

Csődmodellezés a magyar autóiipari OEM-ek esetében

**Gönczy Balázs – Suta Alex – Tóth Árpád
Széchenyi István Egyetem, Győr**

Bevezetés

A koronavírus-járvány hatására az Európai Unióban több mint 30%-kal redukálódott a járműipar teljesítménye, míg ez hazánkban jóval alacsonyabban, 19,8%-kal. A koronavírus által veszélyeztetett munkavállalók számát Magyarországon 30 ezer főre becsülik, éppen ezért a vállalkozásoknak lehetőségük nyílt igénybe venni a munkahelyvédelmi bértámogatást, amely a feldolgozóiparban történt a legnagyobb arányban, és ehhez tartozik a járműipar is (ITM 2020; Portfolió 2020).

A válság miatt fontosnak éreztük, hogy az autóiipar legfontosabb szereplőinek pénzügyi helyzetét megvizsgáljuk, ezért különböző csődmodellek alkalmazásának eredményeit vizsgáltuk meg. Ennek érdekében ismertetjük az adatgyűjtésünk módszertanát, majd a külföldi és a hazai csődmodellezési módszertan bemutatása után prezentáljuk az eredményeinket, és levonjuk a következtetéseket a vizsgált vállalatokat illetően.

Elsődleges célunk a magyar autóiipari OEM-ek pénzügyi helyzetének értékelése volt, aminek kiértékelése közben a csődmodellezés metodikáját is átfogóan megvizsgáltuk.

1. Alkalmazott minta – hazai OEM-ek

A modellezés során elemzett magyar vállalatok szűrése a TEÁOR kódok alapján történt, melyek a gazdasági egységek főtevékenységének meghatározására szolgálnak az 1893/2006/EK rendelet alapján 2008. január 1-jétől (KSH 2020). Ebben az esetben a „TEÁOR’08 2910-Közúti gépjármű gyártása” kategória vállalatai kerültek vizsgálatra. A vállalatok szűrése a ceginfo.hu adatbázisban valósult meg a következő feltételeket figyelembe véve: (1) A cég működik; (2) Árbevétel és létszám; (3) Fő tevékenység: 2910-Közúti gépjármű gyártása. Ennek eredményeként létrejött egy 94 db cégből álló lista, amely cégek között szerepelt mikro-, kis-, közép-, és nagyvállalat is, melyek egy része külföldi vállalat magyarországi leányvállalata, másik része pedig teljes mértékben magyar vállalat volt. A mintát tovább szűrtük a 2004. évi XXXIV. törvény (2020) szerint, ami során eltávolítottuk a mikrovállalatokat árbevétel és létszám alapján, így csak KKV-k, illetve nagyvállalatok maradtak a listában. A nagyvállalkozások kategóriájába 4 db, a középvállalkozásokéba 10 db, míg a kisvállalkozásokéba 4 db cég sorolható. A következő fázisban megvizsgáltuk a rendelkezésre álló szakirodalmat.

Cégnév	Cégjegyzékszám	Székhely település	Cégméret	Létszám 2018 (fő)	Árbevétel 2018 (ezer Ft)
AUDI HUNGARIA Zrt.	08 10 001840	9027 Győr	Nagy	12 726	2 376 418 072
Mercedes-Benz Manufacturing Hungary Kft.	03 09 119767	6000 Kecskemét	Nagy	4 281	1 147 324 618
Magyar Suzuki Zrt.	11 10 001371	2500 Esztergom	Nagy	2 461	629 284 524
Opel Szentgotthárd Autóipari Kft.	18 09 100562	9970 Szentgotthárd	Nagy	1 007	38 442 700
KRAVTEX Kereskedelmi Kft.	08 09 002633	9022 Győr	Közép	118	16 316 168
Rába Jármű Gyártó és Kereskedelmi Kft.	08 09 008305	9027 Győr	Közép	171	10 399 083
Profile Vehicles Oy Magyarországi Fióktelepe	13 17 000202	2143 Kistarcsa	Közép	150	10 190 624
Boschung EJT Kft.	04 09 007867	5510 Dévaványa	Közép	145	9 941 789
GAMMA Műszaki Zrt.	01 10 042525	1097 Budapest	Közép	123	4 876 873
Belügyminisztérium HEROS Zrt.	01 10 044590	1087 Budapest.	Közép	103	4 509 860
BYD Electric Bus & Truck Hungary Kft.	11 09 010855	2903 Komárom	Közép	168	3 663 296
IKARUS JÁRMŰTECHNIKA Kft.	07 09 002629	8000 Székesfehérvár	Közép	129	3 261 839
KF Service Solutions Kft.	13 09 122234	2440 Százhalombatta	Közép	82	2 171 055
HYDROTEST Kft.	13 09 203304	2310 Szigetszentmiklós	Kis	23	1 380 436
KAPOS Zrt.	14 10 300132	7400 Kaposvár	Közép	58	885 611
HEVES PONYVA Kft.	10 09 022540	3360 Heves	Kis	28	680 868
SZONAX-FÉM Kft.	07 09 011455	8060 Mór	Kis	16	679 367
Horse Truck Kft.	07 09 010775	8000 Székesfehérvár	Kis	19	666 496

