

OTDK-dolgozat

2017

Sütő Dávid
Debreceni Egyetem
Gazdaságtudományi Kar

**AZ ÉSZAK-ALFÖLD RÉGIÓBAN ÉLELMISZER KISKERESKEDELMI
TEVÉKENYSÉGET FOLYTATÓ VÁLLALKOZÁSOK PÉNZÜGYI
HELYZETÉNEK ELEMZÉSE
ANALYSIS OF THE NORTHERN GREAT PLAIN FOOD RETAILER
COMPANIES' FINANCIAL POSITION**

Konzulensek:

Dr. Fenyves Veronika, egyetemi docens

Dr. Tarnóczy Tibor, egyetemi docens

Kézirat lezárása: 2016.04.03

TARTALOMJEGYZÉK

BEVEZETÉS	- 1 -
1. TÉMAFELVETÉS	- 3 -
2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS	- 4 -
2.1. VÁLLALATI VÁLSÁG	- 4 -
2.1.1. <i>Válság mikro ökonomiai aspektusból</i>	- 4 -
2.1.2. <i>Válság pénzügyi-, számviteli aspektusból</i>	- 4 -
2.2. CSÖDJEJUTÁS OKAI, ÉS FOLYAMATA	- 6 -
2.2.1. <i>Tudományterületi ok-okozati megközelítés</i>	- 6 -
2.2.2. <i>Csődfolyamat</i>	- 7 -
2.3. REORGANIZÁCIÓ	- 8 -
2.4. MŰKÖDÉSELEMZÉS-, IDEGEN TŐKE-, ÉS A FOLYAMATOS BELSŐ KONTROLL KAPCSOLATA.....	- 10 -
2.4.1. <i>Forgótőke menedzsment</i>	- 10 -
2.4.2. <i>A hitel, mint csődkockázati tényező</i>	- 11 -
2.5. PÉNZÜGYI MUTATÓSZÁMOK	- 13 -
2.6. MUTATÓSZÁM RENDSZER, MINT ELŐREJELZÉSI ESZKÖZ	- 15 -
2.7. CSŐDELŐREJELZÉSI MODELLEK ÉS MÓDSZEREK	- 16 -
2.7.1. <i>Alman csődmodell, diszkriminancia analízis</i>	- 16 -
2.7.2. <i>Logit-modell, logisztikus regresszió</i>	- 17 -
2.7.3. <i>Neurális hálók</i>	- 18 -
2.7.4. <i>Csődmodellek összehasonlítása</i>	- 18 -
3. ANYAG ÉS MÓDSZER	- 21 -
3.1. AZ ELEMZÉS ADATBÁZISA	- 21 -
3.2. AZ ELEMZÉS SORÁN ALKALMAZOTT MÓDSZEREK	- 22 -
3.2.1. <i>Lépéenkénti, un. „stepwise” regresszió</i>	- 22 -
3.2.2. <i>ROC görbe</i>	- 23 -
3.3. DISZKRIMINANCIA-ANALÍZIS SORÁN ALKALMAZOTT MÓDSZEREK.....	- 23 -
3.3.1. <i>Lineáris regresszió</i>	- 23 -
3.3.2. <i>Lineáris diszkriminancia-analízis</i>	- 24 -
3.4. LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ	- 25 -
4. EREDMÉNYEK ÉS AZOK ÉRTÉKELÉSE	- 27 -
4.1. ELEMZÉS PÉNZÜGYI MUTATÓSZÁMOKKAL.....	- 27 -
4.2. A 2009-ES ÉV ADATAINAK ELEMZÉSE	- 28 -
4.2.1. <i>Logit-modell a 2009-es évben</i>	- 28 -
4.2.2. <i>Diszkriminancia-analízis a 2009-es évben</i>	- 31 -
4.3. A 2010-ES ÉV ADATAINAK ELEMZÉSE	- 36 -
4.3.1. <i>Logit-modell a 2010-es évben</i>	- 36 -
4.3.2. <i>Diszkriminancia-analízis a 2010-es évben</i>	- 39 -
4.4. A 2011-ES ADATOK ELEMZÉSE.....	- 43 -
4.4.1. <i>Logit-modell a 2011-es évben</i>	- 43 -
4.4.2. <i>Diszkriminancia-analízis a 2011-es évben</i>	- 46 -
4.5. A 2012-ES ADATOK ELEMZÉSE.....	- 51 -
4.5.1. <i>Logit-modell a 2012-es évben</i>	- 51 -
4.5.2. <i>A diszkriminancia-analízis a 2012-es évben</i>	- 53 -
5. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK	- 59 -
ÖSSZEFOGLALÁS	- 61 -
SZAKIRODALMI JEGYZÉK	- 64 -
ÁBRAJEGYZÉK	- 3 -
TÁBLÁZATJEGYZÉK	- 4 -

ÁBRAJEGYZÉK

1. ábra Vállalati válság.....	- 5 -
2. ábra Csődmodellek alkalmazása és fejlődéstörténete	- 19 -
3. ábra A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2009-ben.....	- 30 -
4. ábra A 2009. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével.....	- 31 -
5. ábra A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2009-ben	- 34 -
6. ábra A 2009. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével	- 35 -
7. ábra A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2010-ben.....	- 37 -
8. ábra A 2010. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével.....	- 38 -
9. ábra A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2010-ben	- 41 -
10. ábra A 2010. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével	- 42 -
11. ábra A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2011-ben.....	- 45 -
12. ábra A 2011. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével.....	- 46 -
13. ábra A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2011-ben	- 49 -
14. ábra A 2011. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével	- 50 -
15. ábra A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2012-ben.....	- 52 -
16. ábra A 2012. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével.....	- 53 -
17. ábra A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2012-ben	- 57 -
18. ábra A 2012. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével	- 58 -

TÁBLÁZATJEGYZÉK

1. táblázat Csődmodellek előnyeinek és hátrányainak összehasonlítása	20 -
2. táblázat Az elemzés alapjául szolgáló mutatószámok	27 -
3. táblázat A 2009-es logit-modell magyarázó változói	28 -
4. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit-modellnél 2009-ben...	29 -
5. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2009-ben.....	33 -
6. táblázat A 2010-es logit-modell magyarázó változói	36 -
7. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit-modellnél 2010-ben...	36 -
8. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2010-ben.....	41 -
9. táblázat A 2011-es logit-modell magyarázó változói	43 -
10. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit-modellnél 2011-ben.	44 -
11. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2011-ben.....	48 -
12. táblázat A 2012-es logit-modell magyarázó változói	51 -
13. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit modellnél 2012-ben	51 -
14. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2012-ben.....	56 -
15. táblázat A logit-modellek magyarázó változói 2009-2012 években.....	60 -

BEVEZETÉS

Gazdaság- és gazdálkodástudományi területen a csődelőrejelzés nem számít új területnek, hiszen már az 1900-as évek derekán is készültek elemzések és vizsgálatok a témában. Fejlődése viszont dinamikus, hiszen a 2000-es évek derekán járva elmondhatjuk, hogy széles tudományterületi és módszertani megközelítést, és töretlen módszertani fejlődést tudhat a háta mögött.

Mi is lehet az oka ennek a töretlen fejlődésnek? A rövid választ megtalálhatjuk VIRÁG et al. (2013) féle „Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, válságkezelés” című könyvben: „a vállalati válság instabilitást okozó, döntő és elkerülhetetlen változás”.

