

E-CONOM

Online tudományos folyóirat
Online Scientific Journal

Tanulmányok a gazdaság- és társadalomtudományok területéről
Studies on the Economic and Social Sciences



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@nyhme.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
TARRÓ Adrienn

A szerkesztőség munkatársa | Editorial Assistant
TARRÓ Adrienn

ISSN 2063-644X



Tartalomjegyzék | Table of Contents

CSUGÁNY Julianna

Az intézmények szerepe a technológiai haladás gazdasági növekedésre gyakorolt hatásának érvényesülésében

The Role of Institutions in Realising the Effects of Technological Progress on Economic Growth 1

ÚR Norbert

B2B kapcsolatok az üzleti hálózatban

B2B Relationship in Business Network 12

GYÖRKÖS Rita

Gyártósor-konfigurációk elemzése gyártósor-kiegyenlítési modellekkel egy alkatrész összeszerelő üzem példáján

Analysis of Assembly Line Configurations with Assembly Line Balancing Models in Case of a Part Manufacturer 22

KATONA Attila Imre

A beavatkozási határok módosítása a mérési bizonytalanság, valamint a termékparaméterek megváltozásának figyelembevételével a statisztikai folyamatszabályozásban

Modification of the Control Lines Considering the Measurement Uncertainty and the Product Characteristic Change in Statistical Process Control 35

KATONA Attila Imre

Ellenőrző kártya-illesztési folyamat kidolgozása a mérési bizonytalanság figyelembevételével a statisztikai folyamatszabályozásban

Construction and Implementation of Control Charts Considering Measurement-Uncertainty in Statistical Process Control 46

KURBUCZ Marcell

Emberi erőforrások optimális kiválasztásának vizsgálata a projekttervezésben

Impacts of Human Resources on Project Planning 58

NÉMETH Anikó

Berendezések karbantartásának mátrixos projekttervezése

Matrix-Based Planning of Maintenance Projects 79

NÉMETH Kristóf

GARCH modellek a pénzügyi kockázatok észlelésében

GARCH Models in the Perception of Financial Risks 99

Kiss Ágota

A valós értékelés létjogosultsága a tőzsdei vállalatok éves és a konszolidált beszámolóiban

The Role of Fair Value in Annual and Consolidated Report of Stock Firms 116

CZELLENG Ádám

Flexibilitás hatása a tőkeszerkezetre

The Impact of Flexibility on the Capital Structure 128

ÉKES Szeverin Kristóf

A vállalati szektor csődelőrejelzésének „relativitás elmélete”

The Theory of Relativity of the Bankruptcy Forecast in the Company Sector..... 141

DURKÓ Emília

Földgáz- és megújuló energia alapú fűtési rendszerek beruházás

gazdaságossági vizsgálata egy 100 m²-es családi ház példáján keresztül

Examining the Investment Economy of Heating System Using Natural Gas and

Renewable Energy Resources through the Example of a 100 m² Detached House..... 156

A vállalati szektor csődelőrejelzésének „relativitás elmélete”¹

ÉKES Szeverin Kristóf²

A dolgozat széles körű szakirodalmi bázisra építve, a diszkriminancia analízis és a logisztikus regresszió módszereivel vizsgálja a csődös és a működő vállalkozások megkülönböztetését leginkább befolyásoló kritikus tényezőket. Egy kiinduló mintán teszteltem, hogy véletlen mintavétel szerint összeállított mintára mennyire hatékonyak a szakirodalomban ismert csőd előrejelzési modellek, illetve a mintán értelmezve kialakított saját modell. Egy validáló mintán igazolásra került, hogy a saját modell is csak az első mintára alkalmazható kiugró eredménnyel. Bizonyítást nyert, hogy a bonyolult statisztikai megoldások önmagukban nem feltétlen vezetnek célra, szükség van a tapasztalt gazdasági szakember szakértelmére. Természetesen a kutatás nem azt mondja, hogy a szakirodalomban használt csőd előrejelzési módszerek teljes egészében hitelüket veszítették. Csak felhívja a figyelmet arra, hogy a hazai KKV-k gazdasági körülményei nem vethetők össze a külföldi nagyvállalatokéval, így a nagyvállalati szektorra kifejlesztett mutatók eredményei KKV esetében nem segíthetik a nagy pontosságú döntéshozatalt; a gazdálkodási jellemzők komplexitásának jelentős szűkítése sok esetben téves eredményre vezethet.

Kulcs szavak: csőd előrejelzési modellek, diszkriminancia analízis, logisztikus regresszió
JEL-kódok: C15, C53, C55, G33, M21

The Theory of Relativity of the Bankruptcy Forecast in the Company Sector

This study based on extensive literature and differentiation of entities operating of most critical influencing factors has examined by discriminant analysis and logistic regression. Initial sample was tested by our discriminant model and other bankruptcy prediction models. Validation sample have justified that the model is only used for first sample. It has been demonstrated that statistical solutions will not lead to purpose therefore the expertise of company specialists have needed. The paper have punctuated that the statistics could provide basic information, but efficiency of bankruptcy prediction depended on complex experience of evaluation. The research does not say that prediction methods has been discredited but pay the readers attention, that the domestic economic conditions are not strictly comparable with those of foreign corporations and its results may not help the decision making of high precision; and many case management features of the complexity of a significant narrowing lead to erroneous results.

Key words: Bankruptcy prediction models, Discriminant analysis, Logistical Regression
JEL Codes: C15, C53, C55, G33, M21

¹ A tanulmány a XXXI. Országos Tudományos Diákköri Konferencia Közgazdaságtudományi Szekciójának Vállalati gazdaságtan II. Tagozatában első helyezést elért dolgozat alapján készült. Az OTDK-pályamunka konzulensei Dr. Juhász Lajos egyetemi docens és Dr. Koloszar László egyetemi docens.

² A szerző a Nyugat-magyarországi Egyetem Közgazdaságtudományi Karának vállalkozásfejlesztés mesterszakos hallgatója (ekes.szeverin AT gmail.com). A szerző 2013-ban Pro Scientia Aranyérem kitüntetésben részesült.

Bevezetés

Az elmúlt több mint húsz évben a kis- és közepes méretű vállalkozások az érdeklődés középpontjába kerültek, számos szakirodalmi kutatás bizonyította jelentőségüket a gazdasági növekedés, a munkahelyteremtés és az innováció vonatkozásában is (Szerb, 2008; Antal-Pomázi, 2011; Némethné, 2010; Nyitrai, 2011). A gazdaság egészében, a jövedelemteremtésben és a foglalkoztatásban nyújtott kezdeti sikerek a kis- és középvállalkozások számára növekvő versenyképességi lehetőségeket teremtettek, a piaci térhódítás folyamatát előirányozva. A 2008-2010-es gazdasági válságot követően a KKV-k növekedési lehetőségei megtorpantak. A méretstruktúra további változásának lehetősége, a foglalkoztatási adatok csökkenése, a fejlesztési, innovációs lehetőségek mérséklődése és a belső instabilitás háttérbe szorította a teljesítőképességet, pedig a nemzetközi szakirodalom és a hazai kutatók is számos esetben igazolták, hogy a kis- és közepes vállalkozások magas arányukból adódóan (98-99%) megteremthetnék a nemzetgazdaságban a növekedés, illetve jelen esetben a kilábalás esélyét. E helyett azonban számos vállalkozás ment tönkre, jutott csőd közeli helyzetbe.

