

Sütő Dávid

Észak-alföldi élelmiszer- kiskereskedelmi vállalkozások pénzügyi helyzetének elemzése diszkriminancia-analízis segítségével

A cikk célja annak vizsgálata, hogy a számviteli beszámolók adataira építve, a pénzügyi problémákkal szembesülő vállalkozások elkülöníthetők-e az Észak-Alföldi régióban található „Élelmiszer jellegű egyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet folytató vállalkozások esetében. Az elkülönítéshez az elemzés során módszerként a szerző a diszkriminancia-analízist használja. A megállapítások jól hasznosíthatók a vállalkozások controlling gyakorlatában, az eredményesebb gazdálkodásban.

BEVEZETÉS

Gazdaság- és gazdálkodástudományi területen a csődelő-rejelzés nem számít új területnek, hiszen már az 1900-as évek derekán is készültek elemzések és vizsgálatok a témában. Fejlődése viszont dinamikus, hiszen a XXI. század évek derekán járva elmondhatjuk, hogy széles tudományterületi és módszertani megközelítést, és töretlen módszertani fejlődést tudhat a háta mögött. A kis- és középvállalkozások fejlődését több évtizede folyamatosan vizsgálják hazánkban és nemzetközi viszonylatban is. A tartós figyelmet alapvetően a gazdaságok foglalkoztatási politikája indokolja, a szektorban tevékenykedők ugyanis a foglalkoztatottak mintegy kétharmadát teszik ki. Többek között ennek köszönhető, hogy a kis- és középvállalkozások alapvető szerepet töltenek be napjaink gazdaságaiban. Szerepük a gazdasági növekedés előmozdításában különösképpen gazdasági lassulás, visszaesés idején jelentős.

Mindenképpen szükségessé válik néhány alapfogalom pontosítása, körülhatárolása, amelyek a következők.

Vállalati válság

A válság minden esetben olyan problémaként érzékelhető, amikor az adott állapot eltér a megszokott, elvárt állapottól. Mindegy, hogy az elvárás irreális-e, vagy maga a környezeti hatás túl erős, a válsághelyzet előállhat (Virág et al., 2013). Ahhoz, hogy felmérhető legyen a vállalkozás állapota, és az esetleges válsághelyzet, szükség van mérési és monitoring eszközökre. A krízis azonosítása, illetve a különböző fázisai az ún. indikátorok segítségével követhetők nyomon. Az indikátorok a cég gazdasági helyzetének kvantitatív aspektusain keresztül minden információ további vizsgálatának alakulásában (statikus és dinamikus) kirajzolódnak (Katits, 2002). A vállalat likviditását az adott időszakra vonatkozó forgóeszközeinek összetétele, és a rövid lejáratú kötelezettségei határozzák meg (Virág, 1996).

A likviditás hiányának költsége akkor merül fel, amikor a vállalat szigorú (agresszív) forgótőke politikát folytat, és igyekszik alacsonyban tartani a forgóeszközök szintjét. A gyakorlatban a likviditás hiánya megnyilvánulhat abban is, hogy a vállalat nem tud kihasználni valamilyen kedvező üzleti lehetőséget, mert nincs pénze, vagy nem képes gyorsan pénzt szerezni. Ha ilyen problémák miatt visszaesik az értékesítési forgalom, akkor csökken az árbevétel, kevesebb pénz folyik be, egyre nagyobb erőfeszítésbe kerülhet a vállalatnak, hogy az esedékes fizetéseit időben teljesítse. A fizetési gondok növekedése a befektetett eszközök egy részének kényszerű értékesítéséhez is vezethet. A likviditás hiányának legsúlyosabb formája, amikor a vállalat elveszíti a hitelezők bizalmát, és csődbe megy (Illés, 2009).

Reorganizáció

Magasan kvalifikált vállalatoknál gyakori a piacról való kilépés, jellemzően az eszközök kivonásával és reorganizációjával együtt. A reorganizáció, vagy átszervezés megvalósulhat a piacról való kilépéssel, a tevékenység-diverzifikációval, vagy a piacon maradással és az eszközök és a technológia fejlesztésével. A reorganizáció és az újrastrukturálás másik célja, hogy a csődhelyzetben lévő vállalat megtalálja a módszert a vállalat megmentésére, mivel korábban nem ismerte fel annak szükségességét (Hashi, 1995). A problémák specifikusan forgótőkehiányként, az idegentőke magas költségeként és az ezeknek köszönhető rövid lejáratú kereskedelmi tartozásokként jelentkezhetnek (Jones – Hensher, 2008). A vállalati csődnek súlyos következményei vannak a részvényesekre, a hitelezőkre és az alkalmazottakra nézve. Ilyen esetekben a tartozásainak reorganizációja, átszervezése lehet megoldás a felszámolási eljárás elkerüléséhez (Kirkos, 2015). Ilyenkor minden menedzsment kulcsfontosságú célja, hogy azonosítsa a közelgő kudarcot, helyreállítsa a vállalat fizetőképességét, a saját és az idegentőke megfelelő arányát. A kockázatok hatékony előrejelzése a

működés során szintén elengedhetetlen a csőd elkerüléséhez (Chaudhuri, 2013).

A reorganizációs döntéseket a következő pénzügyi mutatószámokat érdemes használni:

- ✓ tőke költség,
- ✓ tőke áttétel,
- ✓ reorganizációs költségek a likviditáshoz képest,
- ✓ jövőbeni profitabilitás,
- ✓ a biztosított adósság mértéke (Laitinen, 2012).

A reorganizációs terv két kritériumnak kell, hogy megfeleljen:

- ✓ a hitelező és adós szempontjából korrekt és jogos legyen,
- ✓ pozitív várható eredményeket tartalmazzon a jövőbeni működés, a lehetőségek és a profitabilitás szempontjából.

Ez a két kritérium a *korrektség- és alkalmazhatóság* szabályaként definiálható (Aktan, 2011). *Korrektség szabálya*, hogy a jogokat és kötelezettségeket szerződésben kell rögzíteni. A hitelezők az általuk kínált forrásokat előre meghatározott időszakra bocsátják rendelkezésre.