A fő tényező tehát a dinamikusan változó környezet, azaz maga a „változás”. A belső és külső tényezőkhöz való alkalmazkodás és válaszadás a válság elkerülésének első lépése. Az elmúlt 100 évben lezajló gazdasági válságoknak is köszönhetően a változások folyamatosak voltak. Ahhoz, hogy egy vállalat helyzetét és állapotát felmérjék a fizetőképesség kontextusában, eszközökre, mutatószámokra, erre alapozva később modellekre volt szükség. A válságok jeleit, okait, következményeit és az esetleges beavatkozási, változás-menedzselési irányokat a pénzügyi mutatószámok, később mutatószámrendszerek, és többváltozós statisztikai módszerek segítették. Ezek a módszerek segítik a vállalatvezetést a korai, látens válságjelek felismerésére, és lépésre kényszerítik őket.

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 (NYERS – SZABÓ, 2003). 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. A fejlett piacgazdaságok növekedése a vállalkozói szektortól jelentős mértékben függ: a számos létrejövő megújuló és megszűnő vállalkozás tartja mozgásban a gazdaságot. A KKV-k többsége ugyan megmarad kicsinek, és viszonylag rövid életkort él meg – 90%-uk a működésük első öt évében tönkremegy –, de ebben a dinamizmusban rejlik a szektor legnagyobb jelentősége is: amikor a nagy multinacionális vállalatok elbocsátásra kényszerülnek, KKV-k olyankor is alakulnak, és lekötik a felszabaduló munkaerő számottevő részét (CSAPÓ, 2009). 2012-ben a regisztrált vállalkozások között a kis- és középvállalkozások hányada a vállalati szektoron belül 99,5%,

amelyek a versenyszektor árbevételének 58,3%-át, a bruttó hozzáadott érték 55,2%-át adták, és az alkalmazottak 74%-a is KKV-knál került alkalmazásra (KSH, 2012).

Ezeket a szempontokat figyelembe véve úgy gondolom, hogy az Észak–Alföldi régióban elhelyezkedő élelmiszer kiskereskedelmi tevékenységű vállalkozásokra vonatkozó kutatásomnak létjogosultsága van, és a KKV-k jelentőségét tekintve a későbbiekben egy aggregált modell kifejlesztésére és a KKV szektor rendelkezésére bocsájtására is szükség lenne.

1. TÉMAFELVETÉS

A XX. és XXI. században a vállalkozások csődelőrejelzése intenzíven foglalkoztatja a gazdasági élet szereplőit. Az első csődmodelleket Amerikában alkották meg a XX. század közepén, míg az első hazai csődmodell 1991-ig váratott magára. Ezek a csődmodellek főként nagyvállalatokra, és egyes nemzetgazdasági ágazatokra vonatkoztak, és teljes körű országos adatbázisra építettek. Regionális és egyes részágazatokra vonatkozó csődmodellel ritkán találkozhatunk.

Fontos kiemelni, hogy egy vállalkozás válság- és csődhelyzetbe kerülését egyaránt befolyásolják a külső és belső tényezők. A vállalkozásokra ható külső tényezők jelentkezhetnek ágazati, nemzetgazdasági és globális szinten. A belső tényezők, amelyek a tulajdonképpeni működési problémákra hívják fel a figyelmet megállapíthatóak a vállalkozások számviteli beszámolóiból.

A fent említett tényezőket figyelembe véve a kutatás fő célja: Megvizsgálni, hogy a számviteli beszámolók adataira építve, a pénzügyi problémákkal szembesülő vállalkozások elkülöníthetők-e az Észak-Alföldi régióban található „Élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet folytató vállalkozások esetében. Az elkülönítéshez az elemzés során két módszer, a diszkriminancia analízis és a logisztikus regresszió alkalmazhatóságát vizsgálom meg, és hasonlítom össze. Az elemzéshez négy év (2009-2012) adatait használok fel.

További rész célja: Azon pénzügyi mutatószámok meghatározása, amelyek az „Élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet végző vállalkozások válság-, csődhelyzetbe kerülését a legjobban magyarázhatják.

A vizsgálatban pénzügyi problémával szembesülő vállalkozásnak tekintetem azokat a vállalkozásokat, amelyek az utolsó három évben veszteségesek voltak, azaz az Üzemi/üzleti tevékenység eredménye negatív volt.

Az elvégzett elemzés megalapozhat egy következő kutatást, amelynek a célja szektoriális csődmodellek kidolgozása lehetne. Az elvégzett vizsgálatok segítik a módszerek alaposabb megismerését, és ezáltal segítséget nyújtanak a további kutatásokhoz.

2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

2.1. VÁLLALATI VÁLSÁG

2.1.1. Válság mikro ökonómiai aspektusból

A vállalati válság korlátozott (idő)tartamú tervezetlen és akaratlan folyamat, valamint befolyásolhatósága ambivalens kimenetelű. Ebben a helyzetben a vállalat fennmaradása szubsztanciálisan és tartósan veszélyben van, vagy lehetetlenné válik további működése (KATITS, 2002).

A fejlett pénzpiacokkal rendelkező gazdasági környezetben, a pénzügyi válságot egyértelműsíti az árak csökkenése, ami indikátora a folyamatnak. A fúziók és akvizíciók sűrűsödésével növekszik a pénzügyi instabilitás és a piaci árak. Ez az esemény a fő okozója a piaci résztvevők ideiglenes csődjének, amely nem hatékony termelést, kereslet nélküli termékek gyártását eredményezi. Az akvizíciós mechanizmus elméletileg biztosítja a pénzügyi válságban lévő vállalkozások számára a megfelelő termékek gyártását, hatékonyságnövelést, részvényesek bevonását, amivel az akvizíciós folyamat biztosítja az alacsony hatékonyságú erőforrások kivonását a rendszerből (HASHI, 1997).

A válság minden esetben olyan problémaként érzékelhető, hogy 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).

A piacgazdaság és a verseny leírható a „flow” (áramlás) hatékony folyamatoktól a nem hatékony folyamatokig. Elméletileg, az intenzíven versenyző piacokon a fizetéseképtelenség, a válság, és a csőd, azaz a pénzügyi nehézségek kevésbé figyelhetők meg. A fejlett piacokon korábban a pénzügyi válságban lévő vagy csődbe ment vállalatok száma elenyésző volt, ellentétben a feltörekvő piacokkal, ahol a vállalatok specifikációja diverzifikáltabb skálán mozog. Az alacsony likviditású vállalatok kiszelektálódása az ipárból a kompetitív iparág természetes tulajdonsága. Ezen vállalatok mesterséges kirekesztése vagy bent tartása az adott piacon potenciális hiba. Egy ilyen esemény visszaveti az iparági termelést és kapacitást (HASHI, 1997).

2.1.2. Válság pénzügyi-, számviteli aspektusból

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 un. indikátorok segítségével nyomon követhetők. Az indikátorok a cég gazdasági helyzetének kvantitatív aspektusain keresztül minden információ további vizsgálatának alakulásában (statikus és dinamikus) kirajzolódnak (KATITS, 2002).

A pénzügyi válságban lévő vállalkozásnak ahhoz, hogy javítsa helyzetét, átstrukturálja adósságállományát, tárgyalnia kell a hitelezőivel. Ez az átstrukturálási folyamat gyakran elbocsátásokkal, átszervezésekkel és a veszteséges műveletek felszámolásával jár. Megoldás lehet az erőforrások értékesítése, kivonása az iparágból, a likviditás növelésére. Utolsó megoldás pedig a fizikai kilépés a piacról (HASHI, 1997).