1. táblázat: Top 18 autóipari gyártó vállalat

Forrás: 2014–2018-as beszámolók alapján saját szerkesztés (2020)

2. Csődmodellek módszertanának áttekintése

A második fejezetben szeretnénk először is áttekinteni, hogy mit értünk csődmodellek alatt, milyen nemzetközi és hazai metodikák terjedtek el a csődközeli pénzügyi helyzetek vizsgálatára. Tesszük mindezt abból a célból, hogy felvezethessük az általunk alkalmazott módszertan motorját képező MDA-t. Azért választottuk ezt a modellt, mivel pontosságát és értelmezhetőségét mérlegelve arra jutottunk, hogy ez az egyik legoptimálisabb a kutatásunk érdekében, ami a hazai járműgyártók csődmodellezése.

A vállalati csőd kutatása és elemzése már a 20. század előtt is foglalkoztatta a gazdaság résztvevőit (Virág 2004). A hagyományos tőzsdei és hitel alapú vállalati finanszírozás következtében érdekeltté váltak a tulajdonosok és a hitelezők abban, hogy minél több információhoz juthassanak a befektetéseiket illetően. Ez ésszerű, hiszen ezzel szeretnék az információs aszimmetriát mérsékelni a vállalat vezetése, a tulajdonosok és hitelezők (pl. bankok) között (Brealey et al. 1999). A csődmodelleknek egy más típusú alkalmazási lehetősége segíthet a cég vezetésének, hogy preventív módon, a csődhelyzet bekövetkeztét megelőzően indikálhassa a beavatkozás szükségességét (Liao–Mehdian 2016).

Ezek alapján mit ért a hazai és külföldi szakirodalom a csőd alatt? Mit akarnak előre jelezni a kutatók modelljei? Lényegében háromféle állapotot szoktak csődként definiálni egy cég életében. Az első esetben egy jogi szemléletmód érvényesül. Ilyenkor a helyi vagy nemzetközi szabályozások alapján a csőd állapotába kerül a cég, és gyakran a csőd kihirdetésével indítják el a csődkezelési folyamatot (EU 2015/848 rendelete, 1991. évi XLIX. törvény). A második esetben arról van szó, hogy a cég képtelen profitot, sőt akár árbevételt generálni, mivel képtelen a korábban felvett és a tevékenységének finanszírozásához szükséges kötelezettségeit visszafizetni. A második esetben egy gazdasági szemléletmód felől

közelíthetjük meg a csőd fogalmát (Liao–Mehdian 2016). A harmadik egy könyvelési csődőllapotot tükröz, ami röviden azt jelenti, hogy a cég negatív nettó eszközértéket mutat ki a könyveiben (Shi–Li 2019). Esetünkben az első opcióhoz csatlakoznánk a kutatásunk során. Hazai és nemzetközi viszonylatban különböző csőd-előrejelzési módszerek alakultak ki (lásd 2.1.–2.2. alfejezetek). Ezek szisztematikus vizsgálatát követően (2.3. alfejezet) kiválasztottuk az MDA statisztikai módszert, aminek segítségével kialakított lineáris súlyozott csődmodellt alkalmaztuk az elemzésünk során (Husein–Pambekti 2015).

2.1. Hazai csődelőrejelzés

Először a rendszerváltás után az első hazai csődelőrejelző modellt Virág Miklós készítette el. Az első (1990–91-es) modell nyilvánosan is hozzáférhető, míg a második (1996-os Virág–Hajdu kutatás eredménye), amely sokkal szélesebb adatbázissal dolgozhatott és iparági (TEAOR szerinti) bontásban készült el, üzleti titok. A második modellnek az előrejelző-képessége sokkal határozottabb az iparági (TEAOR) bontás miatt. Mint azt az előző pontban láthattuk, Virág a modelljeinek előrejelző motorjául az MDA eszközt használta, amit később logisztikus regresszióval is helyettesített.

Érdekességként kiemelnénk, hogy az idő előrehaladtával összesen 7 db olyan magyar csődmodell született 2020. január elejéig, amely 95%-os vagy annál is magasabb teljesítménymutatóval rendelkező modell (AUROC – Area Under the Receiver Operating Characteristics) (Narkhede 2018). A modellek a 2. táblázatban összegzésre kerültek (Kristóf–Virág 2020).

