással (B2) és a rejtett réteg neuronjaival is.

A neurális háló pontossága

Az adatbázisunk tartalmaz normál működésű vállalatokat és felszámolt vállalatokat. Mielőtt a neurális hálót futtatnánk, pontosan tudjuk, hogy mely vállalkozások felszámoltak. A célunk az, hogy a neurális háló minél pontosabban leírja a valóságot. A besorolási pontosság mérésére szolgál a Kappa-statisztika, amelyet Cohen fejlesztett ki. A Kappa-statisztika nem csak a neurális háló osztályozásának a pontosságára szolgál, több területen is használják. Cohen (1960) szerint a Kappa-statisztikának az az előnye, hogy figyelembe veszi a véletlen találgatást és kiküszöböli azt. A Kappa-statisztika értéke 0 és 1 között szerepelhet, 1 esetén a modellünk tökéletesen osztályoz, 0 esetén pedig valamennyi esetben tévesen sorolta be az eseteinket. A kappa mutató esetében nincs egységes nézet arra vonatkozóan, hogy mekkora az az érték, amit elfogadhatónak találhatunk, de amennyiben a kappa 0,6-0,7 feletti, elégedettek lehetünk (Cohen, 1960).

Keresztvalidáció

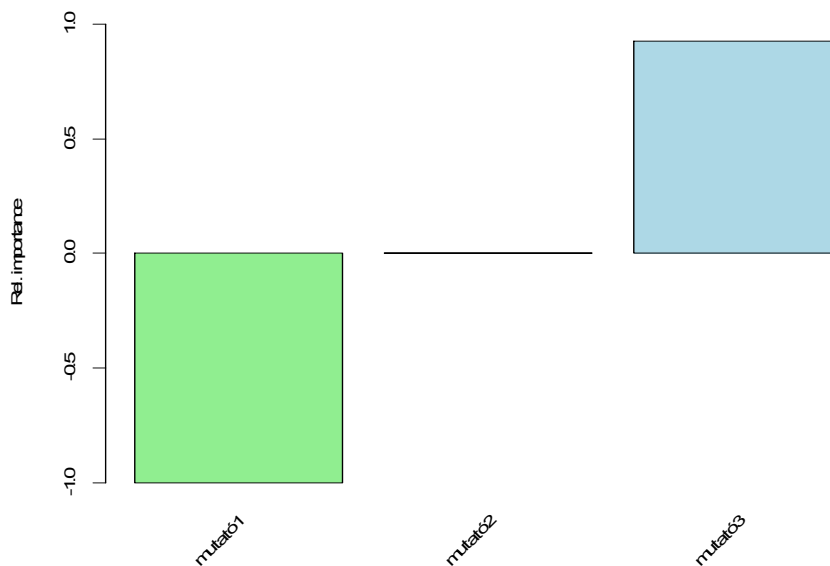
A keresztvalidáció során az adatbázisunkat felosztjuk „tanuló” adatbázisra és egy „tesztelő” adatbázisra. A tanuló adatbázison lefuttatjuk a modellt és a tesztelő adatbázison pedig mérjük a modellünk besorolási pontosságát, megfelelőségét.

A mi esetünkben ezt úgy valósítottuk meg, hogy a felszámolt vállalatok közül 1 esetet kivettük, majd a tanítási folyamat következett a maradék adatbázison és azon az 1 eseten teszteltünk, hogy jól osztályoz-e a modell. Ez a teszt annyiszor futott le, ahány felszámolt vállalkozás rendelkezésre állt.

A mutatók fontossága

A neurális hálók legnagyobb hátránya, hogy nem tudjuk megmondani pontosan, hogy melyik mutató milyen mértékben járult hozzá a modellünkhöz. Történtek próbálkozások ennek a területnek a kutatására, azonban a neurális hálók kialakulást követően 35 évvel alakultak ki az első olyan eszközök, amelyek segítenek a neurális háló megértésében. Ezek bemutatása következik.

Relatív fontosság



2. ábra: A relatív fontosság

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

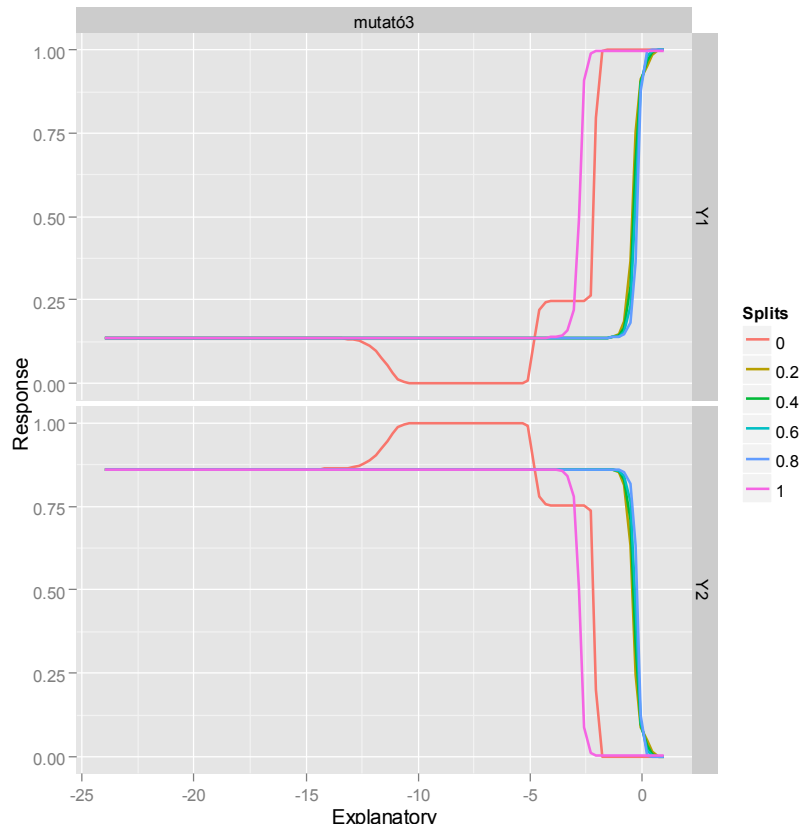
Az egyszerű neurális háló ábrán (1. ábra) a neuronokat összekötő vonalak vastagsága eltérő. Minél vastagabb a vonal, annál erősebb a pozitív kapcsolat a neuronok között és minél vékonyabb, annál erősebb a negatív kapcsolat. A modell kialakítása közben a súlyok folyamatosan változnak és így alakulnak ki ezek a fontossági kapcsolatok. A relatív fontosságot Garson és Goh dolgozta ki az 1990-es évek első felében (Beck, 2013). Az inputadatok relatív fontossága az outputváltozók értékének becslésében úgy kerül meghatározásra, hogy egyidejűleg az összes olyan kapcsolathoz rendelt súlyt figyelembe veszi az algoritmus. Ezeket a súlyokat ábrázolva kapjuk meg a relatív fontosságot bemutató ábrát. Marcus W. Beck (2013) által továbbfejlesztett relatív fontosság meghatározása esetén a bemeneti neuronok standardizáláson esnek át, -1 és +1 közötti értéket vesznek fel (2. ábra).