Alkalmazhatóság szabálya: Az alkalmazhatóság fő feltétele az átszervezés után jelentkező változó költségeknek a cash flow-hoz való viszonya. Az üzlet elkezdéséhez szükséges fix költségek mértékének meghatározása. (Aktan, 2011). Összegezve, a megfelelő vezetéssel rendelkező vállalatok időben észreveszik a fejlesztések szükségességét, felméri azok forrásigényét, döntenek a piacon maradásról, kilépésről és a tevékenység diversifikációjáról, elkerülve a csődveszélyt, rendelkeznek megfelelő controlling rendszerrel és információkezelésük is megfelelő.

A VIZSGÁLAT ADATBÁZISA

A pénzügyi elemzés célja, hogy általános információkat szerezünk a vállalkozások, szervezetek, hitelintézetek működéséről. Az elemzés során szerzett információk segítséget nyújtanak a döntések (fontos a környezeti változásokra történő gyors reakció) meghozatalában, a vállalkozás vezetői és külső befektetők számára egyaránt (Hágen – Méhesné, 2014; Böcskei et al, 2014; Kalmár et al, 2015; Musinszki, 2016.). Az első tanulmányok a mutatószám-elemzést használták a csődelőrejelzés módszerül. Egyedi rátákat alkalmaztak a csődbement és a sikeres vállalkozások összehasonlítására. Ezek a módszerek fontos szerepet töltek be a későbbi csődmodellek kialakításánál, és adtak alapot a többváltozós csődmodellek kialakításához (Bellovary et al., 2007).

A vizsgálati adatbázisba azok az élelmiszer-kereskedelmi tevékenységet végző vállalkozások kerültek be, amelyek főtevékenységként az „Élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet jelölték meg, és amelyek székhelye az Észak-Alföld régióban található, a vállalkozás alapítása pedig 2009. január 1. előtt megtörtént és 2009-2012 között 4 beszámolóval lezárt üzleti évvel rendelkeztek. A vizsgálat egy a Debreceni Egyetem Számviteli és Pénzügyi intézetében megvalósuló kutatás része (Fenyves et al, 2015.). A fent említett kritériumoknak megfelelő vállalkozások szűrése és kiválasztása az OPTEN cégtár segítségével történt meg, az éves beszámolókhöz pedig Elektronikus Beszámoló Portál (www.e-beszamolo.im.gov.hu) oldalról sikerült hozzájutnom.

A kutatás tárgyát képező vállalkozások kiválasztása során több problémába ütköztem, az adatbázis létrehozása és az elemzés során is. Azon felszámolás alatt lévő vállalkozások száma, amelyek 2013-2014-ben rendelkeztek beszámolóval, elenyésző volt. Ez volt az oka annak, hogy az elemzés időszaka a 2009-2012 lett. A fenti problémák miatt azonban ezek közül mindössze 4 olyan cég volt, amelyek rendelkeztek beszámolóval 2009-2012 között, és azok alkalmasnak bizonyultak a pénzügyi ráták kiszámítására. Ennél a 4 cégnél azonban megfigyelhető volt, hogy az üzemi/üzleti tevékenység eredménye a vizsgált időszak utolsó három évében negatív volt. Ha egy vállalkozás ÜÜTE eredménye egy évben negatív, még nem enged egyértelműen arra következtetni, hogy csődveszély áll fent. Ezzel szemben, ahogyan a felszámolás alatt lévő vállalkozásoknál is láthattuk, ha az ÜÜTE több éven keresztül negatív, a vállalkozásnál működési problémák és csődveszély állhat fenn. Továbbá fontos kiemelni azt a tény, hogy a folyamatos negatív üzleti eredmény egy idő után felemészti a saját tőkét, másképpen fogalmazva a saját tőke is negatívvá válik.

A fenti logikát követve az adatbázis kialakításának következő lépése olyan cégek bevonása volt, amelyeknél a vizsgált időszakban az ÜÜTE eredménye legalább az utolsó 3 évben negatív volt. A végső adatbázist így 67 működő („1”), és 19 („0”) legalább 3 éven át negatív ÜÜTE-vel rendelkező vállalkozás adta. A 19 vállalkozás közül 2-nél csak a vizsgálat utolsó három évében negatív az üzleti tevékenység eredménye, 17 vállalkozásnál pedig a vizsgálat mind a 4 évében. A negatív teljesítményű vállalkozások aránya a mintában 22,09%, a túlélő vállalkozásoké 77,91%. Formájukat tekintve 36 betéti társaság, 44 korlátolt felelősségű társaság, és 6 zártkörűen működő részvénytársaság került be a mintába. A cégek mikro-, kis- és középvállalkozások.

A modellek elkészítése, és a módszerek tesztelése után kialakítottam egy új adatbázist. A negatív ÜÜTE kategóriából eltávolítottam azokat a vállalkozásokat, amelyek nem álltak felszámolási eljárás alatt, és 6 további felszámolás alatt lévő vállalkozást adtam hozzá a „0” kategóriához. Ennek köszönhetően a „0” kategóriát a második adatbázisban felszámolás alatt lévő vállalkozások képezték.

A VIZSGÁLAT MÓDSZERTANA

Lineáris regresszió

A vizsgált jelenséget reprezentáló Y eredményváltozó (0; 1), és az okok szerepét játszó X magyarázó változók kijelölése a modell specifikálásának első lépése. A modell struktúráját az $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_p + \varepsilon$ formula írja le, ahol ε maradékváltozó, ami a modell által nem magyarázott, véletlen hatást fejezi ki. A véletlen változón keresztül ítélni lehet meg a modell és a valóság viszonya. A véletlen változó minden regressziós modell eleme, ezért a (p + 1) változós modellre elegendő az $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_p$ formában hivatkozni. A regressziós modell feltevése szerint az eredményváltozó feltételes várható értéke a magyarázó változó lineáris függvénye:

$$\tilde{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p$$

ahol

\tilde{Y} = a regresszió értéke

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ = a regressziós paraméterek

$X_1, X_2 \dots X_p$ = a magyarázó változók

A regressziós függvény \hat{Y} értékét a későbbiekben tömören regresszióknak nevezzük. A regresszió értékének az ismeretében egy adott X feltétel melletti Y értéktől való ε eltérés = $Y - \hat{Y}$ (Hajdú, 2001).