Szerző	Publikációs év	Magyarázó változók	Magyarázott változók	Minta mérete	Klasszifikációs módszer	Modell teljesítmény-mutató
Virág Miklós és Hajdu Ottó	1996	penzügyi mutatók	törvény szerinti csőd	10.000 *	DA, Logit	98%
Hámori Gábor	2001	penzügyi mutatók	törvény szerinti csőd	757	DA	95%
Kristóf Tamás és Virág Miklós	2012	penzügyi mutatók	törvény szerinti csőd	504	CHAID Split/PCA/Logit, RPA, NN	95%
Virág Miklós és Nyitrai Tamás	2013	penzügyi mutatók	törvény szerinti csőd	154	NN, SVM	95%
Bareith Tibor, Koroseczné Pavlín Rita és Kövér György	2016	penzügyi mutatók	törvény szerinti csőd	2483	RI/NN	96%
Fejér-Király Gergely	2016	penzügyi mutatók, makro változók	törvény szerinti csőd	1075	PCA/Logit, NN	97%
Nyitrai Tamás	2019	dinamikus penzügyi mutatók	törvény szerinti csőd	2098	CHAID/DA	95%

2. táblázat: 95%-os vagy az feletti teljesítménymutatóval rendelkező magyar csődmodellek időbeli sorrendben¹

Forrás: Kristóf–Virág 2020 alapján saját szerkesztés

* Iparágakra osztva TEAOR alapján

¹DA: Discriminant Analysis; CHAID Split: Chi-squared Automatic Interaction Detector Split

Logit: Logistic Regression

NN: Neural Networks

PCA: Principal Component Analysis

Ri: Cohen-kappa statistics' coefficient

RPA: Recursive Partitioning Analysis (Yang et al., 2017)

SVM: Support Vector Machine

A 2. táblázat alapján kijelenthető, hogy a különböző diszkriminancia-analízisek gyengébb előrejelző képessége ellenére látszik, hogy a legjobban teljesítő modell az iparágakra felbontott csődelőjelző modell Virág–Hajdu (1996) kutatása alapján. Az idő előrehaladtával a szimpla statisztikai módszerektől inkább a döntési fák és a mesterséges intelligencia módszerek irányába mozdultak el a kutatók, és 2020-hoz közeledve már ezeket is elkezdték kombinálni a jobb teljesítményű mutatók elérése érdekében.

A hazai csődelőjelzés történetének és metodikájának áttekintését követően nézzük meg annak nemzetközi viszonylatban való fejlődését.

2.2. Nemzetközi csődelőjelzés

A vállalat pénzügyi teljesítményének mérését kezdetben kvalitatív módon kezdték meg különböző ügynökségek a 19. században. Az 1930-as években is főként kvalitatív módszerekkel próbálkoztak a kutatók, kiegészítve azokat bizonyos számadatokkal vagy más néven mutatókkal (pl. cash flow/összes eszköz) (Szeker 2016)². Az egyik ilyen kései, de híresebb kvalitatív elemzési modell Argenti 1976-os A-Score-ja (Argenti 1976).

A 70-es évek után jutott el a statisztika módszertana és a számítástechnika arra a szintre, hogy az egyszerű mutatószámok mellett más, komplexebb előrejelzési modelleket is kialakíthattak a kutatók (Virág 2004). Ekkortájt kezdett el terjedni Altman munkásságát követően a többszörös diszkriminancia-analízis (multiple discriminant analysis, MDA) módszertanának alkalmazása csődmodellek területén. A módszer lényege abban rejlik, hogy előre kialakított osztályokba sorol megfigyelési egységeket, amelyek több jellemző változóval is rendelkezhetnek. A módszert az jellemzi továbbá, hogy használata előtt egyes feltételeket figyelembe kell vennünk, pl. a mutatószámok értékei normális eloszlásúak, a kovariancia mátrixok minden osztályban azonosak. Továbbá a mutatószámok egymáshoz képest függetlenek legyenek statisztikai értelemben (Szeker 2016).

A 80-as években a logisztikus regresszió (logistic regression, LR) indult térhódításnak leváltva az MDA-t a csődmodellezés területén. Ez érthető, hiszen egy sokkalta robusztusabb módszerről van szó, amely sokkal kevesebb előfeltételt igényel. A módszer lényege abban rejlik, hogy kategorikus függő változókat szeretnénk más magyarázó változókkal előre jelezni. Ennek érdekében a legnépszerűbb OLS (ordinary least squares) módszertana helyett inkább a maximum likelihood becslést alkalmazza a regressziós modell, hogy előrejelezhesse a csődbe jutás valószínűségét a vállalatoknál (Szeker 2016).