A korábbi példát folytatva láthatjuk a relatív fontosságot ábrázolva. Amennyiben a relatív fontosság minél közelebb esik valamely szélsőértékhez (-1;+1), akkor annál nagyobb magyarázó erővel rendelkezik az adott változó. A relatív fontosság 0 közeli értéke arra enged következtetni, hogy a változónak nincs osztályozási képessége.

Az ábra értelmezése a példánkon úgy néz ki, hogy a mutató3 és a mutató1 változó sokkal nagyobb magyarázó erővel rendelkezik, mint a 0 relatív fontossággal bíró mutató2.

Érzékenységvizsgálat

A relatív fontosságon kívül az érzékenységvizsgálat is segítségünkre lehet, hogy értelmezzük a neurális háló eredményeit. Kiválasztunk egy változót és azt a változót vizsgáljuk annak tükrében, miközben a többi változót állandó szinten tartjuk. A vizsgálat során 5 állandó szintet határoztunk meg, a minimum, 20., 40., 60., 80. kvantilis és a maximum.



3. ábra: Az érzékenység vizsgálat

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

Az érzékenység vizsgálat esetében a 3. ábra első ránézésre nagyon zsúfoltnak tűnik és észrevehetjük, hogy tükrözve is van. Példánkat folytatva a mutató3 érzékenységvizsgálatát elemezzük. Koncentráljunk az ábra alsó részére. Az x tengelyen láthatjuk, hogy a mutató3 milyen értékeket vehet fel, az y tengelyen pedig azt tudjuk meghatározni, hogy a modell normál működésűnek vagy inkább felszámoltnak sorolná-e a vállalatokat. Amennyiben az y tengelyen 0,5 fölé esnek a vonalak, akkor felszámoltnak tekinti az érzékenységvizsgálat a vállalatokat. A színes vonalak szemléltetik a mutató3 alakulását. A színek alapján határozhatjuk meg, hogy a mutató1 és a mutató2 milyen szinten lett rögzítve, 0 a minimum az 1 a maximum és közte a kvantilisok láthatóak az ábra jobb oldalán. A lila vonal esetében a maradék mutatókat maximumon vesszük és a mutató3 értékét változtatjuk, akkor azt láthatjuk, hogyha a mutató értéke -2,5 (y tengely), akkor billen át az x tengelyen a vonal 0,5 fölé és sorolja a vállalatokat felszámoltnak.

Alkalmazott programok

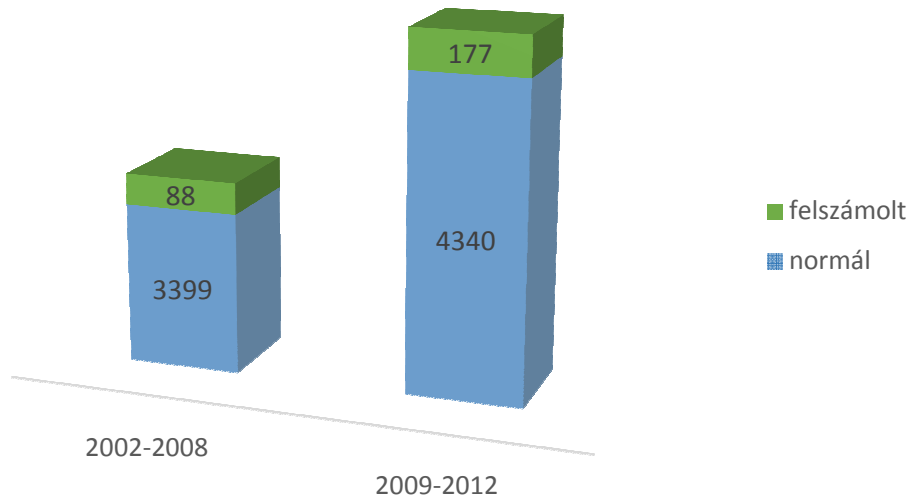
A kutatás során 3 programmal dolgoztunk. A modellalkotásba bevont adatbázis szeleteket a MySQL adatbázis-kezelővel alakítottuk ki, ebben a programban történt a mutatószámok létrehozása és minden adatállomány szűkítő feltétel alkalmazása. A MySQL-ből az adatainkat a MS Excel-be importáltuk, az átláthatóbb szemügyre vételezhetőség miatt. A végső program, amellyel dolgoztunk az R. Az R-nek a legnagyobb előnye, hogy ingyenes és nyílt forráskódú, ami lehetővé teszi a rohamos fejlődését és az újítások mihamarabbi beépítését a programba. Hátrányok között érdemes megemlíteni a sok helyről – egyelőre – hiányzó vizuális felületet.

A neurális háló alapú modellek építése során egy amerikai PhD hallgató (szakmai) blogjára támaszkodtuk, aki több mint 5 éve dolgozik R-ben és megosztja a tippjeit és trükkjeit, amelyeket felhalmozott az évek során. Az irodalomjegyzékben megtalálható két

internetes link a blogjához, amelyben leírja, hogy az érzékenységvizsgálatot és a relatív fontosságot hogyan tudjuk elkészíteni az R-ben.

Eredmények

A Nyugat-dunántúli régió összetétele



4. ábra: A Nyugat-dunántúli régió összetétele (vállalkozások száma, db)