KATITS (2002) a vállalati válságot két fő csoportra osztotta fel a krízis mélysége szerint. A két fő fázis, együttesen négy alfázisra osztható. A fő fázisok a potenciális és reális krízis stádiumainak a megkülönböztetése. A potenciális válság alfázisa a képzeletbeli és a fenyegető krízis, a reális válság alfázisa a látens és a kifejtett krízis (1. ábra). A krízisszint magasságával emelkedik a vállalat fenyegetettségi foka is. Ezen válságfázis lefutása többnyire folytonos, amelynél a konkrét fázis az átmeneti területeken nem pontosan körülhatárolható. Konkrét esetben lehetséges, hogy több válságfázis átugorható.



1. ábra **Vállalati válság**

Forrás: Katits, 2002

Láthattunk, hogy a csőd soktényezős, és egyaránt függ külső és belső hatásoktól: technológiai/működési hatékonyság, piaci kereslet/kínálati változások, negatív nettó forgótőke, kereskedelmi-, banki-, kötvény-, hitelek törlesztési késedelme, elmaradása, részvényesek osztalékhátraléka. A probléma a vállalatok fizetéseképtelenségében mutatkozik meg.

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 alacsonyan 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).

A neoklasszikus közgazdasági megközelítés a vállalatot ún. „fekete doboznak” tekinti, figyelmen kívül hagyva a belső transzformációs folyamatokat. A vállalat pénzügyi beszámolóiból nem lehet egyértelműen következtetni a piaci folyamatokra. Mind a piac mind a verseny és maga a számviteli nyilvántartás, mérleg és eredménykimutatás is egy folyamatos visszacsatolású ciklikus folyamatként értelmezhető. Ahogy a piacon folyamatos a belépők és a kilépők körforgása, a kereslet és a kínálat változása, úgy a vállalakozás, mint piaci részegység állapota (mérlege) is évről évre változik az eredménykimutatáson keresztül. A válság egy állapot, amely ezen folyamatok nem egyszerre történő változásának köszönhető. Így tehát a válság elkerülése érdekében fontos a külső és belső folyamatokat párhuzamban figyelemmel kísérni, lehetőség szerint kontroll alatt tartani, visszacsatolni és beavatkozni.

2.2. CSŐDBEJUTÁS OKAI, ÉS FOLYAMATA

2.2.1. Tudományterületi ok-okozati megközelítés

Tudományterületi megközelítés szempontjából a csődöt három fő irányzat szerint határozhatjuk meg, és kereshetjük a csődbe jutás okát.

Az első a *neoklasszikus közgazdaságtani* megközelítés, amely az eszközök nem megfelelő allokációját nevezi meg a csőd okául. Az eszközök általában ágazat specifikusak, és a csőd az eszközök újraelosztásának módja. A neoklasszikus megközelítés szerint a csődeljárás elkerülhetetlen útja az erőforrások hatékony elosztása. Ebben az esetben a csődbement vállalatok mérete és mennyisége az első támpont az újrastrukturálási folyamat sebességének meghatározásához, és csőd maga a strukturálódási folyamat mozgató rugója (LIZAL, 2005).

A csődhelyzet értelmezésének második esete a tisztán *pénzügyi megközelítés*. Eszerint a vállalat megfelelő eszközstruktúrával rendelkezik, pénzügyi struktúrával viszont nem, és likviditási korlátai vannak. Ezt azt jelenti, hogy a megfelelő eszközzel és vagyonnal

rendelkező cég életképes lenne a hosszú távon, de rövidtávon csődbe megy. A tökéletlen kapcsolat a tőkepiac és a meglévő tőkestruktúra a fő hajtóerő ilyen esetekben. Nem tudjuk pontosan meghatározni, hogy a csőd pozitív vagy negatív szerepet játszik az újrastrukturálás során.

A csődhelyzet harmadik megközelítése szerint a vállalat rendelkezik a megfelelő tőkestruktúrával és eszközállománnyal, de megfelelő menedzsmenttel nem. Az eredménytelenségnek köszönhetően a cég kiszorul a piacról. Ennek okozói a vállalati vezetésben lévő problémák, és ilyenkor a tulajdonosoknak le kell váltaniuk a menedzsereket. Az ilyen csőd káros az újrastrukturálási folyamatokra és a szociális jólétre is.

Mind a három típusú megközelítés olyan megállapításokat tartalmaz, amely egy vállalkozásnál adaptálható és értelmezhető. A legsikeresebb működés és csőd megelőzés a három terület egyidejű, komplex kontrolljával érhető el (LIZAL, 2005).

Összegezve, a neoklasszikus-, a pénzügyi- és a vezetéselméleti megközelítés mindegyike - a piac és a technológiai változások, a belső működés pénzügyi-, számviteli vizsgálata és a megfelelő menedzsment - igényli a kontrolling rendszer meglétét, ami összefogja ezeket a folyamatokat. Segít a külső és belső működési folyamatok összehangolásában, működtetésében, csődhelyzet esetén a reorganizációban.

2.2.2. Csődfolyamat

ALTMAN és HOTCHKISS (2005) szerint a vállalat a csődeljárás előtt, a csődfolyamatban öt, azt megelőző fázissal, állapottal jellemezhető: gazdasági csőd, üzleti csőd, technikai fizetéseképtelenség, pénzügyi fizetéseképtelenség, csőd. Ahogyan az egyes tudományterületi megközelítések, úgy az egyes fázisok is kapcsolatban vannak egymással. *Gazdasági csődn*ek nevezzük azt az állapotot, amikor a befektetett tőke realizált megtérülési rátája a hozzárendelt kockázati kritériumok mellett szignifikánsan és folyamatosan alacsonyabb, mint a hasonló befektetések hozamai. Különböző kritériumok állhatnak fent ilyen esetben a gazdasági csök okozóiként. Olyan alacsony árbevétel szintnél, ahol a bevételek nem fedezik a költségeket, és a vállalatnak idegentőke költségei vannak, a befektetés hozama nem fedezi az idegen tőke költségét. Az ilyen megállapítások az gazdasági egység tevékenységének megszüntetését igénylik. A normatív döntések a működés beszüntetésére a várható megtérülések és a változó költségek fedezeti képessége alapján születnek (ALTMAN – HOTCHKISS, 2005). Az *üzleti csőd* abban az esetben jelentkezik, ha a cég működése megszűnt, vagy csődeljárás alatt van, több lejárt fizetési határidejű a

kötelezettsége van, befizetetlen számlái vannak, kompromisszumokat köt a hitelezőivel, bírósági eljárások folynak ellene. A *technikai fizetéseképtelenség* szintén jelzés a vállalat negatív teljesítményével kapcsolatban. A vállalat nem tudja fizetni az esedékes kötelezettségeit, és likviditási hiánnyal küszködik. A nettó cash flow és a rövid lejáratú kötelezettségek aránya az első szempont a technikai fizetéseképtelenség megállapításához, nem a tradicionális forgótőke vizsgálat. Az technikai fizetéseképtelenség lehet átmeneti állapot, gyakran viszont a csőd deklarációjának feltétele.

A *pénzügyi értelemben* vett fizetéseképtelenség a csődhelyzetben kritikusabb állapot, mint a pillanatnyi fizetéseképtelenség. A vállalat ebben szituációban találja magát, ha az összes kötelezettsége meghaladja az eszközeinek valós értékét. A technikai fizetéseképtelenséget könnyebb detektálni, a csődhelyzetben való fizetéseképtelenségi kondíció átfogóbb elemzést igényel.