A lineáris regresszió számítás során a regressziós együtthatókkal együtt meghatározásra kerültek az egyes magyarázó változók t-próba értékei (és az azokhoz tartozó szignifikancia szintek) is. Ahhoz, hogy meg tudjam állapítani, hogy egyes pénzügyi mutatók, mint magyarázó változók magyarázó képességét, varianciaanalízist végeztem. Az analízis alapján meghatározásra került determinációs együttható megmutatja, milyen arányban tudjuk magyarázni a függő változó varianciáját a független változók varianciájával.

Lépésenkénti („stepwise”) regresszió

A két fő eszköz, amit az elemzés során felhasználtam az R Statistics R-3.2.4 verziójú statisztikai program, és a Microsoft Excel táblázatkezelő. A két eszköz együttes használatát a Microsoft Excel bővítményeként alkalmazható RExcel szoftver tette lehetővé. Ezáltal a R Statistics moduljait a táblázatkezelőn keresztül használhattam a megfelelő parancsok megadása után.

Az eredményváltozóra legnagyobb hatással bíró magyarázó változók kiválasztásánál a többváltozós lépésenkénti lineáris regressziót alkalmaztam. A lépésenkénti regresszióhoz el kell végezni a normál lineáris regresszió-számítást, amihez az R Statistics 'lm' modulját használtam. Ezt követően futtattam a 'step' modult, és a bemeneti adatokat az előzőleg futtatott 'lm' modul kimeneti adatai szolgáltatták. A 'step' modul lépésenként hagyja ki kellő magyarázó erővel nem rendelkező változókat, azzal a céllal, hogy leegyszerűsítse a modellt. A változó szelekciót az AIC (Akaike Information Criterion) érték beállításával hajtja végre. A módszer a következő összefüggés felhasználásával az AIC értéket minimalizálja:

$$AIC = 2 * [-\log(L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p, \sigma^2 | Y)) K]$$

ahol

p – a magyarázó változók száma

$K - (p + 2)$

β_1 – az eredeti modell becslése során kapott regressziós együtthatók

σ^2 – az eredeti modell becslése során kapott becslült értékek varianciája

$\log(L(\dots))$ – log-likelihood függvény

A modell lényege, hogy az irreleváns magyarázó változók modellhez adása növeli a loglikelihood függvény értékét. Egyszerűen úgyis lehetne fogalmazni, hogy az AIC kisebb értéke jobb modellhez vezet (Sheather, 2009).

A 'step' modul futtatása után, a modellben maradt változókat használtam a diszkriminancia-analízisnél.

Lineáris diszkriminancia-analízis

A többváltozós diszkriminancia-analízis egyidejűleg elemzi több mutatószám eloszlását, és olyan osztályozási szabályt állít fel, amely több súlyozott pénzügyi mutatószámot – ezek a modell független változói – tartalmaz, és ezeket egyetlen diszkriminancia-értékké fogja össze. Az alkalmazott mutató-

számok kiválasztásának előfeltétele, hogy azok kevésbé korreláljanak egymással, különben a bevont újabb mutatószámok csak minimális mértékben járulnak hozzá a csoportképzés megbízhatóságának növekedéséhez. További feltétel, hogy a mutatószámok többdimenziós normális eloszlást mutassanak, valamint az, hogy az osztályok kovarianciamátrixai azonosak legyenek.

A vállalatok osztályozásához az egyes vállalatok éves beszámolóadataiból kiszámított pénzügyi mutatószám-értékeket kell behelyettesíteni a lineáris kombinációt képező diszkriminancia-függvénybe. A nem-veszteséges és a veszteséges vállalatokat elválasztó diszkriminancia-értékkel összehasonlítva állapítható meg, hogy a cég a kettő közül melyik csoportba sorolható. A diszkriminancia-függvény általános alakja a következő:

$$Z = w_1 X_1 + w_2 X_2 + \dots + w_n X_n$$

ahol

Z : diszkriminancia-érték,

w_i : diszkriminancia-súlyok,

X_i : független változók (pénzügyi mutatók),

$i = 1, \dots, n$, ahol n a pénzügyi mutatók száma (Vrág et al., 2013).

A lineáris diszkriminancia-analízisre a lépésenkénti regresszió elvégzése után került sor. Az elemzés elvégzéséhez az R Statistics 'lda' modulját alkalmaztam. A diszkriminancia-függvény azokból a magyarázó X_i változókból tevődött össze, amelyek a lépésenkénti regresszió elvégzése után bent maradtak a modellben, és a legmagasabb volt a megbízhatóságuk. Másképpen fogalmazva, amelyekhez a legalacsonyabb AIC érték kapcsolódott.

Az 'lda' modul által kapott Z értékeket felhasználva, és azokat sorba rendezve két csoportba soroltam a vállalkozásokat, a szükséges csoportosítási relációk meghatározása után a „cut off” értékek meghatározásával. „0” bináris kóddal a – folyamatosan negatív ÜÜTE-ét produkáló vállalkozásokat, „1” bináris kóddal a pozitív ÜÜTE értékkel működő vállalkozásokat jelöltem.