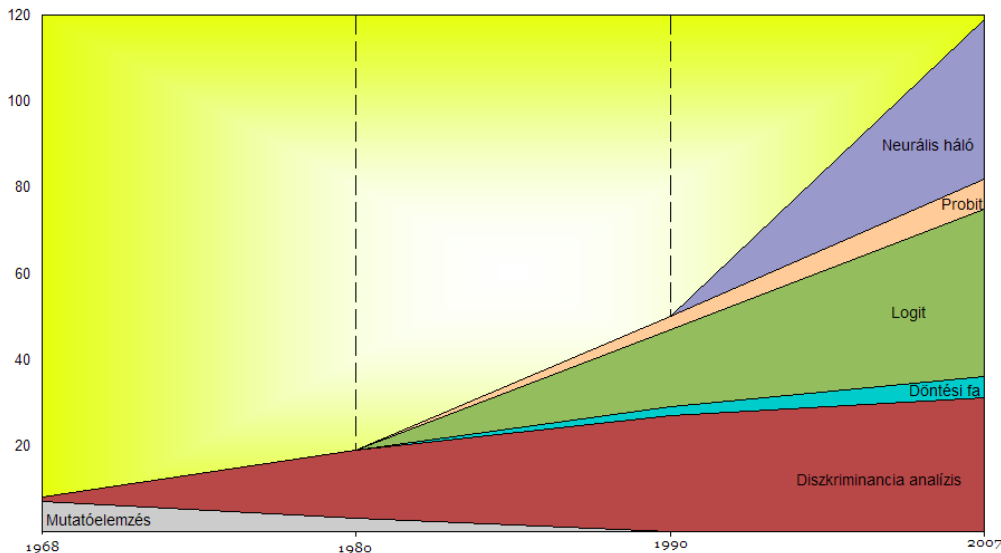
A publikáció elsődleges célja, hogy vizsgálat tárgyát képezze a szakirodalomban található csőd előrejelzési modellek hatékonysága.

Feltételezhető, hogy megfelelő statisztikai módszerek alkalmazásával sem konstruálható olyan mutatószám, amely a magyar KKV szektor vállalkozásai kapcsán pontosabb csőd előrejelzéssel szolgál. Bizonyítható, hogy a szakirodalmi mutatószámok sem alkalmasak kellő hatékonysággal a csőd előrejelzésére. A vizsgált szektorra vonatkozóan nem alkotható meg olyan modell a gazdaságossági mutatók komplex szintézise által, amely a csőd lehetőségét (csődkockázatot) pontosabban jelzi.

Megállapítható, hogy a jelenlegi csődmodellek és a megalkotott modellek sem alkalmazhatók a csőd helyzetének előrejelzésére egy évvel korábbi adatok alapján sem. Nem lehet olyan univerzális modellt kialakítani, amely képes volna figyelembe venni a nyilvánosan hozzáférhető vállalati adatok változatosságát és igazodni a vizsgált szektor kevésbé uniformizált jellemzőihez.

Szakirodalom áttekintése

Az 1930-as gazdasági világválság megváltoztatta az erőviszonyokat és bélyeget nyomott a vállalkozások tevékenységére, ezért a kutatások jelentős hányada olyan válságkezelési modellek kidolgozására és alkalmazhatóságára koncentrált (*1. ábra*), amelyek hosszú távon képesek arra, hogy a fizetésektelenség problémakört időben előre jelezzék.



1. ábra: Csődmodellek fejlődéstörténete

Forrás: Imre (2007)

Legyen szó bármely modellről, ezek a vállalatok beszámolóiból, pénzügyi-számviteli kimutatásaikból képezett ökonómiai (Herczeg-Juhász, 2010), pénzügyi (Bíró et al., 2007) és jövedelmezőségi mutatók (Illés, 2008) ügyes kombinációjának segítségével teszik lehetővé, hogy a néhány éven belül bekövetkező csődöt előre jelezzék. A csőd bekövetkezése és a mutatók halmaza közti összefüggéseket statisztikai elemzések segítségével lehet feltárni. Nagyon fontos, hogy bármely mutatóról, modellről legyen szó, nem szabad szem elől téveszteni azt, hogy a csőd elemzése mellett a csőd előrejelzése prioritást élvez. Kotormán (2009) felhívja a figyelmet arra, hogy a kapott eredményeknek minden esetben megfelelőnek kell lenniük ahhoz, hogy a csődveszélyt számszerűsítsék, a csőd bekövetkezése és a csőd elkerülése szerint a vállalkozást minősítsék.

Időrendben haladva a kezdeti modellek a pénzügyi és empirikus vizsgálatokat helyezték előtérbe. Imre (2007) azt írja, hogy Ramster, Foster a pénzügyi mutatók, Fitzpatrick, Winekor és Smith a likviditási mutatók, Back et al. (1996) pedig a működő és nem működő vállalkozásokra kiszámolt értékek differenciáltjából következtetett a csőd bekövetkezésére. Beaver (1966) kutatása úttörő munka volt a csődmodellek gazdasági alkalmazhatósága tekintetében, mivel elsőként alkotott olyan mutatószám rendszert, amely többváltozós lineáris egyenlet segítségével jelzett előre.

Altman (1968) munkássága egy meghatározó fejlődési szakaszt jelent nemcsak a csőd előrejelzése szempontjából, hanem a statisztikai módszerek alkalmazhatóságát illetően is. Az első többváltozós diszkriminancia analízissel elkészített előrejelzési módszer a likviditási, megtérülési, tőkeáttételi, eszköz-megfelelőségi és eszköz kihasználási mutatócsoportokat hangol össze. Megmutatja, hogy a vállalkozások működési kockázati mutatóinak mi az ideális összehangolása. Altman kutatásai nyomán több publikáció is született, Deakin (1972) és Blum (1974) például szintén diszkriminancia analízis segítségével állítottak fel előrejelző modelleket. Az ipar és a kereskedelem modernizációjával egyidejűleg Altman et al. (1977) 27 pénzügyi mutatóból a kor elvárásainak megfelelően kiválasztott 7 kategóriát és módosította az eredeti előrejelzési modellt. Fulmer, Springate és Comerford szintén felállítottak diszkriminancia analízisre alapozott modell javaslatokat azzal a különbséggel, hogy kutatásaikban nagyobb hangsúlyt fektettek a likviditást befolyásoló tényezőkből levonható következtetésekre (Arutyunjan (2002) és Noszkay (2002)). Magyarországi viszonylatban kiemelkedő eredményt Virág-Hajdú (1996, 1998) munkája jelentett, akik a diszkriminancia

analízis és a logisztikus regresszió módszerére levetíthető vizsgálatot folytattak le. A statisztika módszerek fejlődésével a diszkriminancia analízist további módszerek egészítették ki, *Ohlson (1980)* a *kétféle változós logisztikus regresszió* módszerével készített előrejelzési modelleket. Négy évvel később *Zmijewski (1984)* a logisztikus regresszió módszere kapcsán megállapította, hogy a minta elemszámainak egymáshoz közelítésével a modell finomítható, a torzító hatás és a másodfajú hiba lehetősége minimalizálható. *Olmeda és Fernandez (1997)* megállapította, hogy a *neurális háló* segítségével megkapott eredmények felülmúlták a diszkriminancia analízis eredményeit és tökéletes besorolást biztosítottak. *Virág-Kristóf (2005)* szintén megerősíti Olmeda és Fernandez kutatásait és megállapítják, hogy kis mintás tesztek esetén is jobb eredmények érhetők el, mint a diszkriminancia analízis vagy a logisztikus regresszió módszerével.