A 90-es évektől kezdődően az IT (information technology) szoftveres és hardveres fejlődésének köszönhetően az új mesterséges intelligencia (artificial intelligence, AI) módszerek kezdtek el szárnyra kapni. Ezek közül is első sorban a legkiemelkedőbb metodika a neurális hálóké (neural networks, NN), amelyek input adatok (első réteg) segítségével egy köztes rétegen keresztül súlyozzák az előrejelző modellt, amelyet később az output rétegnél ellenőriznek, hogy mennyire pontos a megoldás múltbeli tényadatokkal összevetve, majd a hálók segítségével újra súlyozhatják őket. Ezt nevezik a neurális hálók betanításának (Szeker 2016).

Természetesen a neurális hálóknál nem állt meg a mesterséges intelligencia fejlődése, hiszen sok más egyéb módszert is kifejlesztettek a matematikusok és az informatikusok, pl. CBR (case based reasoning), DT (decision trees), GA (genetic algorithm), RS (rough sets), SVM (support vector machines) módszertanokat (Alaka et al. 2018).

A módszertanok közül kiemelnénk még a DT-t és az SVM-t bemutatás céljából. Röviden azért választottuk ki ezeket, mivel a szakirodalom alapján a legpontosabb módszerek (NN, SVM, DT, LR) közé sorolhatók előrejelzés tekintetében. A DT egy olyan gépi tanulási (machine learning) eszköz, amely entrópia használatával méri meg a minta változóinak

²Imre, Szeker és Virágék cikkei többek között a nemzetközi csődmodellek fejlődését is áttekintik.

diszkrimináló erejét, majd ezt követően rekurzív módon partícionálja az adatokat a cégek besorolása érdekében. Az SVM egy lineáris vagy nem lineáris modellt alkalmaz annak érdekében, hogy kialakíthasson egy optimális elválasztó egyenest vagy magasabb dimenzióban sikot az adathalmazban, amely kettéosztja és ezáltal azonosítja a csődbe jutó és pénzügyileg életképes cégeket (Alaka et al. 2018; Altrichter et al. 2006).

A hazai és nemzetközi módszertanok áttekintése után térjünk át a modellek működésének összefüggéseire és a modellek integrációjának lehetőségére.

2.3. Feltárt csődelőrejelzési modellek módszertanai

Modellünk felépítése során öt nemzetközi csőd-előrejelzési modellt használunk. A mintát alkotó 18 magyar autógyártó vállalat jövőbeli csődlehetőségének elemzéséhez a következő modelleket választottuk ki: Altman- (kétféle létezik: egy tőzsdei és egy nem tőzsdei vállalatoknak), Grover-, Springate- és a Zmijewski-modell (Husein 2015). Röviden ezeknek a modelleknek a működését és logikáját mutatjuk be az általuk használt pénzügyi mutatók, súlyok, kritikus határértékek és determinációs együtthatójuk (R^2) által (Abdulkareem 2015; Altman et al. 2014; Primassari 2017).

A 3. táblázatban a korábban említett modellek által felhasznált pénzügyi mutatókat, súlyokat, kritikus határértékeket és determinációs együtthatójukat mutattuk be. A pénzügyi mutatószámok a cégek beszámolóinak elemeiből számítható arányszámok, amelyek a kutatók szerint a leginkább előrejelezhetik azt, hogy egy cég csődbe jut vagy sem. A súlyok a korábban ismertetett statisztikai és AI módszerek (esetünkben statisztikai MDA módszer) által kinyert, csődöt előrejelző mutatószámok mellé rendelt számok, amelyek az egyes arányszámok jelentőségét fejezik ki a prognózis során. A kritikus határértékek olyan számok, amelyek abban az esetben, ha a korábbi elemzés során felállított lineáris egyenletek (mutatószámok és súlyok szorzatösszege) kimeneti értékei meghaladják (negatív vagy pozitív irányba) ezeket, akkor azok azt indikálhatják, hogy a cégek csődbe juthatnak vagy sem. A determinációs együttható pedig azt mutatja meg nekünk, hogy a diszkrimancia analízisok által előálló lineáris egyenletek magyarázó ereje 0–1 (0 nincs, 1 tökéletes magyarázó erő) között hol helyezkedik el (Závoti 2010).