A VIZSGÁLAT EREDMÉNYEI

Diszkriminancia-analízis 2009

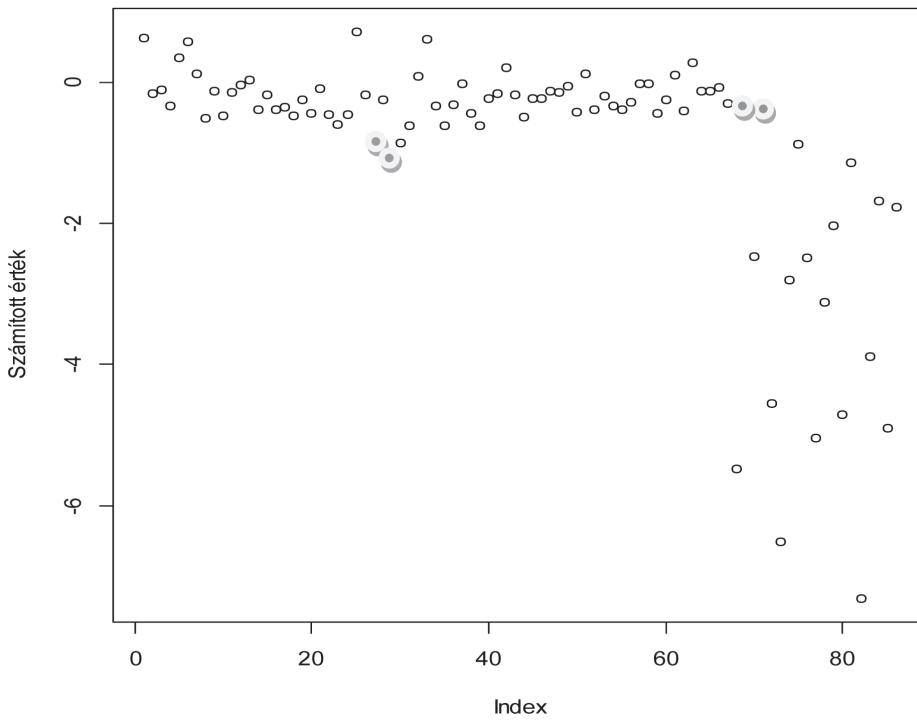
A 2009-es év adatain lefuttattam a lépésenkénti regressziót. A magyarázó változókat 19 pénzügyi ráta képezte. Ennél a modellenél a változók számának csökkentése, és a nem szignifikáns magyarázó változó kiszűrése volt a cél. A megmaradt változók képezték a diszkriminancia-analízis magyarázó változóit: X_1 = Likviditási ráta, X_2 = Kézpénz szintű likviditás, X_3 = Összes eladósodottság mutató, X_4 = Adósság / Saját tőke arány, X_5 = Adózás előtti ROS, X_6 = Nettó ROS, X_7 = Adózott eredmény / Saját tőke.

A diszkriminancia-analízis Z értékeit kvartilisekre osztottam mind a két csoportban, a cél szintén a rosszul kategorizált vállalatok meghatározása a kvartilisek közti átfedések által. A modell következő feltételek alapján diszkriminál:

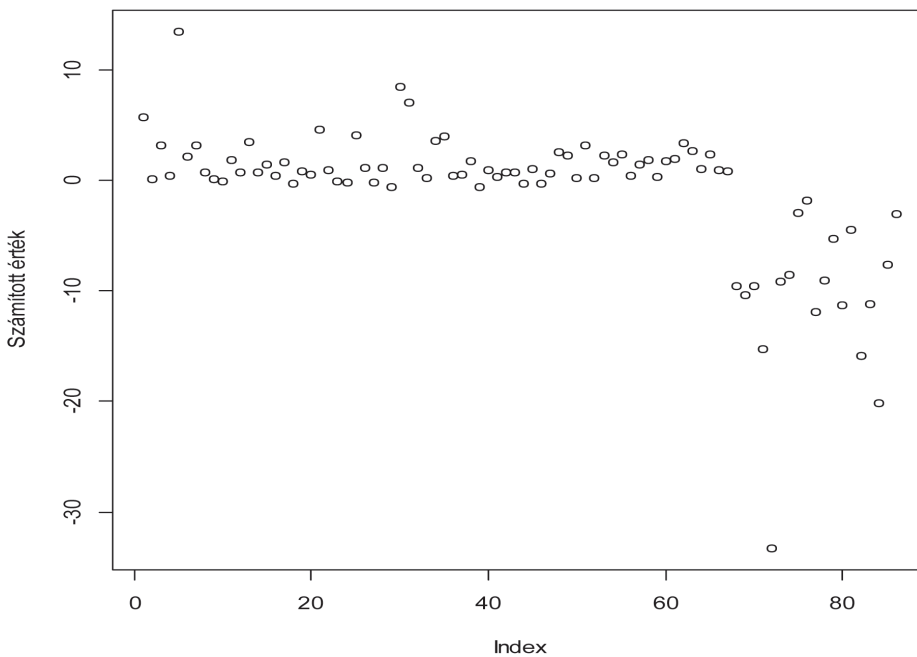
ha $Z \leq -0,8720$ – a cég negatív ÜÜTE kategóriába kerül (0),

ha $Z > -0,8720$ – túlélőnek minősül (1).

A diszkriminancia-analízis a számított Z értékek alapján 4 céget sorolt rossz csoportba. Két negatív teljesítményű vállalkozást pozitív teljesítményűnek, két pozitív teljesítményű vállalat-



1. számú ábra: A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2009-ben
 Forrás: Saját szerkesztésű ábra



2. számú ábra: A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2010-ben
 Forrás: Saját szerkesztésű ábra

kozást pedig negatív teljesítményűnek minősített. A számított értékeket aggregáltan az **1. számú ábra** tartalmazza. A „0” csoport Z értékei -7,32 és -0,87 között mozognak, az „1” csoport értékei pedig -0,87 és 0,72 között. Jelen esetben a vízszintes tengelyen az indexek a cégek sorszámát jelölik, a számított érték pedig az egyes Z diszkriminancia-értékeket.

A 27., a 29., a 69. és a 71. vállalkozások rosszul kategorizáltak, beleolvadnak az egyes csoportokba, ezeket külön színnel kiemelve jelöltem. A rosszul kategorizált negatív teljesítményű cégeket kékkel, a rosszul kategorizált pozitív teljesítményű cégeket pedig sárgával. A modell megőrizte az eredeti csoportarányt, viszont a besorolási teljesítménye nem maximális. Ez annak köszönhető, hogy „0” és „1” csoportból ugyanannyi cég lett átsorolva a másik csoportba.

A modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 97,01%, mert a 67 pozitív teljesítményű cégből 65-öt az „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 89,47%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 95,34%, hozzáadott értéke 45,34%.