Fontos kiemelni, hogy óvatosan foglaljunk állást a modellek használhatóságával kapcsolatban. Imre (2007) úgy fogalmaz, hogy az egyváltozós jellegű mutatók esetében nehéz a módszer adta eredményeket definiálni, főleg, hogy több mutató is ellentmondhat egymásnak. Ezzel a gondolattal *Virág (2004)* is egyetért, mivel a módszer nem veszi figyelembe, hogy a csődöt több mutató együtállása is jelezheti, és nem számol a mutatók között felmerülő korrelációkkal. Altman mutatójával kapcsolatban Imre (2007) úgy nyilatkozik, hogy nehéz az előrejelzés olyan vállalatok esetében, akik nem vesznek részt a tőzsdei folyamatokban. A továbbfejlesztett módszerrel kapcsolatban pedig *Altman et al. (1977)* maga is úgy fogalmaz, hogy az eredeti modell az újítások ellenére jobb eredményeket mutat. Talán a neurális háló az egyetlen aktuális modell, amellyel szemben egyelőre nem fogalmaztak meg kritikát, hozzátevé, hogy a fentiek egy része erre is vonatkozatható. Éppen ezért a „*csődelkerülési relativitáselmélet modellje*” arra próbál választ adni, hogy profiltól és tevékenységtől függetlenül, melyek azok a lehetőségek, amelyek releváns információt biztosítanak a vállalkozás menedzsmentjének, létezhet-e általános modell, amely a magyar KKV szektor vállalkozásainál a csőd-előjelzés tekintetében jó határfokkal alkalmazható.

Modellalkotás kiinduló és validáló mintán

Az egyik első, mondhatjuk, hogy a statisztikai megközelítés úttörő jellegű modellje, az Altman-féle Z mutató (*Altman, 1968*) talán a legismertebb csőd-előjelzési mutatószám. A kutatás ezen keresztül viszonyít, ugyanakkor számos további modellt is beemel a vizsgálatba. A kérdés, hogy a vállalati mutatószámok egy csoportjának statisztikai alapú vizsgálatával készíthető-e olyan komplex mutatószám, mely a véletlen tippelésnél jóval nagyobb arányban képes egy adott vállalkozás potenciális csődjét előre jelezni.

Ennek vizsgálatához első lépésben egy megfelelő mutatószámrendszerre van szükség. A releváns szakirodalom áttekintése után a *Herczeg – Juhász (2010)* irodalomban lévő ökonómiai mutatószámrendszere esett a választásom. Ez 26 darab, a szakirodalomban széles körben ismert, módszertanilag is helyes mutatószámot foglal csoportokba.

Következő lépésben egy 55 be nem csődölt vállalkozást és 33 becsődölt vállalkozást tartalmazó minta gazdasági adatai alapján meghatározom a fenti mutatószámrendszer adott évi értékeit, majd diszkriminancia analízis segítségével megpróbálom feltárni, hogy melyek azok a mutatószámok, amelyek a csődbe kerülést leginkább mutatják. A diszkriminancia elemzés olyan többváltozós módszer, amelynek segítségével esetek (vállalkozások) kategorizálását végezhetjük el. Lehetőség nyílik azon tényezők beazonosítására, melyek szignifikánsan megkülönböztetik a vizsgált csoportokat. A diszkriminancia analízis kiinduló kérdése, hogy egy adott csoporthoz tartozás a megadott változók mentén becsülhető-e. A diszkriminancia analízis számos előfeltétellel rendelkezik, a logisztikus regresszió ezzel szemben robusztusabb. Így szükség esetén utóbbi módszert is bevonom az elemzésbe.

Az eredmények validálását több formában is megpróbálom elvégezni. Először is az Altman által megfogalmazott öt mutatószámot is az elemzés részévé teszem. A mutató a magyar KKV szektortól eltérő üzleti környezetben működő, eltérő méretű vállalatok adatainak felhasználásával készült. Ez alapján feltételezhető, hogy a vizsgálatom tárgyát képező magyar KKV szektor vállalatainak csődelőrejelzése ettől eltérő tartalmú mutatók segítségével jobban körülírható. Ha mégis az Altman-féle mutatókat adná ki az elemzés, akkor ez a feltevés elvethető. A kapott függvény által kiadott besorolást összevetem a korábbiakban bemutatott modellek által adott eredményekkel, hogy ellenőrizhető legyen, a szakirodalomban előforduló modellek jobb eredményt adnak-e, mint a magyar KKV-k adatait tartalmazó mintán értelmezett új modell.

Az eredményeket egy második, 30-30 be nem csődölt, illetve becsődölt vállalkozás adatait tartalmazó független mintán ellenőrzöm. Megvizsgálom, hogy milyen eredményeket adnak a szakirodalomban előkerült modellek, illetve mennyire ad pontos besorolást az előző minta alapján felállított új modell.

Az előrejelzés realitásának további vizsgálatához visszalépek egy évet e második minta vállalkozásainak gazdasági adataiban és erre az egyvel korábbi évre szintén elvégzem az előző besorolást mind a szakirodalmi modellek, mind az új modell tekintetében. A kapott eredmények tükrében hozom meg következtetéseimet.

Mintavételi eljárásnak a véletlen mintavételt választottam. Ez felveti a reprezentativitás kérdését. A reprezentativitáshoz az adott mintának a vizsgálat szempontjából lényeges elemeiben kell lekövetni a populáció tulajdonságait. Itt két kérdés is felmerül: melyek a vizsgálat szempontjából meghatározó tulajdonságok és milyen ezek megoszlása a populáción belül? Ehhez tudnunk kellene, hogy az adott évben csődbe ment vállalkozások milyen szempontok tekintetében térnek el az összes vállalkozást tartalmazó arányszámoktól. Például egy adott méretű, adott régióban, vagy adott ágazatban tevékenykedő vállalatcsoportban nagyobb-e a becsődölt vállalkozások aránya, tehát mely szempontok lehetnek befolyással a csőd esélyére. Ezután azt is tudni kellene, hogy e szempontok alapján milyen az adott évben becsődölt vállalkozások megoszlása az összes becsődölt vállalkozáson belül. A fenti kérdések meghatározásához nem állt rendelkezésemre nyilvánosan hozzáférhető statisztika, így a véletlen mintavétel logikus választásnak mondható.

Kiemelném, hogy Altman és a többi szakirodalmi modell fejlesztőjének többsége is irányítottan választotta ki a vizsgált vállalkozások körét, hogy a választott statisztikai vizsgálati módszer feltételrendszerét biztosan kielégítse. Ez a statisztikai módszerek jelentős hátránya, melyre az eredmények ismertetésénél visszatérünk.

Kiinduló minta

A kutatás kiindulási fázisában egyszerű véletlen mintavétel³ (SRS) szerint 88 (55 működő és 33 csődbe ment) vállalkozás mérlegét és eredmény-kimutatását vizsgáltam. Besorolásukat tekintve a mérlegfőösszeg alapján képeztem csoportokat, így a minta 71,6%-a középvállalkozás, a maradék 28,4%-a pedig kisvállalkozás.