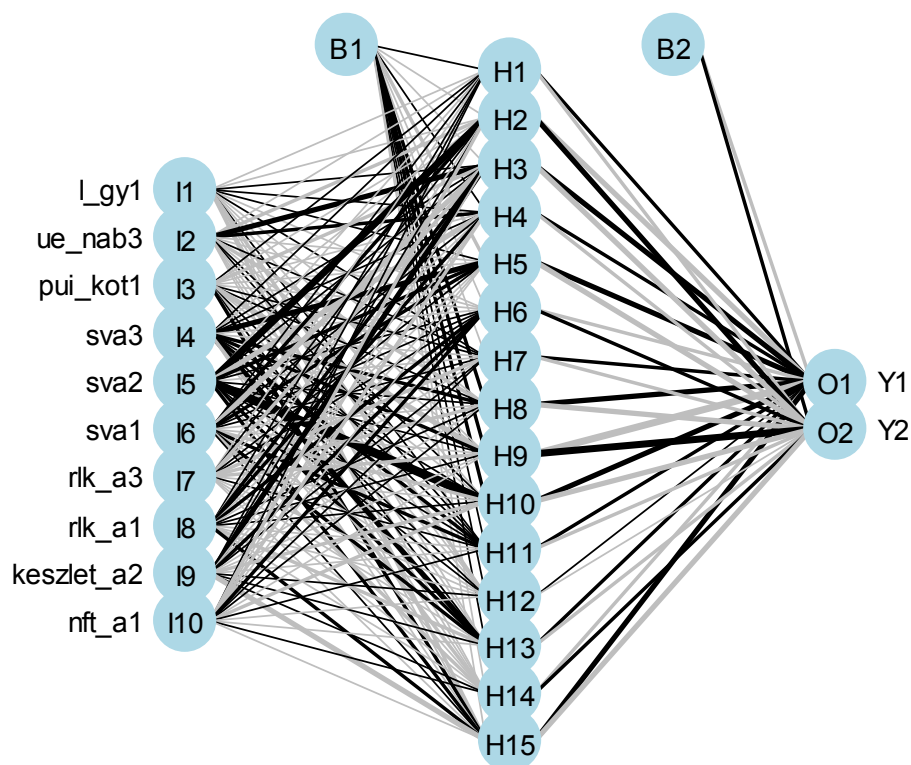
Forrás: saját szerkesztés

Az adatbázis tisztítása után a 4. ábrán látható összetételt kaptuk. Láthatjuk, hogy a normál működésű vállalatok vannak túlsúlyban.

A Nyugat-Dunántúli régióban vizsgált cégek 2002 és 2008 között

Valamennyi esetben az első modell megalkotásánál az összes pénzügyi mutató bevonásra került a modellbe, ami 29 mutatót jelentett. Összesen 10 mutatót képeztünk, amelyeket 3 évre vetítve 30 mutató keletkezik, azonban az egyik mutatónál (árbevétel üteme) a tárgy év a bázis évvel lett osztva, így 3 helyett 2 mutató képzésére volt lehetőség, így kapjuk meg a 29 mutatót.

A 29 mutatónak megnéztük a relatív fontosságát és kiválasztottuk azokat a mutatókat, amelyek a relatív fontosság alapján a legfontosabbak voltak. Ez alapján 10 mutató került kiemelésre a 29-ből, a továbbiakban ezzel a 10 mutatóval létrehozott modellek kerülnek bemutatásra.



5. ábra: A 2002 és 2008 közötti időszak Nyugat-dunántúli régiójának neurális hálója

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

Az 5. ábrán a 4. fejezetben bemutatott „egyszerű neurális hálótól” bonyolultabb ábrát láthatunk. A bementi oldalon 10 pénzügyi mutató láthatunk, a rejtett rétegből 1 fedezhető fel, ami 15 neuront tartalmaz, kimeneti oldal nem változott, 0 jelzi a normál működést, az 1-es a felszámolt vállalatokat. Az ábráról a rövidítések miatt nem olvasható le egyértelműen, mely mutatók lett felhasználva, ezért a következő táblázatban olvashatóak.

4. táblázat: A 2002-2008 közötti Nyugat-dunántúli modellben felhasznált pénzügyi mutatók

Pénzügyi mutató	Képlet	Év
Likviditási gyorsráta	$\frac{\text{Forgóeszközök} - \text{Készletek}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$	1
Árbevétel arányos üzleti eredmény	$\frac{\text{Üzemi eredmény}}{\text{Éves nettó árbevétel}}$	3
Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek	$\frac{\text{Pénzügyi műveletek eredménye}}{\text{Kötelezettségek}}$	1
Saját vagyon aránya	$\frac{\text{Saját tőke}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$	1, 2, 3
Rövid lejáratú kötelezettségek aránya	$\frac{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Kötelezettségek}}$	1, 3
Készletek aránya	$\frac{\text{Készletek}}{\text{Forgóeszközök}}$	2
Nettó forgótőke aránya	$\frac{\text{Forgóeszközök} - \text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettség}}$	1

Forrás: saját szerkesztés

A 4. táblázatból az év oszlop, azt mutatja, hogy mely évekre lettek számolva a mutatók. Normál vállalkozások esetén ez valamennyi esetben a 2008 (3), 2007 (2) és 2006 (1), az utolsó 3 év, a felszámoltak esetén pedig az utolsó beadott teljes beszámoló (3) és az azt megelőző év (2) és a 2 évvel (1) korábbi.

Besorolási pontosság

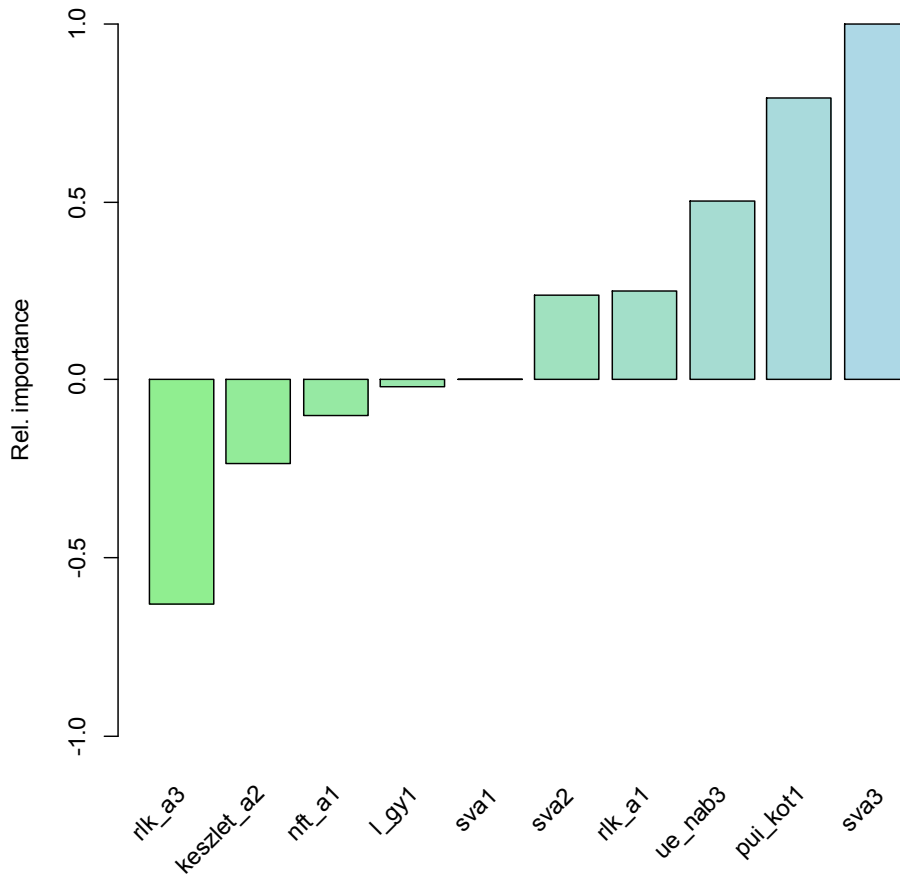
5. táblázat: A 2002-2008 közötti Nyugat-dunántúli modell besorolási pontossága