A piacgazdaságban a vállalatok be- és kilépése biztosítja a folyamatos piaci versenyt. A versenyfolyamat biztosítja, hogy szükséges számú vállalkozás maradjon az iparágban, a megfelelő piaci kereslet, kompetitív árak, és hatékony termelés mellett. Azonban a vállalatok be- és kilépése nem mindig jelenti a fizikai befogadást és kirekesztést az iparágból. A belépéskor és a kilépéskor megfigyelhető a tevékenységek intenzivitásának növekedése és csökkenése, erőforrás többlet vagy hiány, vagy tevékenység-diverzifikáció. Ebben a kontextusban a versenyfolyamatban való maradás vagy kilépés az erőforrások felhasználásának hatékonyságát jelzi az ágazatban. Például a keresletcsökkenés néhány termék esetében okozhat gyártási kapacitás tartalékot, átváltást egyéb gyártási folyamatra, vagy a termelés beszüntetését. A magasan kvalifikált vállalatok kilépési folyamata magával vonja és meghatározza a termelési tényezők allokációját és újrastrukturálását. Elméletileg az intenzíven versenyző piacokon: a fizetéseképtelenség, a válság és a csőd, azaz a pénzügyi nehézségek kevésbé figyelhetőek meg (HASHI, 1997).

A csődbejutás folyamatának utolsó állapota a *csőd*. A csőd lehet technikai és jogi értelemben vett, a meglévő vagyon a kereskedelmi és banki hitelezőket illeti. A vállalat ellen csődeljárás, felszámolási eljárás indul (ALTMAN – HOTCHKISS, 2005).

2.3. 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, 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 forgótőke hiányként, az idegentőke magas költségeként és az ezeknek köszönhető rövid lejáratú kereskedelmi tartozásokként jelentkeznek (JONES – HENSHER, 2008).

A vállalati csődnek súlyos következményei vannak a részvényesekre, hitelezőkre és alkalmazottakra nézve. Ilyen esetekben a tartozásainak reorganizációja, átszervezése lehet megoldás a felszámolási eljárás elkerüléséhez (KIRKOS, 2015). Ilyen esetben minden menedzsment kulcsfontosságú célja, hogy azonosítsa a közelgő kudarcot, helyreállítsa a vállalat fizetőképességét, a saját és az idegen tőke 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:

- tőkeköltség,
- tőkeáttétel,
- reorganizációs költségek a likviditáshoz képest,
- jövőbeni profitabilitás,
- a biztosított adósság mértéke (LAITINEN, 2012).

A reorganizációs folyamat célja, hogy biztosítsa az adóst és a hitelezőt, lehetőséget kínálva az átszervezésre, visszaállítva a cég működőképességét, adósságfizetési szerződés és feltételek mellett. A reorganizációs eljárás alternatíva a csőd elkerülésére, a pénzügyi válság elhárítására, megoldására. A reorganizációs folyamat mind a hitelező, mind az adós kérése megkezdődhet (LAITINEN, 2012).

A reorganizációs terv két kritériumnak kell, hogy megfeleljen:

- a hitelező és adós szempontjából korrekt és jogos legyen,
- pozitív várható eredményeket kell 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. A korrektség szabályának érvényesüléséhez az alábbi feltételeknek kell megvalósulni:

- az értékesítési tervek becslése,
- tevékenységelemzés, a bevételek és cash flow becslése,
- a bevételek eléréséhez szükséges tőkemennyiség meghatározása,
- a jövőbeni cash flow szintek eléréséhez szükséges tőkemennyiség jelenértékének meghatározása,
- az átszervezett cég biztonságának garanciája, a hitelt nyújtó személyek, vagy szervezetek meghatározása.

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. A működési cash flow és a költségek növelésének vagy csökkentésének lehetőségei:

- a hitelfizetés kitolása (A kamatokat meg kell növelni, ha lehetséges. A készleteket azonnal kézpénzre kell váltani, és fizetni a hátralékot.)
- a készletek forgási sebességének növelése,
- a tevékenységek újrakezdése előtt az eszközök és a technológia modernizálása (AKTAN, 2011).

Összegezve, a megfelelő vezetéssel rendelkező vállalatok időben észre veszik a fejlesztések szükségességét, felméri azok forrásigényét, döntenek a piacon maradásról, kilépésről és a tevékenység diverzifikációjáról, elkerülve a csődveszélyt, rendelkeznek megfelelő kontrolling rendszerrel és információkezelésük megfelelő.

2.4. MŰKÖDÉSELEMZÉS-, IDEGEN TŐKE-, ÉS A FOLYAMATOS BELSŐ KONTROLL KAPCSOLATA

2.4.1. Forgótőke menedzsment

A kontrolling negatív vagy pozitív visszacsatolással működő, önmagát folyamatosan jobbitó, nyitott szabályozókör (LAÁB, 2011). A kontrolling feladata a vállalat vezetőinek információval való ellátása a terv- és tényadatok, illetve az eltéréselemzés segítségével, a vezetők támogatása a meghatározott stratégiai célok elérésére. Az ehhez szükséges információt a vezetői számvitel és a pénzügyi elemzés biztosíthatja a beszámolók, és számviteli nyilvántartások alapján.

Beruházásai révén növekedhet a vállalat, lehetnek korszerű gépei, elegáns iroda háza, de ennek ellenére csődbe mehet, ha nem fordít kellő figyelmet arra, hogy legyen elegendő pénze az esedékes számlák kifizetésére, vagy a hitelezőkkel szembeni kötelezettségek teljesítésére. A befektetett eszközök csak akkor képesek jövedelmet termelni, ha a vállalat megfelelő mennyiségben és összetételben fektet be forgóeszközökbe is. Sok vállalkozás ment vagy megy csődbe azért, mert a forgótőke szükségletét elhanyagolta, vagy a nagyságát rosszul mérte fel (ILLÉS, 2009).

Az, hogy a vállalkozás milyen hatékonyan menedzseli a forgótőkéjét, a készletek, követelések és rövid lejáratú kötelezettségek forgási idejének a függvénye. A forgótőke finanszírozására az egyik legkönnyebben rendelkezésre álló pénzforrást a vállalat szállítói jelentik, a szállítói hitelekkel. A szállítók biztosította hiteleknek korlátai vannak: a cég szállítói lemondhatják a termeléshez szükséges anyagok szállítását, és ezek a lemondások a céget a termelés beszüntetésére kényszeríthetik, ami a szállító legvégső cselekedete, mert a vevő elvesztésével jár. Sokkal gyakoribb, hogy a szállítók az azonnali fizetéseket ösztönzik: az eladók gyakran árengedményt adnak az eladási árból, ha a fizetés egy adott időn belül megtörténik (HARRINGTON, 1995).

Véleményem szerint fontos szem előtt tartani, hogy a forgótőke-menedzsment kockázata akkor csökkenthető, ha a cég készleteinek és követeléseinek forgási sebessége kisebb, mint a szállítói tartozások forgási sebessége. Ezáltal javítja a működésének hatékonyságát, az átfogó likviditását és csökkenti a működési ciklusát. A vállalkozás pénzciklusát úgy határozzuk meg, hogy a működési ciklusból kivonjuk a tartozási időt.

2.4.2. A hitel, mint csődkockázati tényező

Amikor a vállalat pénz vesz kölcsön, rögzített idejű fizetések sorozatára tesz ígéretet. A részvényesek csak a hitelezők kielégítése után juthatnak a pénzükhöz. A hitelfelvétel pénzügyi tőkeáttételt hoz létre. A magas tőkeáttétel azt jelzi, hogy a vállalat profitjának nagy részét a hitelezői kielégítésére kell fordítania (BREALLY – MYERS, 1999).