Diszkriminancia-analízis 2010

A 2010-es évben is lefuttattam a lépésenkénti regressziót ugyanarra a magyarázó változó körre, mint 2009-ben. 2009-hez képest a lépésenkénti regresszió hárommal több, összesen 10 mutatószámot sorolt be a diszkriminancia-analízisbe: X_1 = Befektetett eszközök / Forgóeszközök, X_2 = Likviditási ráta, X_3 = Összes eladósodottság mutató, X_4 = Adósság / Saját tőke arány, X_5 = Működési ROS, X_6 = Adózás előtti ROS, X_7 = Adózott eredmény / Összes eszköz, X_8 = ÜTE / Összes eszköz, X_9 = Összes eszköz forgási sebessége, X_{10} = Adózott eredmény / Saját tőke.

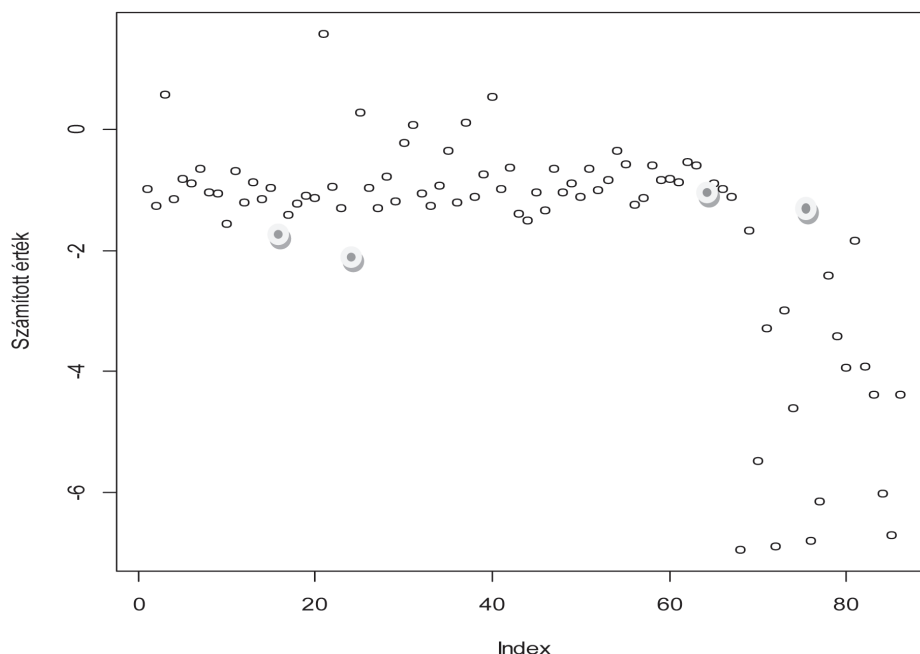
A mutatók kiválasztását követően elvégeztem a diszkriminancia-analízist. A modell következő feltételek alapján diszkriminál:

ha $Z \leq -1,8005$ – a cég negatív ÜÜTE kategóriába kerül (0),

ha $Z > -1,8005$ – pozitív teljesítményűnek minősül (1).

A diszkriminancia-analízis a számított Z értékek alapján minden céget a megfelelő csoportba sorolt be. A kiszámított Z értékek segítségével pozitív és negatív teljesítményű kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. Az összes számított értéket aggregáltan az **2. számú ábra** tartalmazza. A „0” csoport Z értékei -33,32 és -1,80 között mozognak, az „1” csoport értékei pedig -1,80 és 13,49 között. A vízszintes tengelyen az indexek a cégek sorszámát jelölik, a számított értéket egy egyes Z diszkriminancia-értékeket. A két csoport esetében jobb elkülönülés látható, mint a 2009-es diszkriminancia-analízisnél.

Ellentétben a 2009-es diszkriminancia modellel, a 2010-es modell megőrizte az eredeti csoportarányt úgy, hogy a besorolási teljesítménye nem romlott.



3. számú ábra: A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2011-ben

Forrás: Saját szerkesztésű ábra

A modell túlélő kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, ugyanis a 67 túlélő cégből 67-et „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 100%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből 19-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 100%, hozzáadott értéke 50%.

Diszkriminancia-analízis 2011

A előzőekhez hasonlóan a 2011-es évben lefuttattam a lépésenkénti regressziót. A magyarázó változókat ugyanaz 19 pénzügyi ráta képezte, mint az előző években. A megmaradt változók lettek a diszkriminancia-analízis magyarázó változói. Az előző évhez képest 1-gyel kevesebb, 9 változó került be a modellbe: X_1 = Rövid lejáratú kötelezettség / Összes forrás, X_2 = Forgóeszköz / összes eszköz, X_3 = Befektetett eszközök / Forgóeszközök, X_4 = Likviditási ráta, X_5 = Összes eladósodottság mutató, X_6 = Működési ROS, X_7 = Adózás előtti ROS, X_8 = Nettó ROS, X_9 = Adózott eredmény / Összes eszköz.

A mutatók kiválasztását követően elvégeztem a diszkriminancia-analízist. A modell következő feltételek alapján diszkriminál:

- ha $Z \leq -1,8095$ – a cég negatív ÜÜTE kategóriába kerül (0),
- ha $Z > -1,8095$ – pozitív teljesítményűnek minősül (1).

A diszkriminancia-analízis a számított Z értékek alapján 4 céget sorolt rossz csoportba. Két negatív teljesítményű vállalkozást pozitív teljesítményűnek, két pozitív teljesítményű vállalkozást negatív teljesítményűnek minősített. A modell által kiszámított Z értékek segítségével, pozitív és negatív teljesítményű kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. A számított értékeket aggregáltan az **3. számú ábra** tartalmazza. A „0” csoport Z értékei -6,96 és -1,80 között mozognak, az „1” csoport értékei pedig -1,80 és 1,58 között. A vízszintes tengelyen az indexek a cégek sorszáma jelölik, a számított értéket a Z diszkriminancia-értékeket.