	Normál (db)	Felszámolt (db)
Normál (db)	3399	0
Felszámolt (db)	22	66
Kappa	0,853984	

Forrás: saját szerkesztés

A besorolási pontosság értelmezésénél az átlókra érdemes figyelni, a normál-normál és felszámolt-felszámolt párokra. Ebben az esetben mondhatjuk azt, hogy az algoritmus helyesen osztályozott, a mostani eredményeket figyelembe véve valamennyi normál működésűt normálnak osztályozott a felszámoltak esetében 66 esetet helyesen, míg 22 esetben tévesztett a modell. Ebből az ún. konfüziós, vagy más néven keveredési mátrixból, számítható ki a Kappa-statisztika. A jelen esetben ez a 0,8 feletti kappa érték, kiválónak mondható. Amely eseteknél tévedett a modellünk, ott feltételezhetjük, hogy a felszámolóhoz olyan külső okok vezettek, amelyek nem olvashatók ki a vállalkozások beszámolóiból.

Relatív fontosság



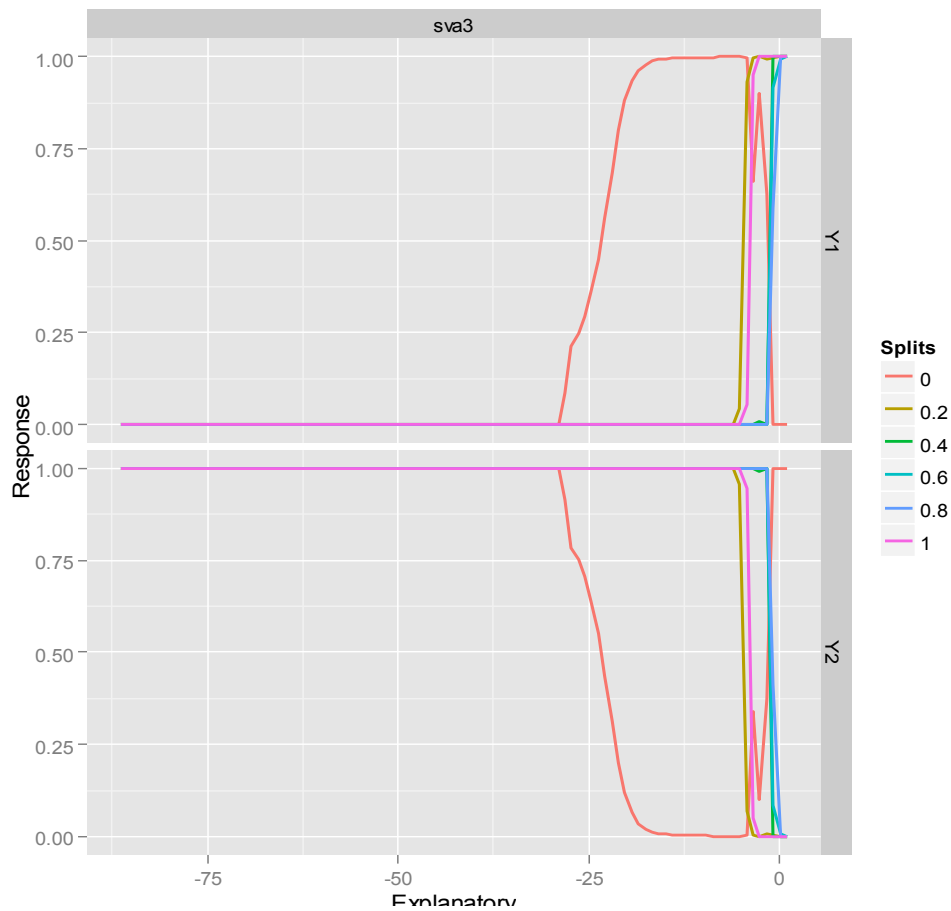
6. ábra: A 2002-2008 közötti Nyugat-dunántúli régió pénzügyi mutatóinak relatív fontossága

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

A 6. ábrán láthatjuk, hogy a Saját vagyona aránya³, Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek¹, Árbevétel arányos üzemi eredmény³ és a Rövid lejáratú kötelezettségek aránya³ tűnik elsősorban fontosnak.

Az utolsó vizsgált évben az Árbevétel arányos üzemi eredmény mutató minél magasabb értéke esetén mondható az el, hogy az algoritmus nagyobb valószínűséggel sorolja a vállalatokat normál működésűnek. Ez annyit tesz, ha minél magasabb az üzemi eredmény egy vállalkozásnál — a vállalkozás alaptevékenységéhez köthető bevételek és költségek/ráfordítások különbsége —, akkor jó eséllyel normál működésű. A Rövid lejáratú kötelezettsége aránya a felszámolást megelőző utolsó évben osztályozási képességgel bírt a relatív fontosság alapján. Minél alacsonyabb a rövid lejáratú kötelezettségek aránya a kötelezettségeken belül, annál kisebb valószínűséggel sorolja a vállalatot az algoritmus a normálok közé. Ebben az esetben valószínűleg bizalomvesztés történt szállítói oldalról, a szállítók kevésbé hiteleztek a vállalatoknak és ezért csökkenthetett a rövid lejáratú kötelezettségek aránya.