A hitelezők szerződésben rögzített kötelezettségvállalás formájában igen gyakran korlátozzák a vállalat tevékenységét. Ezek a szerződések előírhatnak vagy megtilthatnak a vállalat számára bizonyos tevékenységeket, illetve korlátozhatnak másokat. A hitelszerződések például előírják a vállalat számára, hogy fenntartsa a forgótőke meghatározott szintjét, korlátozza a további kölcsönfelvételt vagy határt szabjon az osztalékok nagyságának. A hitelszerződések célja ugyan a hitelező védelme, de ugyanakkor ezek a

szerződések járhatnak azzal a hatással is, hogy a vállalat vezetőit vagy tulajdonosait korlátozzák abban, hogy az általuk szükségesnek ítélt módon működtessék a vállalatot (HARRINGTON, 1995).

Az eladósodottság foka, és a saját tőke aránya a tőkeszerkezetben:

$$\text{Összes kötelezettség} / \text{Összes eszköz} + \text{Saját tőke} / \text{Összes eszköz} = 1$$

A fenti összefüggés megmutatja a vállalkozás tőkeszerkezetében az idegen és a saját tőke arányát.

A működési tőkeáttételt (Operating Leverage - OL) főként a fix költségek mértéke határozza meg, a pénzügyi tőkeáttételt (Financial Leverage - FL) pedig a vállalkozás működéshez felhasznált idegen tőke, és annak költsége. A működési tőkeáttétel és a pénzügyi tőkeáttétel fokának szorzata adja a kombinált tőkeáttétel fokát (Degree of Combined Leverage, - DCL) (BERLINGER et al., 2012).

A működési tőkeáttétel értéke a termelési folyamat sajátosságainak függvénye. Ha a vállalat a tőkeintenzív termelési alternatívát választja a munkaigényes változattal szemben, akkor viszonylag magas lesz a fix működési költség, illetve relatíve alacsony a változó működési költség. Az ilyen költségstruktúra magas OL értéket ad, amely magas EBIT-et eredményez, ha magas az árbevétel. Ellenkező esetben, lanyhuló üzletmenetnél, alacsony az értékesítési árbevételnél, nagy a működési veszteség, ami csődveszélyes (KATITS, 2002).

Egy vállalat rövid távú likviditása azzal mérhető, hogy eleget tud-e tenni az esedékes fizetési kötelezettségeinek. A likviditás szűkebb értelemben az eszközök pénzre válthatóságát jelenti, tágabb értelemben a pénzszerzés lehetősége, képessége is beletartozik, ami tulajdonképpen a működési hatékonyság jele (ILLÉS, 2009).

Az pénzügyi tőkeáttétel elsősorban a vállalati tőkestruktúra összetételétől függ, azaz milyen a kölcsön- és a részvénytőke aránya. Az a vállalat, amelynek a tőkestruktúrájában magas a kötött kamatú kölcsön, részvénytársaságok esetében az elsőbbségi részvény aránya, relatíve magas fix tőkeköltséggel és magas FL értékkel fog rendelkezni (KATITS, 2002).

A CL értéke egyaránt függ a működési és pénzügyi tőkeáttétel fokától. A társaság korlátozva van a tekintetben, hogy szabadon használhassa a működési és a finanszírozási fedezetet a részvényegységre, üzletrészre jutó jövedelem növelése érdekében (KATITS, 2002). A kombinált tőkeáttétel azt mutatja meg, hogy az árbevétel egységnyi változása hogyan hat a vállalat és a részvényesek jövedelmére, az adózott eredményre. A magas fokú kombinált tőkeáttételű vállalkozások kockázatos tevékenységet végeznek, vagy nagy költségű idegentőkét vesznek igénybe, és az árbevétel változására az adózott eredmény intenzíven

reagál. A magas fokú kockázat okát a működési tőkeáttételben és a pénzügyi tőkeáttételben kereshetjük. A működési problémák megoldására pedig a vezetői számvitel és kontrolling módszerei nyújthatnak megoldást. A mutatók mindegyike jelezheti a vállalkozásnál meglévő problémákat, így alkalmazásuk a csőd megelőzés szempontjából elengedhetetlen.

Abban az esetben, ha a vállalkozásban magas arányú idegen tőkével működik, a hitelfelvétel előtt mérlegelni kell a vállalkozás jövedelemtermelő képességének és az idegen tőke költségének egymáshoz viszonyított arányát. Az idegen tőke növeli a csődkockázatot és csökkenti a szabadon felhasználható eredményt. Ezt az okozza, hogy a vállalkozás az idegen tőke kamatköltségeit az üzleti tevékenység eredményéből fizeti. Azt, hogy a vállalkozásnak milyen a kamatfizetési képessége, a kamatfedezeti ráta mutatja, ami az $\frac{\text{ÜÜTE}}{\text{Kamatfizetési kötelezettség}}$ hányadosa. Minél nagyobb a mutató értéke, a vállalkozás annál sikeresebben használta fel működése során az idegen forrásokat, és a felhasznált idegen és saját tőke hozama magasabb, mint az idegen tőke költsége.

A vállalkozás jövedelemtermelő képességét és az idegen tőke költségének az adózás utáni eredményre való hatását a működési tőkeáttétel és pénzügyi tőkeáttétel foka mutatja meg.

Nincs olyan kiépített kontrolling rendszer, amely minden vállalkozásra alkalmazható az eltérő tevékenységek és folyamatok miatt. A pénzügyi elemzés és a vezető számvitel a kontrolling rendszer kiépítésénél az alapokat képezik, mivel a vállalkozások többségénél alkalmazhatóak a csődhelyzet és gazdaságtalan működés elkerülésének vizsgálata során.

2.5. PÉNZÜGYI MUTATÓSZÁMOK

A vállalkozás pénzügyi elemzésének célja, hogy általános információkat szerezzünk a vállalkozás működéséről. Az elemzés során szerzett információk segítséget nyújtanak a döntések meghozatalában, a vállalkozás vezetői és külső befektetők számára egyaránt.

Az első tanulmányok a mutatószám-elemzést használták a csődelőrejelzés módszerül. Egyedi rátákat alkalmaztak a csődbement és a sikeres vállalkozások összehasonlítására. Ezek az a módszerek fontos szerepet töltöttek be a későbbi csődmodellek kialakításánál, és adtak alapot a többváltozós csődmodellek kialakításához (BELLOVARY et al., 2007).

A mutatószámok használatakor előre definiált célt kell kitűzni. Ilyen cél a vállalatok csődelőrejelzése, amelyhez fontos a megfelelő mutatószámok kiválasztása. A ráták önmagukban nem szolgáltatnak elegendő információt a következtetések levonásához, de

kiinduló pontot jelentenek egy mutatószámrendszer összeállításához, az empirikus ellenőrzéshez és alkalmazáshoz (BEAVER, 1966).

A pénzügyi mutatószámok egy pillanatnyi állapotot tükröznek, egy-egy ráta a vállalkozáshoz kapcsolódóan csak információmorzsát közvetít: fizetőképesség, jövedelmezőség, vagyoni helyzet, tőkeerősség, stb. A vállalati működés egy komplex rendszer, minden esetben más és más folyamatokból és tevékenységekből. Ebből következik az is, hogy a vállalati csőd szintén összetett ok-okozati összefüggésekkel tárható fel, jelezhető előre.