Csődelőrejelző modellek					
Paraméterek	Altman RT modelljei	Altman nem RT modelljei	Springate modellje	Zmijewski modellje	Grover G-Score modellje
Publikációs év	1968	1983	1978	1984	2001
Mutatósám_1	WC/TA	WC/TA	WC/TA	ATE/ TA	WC/ TA
Mutatósám_2	RE/TA	RE/TA	IBIT/TA	TD/ TA	EBIT/ TA
Mutatósám_3	EBIT/TA	EBIT/TA	IBT/TCL	CA/ CL	NI/ TA
Mutatósám_4	BVOE/BVOL	MVOE/TL	S/TA	konstans	konstans
Mutatósám_5	S/TA	S/TA	-	-	-
Mutatósám_1_súly	1,2	0,717	1,03	-4,5	1,65
Mutatósám_2_súly	1,4	0,847	3,07	5,7	3,404
Mutatósám_3_súly	3,3	3,107	0,66	-0,004	-0,016
Mutatósám_4_súly	0,6	0,42	0,4	-4,3	0,057
Mutatósám_5_súly	0,999	0,998	-	-	-
Határértékek (választó-; alsó-felső-; alsó-középső-felső érték)	0-1,81-2,675	1,23-2,9	0-0,862	0	-0,02-0,01
R ²	0,722	-	0,323	0,498	0,056

3. táblázat: Alkalmazott csődelőrejelző modellek paramétereir³

Forrás: saját szerkesztés Abdulkareem (2015); Altman et al. (2014); Primassari (2017) alapján

A 3. táblázat alapján azt láthatjuk, hogy magyarázó ereje alapján Altmant a Zmijewski-, Springate-, és a Grover-modell követi. Láthatjuk, hogy Altman 1968-as modelljét nem véletlenül emlegeti a szakirodalom a publikációja óta, hiszen elég magasra tette a mércét a kutatója. Természetesen láthattuk a 2. táblázatban, hogy iparágspecifikus modellek és más statisztikai AI módszerek által felállított modellek már ennél pontosabban is előre tudják jelezni a csődöt.

3. Pénzügyi csőd elemzésének eredményei

A 2.3-as alpontban ismertetett módszertan segítségével megvizsgáltuk, hogy az ajánlott mutatószámok és súlyozásuk lineáris többváltozós egyenletei végeredményei alapján a 18 magyar autógyártó vállalat csődközeli helyzetben volt-e a 2014–2018-as időszakban. Mindezt a kritikus határértékekhez való hasonlításal tettük, mivel minden cégnél 5

³ATE: After Tax Earnings – adózott eredmény

BVOE: Book Value of Equity – sajáttőke

BVOL: Book Value of Total Liabilities/ (debt) – kötelezettségek

CA: Current Asset – forgóeszközök

CL: Current Liabilities – rövid lejáratú kötelezettségek

EBIT: Earnings Before Interest and Taxes – üzemi eredmény

IBIT: Income Before Interest and Taxes – üzemi eredmény

IBT: Income Before Taxes – adózás előtti eredmény

MVOE: Market Value of Equity – piaci kapitalizáció

NI: Net Income – adózott eredmény

RE: Retained Earnings – visszaforgatott nyereség

S: Sales – nettó árbevétel

TA: Total Assets – mérlegfőösszeg

TCL: Total Current Liabilities (debt) – rövid lejáratú kötelezettségek

TD: Total Debt – kötelezettségek

TL: Total Liabilities – kötelezettségek

WC: Working Capital – működőtőke

csődmodellel (Altman tőzsdén jegyzett cégek és nem tőzsdei cégek Z-score⁴, Zimjewski X-score, Springate S-score, Grover G-score csődmodell) történt a becslés, ezért megpróbáltuk aggregálni az eredményeket, hogy a modellek megfelelő súlyozással milyen konszenzust mutathatnak.

Az eredmények ismertetése előtt (lásd 4. táblázat) a különböző modellek aggregálásának folyamatát prezentáltuk. A folyamat során a 3. táblázatban bemutatott csődmodellek alapján azok determinációs együtthatóit alkalmaztuk súlyokként. Az egyes modellek kimeneti értékeit (pl. csődös, nem eldönthető, nem csődös cég) kódoltuk 0 centrikus dummy változókkal (-1, 0, 1). Ezek után a súlyok és az értékek mátrixait összeszoroztuk, és megkaptuk az első ábrán található értékeket. Amennyiben az értékek 0-át nem haladják meg, akkor a cégek csődközeli helyzetben voltak az adott évben, míg a 0-s értékek azt jelölik, hogy nem eldönthető a cég csődközeli helyzete (esetünkben egy vállalat sem rendelkezett nullás értékkel). A 0 feletti értékek egyértelműen azt mutatják, hogy csődtől nem kell tartania a vállalatnak az adott évben. További teendő volt, hogy ábrázoljuk a modellek konszenzusát abban az értelemben, hogy a modellek mennyire egybehangzóan mondják azt egy cégre az adott évben, hogy csődös, nem eldönthető vagy nem csődös. Ennek érdekében létrehoztunk egy százalékos konszenzusmutatót, amelyet úgy kaptunk, hogy a determinációs együtthatók pozitív (felső értékhatár) és negatív (alsó értékhatár) összegét is vettük. Ezután a kapott csődértékeket osztottuk az előjelben megegyező pozitív vagy negatív értékhatárokkal. Ennek alapján tudtuk mérni a csőd konszenzuserősségét az eltérő modellek esetében.