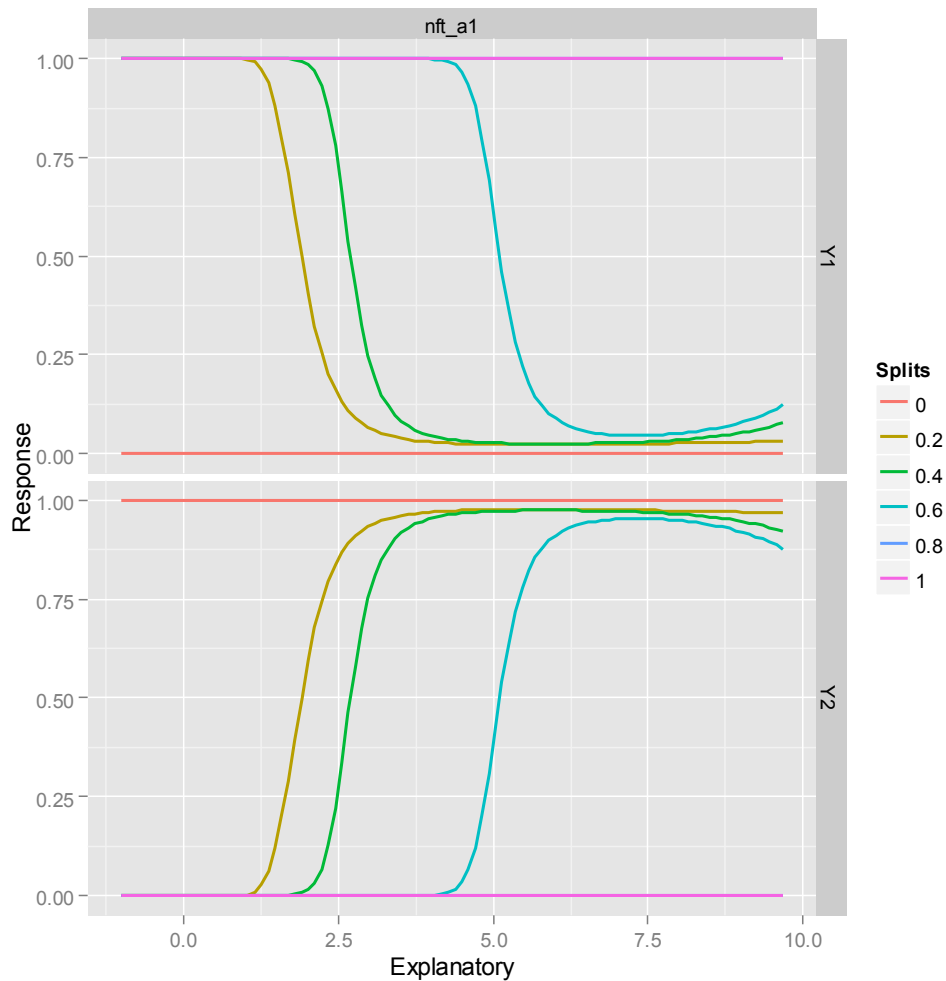
Érzékenységvizsgálat



7. ábra: A 2002 és 2008 közötti Nyugat-dunántúli modell Saját vagyon aránya3 mutatónak az érzékenységvizsgálata

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

A Saját vagyon aránya3 (sva3) mutató a relatív fontosság alapján nagyon fontos mutatónak számít, e mutató érzékenységvizsgálata látható a 7. ábrán. Jelen esetben a két módszer, amely segítséget nyújt az értelmezésben, közös nevezőn van. Az érzékenységvizsgálaton is azt láthatjuk, hogy minél alacsonyabb a mutató értéke, annál inkább sorolja a modell a vállalatokat a felszámoltak közé. A kék és a zöld szín esetében a rögzített mutatók nem vesznek fel szélsőséges értékeket, ezért ezeket tartjuk fontosnak a vizsgálat szempontjából. A kék és a zöld vonalak, amelyek 0 alatt kicsivel lépik át az Y tengelyen a 0,5-ös értéket.

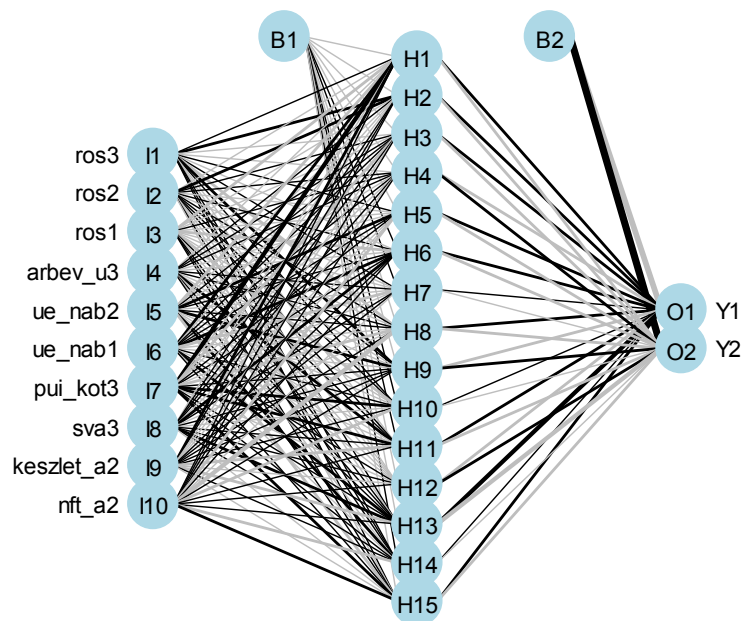


8. ábra: A 2002 és 2008 közötti Nyugat-dunántúli modell Nettó forgótőke aránya1 mutatójának az érzékenységvizsgálata

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

A Nettó forgótőke aránya1 (nft_a1) mutató is azon mutatók közé tartozik, amelyeket a relatív fontosság alapján kevésbé fontos, azonban az érzékenységvizsgálat (8. ábra) alkalmával látványos eredményt kapunk. Sőt, ebben az esetben a két módszer ellent is mond egymásnak. A zöld és kék vonalat figyelve láthatjuk, hogy 2,5 feletti és 5-ös feletti mutatóértéknél vált a besorolás. A relatív fontosság ábrán (6. ábra) a Nettó forgótőke aránya1 (nft_a1) esetében azt látjuk, hogy minél alacsonyabb a mutató értéke, annál inkább felszámoltnak vehetjük a vállalkozásokat. Az természetesen hozzátartozik, hogy a relatív fontosság alapján ez egy lényegtelen változó, kevés osztályozási erővel.

A 2009 és 2012 közötti Nyugat-dunántúli modell



9. ábra: A 2009 és 2012 közötti időszak Nyugat-dunántúli régiójának neurális hálója

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

A 9. ábrán láthatjuk a Nyugat-Dunántúl 2009-2012 neurális hálóját. A neurális háló szerkezete itt is 10-15-2 neuron.

6. táblázat: A Nyugat-Dunántúl 2009-2012 közötti időszaki a modellben felhasznált pénzügyi mutatók

Pénzügyi mutatók	Képlet	Év
Árbevétel arányos nyereség	$\frac{\text{Adózott eredmény}}{\text{Éves nettó árbevétel}}$	1,2,3
Árbevétel változás üteme	$\frac{\text{Éves nettó árbevétel}_1}{\text{Éves nettó árbevétel}_0}$	3
Árbevétel arányos üzemi eredmény	$\frac{\text{Üzemi eredmény}}{\text{Éves nettó árbevétel}}$	1,2
Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek	$\frac{\text{Pénzügyi műveletek eredménye}}{\text{Kötelezettségek}}$	3
Saját vagyon aránya	$\frac{\text{Saját tőke}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$	3
Nettó forgótőke aránya	$\frac{\text{Forgóeszközök} - \text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettség}}$	2

Forrás: saját szerkesztés

A 6. táblázat alapján előző időszakhoz viszonyítva 4 azonos pénzügyi mutatót találunk meg a 2009-2012 közötti időszakban.