A 16., a 24., a 69. és a 75. rosszul kategorizált vállalkozások beleolvadnak az egyes csoportokba, ezeket külön színnel kiemelve jelöltem. A rosszul kategorizált negatív teljesítményű cégeket kézzel, a rosszul kategorizált pozitív teljesítményű cégeket sárgával jelöltem. A modell megőrizte az eredeti csoportarányt, viszont a besorolási teljesítménye romlott. Ez annak köszönhető, hogy „0” és „1” csoportból ugyanannyi cég lett átsorolva a másik csoportba. A modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 97,01%, mert a 67 pozitív teljesítményű cégből 65-öt az „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 89,47%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága 95,34%, hozzáadott értéke 45,34%. Továbbá a 2009-es és 2011-es

diszkriminancia-modell a besorolási teljesítményt és a hozzáadott értéket tekintve teljes mértékben megegyezik (**1. és 3. számú ábra**). A diszkriminancia értékek szórását és eloszlását tekintve viszont a 2011-es modell gyengébb (**1. és 3. számú ábra**).

Diszkriminancia-analízis 2012

A 2012-es évben is lefuttattam a lépésenkénti regressziót. A magyarázó változókat ugyan az 19 pénzügyi ráta képezte. A 2011-es modellhez hasonlóan 9 pénzügyi mutató maradt a modellben. Ezek lettek lineáris diszkriminancia-analízisnél használt magyarázó mutatószámok: X_1 = Rövid lejáratú kötelezettség / Kötelezettség, X_2 = Forgóeszköz / Összes eszköz, X_3 = Befektetett eszközök / Forgóeszközök, X_4 = Összes eladósodottság mutató, X_5 = Adósság / Saját tőke arány, X_6 = Működési ROS, X_7 = Adózott eredmény / Összes eszköz, X_8 = Összes eszköz forgási sebessége, X_9 = Adózott eredmény / Saját tőke.

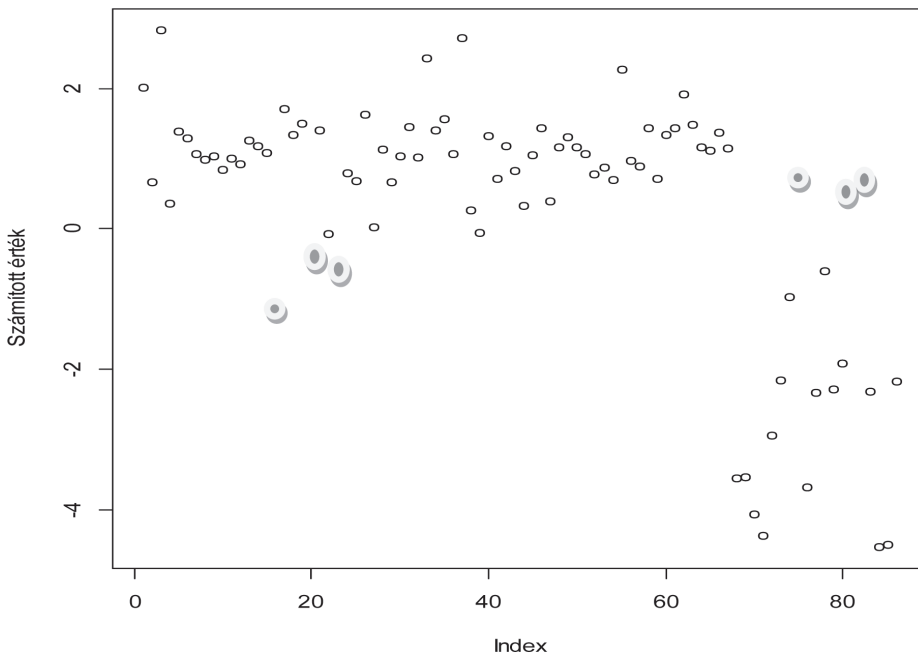
A mutatók kiválasztását követően elvégeztem a diszkriminancia-analízist. A modell következő feltételek alapján diszkriminál:

- ha $Z \leq -0,3946$ – a cég negatív ÜÜTE kategóriába kerül (0),
- ha $Z > -0,3946$ – pozitív teljesítményűnek minősül (1).

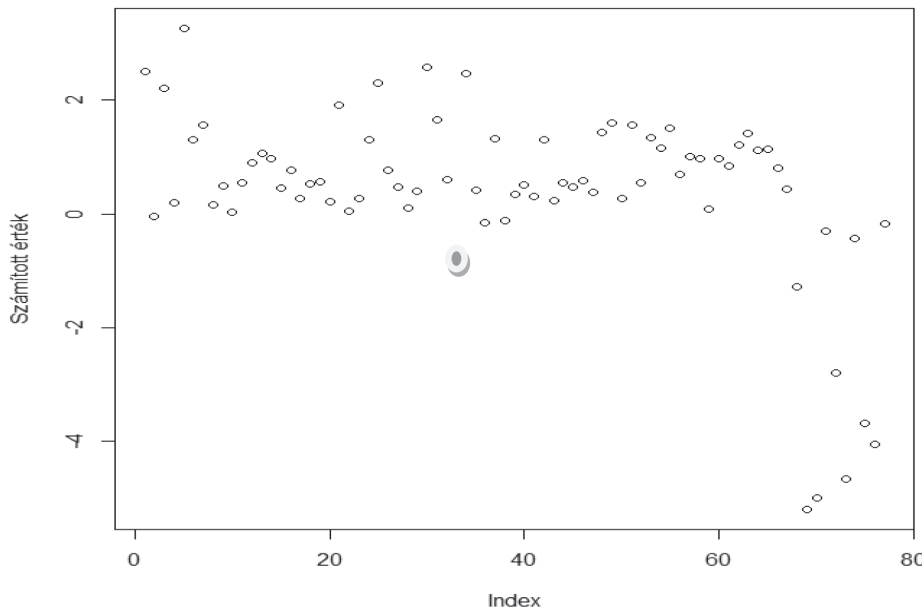
A diszkriminancia-analízis a számított Z értékek alapján 6 céget sorolt rossz csoportba. Három negatív teljesítményű vállalkozást pozitív teljesítményűnek, három pozitív teljesítményű vállalkozást negatív teljesítményűnek minősített.