1930-ban a Nebraskai-Lincoln Egyetem üzleti kutatóközpontjában, a Bureau of Business Research (BBR) kutatói közzétettek egy tanulmányt csődbement ipari vállalatokról. 24 mutatószám segítségével elemeztek 29 céget azzal a céllal, hogy determinálják a csődbement cégek közös jellemzőit és trendjeit. A vizsgálat alapján 9 mutatószámot találtak, amelyek megfelelő indikátorként szolgálnak az ún. „growing weakness” (növekvő gyengeségek) feltárására: Forgótőke / Összes eszköz, Tőketartalék és Eredménytartalék / Összes eszköz, Nettó forgótőke / Befektetett eszközök, Befektetett eszközök / Összes eszköz, Likviditási mutató, Nettó forgótőke / Összes eszköz, Árbevétel / Összes eszköz, Pénzeszközök / Összes eszköz. A BBR tanulmány megállapítása szerint a Forgóeszközök / Összes eszköz és a Likviditási mutató jelezte a legjobban előre a problémákat (BELLOVARY et al., 2007).

A BBR 1930-as vizsgálata már abban az időben is bizonyította, hogy főként a vállalati működéshez és fizetőképességhez szorosan kapcsolódó mutató minősíthető a legjobb indikátornak a csődelőrejelzés kapcsán. ami a két mutató közötti ok-okozati összefüggésre utal. A Befektetett eszközök / Forgó eszközök arányából a cég tevékenységére lehet következtetni. Az általánosan elfogadott arányhoz viszonyítva a magasabb befektetett eszköz arány termelő, a magasabb forgóeszköz arány szolgáltató vállalkozásra enged következtetni. Mind a termelő, mind a szolgáltató vállalkozásoknál a magas befektetett eszköz arány és az alacsony forgóeszköz arány kevésbé intenzív, alacsony nyereséget eredményező, magas befektetett eszközigényű tevékenységre utalhat. Ennek eredménye lehet az alacsony fizetőképesség több likviditási szinten, ami csődhez vezethet. Ezeket a feltételezéseket több szintű korrigált likviditási mutatókkal, forgóeszköz összetétel vizsgálattal, a készletezési, a beszedési és tartozási időszakok vizsgálatával, a működési és a pénzciklus elemzésével lehet igazolni.

2.6. MUTATÓSZÁM RENDSZER, MINT ELŐREJELZÉSI ESZKÖZ

1930-tól 1965-ig a kutatók főként mutató számok segítségével próbálták elkülöníteni a csődbe ment és működő cégeket, és meghatározni a csődhelyzet okát. 1966-ban William H. Beaver fektette le a csődmodellek alkotóelemeit képező mutatószámrendszer elmélet alapjait. 30 mutatószám segítségével hasonlított össze 79 csődbe ment és 79 működő vállalkozást, a vállalkozások adatai 38 különböző ágazatból kerültek kiválasztásra. Beaver empirikus kutatása során az adott mintára vonatkozóan következő eredményeket kapta:

- az Adózás utáni eredmény / Összes kötelezettség előjelzési képessége 92%,
- Adózás utáni eredmény / Árbevétel előjelzési képessége 91%,
- Adózás utáni eredmény / Nettó forgótőke előjelzési képessége 90%,
- Cash Flow / Összes kötelezettség előjelzési képessége 90%,
- Cash Flow / Összes eszköz előjelzési képessége 90%,
- Likviditási ráta előjelzési képessége 90%. (BELLOVARY et al., 2007).

A kutatás célja az egyes mutatószámok előrejelző képességének vizsgálata volt. A fent már említett ok-okozati összefüggésekre való tekintettel elmondható, hogy a pénzügyi mutatószámok indikátorként jeleznek előre, és egy-egy magyarázó változóként tekinthetők a csőd kialakulásakor. A kutatás szerint több mutatószám egyidejű figyelembe vétele szimultán döntéshozatal esetén magasabb előrejelzési képességet biztosít, mint az egyszerű mutatószámok külön-külön elemzése.

A mutatószámok – belső összefüggéseik révén – kölcsönösen hatnak egymásra, így sajátos komplex rendszert alkotnak. Az elemző felkészültsége határozza meg azt, hogy ebből az összefüggésrendszerből mit képes felszínre hozni. Számos publikációban olvashatunk a viszonyszámok komponensekre bontásáról, és az így kapott összefüggések elemzési technikai felhasználásáról. Az 1920-as évek elején a DuPont cég kifejlesztett egy elemzési módszert, amelyet azóta DuPont analízisnek neveznek (VIRÁG et al., 2013).

A részvényesek tőkéjének megtérülési rátája mutatja meg, hogy a vállalatot hogyan befolyásolja a finanszírozási formája. A tulajdonosok megtérülési rátáját meghatározó három tényező a következő:

- az árbevétel arányos nyereség,
- az eszközök forgási sebessége,
- az eszközök eladósodottsági foka.

Az eszközjövödelmezőség mértékét az árbevétel arányos nyereség, és az eszközök forgási sebessége együttesen határozza meg. Ha pedig az eszközjövödelmezőség kedvezően

magas és változatlan nagyságú, akkor az eladósodottság fokozása kedvezőbb tőkemegtérülést eredményez. Az eszközjövédelmzőséget az (1-Adósságmutató) értékével elosztva megkapjuk a vagyonarányos nyereséget.

Ezek a mutatók fontos szerepet játszanak abban az esetben, ha a vállalat külső tőkét használ, ami nem megfelelő jövedelemtermelő képesség mellett növeli a csődveszélyt. A ráták mögött meghúzódó információk és összefüggések értelmezése fontos, hiszen ahogyan Beaver definiálta a csődhelyzet jelzésére leginkább alkalmas rátákat, a DuPont mutatószámrendszer a kialakult csődhelyzet okait érhetjük meg, következtethetünk rájuk.

2.7. CSŐDELŐREJELZÉSI MODELLEK ÉS MÓDSZEREK

2.7.1. Altman csődmodell, diszkriminancia analízis

A diszkriminancia-analízis egy statisztikai módszer, aminek a felhasználásával a pénzügyi mutatószámok – mint elődefiniált változók - segítségével különbséget tehetünk a csoporton belüli egyedek között. A diszkriminancia-függvény lehet lineáris és négyzetes, ennek megfelelően megkülönböztetünk lineáris és kvadratikus diszkriminancia-analízist (BERG, 2005). ALTMAN (1968) a lineáris diszkriminancia-analízist választotta a csődelőrejelzés eszközeként, amely főként a biológiai és viselkedéstudományi elemzéseknél volt népszerű.

ALTMAN (1968) a változók kiválasztásakor a következő szempontokat vette figyelembe:

- a kiválasztott változók (ráták) statisztikai szignifikanciája, és együttes determinációs képessége,
- a releváns változók közötti korreláció,
- a változók előrejelzési képességének pontossága,
- az elemző döntése-

Altman Z-score modellje magas előrejelzési képességű volt, egy évvel a csőd bekövetkezése előtt 95%-os pontossággal jelzett előre. Azonban két évre vonatkozóan a modell előrejelzési képessége csak 72%-os volt (BELLOVARY et al., 2007).

Altman volt az első, aki többváltozós csődmodellt kifejlesztve függvényként tekintett a csődre, mint függő változóra, az egyes mutatószámokra pedig, mint magyarázó változókra. A cégek csoportosítását a függő változó előre definiált kategóriái alapján végezte el. Olyan magyarázó változókat alkalmazott, amelyek lineáris kombinációja a vállalatokat hatékonyan

képes szétválasztani, és a függőváltozó kategóriákba besorolni. A fent említett modellhez gyártó-, termelő vállalkozások adatait használta.