Besorolási pontosság

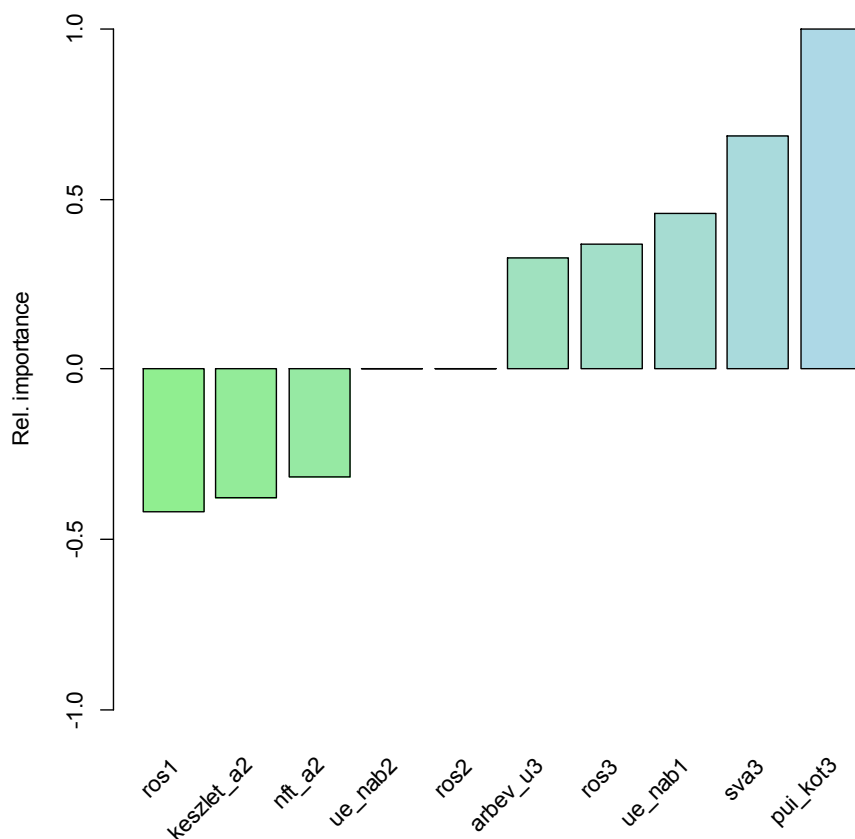
7. táblázat: A 2009-2012 közötti Nyugat-dunántúli modell besorolási pontossága

Tényleges/becsült	Normál (db)	Felszámolt (db)
Normál (db)	4340	0
Felszámolt (db)	61	116
Kappa	0,785142	

Forrás: saját szerkesztés

A 7. táblázatban láthatjuk, hogy a normál vállalatok közül valamennyit a helyes osztályba sorolt a modell a felszámoltak közül 177 esetből 116-at a jó helyre osztályozott. A kappa értéke 0,79, amely nagyon jónak számít.

Relatív fontosság



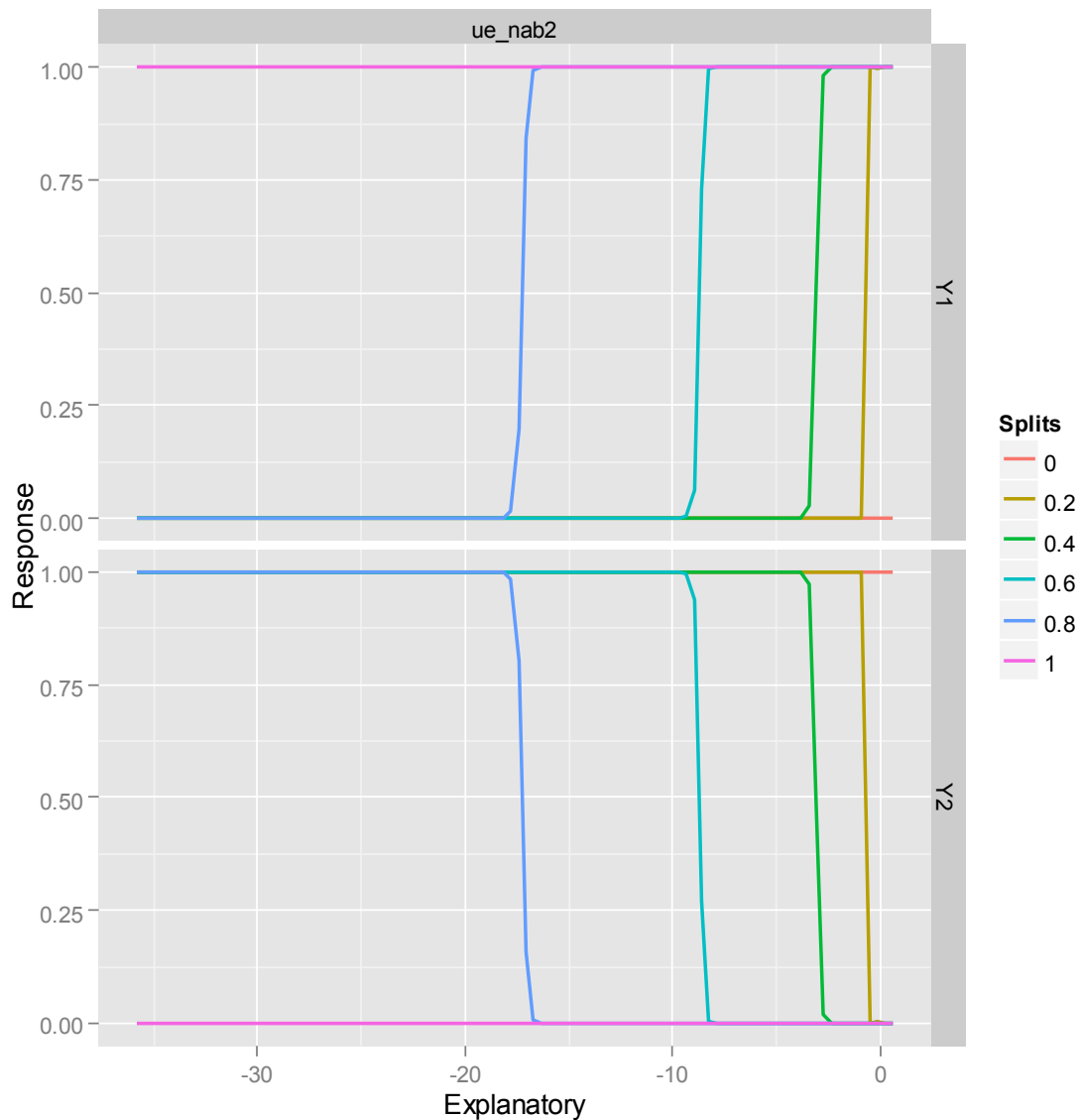
10. ábra: A 2009-2012 közötti Nyugat-dunántúli régió pénzügyi mutatóinak relatív fontossága

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

A relatív fontosság (9. ábra) alapján az ábra jobb oldaláról a Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek³, a Saját vagyon aránya³ és az Árbevétel arányos üzemi eredmény³ tűnik fontosnak, a felszámolt vállalatok nézőpontjából az Árbevétel arányos nyereség¹ és a Készletek aránya².

A Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek³, a Saját vagyon arány³ és az Árbevétel arányos üzemi eredmény³ minél magasabb értéke esetén nagyobb valószínűséggel esnek a vállalkozások normál működésű közé. A minél alacsonyabb Árbevétel arányos nyereség¹ a felszámolt vállalkozások ismertetőjele és a csökkenő készletarány esetén csökken a normálba sorolás valószínűsége.

Érzékenységvizsgálat



11. ábra: A 2009 és 2012 közötti Nyugat-dunántúli modell Árbevétel arányos üzemi eredmény² mutatójának az érzékenységvizsgálata

Forrás: saját szerkesztés az R program alapján

Az Árbevétel arányos üzemi eredmény² (ue_nab2) esetén a relatív fontosság alapján nem tudnánk egyértelműen a fontos változók közé sorolni, de az érzékenységvizsgálat (10. ábra) ezt másképp mutatja. A minimum és maximum szinten való rögzítésen kívül, mindenhol képes az érzékenységvizsgálat meghatározni a mutató azon értékét ahol a neurális háló az eseteket inkább felszámoltnak sorolná.

Keresztvalidáció

Az eddigi eredmények esetén az adatbázisunkat egésznek tekintettük, nem osztottuk szét tanuló és tesztelő adatbázisra. A keresztvalidációra sor került a módszertani fejezetben leírtak alapján. A keresztvalidáció rengeteg időt felemésztett volna, ha a normál működésű vállalatokat is hasonló módszerrel teszteltük volna, ezért a keresztvalidáció előtti és utáni Kappa-statisztika számításánál is az előzőekben közölt osztályozást használtuk.

8. táblázat: A keresztvalidáció eredményei

	Csak tanuló adatbázis			Keresztvalidáció		
	Felszámolt vállalatok		Kappa	Felszámolt vállalatok		Kappa
	Roszul osztályozott (db)	Jól osztályozott (db)		Roszul osztályozott (db)	Jól osztályozott (db)	
2002-2008						
Nyugat-Dunántúl	22	66	0,85	59	29	0,49
2009-2012						
Nyugat-Dunántúl	61	116	0,78	122	55	0,47

Forrás: saját szerkesztés

A keresztvalidáció (8. táblázat) eredményei közel sem olyan meggyőzőek, mint amikor csak tanuló adatbázison dolgoztunk. Az adatbázis további tisztításával, a fontossági vizsgálatok során az osztályozó képesség nélküli mutatók kidobásával és új mutatók megfogalmazásával tudnánk javítani az eredményeken, azonban ennek a véghezvitele sok időt venne időbe. Ahogy a tudásfeltárás folyamatát bemutattuk, az adatok megfelelő előkészítése a legnagyobb kihívás az adatbányászatban.

Következtetések és javaslatok

A felhasznált pénzügyi mutatók elkülönítő ereje

A tanuló adatbázison kialakított modelleknek nagy elkülönítő erejük volt, a normál működésű vállalatokat szinte valamennyi esetben helyesen osztályozta vissza, és a felszámolt vállalatokat is legalább 60 százalékban minden esetben jól sorolta be a neurális háló.

A 2002 és 2008 közötti felszámolások osztályozása keresztvalidációval és keresztvalidáció nélkül is jobb eredményeket hozott, ennek háttérében a 2008 őszén induló gazdasági válság is áll. A gazdasági környezet kiszámíthatatlanná vált, a lakosság visszafogta a költségeit és a hitelpiacok beszűkültek. 2010-ben kormányváltásra is sor került, ami a politikai ciklus első felében fiskális párosult, ami szintén negatívan befolyásolja a gazdasági környezetet.

A felhasznált pénzügyi mutatóknak az előrejelző erejük

A modellek előrejelző képességének megítélésékkor a 2009-2012 közötti modellt vizsgáltuk. A következő táblázatban láthatjuk, hogy melyek voltak azok a mutatók, amelyek a régióban elkülönítő képességgel bírtak a relatív fontosság és/vagy az érzékenységvizsgálat alapján.

9. táblázat: Az elkülönítésre alkalmas mutatók Nyugat-Dunántúlon 2009-2012 közötti időszakban

	Nyugat-Dunántúl
Pénzügyi mutatók	Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek 3
	Saját vagyon aránya 3
	Árbevétel arányos nyereség 1
	Készletek aránya 2
	Árbevétel arányos üzemi eredmény 2

Forrás: saját szerkesztés

Megítélésünk szerint a modelleknek akkor tulajdoníthatunk előrejelzési erőt, ha a releváns elkülönítő képességgel bíró pénzügyi mutatók nem kizárólag az utolsó évből származnak. A 9. táblázatban vastagítással kiemeltük, hogy a mutatók mely évekből származnak és aláhúztuk, amelyeket nem az utolsó beadott beszámolóból képeztük. A régióban több olyan mutató található a modellben, amely nem az utolsó évből származik. Teljes magabiztossággal akkor mondhatnánk, hogy előrejelzési erővel rendelkeznek a modelljeink, ha a 2012-es év adatait nem vennénk figyelembe és úgy építenénk új modelleket. Azonban, azt mondani, hogy nincs előrejelző erejük az legalább akkora hiba lenne, mint egyértelműen kijelenteni, hogy előrejelző erővel rendelkeznek a modelljeink.

Abban az esetben, ha valaki a módszertani részt nem szeretné/tudja végig csinálni, önmagukban a releváns pénzügyi mutatók évszám nélkül is egy jó kiindulási alap lehet, hogy vizsgálni lehessen egy vállalatot.

Az osztályozásra képes pénzügyi mutatók a Nyugat-dunántúli régióban

10. táblázat: Az elkülönítésre alkalmas mutatók a Nyugat-dunántúli régióban

	Nyugat-Dunántúl 2002-2008	Nyugat-Dunántúl 2009-2012
Pénzügyi mutatók	Saját vagyon aránya3	Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek3
	Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek1	Saját vagyon aránya3
	Árbevétel arányos üzemi eredmény3	Árbevétel arányos üzemi eredmény3
	Rövid lejáratú kötelezettségek aránya3	Árbevétel arányos nyereség1
	Nettó forgótőke aránya1	Készletek aránya2
		Árbevétel arányos üzemi eredmény2

Forrás: saját szerkesztés

A 10. táblázatból kiolvashatjuk, hogy a Nyugat-dunántúli régióban mindkét időszakban fontos a Saját tőke aránya, a Pénzügyi műveletek eredménye/Kötelezettségek és az Árbevétel arányos üzemi eredmény, valamint mindkét időszakban találunk olyan mutatót, amely valamilyen módon csatlakozik a készletekhez.