A 4. táblázatban prezentált aggregálás alapján látható, zöld színnel jelölt pozitív értékek jelentése, hogy a vállalkozásnak csődhelyzet veszélyétől nem kell tartania. Zérus érték esetében nem lenne eldönthető, hogy hova tartozik a cég (szürke színnel lenne jelölve⁵). Negatív érték esetében pedig az elemzési eredmények azt mutatják, hogy csődközeli állapotban van a vállalat az adott évben. A konszenzus %-os mutatókat pedig úgy kell értelmezni, hogy arányaiban mennyire volt egységes a cégeket elemző csődmodellek jóslatai (csődös, nem eldönthető, nem csődös). Az alacsony %-os értékek abból erednek, hogy az összes modell közül az Altman két modellje (tőzsdén jegyzett cégekre vagy a többire) domináns determinációs együtthatókkal rendelkezett.

Az aggregált értékek alapján azt láthatjuk, hogy hat vállalat esetében jelentkezett legalább egy évben csődközeli állapot, közülük három esetben ez csak egy évre volt jellemző. A maradék három vállalkozás kivétel nélkül mindegyik évben csődközeli állapotban volt. Ezen vállalatok esetében (Boschung Kft., BYD Kft. és Horse Truck Kft.) az aggregált konszenzusmutatók többnyire 80% feletti értékkel rendelkeztek, így a modellek összhangban álltak. Más szavakkal a négy csődmodell esetében volt a legbiztosabb a csődközeli állapot fennállása a vizsgált időszakban (lásd a 4. táblázatban).

⁴Mindkettő Altman modell esetében ugyanazon determinációs együtthatóval éltünk jobb opció hiányában (Altman et al. 2014).

⁵Mivel nincs ilyen érték, ezért nem látható a szürke szín a táblázatban az értékeknél.

„Kizökkent világ” – Szokatlan és különleges élethelyzetek: a nem-konvencionális, nem “normális”, nem kiszámítható jelenségek korszaka?

XXIV. Apáczai-napok Tudományos Konferencia tanulmánykötete

Cégnév	Modell eredmény paraméterek	Évszám				
		2014	2015	2016	2017	2018
AUDI HUNGARIA Zrt.	érték	1,599	1,599	1,599	1,487	1,487
	konzensus (%)	100%	100%	100%	93%	93%
Belügyminisztérium HEROS Javító, Gyártó, Szolgáltató és Kereskedelmi Zrt.	érték	0,442	-0,280	0,442	0,765	0,765
	konzensus (%)	28%	18%	28%	48%	48%
Boschung EJT Elektronikai és Járműipari Termékeket Gyártó és Forgalmazó Kft.	érték	-0,554	-0,231	-0,554	-0,554	-0,554
	konzensus (%)	35%	14%	35%	35%	35%
BYD Electric Bus & Truck Hungary Kft.	érték	-1,599	-1,599	-1,276	-1,599	-1,276
	konzensus (%)	100%	100%	80%	100%	80%
GAMMA Műszaki Zrt.	érték	0,765	1,487	0,442	0,765	0,765
	konzensus (%)	48%	93%	28%	48%	48%
Heves Ponyva Kft.	érték	1,487	0,442	0,442	0,442	0,442
	konzensus (%)	93%	28%	28%	28%	28%
Horse Truck Ipari, Kereskedelmi és Szolgáltató Kft.	érték	-1,276	-1,276	-1,276	-1,276	-0,554
	konzensus (%)	80%	80%	80%	80%	35%
HYDROTEST Kft.	érték	1,599	0,765	-0,231	1,487	1,599
	konzensus (%)	100%	48%	14%	93%	100%
IKARUS JÁRMŰTECHNIKA Járműgyártó, -Javító Kereskedelmi és Szolgáltató Kft.	érték	1,487	0,765	0,442	-1,276	0,765
	konzensus (%)	93%	48%	28%	80%	48%
KAPOS Járműgyártó és Javító Zrt.	érték	1,487	1,487	1,487	1,487	1,487
	konzensus (%)	93%	93%	93%	93%	93%
KF Service Solutions – Kamion Fényező Ipari, Kereskedelmi és Szolgáltató Kft.	érték	0,442	0,765	1,487	0,442	0,765
	konzensus (%)	28%	48%	93%	28%	48%
KRAVTEX KERESKEDELMI Kft.	érték	0,442	0,765	1,487	1,599	1,599
	konzensus (%)	28%	48%	93%	100%	100%
MAGYAR SUZUKI Zrt.	érték	1,487	1,487	1,487	1,487	1,487
	konzensus (%)	93%	93%	93%	93%	93%
Mercedes-Benz Manufacturing Hungary Kft.	érték	1,487	1,487	1,487	1,487	1,487
	konzensus (%)	93%	93%	93%	93%	93%
Opel Szentgotthárd Autóipari Kft.	érték	0,442	1,164	1,599	1,599	1,164
	konzensus (%)	28%	73%	100%	100%	73%
Profile Vehicles Oy Magyarországi Fióktelepe	érték	0,491	0,491	1,487	0,765	0,765
	konzensus (%)	31%	31%	93%	48%	48%
Rába Jármű Gyártó és Kereskedelmi Kft.	érték	1,487	1,487	1,487	1,487	1,487
	konzensus (%)	93%	93%	93%	93%	93%
Szonax-Fém Lakatosipari Kft.	érték	0,442	0,442	0,442	1,599	1,599
	konzensus (%)	28%	28%	28%	100%	100%
Magyarázat:						
Színek jelentése: (piros=csödközeli pénzügyi állapot; szürke=nem lehet eldönteni; zöld=csődtől távoli pénzügyi állapot)						
Determinációs együtthatók aggregátumának leíró statisztikája:						
Felső értékhatár (összeg)	1,599					
Alsó értékhatár (kivonás)	-1,599					
Terjedelem (Max-Min távolság)	3,198					