A modell által kiszámított Z értékek segítségével, pozitív teljesítményű és negatív teljesítményű kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. A számított értékeket aggregáltan a **4. számú ábra** tartalmazza. A „0” csoport Z értékei -4,53 és -0,39 között mozognak, az „1” csoport értékei pedig -0,39 és 2,83 között.

A vízszintes tengelyen az indexek a cégek sorszáma jelölik, a számított értékek az egyes Z diszkriminancia-értékeket. A két csoport esetében látható valamilyen szintű elkülönülés. Az ada-



4. számú ábra: A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2012-ben
 Forrás: Saját szerkesztésű ábra



5. számú ábra: Közös független változók modellje
 Forrás: Saját szerkesztésű ábra

tok eloszlását tekintve a 2012-es diszkriminancia-analízis teljesít a legrosszabbul.

A 16., a 20., a 23., a 75., a 81. és a 82. rosszul kategorizált vállalkozások beleolvadnak az egyes csoportokba, ezeket külön színnel kiemelve jelöltem. A rosszul kategorizált negatív teljesítményű cégeket kékkel, a rosszul kategorizált pozitív teljesítményű cégeket sárgával jelöltem (4. számú ábra). A modell megőrizte az eredeti csoportarányt, viszont a besorolási teljesítménye romlott. Ez annak köszönhető, hogy „0” és „1” csoportból ugyanannyi cég lett átsorolva a másik csoportba. A modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 95,52%-os, mert a 67 túlélő cégből 64-et „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 84,21%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 16-ot so-

rolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága 93,02%, a hozzáadott értéke 43,02%. Kijelenthető továbbá, hogy a 2012-es diszkriminancia-modell nyújtja a leggyengébb teljesítményt, mind besorolási pontosság, mind hozzáadott érték tekintetében.

Közös független változók modellje

A kutatás folytatásának következő lépéseként, kiválasztottam azokat a változókat, amelyek a 2009-2012 években legalább három évben bent maradtak a lépésenkénti regresszió elvégzése után. Így nyolc változó képezte az új közös független változók modelljét, amelyek a következők: X_1 = Befektetett eszközök/Forgóeszközök, X_2 = Likviditási ráta, X_3 = Összes eladósodottság mutató, X_4 = Adósság/Saját tőke arány, X_5 = Működési ROS, X_6 = Adózás előtti ROS, X_7 = Adózott eredmény/Saját tőke X_8 = Adózott eredmény/Összes eszköz. Létrehozva egy általános diszkriminancia-modellt teszteltem azt az új meglévő mintán. A számításához a négy év beszámolóiból számított mutatószámok átlagát vettem alapul. Ahogyan az 5. számú ábrán is látható, a közös változók modellje egy vállalkozást sorolt be rossz helyre a négy üzleti év átlagán. Ez a vállalkozás a pozitív teljesítményű csoportból a 33. vállalkozás volt. Fontos kiemelni, hogy az újonnan hozzáadott felszámolás alatt lévő vállalkozásoknál nem volt kritérium a negatív üzleti eredmény az egyes években. Az közös változók modellje 98,47%-os pontossággal csoportosított, és 48,47% a hozzáadott értéke.

Azok a vállalkozások, ahol $Z > -0,5717$ a „1” kategóriába kerültek, ahol $Z < -0,5717$ a „0” kategóriába. A diszkriminancia-analízis elvégzése után fontosnak tartottam a modell magyarázó változóinak varianciaanalízisét. A varianciaanalízis alapvetően azt feltételezi, hogy a teljes eltérés négyzetösszege a független változók eltérésnégyzetének összegeként állítható elő. A csoportosító-magyarázó változók a függő változóra gyakorolt hatását az 1. számú táblázat tartalmazza.

A változónként meghatározott szórásnégyzetek összege és a reziduális hiba összege adja a szórásnégyzetösszeget, amely jelen esetben 8,701. Az adott változó varianciája és a szórásnégyzetösszeg hányadosaként meghatározásra kerültek az egyes mutatószámok magyarázó képességei. Összegezve a független változók magyarázóképeségét a modell determinációs együtthatója 60,45%, a reziduális hiba 39,55%.

1. számú táblázat: Független változók magyarázóképesége

Változó	Variancia	Magyarázó képesség
Befektetett eszközök/Forgóeszközök	0,347	3,99%
Likviditási ráta	0,174	2,00%
Összes eladósodottság mutató	1,16	13,33%
Adósság/Saját tőke arány	0,617	7,09%
Működési ROS	1,125	12,93%
Adózás előtti ROS	0,202	2,32%
Adózott eredmény/Saját tőke	1,455	16,72%
Adózott eredmény/Összes eszköz	0,18	2,07%
Reziduális hiba	3,441	39,55%
Szórásnégyzetösszeg/Determinációs együttható	8,701	60,45%

Forrás: Saját szerkesztésű táblázat

ÖSSZEGZÉS

Úgy gondolom, hogy a KKV-k túlnyomó része jelenleg nem használ csődmódelleket. A kis- és középvállalkozások a gazdaság motorjai, ezért szükség van a szektor számára kidolgozott, ágazatilag specifikált csődmóddel létrehozására. Szükség lenne a csődmódelleket és az egyéb pénzügyi elemzési és controlling eszközöket kiemelten kezelni a kis- és középvállalkozások stratégiájában.