Összefoglalás

A tanulmányban a Nyugat-dunántúli régióban működő felszámolt és normál működésű vállalatokat vizsgáltuk a nyilvánosságra hozott (egyszerűsített) éves beszámolók adataiból képzett pénzügyi mutatókból. A kutatás alapját képező adatbázist a Gazdaságtudományi Kar finanszírozta és bocsátotta rendelkezésünkre, amelyben a Magyarországon működő vállalatok beszámolói szerepelnek az elmúlt 10 évből. Összesen 10 pénzügyi mutatóval kerestük az eltéréseket a felszámolt és a normál működésű vállalatok között, amelyeket valamennyi esetben 3 évre is leképeztünk. Nem kizárólag az utolsó évek beszámolóit vizsgáltuk, kerestük a mutatóknak azon körét is, amelyekből a felszámolások előre jelezhetőségére is következtethetünk. A 2008 év végén induló gazdasági világválság jelentősen befolyásolta a piaci folyamatokat, ezért az adatainkat két időszakra bontottuk. A két vizsgált időszak a 2002-2008 és a 2009-2012 közötti. Az adatelemzés eszközeként a neurális hálókat választottuk, és a modelljeinket az R programmal építettük. Az adatbázis szűrése és tisztítása után 2 modell került kialakításra, a 2002-2008 közötti és a 2009-2012 közötti Nyugat-dunántúli régió. A 2002-2008 közötti időszakra elmondhatjuk, hogy a modellünk kiválóan osztályoz, a normál működésű vállalatokat szinte minden esetben jó helyre sorolja, a felszámolt vállalatok közül 4 esetből 3-nál a neurális háló algoritmusa nem hibázik. A keresztvalidációs tesztek hatására a felszámolt vállalatok tekintetében jelentős hatékonyságvesztés következett be a besorolás szempontjából. A válság utáni időszakban a tanuló adatbázison végzett teszthez csak kismértékű romlást mutatnak a 2002-2008-as eredményekhez képest, azonban a keresztvalidáció után a modellek besorolási ereje ebben az esetben is jelentősen romlik. Ennek hátterében valószínűleg a gazdasági válság piaci folyamatokat negatívan befolyásoló hatása jelentősen közreműködik. A modelljeinkről egyértelműen nem tudjuk kijelenteni, hogy képesek lennének az előrejelzésre, de ennek az ellenkezője se állná meg helyét. A 2009-2012 közötti modellünkben található pénzügyi mutatóknak jelentős része nem az utolsó évből származott, tehát a mutatóknak meghatározható egy szűkebb köre (Árbevétel arányos nyereség, Árbevétel arányos üzemi eredmény, Készletek arányra), amely figyelmeztethet a közelgő csőd vagy felszámolás veszélyére.

Köszönetnyilvánítás

A teljes kutatás és ez a cikk se jött volna létre, ha a Nemzeti Kiválóság Program Eötvös Lóránd Hallgatói Ösztöndíjának bírálói nem láttak volna fantáziát a kidolgozott témában. Ebben a pár sorban szeretném megköszönni, hogy részt vehettem a programban és az anyagi és erkölcsi támogatáson túlmenően a szakmai fejlődésemet is elősegítették. – Bareith Tibor

„A kutatás az Európai Unió és Magyarország támogatásával a TÁMOP 4.2.4.A/2-11-1-2012-0001 azonosító számú „Nemzeti Kiválóság Program – Hazai hallgatói, illetve kutatói személyi támogatást biztosító rendszer kidolgozása és működtetése konvergencia program” című kiemelt projekt keretei között valósult meg.”

Irodalom

1991. évi XLIX. törvény a csődeljárásról és a felszámolási eljárásról

2004. évi XXXIV. törvény a kis- és középvállalkozásokról, fejlődésük támogatásáról

Abonyi, J. (2006): *Adatbányászat a hatékonyság eszköze*, Computer Books Kiadói Kft., Budapest

Altman, E. I. (1968): Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23. évfolyam 4. szám, 589-609., (letöltve: 2013. november 12.), DOI: [10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x](https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x)

Bodon, F. (2010): *Adatbányászati algoritmusok. Egyetemi jegyzet*, Budapest: Budapesti Műszaki Egyetem. <http://www.cs.bme.hu/~bodon/magyar/adatbanyaszat/tanulmany/adatbanyaszat.pdf> (letöltve: 2013. október 8.)

- Cohen, J. (1960): A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement.*, 20. évfolyam 1. szám, 37-46. (letöltve: 2014. február 25.), DOI: [10.1177/001316446002000104](https://doi.org/10.1177/001316446002000104)
- Fajsi et al. (2010): *Üzleti haszon az adatok mélyén*, Alinea Kiadó, Budapest
- FOE (2011): *Végelszámolások, csődeljárások, felszámolások számának alakulása Magyarországon 1996.01.01-2009.12.31 között*, http://www.foe.hu/uploads/V%C3%A9gelsz%C3%A1mol%C3%A1sok,%20cs%C5%91delj%C3%A1r%C3%A1sok,%20felsz%C3%A1mol%C3%A1sok%20sz%C3%A1m%C3%A1nak%20alakul%C3%A1sa%20Magyarorsz%C3%A1gon%201996_01_01-2009_12_31%20k%C3%B6z%C3%B6tt.doc (letöltve: 2014. március 20.)
- Frydman, H. et al. (1985): Introducing recursive partitioning for financial classification. The Case of financial distress. *The Journal of Finance.*, 40. évfolyam, 1. szám, 269-291. (letöltve: 2013: november 12.), DOI: [10.1111/j.1540-6261.1985.tb04949.x](https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb04949.x)
- Horváth, G. (1998): *Neurális hálózatok és műszaki alkalmazásaik*, Műegyetemi Kiadó, Budapest
- Imre, B. (2008): *Bázel II definíciókon alapuló nemfizetés-előrejelzési modellek magyarországi vállalati mintán (2002-2006)*. PhD értekezés, Miskolc: Miskolci Egyetem. http://www.gei.uni-miskolc.hu/phd/tezisfuzetek/imre_phd.pdf (letöltve: 2013. október 8.)
- Kristóf, T. (2005): A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata. *Statisztikai Szemle.* 841-863. http://www.ksh.hu/statszemle_archive/2005/2005_09/2005_09_841.pdf (letöltve: 2013. október 8.)
- Odom, M.D. – Sharda, R. (1990): A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks.*, 163-167. (letöltve: 2014. január 18.), DOI: [10.1109/ijcnn.1990.137710](https://doi.org/10.1109/ijcnn.1990.137710)
- Virág, M. – Kristóf, T. (2005): Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével. *Közgazdasági Szemle.* 144-162. <http://epa.oszk.hu/00000/00017/00112/pdf/03viragkristof.pdf> (letöltve: 2013. október 8.)