4. táblázat: Csődmodellek eredményeinek aggregátumai (2014–2018)

Forrás: saját szerkesztés vállalati pénzügyi beszámolók alapján (2020)

Az eredmények alapján megállapítható, hogy 2014–2018 között a vizsgált 18 magyar autóiipari nagyvállalat és KKV közül összesen hat volt csődközeli állapotban legalább egy évben. Ezek közül három volt huzamosabb ideig csődközeli állapotban, amelyek közül kettő esetében a modellek jelentős aránya jelzett csődöt.

Összegzés

A kutatás célja a 18 legnagyobb magyar autóiipari gyártó vállalat (OEM) pénzügyi helyzetének vizsgálata volt csőd-előrejelzési szempontból. Az aggregált csődmodell segítségével 2014–2018 között a COVID-19 válságot megelőző években vizsgáltuk a vállalkozásokat. Módszertani felvetésünkben egy MDA modellekből kinyert súlyokból és meghatározott mutatószámokból (Altman Z-score, Springate S-score, Zmijewski X-score, Grover G-score) generált, aggregált csődmodellt használtunk. Ennek szakirodalmi áttekintése során megállapítottuk, hogy a kutatók számára számos statisztikai és AI módszer áll rendelkezésre a csődmodellezéshez használt súlyok megállapítása során. Ugyanakkor az értelmezhetőség és széleskörű elfogadottság miatt kutatásunk az MDA módszereket helyezte központba.

Az elemzés alapján a vizsgált 18 autóiipari gyártó cég közül a vizsgált időszakban (2014–2018) hat esetben (az alapsokaság 33%-a) merültek fel problémák a pénzügyi helyzet tekintetében. Ezek közül háromnál (az alapsokaság 17%-a) kritikus állapotok uralkodtak már a válság előtt is (Boschung Kft., BYD Kft., Horse Truck Kft.). Tehát megállapíthatjuk, hogy három KKV esetében enyhe csődös helyzet fordult elő a vizsgált időszakban, míg további három esetében komoly pénzügyi problémák jelentkeztek.

Köszönetnyilvánítás

A cikk kutatásaihoz az Új Széchenyi Terv keretein belül az „Autonóm járműrendszerek kutatása a zalaegerszegi autonóm tesztpályához kapcsolódóan (EFOP-3.6.2-16-2017-00002)” projekt és a Széchenyi István Egyetem biztosított forrást. A kutatás az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósult meg.