A tanulmány céljával annak megvizsgálását tűztem ki, hogy elkülöníthetők-e a negatív és a pozitív teljesítményű vállalatok. A vizsgálatba bevont vállalkozások vizsgálata alapján egyértelműen megállapítható, hogy ez az elkülönítés viszonylag magas pontossággal megvalósítható

- ✓ A 2009-ben a diszkriminancia-modell a pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 97,01%-os, mert a 67 pozitív teljesítményű cégből 65-öt „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 89,47%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 95,34%, a hozzáadott értéke 45,34%.
- ✓ Ellentétben a 2009-es diszkriminancia modellel a 2010-es modell megőrizte az eredeti csoportarányt úgy, hogy a besorolási teljesítménye nem romlott. 2010-ben modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, mert a 67 pozitív teljesítményű cégből 67-et „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 100%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből 19-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 100%, a hozzáadott értéke 50%.
- ✓ A 2011-es diszkriminancia-analízis modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 97,01%-os, mert a 67 pozitív teljesítményű cégből 65-öt „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 89,47%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 95,34%, a hozzáadott értéke 45,34%.
- ✓ A 2012-es diszkriminancia-analízis modell túlélő kategóriára vonatkozó pontossága 95,52%-os, mert a 67 túlélő cégből 64-et „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossá-

ga 84,21%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 16-ot sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 93,02%, a hozzáadott értéke 43,02%.

- ✓ Létrehozva egy általános diszkriminancia-modellrel teszteltem azt egy új mintán, felszámolás alatt lévő cégeket bevonva. A számításokhoz a négy év beszámolóiból számított mutatószámok átlagát vettem alapul. A közös változók modellje egy vállalkozást sorolt be rossz helyre a négy üzleti év átlagán. Ez a vállalkozás a pozitív teljesítményű csoportból a 33. vállalkozás volt. Fontos kiemelni, hogy az újonnan hozzáadott felszámolás alatt lévő vállalkozásoknál nem volt kritérium a negatív üzleti eredmény az egyes években. A közös változók modellje 98,47%-os pontossággal csoportosított, és 48,47% a hozzáadott értéke.
- ✓ A varianciaanalízis alapján megállapítható, hogy a pénzügyi mutatószámokon kívül a további kutatások során szükséges új független változók bevonása, a regionális és ágazati tényezőket figyelembe véve.

FELHASZNÁLT IRODALOM

- Aktan, S. (2011): Early Warning System for Bankruptcy: Bankruptcy Prediction. Zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der Wirtschaftswissenschaften (Dr. rer. pol.) von der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) genehmigte. Dissertation. pp. 55-56. <http://d-nb.info/1019790032/34> letöltés dátuma: 2016. február 26.
- Bellovary, J. M.– Giacomino, D. E.– Akers, M. D. (2007): A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, Journal of Financial Education, Vol. 33., pp. 2-4.
- Böcskei E. – Bács Z. – Fenyves V. – Tarnóczy T. (2015): Kockázati tényezők lehetséges előrejelzése, a gazdálkodás felelősségének kérdése a számviteli beszámolóiból nyerhető adatok tükrében CONTROLLER INFO 2015/3 pp. 7-14.
- Chaudhuri, A. (2013): Bankruptcy Prediction Using Bayesian, Hazard, Mixed Logit and Rough Bayesian Models: A Comparative Analysis, Computer and Information Science; Vol. 6, No. 2; 103. p.
- Fenyves V. – Tarnóczy T. – Bács Z. (2016): Az Észak-Alföldi régió élelmiszer jellegű vegyes bolt kiskereskedelmi tevékenységét végző vállalkozásainak elemzése KÖZÉP-EURÓPAI KÖZLEMÉNYEK 2016/3:(34) pp. 165-183.

- Hágen I. Zs. – Méhesné B. Sz. (2014):* A vállalati controlling alkalmazásának jelentősége *Controller Info* 2014 ISSN: 2063-9309 II. Évf. 1 szám 2014 I. negyedév pp. 33-38.
- Hajdú O. (2001):* Összefüggések a lineáris regressziós modellben *Statisztikai Szemle*, 79. évfolyam, 2001. 10–11. szám pp. 885-886
- Hashi, I. (1995):* The Economics of Bankruptcy, Reorganisation and Liquidation: Lessons for East European Transitional Economies, Center for Social & Economic Research, Warsaw, ISBN 83-86296-37-2, pp. 3-6. http://www.casereasearch.eu/upload/publikacja_plik/3459482_041.pdf, letöltés dátuma: 2016. február 21.
- Illés I. (2009):* Vállalkozások pénzügyi alapjai. Bp. Saldo Pénzügyi és Tanácsadó Zrt., pp. 199-207.
- Jones, S. – Hensher, D.A. (2008):* Advances in Credit Risk Modelling and Corporate Bankruptcy Prediction, NY.Cambridge University Press, 11. p.
- Kalmár P. – Zéman Z. – Lukács J. (2015):* Bankcontrolling marketing szemléletben: Alkalmazott statisztika a marketing szolgáltatásban *Hitelintézeti Szemle* 14 (4) pp. 108-123
- Katits E. (2002):* Pénzügyi döntések a vállalat életciklusában. Bp. KJK-KERSZÖV Jogi és Üzleti Kiadó Kft., pp. 110-258.
- Kirkos, E. (2015):* Assessing methodologies for intelligent bankruptcy prediction, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 43, Issue 1, 83. p.
- Laitinen, E. K. (2012):* Estimating likelihood of filing a petition for reorganization and bankruptcy: evidence from Finland, *Liiketaloudellinen Aikakauskirja LTA*, Finnish Journal of Business Economics. Issue 1. pp. 19-22.
- Musinszki Z. (2016):* Pénzügyi mutatókon innen és túl *ÉSZAK-MAGYARORSZÁGI STRATÉGIAI FÜZETEK* 13:(2) pp. 71-80.
- Sheather, J.S. (2009):* A modern approach to Regression with R. Springer Science + Business Media, LLC 2009. p. 230. <http://link.springer.com/book/10.1007%2F978-0-387-09608-7>, letöltés dátuma: 2016. február 26.
- Virág M. – Kristóf T. – Fiáth A. – Varsányi J. (2013):* Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, válságkezelés. Bp. Kossuth Kiadó, pp. 55-230.
- Virág M. (1996):* Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés. BP. Kossuth Kiadó, 29. p.

„A cikk a Pallas Athéné Domus Scientiae Alapítvány támogatásával készült. A tanulmányban foglaltak a szerző véleményét tükrözik, ezért azok nem tekinthetők a Pallas Athéné Domus Scientiae Alapítvány hivatalos álláspontjának.”