³ A mintavételi keret minden tagja ugyanakkora valószínűséggel került kiválasztásra, az alapsokaság minden tagjának elérhetőségét az e-beszámoló portál és a Magyar Közlöny adatbázis rendszere biztosította. A véletlen szerinti beválasztás után a két kategória (csődös, működő) szerint szisztematikusan elkülönítésre kerültek a minta elemei.

1. táblázat: Kiindulási sokaság vállalati típusra és csődhelyzetre levetített értékei

	Nem ment csődbe	Csődbe ment
Kisvállalkozás	17	8
Középvállalkozás	38	25
Összesen	55	33

Forrás: saját szerkesztés

Diszkriminancia analízis

A vizsgálat háttéréül a diszkriminancia elemzés statisztikai módszere szolgált (*Sajtos – Mitev, 2007*). A diszkriminancia elemzés olyan többváltozós módszer, amelynek segítségével esetek (vállalkozások) kategorizálását végezhetjük el. Lehetőség nyílik azon tényezők beazonosítására, melyek szignifikánsan megkülönböztetik a vizsgált csoportokat. A diszkriminancia analízis kiinduló kérdése, hogy egy adott csoporthoz tartozás a megadott változók mentén becsülhető-e. A diszkriminancia elemzés esetén számos feltételnek kell teljesülnie.

A *függő változó nominális skálán mért, a független változókat pedig intervallum, vagy arányskálán mérjük*. A vizsgálat függő változója a csoporthoz tartozás, mely egy dichotóm (0, 1 tartalmú) nominális skálán mért változó. A bevont függő változók a Herczeg – Juhász (2010) nyolctényezős modellje alapján képezett mutatószámok, melyek kiegészültek az Altman által használt öt mutatóval. Ez tulajdonképpen a kontroll, ha pontosan ezeket adja vissza az elemzés, akkor az Altman mutató elemei a legalkalmasabbak a vizsgált minta csődjelölésének leírására. Az egyes *esetek függetlenek* egymástól, ez inkább többszörös (pl. panel) vizsgálatoknál okozhat problémát, jelen esetben a mintavételezéssel teljesül. A *csoportok kizárólagosak*, egy vállalkozás vagy csődbe ment, vagy nem, mindkét csoportba nem tartozhat. A *közel azonos csoportnagyság* feltétele nem teljesül. Erre megoldás lehetne, ha a nagyobbik – nem ment csődbe – csoport esetszámát a kisebb csoport esetszámához közelítenénk. A mintanagyságban szereplő független változók száma (26+5) kisebb, mint a kisebb csoport esetszáma, ez megfelelő. Ugyanakkor a teljes minta a független változók nagy számához mérten kicsi, de ezt a változók számának csökkentésével orvosolni fogjuk. A változók normalitásának (normális eloszlásának) biztosítása kapcsán a társadalomtudományi kutatások bizonyos fokú rugalmasságot engedélyeznek. A normalitás sérülését legtöbbször kiugró értékek okozzák. A kiugró értékeket boxplot segítségével fogjuk kiszűrni a kiválasztott változóknál. A *variancia-homogenitás* (más néven homoszkedaszticitás) feltétele szerint a független változók variációjának a függő változó csoportjaiban (csődbe ment csoport, nem ment csődbe csoport) hasonlónak kell lennie. Ez a feltétel a Box's M mutatóval tesztelhető. Null hipotézise szerint a kovariancia mátrixok nem különböznek a függő változó csoportjaiban. Ha a teszt eredménye nem szignifikáns, azaz a null hipotézis kerül elfogadásra, úgy a variancia-homogenitás feltétele teljesül. E feltétel nem teljesülése általában összefügg az előzőleg említett feltételek közül a kiugró értékek létezésével, az alacsony mintanagysággal, vagy eltérő csoportméretekkel. Fontos feltétel a *multikollinearitás*, azaz a független változók közötti összefüggés hiánya. Ez tökéletesen általában nem biztosítható, jelen vizsgálat során sem tudjuk tökéletesen megvalósítani e feltételt.

Az elemzéshez az IBM SPSS Statistics 20-as verzióját használtam. A vizsgálat adatsora a csődbe menetel előtti év (2009) adataiból épült fel.

Vizsgálat menete

A vizsgálatba 26 mutatószám, valamint az Altman által használt 5 mutató került be. Ahhoz, hogy a multikollinearitás feltétele teljesüljön, ki kell szűrni az egymással szorosan korreláló

mutatószámokat. Első lépésben ezért kizárásra került néhány mutatószám, mely jelentős korrelációt mutatott (pl. a tőkearányos nyereség; eszközarányos nyereség és osztóke megtérülése mutatószámok nagyon szoros korrelációja miatt elegendő csak egyiküket a vizsgálatban tartani). A korrelációs értékek erőssége okán kizárásra került a tőkearányos nyereség, osztóke megtérülése és osztóke arányos vállalkozói nyereségráta mutatója. Az elemzésben maradt az eszközarányos nyereség ezekkel nagyon szoros korrelációban lévő mutatója. Szintén kivételre került az árbevétel arányos bruttó nyereség és a költséghányad mutató, a vizsgálatban maradt az ezekkel korreláló *árbevétel arányos nettó nyereség* mutatója. A saját tőke aránya az Altman X_1 , X_2 és X_3 mutatókkal mutatott szoros korrelációt így ez a mutató is kivételre került. Szoros korreláció figyelhető meg a likviditás mutatói (ráta, gyorsráta, pénzhányad), valamint ezek és az eladósodottság aránya között is. Itt nem került egyetlen elem sem kizárásra, lévén ezek fontos előrejelző mutatói lehetnek a csődhelyzetnek, érdemes a vizsgálat alapján kiválasztani a legmegfelelőbbet.⁴

A mintában az Altman-féle X_1 és X_3 , valamint X_2 és X_5 mutatók között is nagyon erős korreláció figyelhető meg. Mivel ezeket ennek ellenére szeretnénk kontrollként megtartani, így nem kerültek kizárásra. Ezek persze a vizsgálat szempontjából kompromisszumok, a kutató döntései.

Az adatok hiányossága miatt kizárásra került a készletforgás mutatója is, mivel a vizsgálatba vonva azért lett volna meghatározó a két csoport elkülönítésében, mert az egyik csoportban jóval több esetben nem kerülhetett meghatározásra és ez okozta a csoportok közötti eltérést.

A dimenziók tömörítéséhez elegáns statisztikai megoldás lenne a faktorelemzés. Ezzel az egymással összefüggő változókat „implicit” faktorokba tömöríthetnénk, akár jelentősen leredukálva a változók számát. Ettől azonban a végeredmény nem lenne egyszerűbb, hiszen ha a végén megkapnánk a három-négy-öt legjelentősebb faktort, az valójában nem ennyi mutatószámot jelentene, hanem jóval többet, amelyeket meg kellene határozni, súlyozni, így az eredményként várt egyszerű összefüggést biztosan nem érnénk el.

A 24 db, elemzésben maradó mutató közül tehát másként kell kiszűrni a csoportosítás szempontjából meghatározókat. Itt részint Altman (1968) munkájához nyúlunk vissza, és különböző alternatívák megfigyeléséből próbáltunk következtetéseket levonni. Az összes (rész)kombinációt nincs lehetőség kipróbálni, így a kutató ítéletének is van szerepe az elemzésben.