Irodalom

1991. évi XLIX. törvény a csődeljárásról és a felszámolási eljárásról.
<https://net.jogtar.hu/jogszabaly?docid=99100049.tv> (letöltve: 2020.05.11)
2004. évi XXXIV. törvény a kis- és középvállalkozásokról, fejlődésük támogatásáról.
<https://net.jogtar.hu/jogszabaly?docid=a0400034> (letöltve: 2020.06.02)
- Abdulkareem, H. 2015. *The Revised Altman Z-score Model Verifying its Validity as a Predictor of Corporate Failure in the Case of UK Private Companies*. University of Leicester.
- Alaka, H. A.–Oyedele, L. O.–Owolabi, H. A.–Kumar, V.–Ajayi, S. O.–Akinade, O. O.–Bilal, M. 2018. Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards a Framework for Tool Selection. *Expert Systems with Applications* 94: 164–184.
- Altman, E. I.–Iwanicz-Drozdowska, M.–Laitinen, E. K.–Suvas, A. 2014. Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-score Model. Available at SSRN 2536340.
- Altrichter, M.–Horváth, G.–Pataki, B.–Strausz, G.–Takács, G.–Valyon, J.–Gáti, K. 2006. *NH. Neurális hálózatok–Tananyagbővítés*.
https://regi.tankonyvtar.hu/hu/tartalom/tamop425/0026_nhb_4_4/adatok.html
(megtételezve: 2020. 05.13.)
- Argenti, J. 1976. Corporate Planning and Corporate Collapse. *Long Range Planning* 9(6): 12–17.

- Az Európai Parlament és a Tanács (EU) 2015/848 rendelete (2015. május 20.) a fizetéseképtelenségi eljárásról OJ L 141, 2015: 19–72. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/HU/TXT/?uri=CELEX:32015R0848> (letöltve: 2020.05.12.)
- Brealey, R. A.–Myers, S. C.–Márta, S. P.–Gábor, P.–Ádám, F.–András, M. 1999. *Modern vállalati pénzügyek*. Budapest: Panem.
- Husein, M. F.–Pambekti, G. T. 2015. Precision of the Models Of Altman, Springate, Zmijewski, and Grover for Predicting the Financial Distress. *Journal of Economics, Business, & Accountancy Ventura* 17(3): 405–416.
- Imre, B. 2008. Bázis II definíciókon alapuló nemfizetés-előrejelzési modellek magyarországi vállalati mintán (2002–2006). Miskolc: Miskolci Egyetem Gazdaságtudományi Kar.
- ITM 2020. Az uniós átlagnál kisebb mértékben esett vissza a magyar járműipar teljesítménye. <https://koronavirus.gov.hu/cikkek/itm-az-unios-atlagnal-kisebb-mertekben-esett-vissza-magyar-jarmuipar-teljesitmenye> (letöltve: 2020.05.20.)
- Kristóf, T.–Virág, M. 2020. A Comprehensive Review of Corporate Bankruptcy Prediction in Hungary. *Journal of Risk and Financial Management* 13(2): 35–54.
- KSH 2020. Osztályozások – Gazdasági tevékenységek egységes ágazati osztályozási rendszere (TEAOR'08). https://www.ksh.hu/teor_menu (letöltve: 2020.07.12.)
- Liao, Q.–Mehdian, S. 2016. Measuring Financial Distress and Predicting Corporate Bankruptcy: An Index Approach. *Review of Economic and Business Studies* 9(1): 33–51.
- Narkhede, S. 2018. Understanding AUC-ROC Curve. *Towards Data Science* 26.
- Portfolio 2020. A koronavírus okozta sokk után kezd magára találni a magyar autóipar. <https://www.portfolio.hu/gazdasag/20200521/a-koronavirus-okozta-sokk-utan-kezd-magara-talalni-a-magyar-autoipar-a-kormanyzati-tamogatasokra-vizsont-nagy-szukseg-lenne-433280> (letöltve: 2020.05.25.)
- Primassari, N. 2017. Analysis of Altman Z-score, Grover Score, Springate, and Zmijewski as Financial Distress Signalling: Empirical Study of Consumer Goods Industry. *Accounting and Management Journal* 11(1): 23–42.
- Shi, Y.–Li, X. 2019. An Overview of Bankruptcy Prediction Models for Corporate Firms: A Systematic Literature Review. *Intangible Capital* 15(2): 114–127.
- Szeker, L. 2016. Az Altman-féle "Z"-modell lehetséges alkalmazása a pénzügyi csőd-előrejelzésben. *Katonai Logisztika* 24: 483–501.
- Virág, M.–Hajdu, O. 1996. Pénzügyi mutatószámokon alapuló csődmodell-számítások. *Bankszemle* 15(5): 42–53.
- Virág, M. 2004. A csődmodellek jellegzetességei és története. *Vezetéstudomány-Budapest Management Review* 35(10): 24–32.
- Yang, F.–Yang, P.–Zhang, C.–Wang, Y.–Zhang, W.–Hu, H.–Jiang, T. 2017. Stratification According to Recursive Partitioning Analysis Predicts Outcome in Newly Diagnosed Glioblastomas. *Oncotarget* 8(26): 42974–42982.
- Závoti, J. 2010. *Matematikai statisztikai elemzések 7., Regressziószámítás: kétváltozós lineáris és nemlineáris regresszió, többváltozós regresszió*. Győr: Nyugat-Magyarországi Egyetem.