Tekintve, hogy a diszkriminancia-elemzés kis elemszámú mintákon is alkalmazható, és figyelembe véve a modell előrejelzési képességét, kijelenthető, hogy a megfelelő pénzügyi mutatószámokat kiválasztva a modell alkalmas volt szignifikánsan megkülönböztetni a csődbement és működő vállalkozásokat, és jó alapot teremtett a jövőbeni kutatásokhoz.

2.7.2. Logit-modell, logisztikus regresszió

A logisztikus regresszió célja ugyanaz, mint a diszkriminancia-analízisé, azaz előre meghatározott csoportokba sorolni a minta megfigyelési elemeit. Létezik több csoportra vonatkozó regressziós modell is (polichotom regresszió), de a gyakorlatban a két csoporttal dolgozó, ún. dichotom regressziót alkalmazzák leggyakrabban. Az elemzés során ezzel dolgozunk, mivel a cél a vizsgált vállalatoknak a csődveszélyes vagy a túlélő kategóriák egyikébe való besorolása (IMRE, 2008).

A logit-modell előnyei:

- Nem támaszt olyan korlátozó feltételeket a változók normalitásával kapcsolatban, mint a diszkriminancia-analízis.
- A módszer a besorolási döntések megalapozása során megengedi a diszkrét és folytonos változók egyidejű figyelembevételét.
- A modell együttthatóinak értékei egyben az egyes mutatók fontosságát is jelzik, azaz súlyokként értelmezhetők.
- A logisztikus regresszió függvényében nem csak maguk a változók, hanem azok különféle interakciói is felhasználhatók önálló változókként.
- A logit érték 0 és 1 közötti értéket vehet fel, így gyakorlatilag azonnal valószínűségi változóvá alakítható.

Hátrányai a következők:

- A módszer igen érzékeny a független változók közötti korrelációra, illetve a hiányzó vagy szélsőséges értékekre. Ennek kivédése érdekében modellépítés előtt mindenképp adatkorrekciókra és szűrési lépésekre van szükség.
- A logit-modellek nagy elemszámú minta esetén jól teljesítenek, ugyanakkor kisebb minták esetén jelentősen romlik az előrejelző képességük (IMRE, 2008).

2.7.3. Neurális hálók

Az 1990-es évek elejétől az neurális hálók fontos szerepet töltenek be és széles körben alkalmazásra kerülnek a csődelőrejelzés területén. A pontosság javítása az első számú szempont a csődelőrejelzés során, amit ez a módszer lehetővé tesz. Ezen kívül képes feltárni a nem lineáris kapcsolatokat is, ami alkalmassá teszi a magyarázó változók (pénzügyi mutatószámok) közötti nemlineáris összefüggések hatását kivetíteni a csődbejutás okaként (JARDIN, 2010).

Működése leginkább az emberi agy tanulási folyamatához hasonlítható, innen ered az elnevezése is. Csakúgy, mint az emberi idegrendszer, a neurális háló modellje is számos egymáshoz kapcsolódó neuronból épül fel, amelyek biológiai megfelelőikhez hasonlóan az információ-feldolgozási egységei, és szoros összeköttetésben vannak egymással (IMRE, 2008).

A módszer jellegéből fakadóan számos előnnyel rendelkezik:

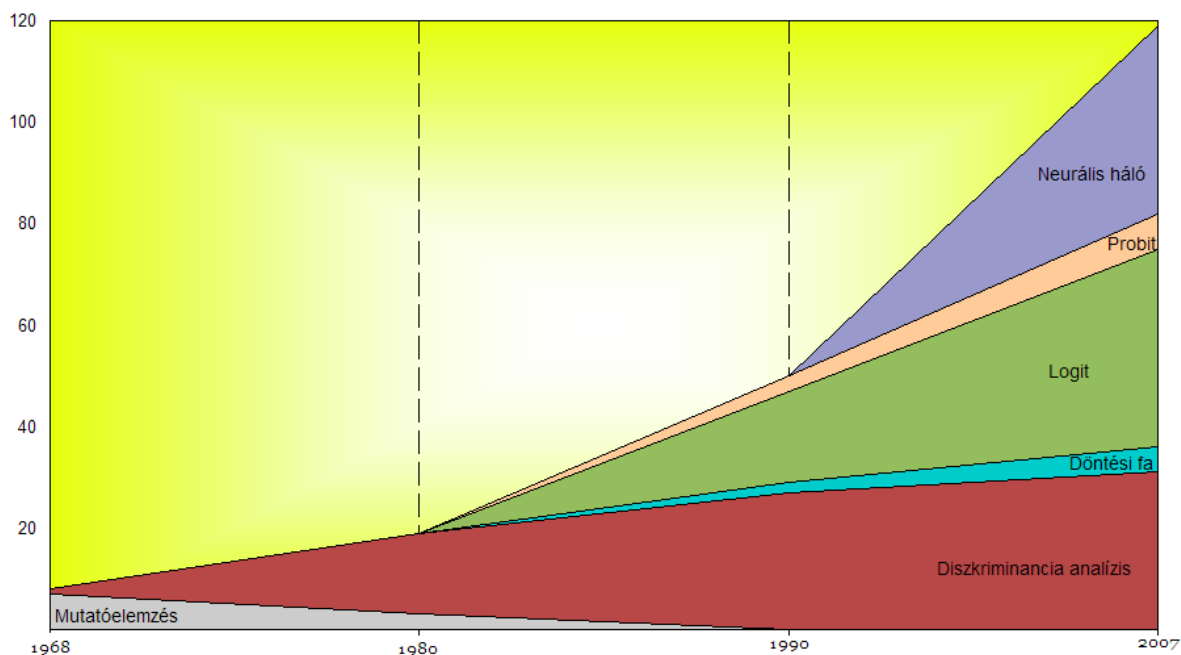
- a neurális háló képes bonyolult mintákat gyorsan és magas megbízhatósági fokkal elemezni, feltárni az azokban rejlő összefüggéseket,
- mindezt bármilyen előreprogramozott tudás nélkül teszi,
- nincsen statisztikai kötöttség az eloszlásokra vonatkozóan,
- kvalitatív ismérveket is képes feldolgozni,
- nem érzékeny a hiányzó, hibás vagy extrém input adatokra,
- a független változók korrelációja sem okoz problémát a módszer számára,
- valódi előrejelző eljárás,
- jellegénél fogva robosztusabb és flexibilisebb a statisztikai modelleknél.

A hátrányai:

- a modell által meghatározott súlyok értelmezése nehezebb;
- nagyobb módszertani mérési tapasztalatot és nagy elemszámú tanulási mintát igényel;
- fennáll a túltanulás veszélye (IMRE, 2008).

2.7.4. Csődmodellek összehasonlítása

Az 1930-as gazdasági világválság után a kutatások jelentős hányada olyan válságkezelési modellek kidolgozására és alkalmazhatóságára koncentrált (2. ábra), amelyek hosszú távon képesek arra, hogy a fizetéseptelenséget időben előre jelezzék (ÉKES, 2013).



2. ábra Csődmodellek alkalmazása és fejlődéstörténete

Forrás: Ékes, 2013. (Imre, 2008.)