A lefuttatott tesztek alapján szükség van a szóba jöhető mutatók kiugró értékeinek kizárására, mely boxplot-ok felvételével történik. Az elemzés elején azért nem tudjuk a kiugró értékeket szűrni, mert ha mind a 24 változó kiugró értékeit kivennénk, akkor a legtöbb eset egy-egy változó esetén beleesne a szűrésbe és nagyon kevés eset maradna csak az elemzésben. A diszkriminancia analízist stepwise metódussal futtatva a szoftver egyesével viszi be a változókat az elemzésbe, így lehetőség nyílik a szignifikáns mutatók elkülönítésére.

Eredmények

Számos megfigyelés eredményéből rajzolódott ki a megfelelő mutatócsoport, amely leginkább meghatározza, hogy az egyes esetek melyik csoportba tartoznak.

A forgóeszköz aránya, a vevőállomány aránya, a befektetett eszközök fedezettsége, a tőkeáttétel és az Altman-féle X_4 (saját tőke piaci értéke/összes adósság könyv szerinti értéke) mutatók kerültek bevonásra.⁵

⁴ Megjegyezve, hogy ettől még nem feltétlen kerül a végeredménybe likviditási mutatószám, az Altman-féle faktorok között sem szerepel kimondottan likviditási mutató.

⁵ Az öt mutató nem azért lett öt, mert a vizsgálatban csak öt mutató kombinációk voltak, több, illetve kevesebb darabszámú csoportok is tesztelésre kerültek.

Az elemzés eredményeiből kiderül, hogy az utolsóként említett mutató csak $\alpha=0,159$ -nél lenne szignifikáns. A multikollinearitás problémája nem áll fenn, ez a csoportok közti korrelációs mátrixból kiderül. A Box's M teszt igen érzékeny, ugyanakkor csak nagyon alacsony, 0,002 alatti α érték választásakor lehetne elvetni a nulla hipotézist, a variancia-homogenitás feltétel ekkor teljesülhet. A diszkriminancia-függvény jelentős sajátértékkel (18,9 – relatív fontossággal, magyarázó értékkel) bír. A kanonikus korreláció magas értéke (0,975) azt mutatja, hogy a kialakított diszkriminancia függvény, jelentős mértékben magyarázza a csoportok közötti eltéréseket. A függő változó varianciájának (0,975²=) 95%-át magyarázza. A diszkriminancia-függvény alacsony Wilks'-lambda értéke és szignifikáns volta alátámasztja, hogy a függvény magyarázó hatása jelentős.

A standardizált diszkriminancia együtthatókból látszik a változók relatív fontossága. Innen is kiolvasható, ami már a Wilks'-lambda értékéből is látszott. A tőkeáttétel mutató relatív fontossága mellett eltörlődik a másik négy mutató, ez különbözteti meg leginkább a csoportokat. Ugyanezt támasztja alá a Pearson-féle korrelációs együtthatókat tartalmazó struktúra mátrix is.

Az analízis eredményeként sikerült 100%-os találati arányt elérni, azaz a választott mutatókat tartalmazó diszkriminancia-függvény segítségével minden, a kizárások után a mintában szereplő eset a valós csoportjába kerül besorolásra. Tippeléssel 50%-os arányt érhetnénk el, a kapott eredményt ezzel az értékkel (és nem a nullával) érdemes összevetni. A szoftverrel az elemzés keresztérvényességének vizsgálatát is elvégeztettük. A program az elemzést többször is elvégezte egy-egy megfigyelés kihagyásával (leave-one-out). Jelen esetben ez is azonos eredményre jutott (100%).

A kanonikus diszkriminancia (Z) függvény értéke:

$$Z = 2,121 - 0,104 * D_1 - 1,102 * D_2 + 0,238 * D_3 + 0,497 * D_4 - 0,146 * X_4$$

ahol:

- D1 = Forgóeszközök aránya
- D2 = Vevőállomány aránya
- D3 = Befektetett eszközök fedezettsége
- D4 = Tőkeáttétel
- X4 = Saját tőke piaci értéke⁶/Összes adósság könyv szerinti értéke⁷

A csoportba sorolás határértéke $Z=0$. A nullánál kisebb érték a „csőd-csoportba” tartozást jelzi. A függvényt a teljes mintán alkalmazva 3 vállalkozás esetén hozott rossz besorolást a be nem csődölt csoportban, 3 vállalkozás esetén pedig a becsődölt csoportban.

Az Altman által eredetileg használt öt változóra lefuttattuk ugyanezt a vizsgálatot. A kapott eredmények alapján, a keresztérvényességi vizsgálat szerint, az így előállított diszkriminancia-függvénnyel az esetek 57,6%-a került megfelelően besorolásra. Hozzáteve, hogy a kiugró értékek kizárása az eredetileg választott öt változó alapján történt, nem pedig az Altman-féle mutatók szerint. Szintén fontos újfent kiemelni a tőkeáttétel mutató mintában érvényes lényeges szerepét. Fontos továbbá leszögezni, hogy a jelentősebb számú kizárás sem segítette a diszkriminancia-analízis minden feltételének teljesülését.

Kétváltozós logisztikus regresszió

Mivel a kiugró értékek kizárása mindkét csoportot érintette, a közel azonos csoportnagyság feltétele (21 vs. 38 db eset) továbbra sem teljesült. A Box's M mutató értéke sem meggyőző, ami egy újabb lényeges feltétel nem teljesülését jelenti.

⁶ A saját tőke piaci értéke alatt a vállalkozás összes forgalomban lévő részvényének piaci értékét értjük, a KKV esetében használható lehetne a saját tőke könyv szerinti értéke.

⁷ Az összes adósság könyv szerinti értéke az összes rövid, illetve hosszú lejáratú tartozások összege.

Ezért a diszkriminancia analízis mellett érdemes kétváltozós logisztikus regresszió segítségével is megvizsgálni a változók közötti összefüggéseket. Itt nincs stepwise eljárás, a korábban választott változókat vizsgáljuk, ezeket egyszerre (method: enter) visszük be az elemzésbe. Ez az elemzés sokkal robusztusabb, kevesebb előfeltétellel rendelkezik, mint a diszkriminancia-analízis, többek között az eltérő csoportnagyságokra sem érzékeny. A kiugró értékekre sem kell annyira tekintettel lennünk, a logisztikus regresszió erre is kevésbé érzékeny. A multikollinearitás – a változók közötti összefüggések vizsgálata – korrelációs együtthatók segítségével megtörtént, az esetszámunk pedig kellően nagy. Az előző kizárások, melyek a kiugró értékek miatt történtek, most törölve lettek, minden eset (55+33) bevonásra kerül az elemzésbe.

Kiinduláskor 62,5%-os valószínűséggel tippelhetnénk helyesen (ha nem véletlenszerűen tippelünk, hanem tudatosan mindig a nagyobbik csoportot választjuk, akkor $55/88 \cdot 100 = 62,5\%$ az esélyünk). Változóink modellbe vitele után becslést kapunk arra, hogy független változóink kombinációja mekkora részt magyaráz a függő változó varianciájából. A 87,3% (Nagerle R-négyzet) nagyon jónak számít. A modell a csődbe menő csoportot 90,9%-os valószínűséggel sorolta be (30 ok, 3 téves), a csődbe nem ment csoportot pedig 98,2%-os valószínűséggel sorolta be megfelelően (54 ok, 1 téves). Ez összességében 95,5%-os pontosságot jelent. Az egyes változók szignifikanciájából, illetve az egyedi hozzájárulásukat mutató Exp (B) mutatóból ugyanaz olvasható ki, mint a diszkriminancia-analízisnél. A tőkeáttétel mutatójának meghatározó szerepe van a klasszifikációban.

A modellek összevetése a kiinduló mintával

A szakirodalomban publikált modellek többségére⁸ lefuttatásra került a minta, az eredményeket a 2. táblázat mutatja.

2. táblázat: Segítség az eredmények értelmezéséhez

Érvényes csoportbesorolás	A modell által visszaadott csoportbesorolás	
	Becsődött	Működő
Becsődött	OK	H ₁
Nem csődött be (működő)	H ₂	OK

Forrás: saját szerkesztés

H₁: A csődös csoport ennyi vállalkozását működőnek jelezte, azaz a csődösök között nem jelzett.

H₂: A működő csoport ennyi vállalkozását csődösnek jelezte, azaz a működők között jelzett.

H₁-et és H₂-t elsőfajú, illetve másodfajú hibának is hívhatjuk.

A működő vállalkozások vonatkozásában a legalacsonyabb tévedési értéket a magyar regressziós modell eredményezte, amely Virág-Kristóf nevéhez kapcsolódik. A modell 55 mintából 1 vállalkozást sorolt rossz helyre. Viszont a csődös vállalkozások esetében 33-ból 28-at helytelenül határozott meg. Tehát a mutató nem kellően érzékeny, tulajdonképpen teljesen érzéketlen, a vállalkozások döntő többségénél nem jelez csődöt. Hasonlóan jó értéket mutat Springate és Zmijewski modellje, de ezekben az esetben is csak a működő vállalkozásnál jelzett a modell pontosan. A csőd csoport esetében 87,9%-os és 84,8%-os hibát mutat. Altman modellje közepes értéket mutat, mert a működő vállalkozások esetében 30,9%-os hibával, míg a csődösök esetében 51,5%-os hibával dolgozik. A lefuttatott – kétváltozós regresszióval megerősített – diszkriminancia modell a szélsőértékek kizárása nélkül mind a működő, mind a csődös vállalkozások esetében 3-3 céget sorolt be, amely 5,5%-os és 9,1%-os

⁸ A hivatkozott szakirodalom (pl. Virág-Kristóf, 2005) mélysége nem elegendő a neurális hálók teszteléséhez, így a konkrét modell hiányában erre nem került sor.

hibát jelent. Azt mondhatjuk, hogy az aktuális mintára az elvégzett elemzés szinte tökéletes eredményt hozott.

3. táblázat: A válságmenedzselési modellek hibaértékei a kiindulási mintára levetítve

	Működők között jelzett	Százalék (%)	Csődösök között nem jelzett	Százalék (%)
<i>Altman</i>	17	30,9	17	51,5
<i>Springate</i>	3	5,5	29	87,9
<i>Comerford</i>	24	43,6	15	45,5
<i>Ohlson</i>	30	54,5	13	39,4
<i>Zmijewski</i>	4	7,3	28	84,8
<i>Virág-Hajdú diszkriminancia</i>	14	25,5	26	78,8
<i>Virág-Kristóf regresszió</i>	1	1,8	28	84,8
<i>Saját diszkriminancia modell</i>	3	5,5	3	9,1

Forrás: saját szerkesztés

Végül arra a következtetésre juthatunk, hogy a mutatók bármelyike viszonylag jól jelzi egy vállalkozásról, hogy az működik. Azonban a csőddel kapcsolatban szinte mindegyik mutató érzéketlen, nem reagál megfelelően és egyben nem alkalmas az előrejelzésre sem. Ha tehát előrejelzést szeretnénk, egyik szakirodalmi modell sem megbízható, jó eséllyel nem fog csődöt jelezni ott sem, ahol kellene. A saját modell ellenben egészen pontos értéket adott.

Ahhoz, hogy a modell érvényességét megerősíthessük vagy elvethessük, egy validáló mintán lefuttattam a fenti modelleket.

A validáló minta

A validáló minta összegyűjtésénél szintén a véletlen mintavétel módszerét alkalmaztam. Látható (4. táblázat), hogy 60 vállalat (30 működő és 30 csődbe ment) 2011. évi adatait elemeztem.

4. táblázat: Validálási minta vállalati típusra és csődhelyzetre levetített értékei

	Nem ment csődbe	Csődbe ment
<i>Kisvállalkozás</i>	7	12
<i>Középvállalkozás</i>	23	18
Összesen	30	30

Forrás: saját szerkesztés

A modellek összevetése

Erre a mintára is lefuttattam a szakirodalom néhány válság előrejelzési modelljét, amely a következő eredményeket mutatja (5. táblázat).

A működő vállalkozásokat tekintve Zmijewski Probit modellje 100%-os pontossággal megállapítja, hogy egy vállalkozás működőképes. Ezt követi Springate diszkriminancia analízise és Virág-Kristóf logisztikus regresszió vizsgálata. A bemutatott és a kiinduló mintára lefuttatott diszkriminancia analízis eredményei teljes egészében megegyeznek Virág-Hajdú vizsgálatának eredményeivel. A csődös csoportba való besorolás azonban itt is problémákat jelentett. Zmijewski modellje 50%-os hibahatárral dolgozik (ami a véletlen

tippelésnek felel meg), amelynél Springate modelljének 63,3%-os tévedése, valamint Virág-Hajdú és a saját diszkriminancia modell eredményei is rosszabbak. A csődös csoportba való besorolást Ohlson modellje „nyerte meg”, hiszen 2 vállalkozás esetében téved, amely csupán 6,7%-os hibát jelent. Ezzel szemben a modell a működő vállalkozásokat 63,3%-os hibával helyezi el a nem megfelelő kategóriában.

5. táblázat: A válságmenedzselési modellek hibaértékei a validáló mintára levetítve (adott év adatai)

	Működők között jelzett	Százalék (%)	Csődösök között nem jelzett	Százalék (%)
Altman	6	20,0	9	30,0
Springate	1	3,3	19	63,3
Comerford	6	20,0	6	20,0
Ohlson	19	63,3	2	6,7
Zmijewski	0	0,0	15	50,0
Virág-Hajdú diszkriminancia	3	10,0	18	60,0
Virág-Kristóf regresszió	2	6,7	27	90,0
Saját diszkriminancia modell	3	10,0	18	60,0

Forrás: saját szerkesztés

A szakirodalomból megismert mutatók e minta tekintetében is nagy hibarányal, érzéketlenséggel működnek. Ez a megállapítás azonban igaz a kiindulási mintán értelmezett saját modellre is. A validálás nem sikeres, a modell jelentős érzéketlenséget mutat. *Kijelenthető, hogy az univerzális statisztikai megoldások önmagukban nem feltétlen célra vezetőek, szükség van a tapasztalt gazdasági szakember szakértelmére. A gazdálkodás komplex összefüggésrendszeréből néhány elem kiragadása és ezekből következtetések levonása sok esetben lényegi szempontok figyelembe vételének hiányát jelenti, ami tévedéshez vezet. A komplexitás kezelésére az ember, a szakértelem bevonására is szükség van a megfelelő értékeléshez. A módszerek ennek támogatását segíthetik.*

Előrejelzésről lévén szó, a modellek leginkább azért lettek megalkotva, hogy legalább egy évvel korábban jelezzék a válságot és a csőd közeledtét. Így a validáló minta 2010-es adatain szintén lefuttatásra kerültek a korábbi válság előrejelzési mutatók (6. táblázat). Hasonló eredményeket kaptunk, mint a 2011-es mintában. Zmijewski modellje továbbra is 100%-os pontossággal sorolja be a működő vállalkozásokat a működő csoportba. Azonban itt már 70%-os hibával dolgozik a csődös csoportot illetően. Jelen esetben Springate, Virág-Hajdú és a saját diszkriminancia modell is 1 hibát vét a működő vállalkozások között. A másik csoportban viszont 63,3%-os, 60%-os, illetve 66,7%-os hibát vét. Ha a csődös csoport besorolási pontosságára figyelünk, akkor a legpontosabb ismét Ohlson modellje, amely csupán 6 vállalkozást esetében nem jelezte a csődöt, amely 20%-os hibát jelent. De a működők között a modell 60%-ot meghaladó tévedést produkál.

Így arra a megállapításra juthatunk, hogy akár a jelenlegi évet, akár a megelőző évet tekintjük, a modellek érzéketlenek, a csődöt nem jelzik megfelelő arányban előre, igen magas elsőfajú és másodfajú hibával dolgoznak.

6. táblázat: A válságmenedzselési modellek hibaértékei a validáló mintára levetítve (egy évvel korábbi adatok)

	Működők között jelzett	Százalék (%)	Csődösök között nem jelzett	Százalék (%)
<i>Altman</i>	7	23,3	11	36,7
<i>Springate</i>	1	3,3	19	63,3
<i>Comerford</i>	4	13,3	10	33,3
<i>Ohlson</i>	20	66,7	6	20,0
<i>Zmijewski</i>	0	0,0	21	70,0
<i>Virág-Hajdú diszkriminancia</i>	1	3,3	18	60,0
<i>Virág-Kristóf regresszió</i>	2	6,7	29	96,7
<i>Saját diszkriminancia modell</i>	1	3,3	20	66,7

Forrás: saját szerkesztés

Diszkriminancia analízis és logisztikus regresszió a validáló mintán

Mivel a validálás eredményei nem megfelelőek, felmerülhet a kérdés, hogy mely tényezők lehetnek meghatározóak a besorolásnál. A validálási mintán is lefuttatásra került az előzőekben részletesen kifejtett módon a diszkriminancia analízis annak érdekében, hogy az e mintán belüli csoportbesorolás legjellemzőbb tényezői felszínre kerüljenek. Mivel a kiugró értékek kizárása a mintát jelentősen kurtította volna, továbbá a Box's M mutató értéke sem volt meggyőző, így a vizsgálatot kétváltozós logisztikus regresszióval egészítettük ki.

Az eredmény:

- A hosszú távú dinamikus fizetőképesség mutatója,
- Az árbevétel átlagos bruttó nyereségének mutatója,
- És az Altman-féle X_2 mutató került be az elemzésbe.

Ezek a legmeghatározóbbak, a többi mutató bevonása már sehogy, vagy csak nagyon kis mértékben javítja a besorolást. A három mutató (mint független változó) kombinációja 61,8%-ot magyaráz a függő változó varianciájából a Nagerle R-négyzet mutató szerint. Az elvégzett elemzés (kétváltozós logisztikus regresszió) alapján a csődbe ment vállalkozások esetén a 30 közül 8-at sorolt rossz helyre a modell (73,3%-os pontosság), a csődbe nem ment vállalkozások esetén pedig 3-at (szintén 30-ból, 90%-os pontosság). Ez összességében 81,7%-os pontosságot jelent.

Érdeemes megnézni, hogy ez a modell milyen besorolást eredményezne a kiinduló mintában. A kétváltozós logisztikus regresszió eredménye: A Nagerle R-négyzet mutató értéke csupán 28,7%. A csődbe ment vállalkozások esetén a 33 közül 21-et sorolt rossz helyre a modell (36,4%-os pontosság), a csődbe nem ment vállalkozások esetén pedig 2-t (szintén 55-ből, 96,4%-os pontosság). Ez összességében 73,9%-os pontosságot jelent.

Ez az összegzés szép eredménynek tűnik, de ha a kiindulási minta elemzésénél kifejtett 62,5%-os minimumértékhez viszonyítjuk, akkor nem tekinthető kiugrónak. (A validálási mintán végzett elemzésnél az egyenlő mintanagyságok miatt a véletlen tippelésnél az esély 50%, az ott kapott 81,7%-os eredményt ehhez lehet viszonyítani.) Továbbá a modell itt is egyoldalúan téved, nem elég érzékeny, csőd esetén nem nagyon jelez. Tehát a validálási minta elemzésekor sem tudunk univerzálisan használható megoldásra jutni, az itt kialakított modell, a kiindulási mintán tesztelve, az elvártnál rosszabb eredményt hozott.

Eredmények, következtetések, konklúziók

A kutatás értelmezi és a diszkriminancia analízis illetve a logisztikus regresszió módszereivel vizsgálja a csődös és a működő vállalkozásokat. Egy kiinduló mintán teszteli, hogy a magyar KKV szektorból választott, véletlen mintavétel szerint összeállított mintára mennyire hatékonyak a szakirodalomban ismert csőd előrejelzési modellek, illetve a saját mintán értelmezve kialakított saját modell. Igazolásra került, hogy a szakirodalmi modellek érzéketlenek a csőd előrejelzésére. Egy validáló mintán igazolásra került, hogy a saját modell is csak az első mintára alkalmazható kiugró eredménnyel. Továbbá alátámasztást nyert, hogy a kialakított modell épp olyan érzéketlen a csődelőrejelzésre, mint a szakirodalmi modellek bármelyike. Bizonyítást nyert, hogy a bonyolult statisztikai megoldások önmagukban nem feltétlen vezetnek célra, szükség van a tapasztalt gazdasági szakember szakértelmére. Néhány elem kiragadása és ezek alapján következtetések levonása sok esetben magas elsőfajú és másodfajú hibát eredményez. Ennek tükrében kihangsúlyozásra került, hogy a vállalati menedzsment részére a statisztika biztosíthat alap információkat, azonban a csődelőrejelzés hatékonysága inkább függ a szakemberek tapasztalataira épített komplex értékeléstől, mintsem egyenletek számértékeitől.

Természetesen a kutatás nem azt mondja, hogy a szakirodalomban használt csőd előrejelzési módszerek teljes egészében hitelüket veszítették. Csak felhívja a figyelmet arra, hogy 1. a hazai kis- és középvállalkozások gazdasági körülményei nem vethetők össze a külföldi nagyvállalatokéval, így a nagyvállalati szektorra kifejlesztett mutatók eredményei KKV-k esetén nem segíthetik a nagy pontosságú döntéshozatalt; 2. a gazdálkodási jellemzők komplexitásának jelentős szűkítése, a formalizált döntéshozatal sok esetben téves eredményre vezethet.

A kutatás két átfogó következtetést mutat be:

(1) A vizsgált kritikus mutatók részben alkalmasak a vállalkozás aktuális helyzetének elemzéséhez, de önmagukban nem jelzik előre a csődöt. A válságmenedzselési modellek pedig igen érzéketlenek a csődös csoportba történő besorolás tekintetében. A nagyobb mértékű elsőfajú és a másodfajú hibák kiküszöbölése pedig nem oldható meg.

(2) Ki lehet alakítani statisztikai alapokra helyezett modelleket, azonban ezek a modellek egyedi vállalkozások vizsgálata esetén nagy pontatlansággal rendelkeznek.

A felvázolt két feltevés végkövetkeztetéseként elmondható, hogy egyrészt bizonyítást nyert, hogy a statisztikai módszerek alkalmazásával nem alkotható meg olyan mutatószám, amely a szektor vállalkozásai számára általánosan releváns csőd előrejelzéssel bír. A diszkriminancia analízis és a kétváltozós logisztikus regresszió bizonyította, hogy egy adott mintán a gazdasági mutatók komplex szintézisével létrehozható a csőd kockázatot pontosabban előrejelző modell, de ennek általános kiterjesztése nem bizonyult sikeresnek. A szakirodalomban fellelhető mutatók többsége szinte ugyanilyen eredményt produkált. A modellek többsége tökéletesen bizonyítja, hogy egy vállalkozás működőképes és be is sorolja ebbe a csoportba. Viszont a csődös csoport elemeiről már nem mondja meg, a véletlen tippelésnél (50%-os valószínűség) pontosabban, hogy valóban csődbe mentek a vállalkozások.

Másrészt igazolást nyert, hogy egy évet visszalépve sem változott egyik mutató eredménye sem. Sem a korábban publikált szakirodalmi modellek, sem a saját mintán kialakított modell nem jelzi egy évvel korábban, hogy a csődös vállalkozások valóban csődbe fognak menni. A modellek jelentős számú tévedéssel foglalnak állást a csődös csoportban és nagyjából ugyanezen vállalkozások esetén tévednek az előző évi adatok vizsgálatakor is. Összességében elmondható, hogy a modellek nem nyújtanak kellő információt a csődhelyzet kapcsán, a modellek javaslatait csak a szakemberek tapasztalataira épített komplex értékelés mellett szabad felhasználni.

Irodalomjegyzék

- Antal-Pomázi K. (2011): A finanszírozási források szerepe a kis- és középvállalkozások növekedésében. *Közgazdasági Szemle*, 2011. március, pp. 275-295.
- Altman, E. I. (1968): Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23 (4), pp. 589-609.
http://www.bus.tu.ac.th/departement/thai/download/news/957/Altman_1968.pdf
- Altman, E. I. – Haldeman, R. – Narayanan, P. (1977): Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1, (letöltés dátuma: 2012.11.12)
- Arutyunjan, A. (2002): A mezőgazdasági vállalatok fizetéseképtelenségének előrejelzése. Széchenyi István Doktori Iskola, doktori értekezés, Gödöllő
- Back, B. – Laitinen, T. – Sere, K. – van Wezel, M. (1996): Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis, and genetic algorithms. *Turku Centre for Computer Science Technical Report 40*, (letöltés dátuma: 2012.11.12.)
<http://textbiz.org/projects/defaultprediction/discriminantlogitgenetics.pdf>
- Beaver, W. H (1966): Financial Ratios as Predictors of Failures. *Empirical Research in Accounting, Selected Studies*, (letöltés dátuma: 2012.11.12)
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490171?uid=3738216&uid=2&uid=4&sid=21101620930377>
- Bíró T. – Kresalek P. – Pucsek J. – Sztanó I. (2007): A vállalkozások tevékenységének komplex elemzése. Perfekt Kiadó, Budapest
- Blum, M. (1974): Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, Vol. Spring, pp.1-21.
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490525?uid=3738216&uid=2&uid=4&sid=21101620930377>
- Deakin, E.B. (1972): A Discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10-1, pp. 167-179.
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490225?uid=3738216&uid=2&uid=4&sid=21101620930377>
- Illés M. (2008): Vezetői gazdaságtan. Kossuth Kiadó, Budapest
- Imre B. (2007): Csődmodellek története és fejlődése, *E-tudomány 2007/3. szám*, Budapest, (letöltés dátuma: 2012.11.01.)
http://www.e-tudomany.hu/etudomany/web/uploaded_files/20070303.pdf
- Herczeg J. – Juhász L. (2010): Az üzleti tervezés gyakorlata. Aula Kiadó, Budapest, 216. p.
- Kotormán A. (2009): A mezőgazdasági vállalkozások felszámolásához vezető okok elemzése. Debreceni Egyetem, Agrár- és Műszaki Tudományok Centruma, Gazdálkodástudományi és Vidékfejlesztési Kar, doktori értekezés, Debrecen
- Némethné Gál A. (2010): A kis- és középvállalkozások versenyképessége – egy lehetséges elemzési keretrendszer. *Közgazdasági Szemle*, 2010. február, pp.181-193
- Noszky E. (2002): A válságmenedzsment és hazai gyakorlata. SZIE-GTK-VTI, egyetemi jegyzet, Budapest
- Nyitrai J. (2011): A kis- és középvállalkozások helyzete a régióban. KSH tanulmány, internetes publikáció, (letöltés dátuma: 2012.10.01.)
<http://www.ksh.hu/docs/hun/xftp/idoszaki/regiok/gyrkkv.pdf>
- Ohlson, J.A. (1980): Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), pp. 109-131. (letöltés dátuma: 2012.11.14.)
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490395?uid=3738216&uid=2129&uid=2&uid=70&uid=4&sid=21101620980827>
- Olmeda, I.– Fernandez, E. (1997): Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction. *Computational Economics*. 10 (4), pp. 317–352. (letöltés dátuma: 2012.11.12)
<http://www.dss.dpem.tuc.gr/pdf/Hybrid%20Classifiers%20for%20Financial%20Multicriteria%20Decision%20Making%20-%20The%20Case%20of%20Bankruptcy%20Prediction.pdf>
- Sajtos L.– Mitev A. (2007): SPSS kutatási és adatelemzési kézikönyv. Alinea Kiadó, Budapest

- Szerb L. (2008): A hazai kis- és középvállalkozások fejlődését és növekedését befolyásoló tényezők a 2000-es évek közepén. *Vállalkozás és Innováció*, 2008. II. negyedév, 2 (2), pp. 1-35
- Virág M. (2004): Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés. Aula Kiadó, Budapest
- Virág M. – Hajdu O. (1996): Pénzügyi mutatószámokon alapuló csődmodell-számítások. *Bankszemle*, 15 (5), pp. 42-53.
- Virág M. – Hajdu O. (1998): Pénzügyi viszonyszámok és a csődelőrejelzés. Bankról, pénzről, tőzsdéről. Válogatott előadások a Bankárképzőben 1988-1998. Budapest, pp. 440-457.
- Virág M. – Kristóf T. (2005): Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével. *Közgazdasági Szemle*, 52 (2), pp. 144-162.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426677900176>
- Zmijewski, M.E. (1984): Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, no. 22, pp. 59-82., (letöltés dátuma: 2012.11.15.)
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490859?uid=3738216&uid=2&uid=4&sid=21101620930377>

„A kutatás az Európai Unió és Magyarország támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával 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.”