A diszkriminancia-analízisnél az empirikus vizsgálatok során tapasztalt viszonylag alacsonyabb előrejelző képességhez hozzájárul a normalitás gyakori megsértése, valamint a két osztály kovariancia-mátrixainak eltérő volta is. A logisztikus regresszioelemzés feltételezi, hogy a vizsgált változók és a fizetőképesség valószínűsége közötti kapcsolatot leíró függvény típusa előre ismert logisztikus görbével írható le. A neurális hálók felépítése során nem kell foglalkoznunk sem különböző eloszlási feltételekkel, sem a magyarázó változók függetlenségével, sem a vizsgált jelenséget leíró függvény típusával. A neurális hálók diszkrét és folytonos változókkal egyaránt képesek dolgozni (VIRÁG et al., 2013).

Az előzőekből is látható, hogy az egyes modellek merőben különböznek a többitől. IMRE (2008) foglalta össze az egyes modellek előnyeit, és hátrányait, amelyet az *1. táblázat* szemléltet, és segíthet a modellválasztáskor.

Előrejelzés-módszertani oldalról kimutatható, hogy a kevésbé szigorú alkalmazási feltételű módszerek sikerebben beválnak a gyakorlatban, annak ellenére, hogy a művelőit gyakran pozitivista kritikákkal sújtják. Az empirikus vizsgálatok során nem a győztes módszert kell keresni, hanem kombinálni kell őket, és szimultán módon alkalmazni mindegyiket a gyakorlati előrejelzések során (VIRÁG et al., 2013).

1. táblázat Csődmodellek előnyeinek és hátrányainak összehasonlítása

Módszer	Előnyök	Hátrányok
Diszkriminancia analízis	- többváltozós modell - egyszerű felépítés	- több korlátozó előfeltételezéssel és (linearitás, normalitás, előzetes csoportvalószínűségek) - csak sorrendi mérő - független változók súlya nem határozható meg
Regressziós modellek	- többváltozós modell - kvalitatív ismérveket is képes használni - független változók súlya kinyerhető - nem feltételez linearitást	- érzékeny a független változók korrelációjára - érzékeny a kiugró vagy hiányzó értékekre - nagyobb mértékű nem-normális eloszlás torzíthatja - kis mintán nem hatékony
Neurális háló	- komplex, robusztus felépítés - előre beépített tudás nélkül dolgozik - flexibilitás - nem él korlátozó feltételekkel - kvalitatív ismérvek beépíthetőek - nem érzékeny a korrelációra, és hiányzó és kiugró értékekre - valódi előrejelző eljárás	- fennáll a túltanulás veszélye - nagy mintán hatékony - nehezebben értelmezhető, bonyolultabb súlyok - alkalmazása komolyabb módszertani tudást, több mérést igényel

Forrás: Imre, 2008.

3. ANYAG ÉS MÓDSZER

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

A két fő probléma, amellyel szembesültem a logit-modell érzékenysége a kiugró értékekre és az adatok nem normális eloszlása, illetve a magyarázó változók multikollinearitása. A előbbit az adatbázis összeállításakor, az utóbbit az elemzés során lehet kiküszöbölni/mérsékelni.

3.1. AZ ELEMZÉS ADATBÁZISA

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 rendelkeznek. 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. Több mint 90 cég volt felszámolás alatt. A fenti problémák miatt azonban ezek közül mindössze 6 olyan cég volt, amelyek rendelkeztek beszámolóval 2009-2012 között, és azok alkalmasnak bizonyultak a pénzügyi ráták kiszámítására. Ennél a 6 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.

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, és 19 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.

3.2. AZ ELEMZÉS SORÁN ALKALMAZOTT MÓDSZEREK

3.2.1. Lépésenkénti, ún. „stepwise” regresszió

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

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

ahol

p – a magyarázó változók száma

$K = (p + 2)$

β_i – az eredeti modell becslése során kapott regressziós együtthatók

σ^2 – az eredeti modell becslése során kapott becslt 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 kapott változókkal újra lefuttattam az 'lm' és 'glm' modult. Ezt követően a kapott eredményeket összehasonlítom a hipotézisekben megfogalmazottak szerint az első 19 változót tartalmazó 'lm' és 'glm' modellekkel.

3.2.2. ROC görbe

A ROC görbe hasznos elemző eszköz a kétkategóriájú kimenettel és előrejelzett valószínűségi értékkel vagy pont-értékkel rendelkező klasszifikációs szabályok teljesítmény-értékelésére. A ROC görbe azt vizsgálja, hogy a modellek eredményeül kapott valószínűségi értékek mennyire jelzik megbízhatóan az output-kategóriába való tartozást, amennyiben az eredeti besorolás ismert. Az output-változó általunk megadott értéke pozitív vagy negatív irányú görbe felrajzolását teszi lehetővé. A görbe a megfigyelések fennmaradási valószínűség-értékeinek sorrendjében veszi figyelembe a mintában szereplő vállalatokat. A vízszintes koordinátatengely a fizetőképes megfigyelések kumulatív arányát, a függőleges koordinátatengely a fizetéseképtelen megfigyelések kumulált arányát fejezi ki. A ROC görbe referenciája a 45°-os egyenes, amely a véletlen kiválasztásnak felel meg. Annál jobb az értékelése valamely csődmódnak, minél jobban elvág a ROC görbéje a 45°-os egyenestől. Fontos megjegyezni, hogy *a görbe felrajzolása minden lehetséges cut-off értéket figyelembe vesz*. Az optimális klasszifikációt biztosító küszöbérték szimulációjára tehát – szemben a besorolási pontosság táblázatokkal – nincs szükség.

A ROC görbéből számított objektív statisztikai mutató a görbe alatti terület nagysága. Amennyiben a görbe alatti terület 50% felett van, akkor az rendelkezik hozzáadott értékkel a véletlen kiválasztáshoz viszonyítva. Minél nagyobb valamely csődmódnak ROC görbe alatti területe, annál jobb (KRISTÓF, 2008).

3.3. DISZKRIMINANCIA-ANALÍZIS SORÁN ALKALMAZOTT MÓDSZEREK

3.3.1. Lineáris regresszió

A vizsgált jelenséget reprezentáló Y eredményváltozó, 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 ítélt 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

$\tilde{Y}$ = regresszió értéke

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

$X_1, X_2 \dots X_p$ = magyarázó változók

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

A lineáris regresszió számításhoz az R Statistics 'lm' modulját használtam, így a regressziós együtthatókkal együtt meghatározásra kerültek az egyes magyarázó változók t-próba értékei (szignifikancia szintjei) is. Kiszámításra került továbbá a totális determinációs együttható (korrelációs együttható négyzete), illetve az F-próba értéke és szignifikancia szintje is. A próbák abban segítettek az elemzés során, hogy meg tudjam állapítani, hogy egyes pénzügyi mutatók, mint magyarázó változók megbízhatóságát. A determinációs együttható megmutatja, milyen arányban tudjuk magyarázni a függő változó varianciáját a független változók varianciájával. Az F próba értéke pedig a regressziós függvény magyarázó hatását mutatja meg.

3.3.2. 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 mutatószámok 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 fizetőképes és a fizetéseképtelen vállalatokat elválasztó

diszkriminancia-értékkel összehasonlítva állapítható meg, hogy a cég a kettő közül melyik csoportba sorolható. A diszkriminancia-függvény általános alakja a következő:

$$Z = w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_nX_n$$

ahol

Z: diszkriminancia-érték,

w_i : diszkriminancia-súlyok,

X_i : független változók (pénzügyi mutatók),

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

A lineáris diszkriminancia-analízisre a lépésenkénti regresszió elvégzése után került sor. Az elemzés elvégzéséhez az R Statistics 'lda' modelljét 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.

A 'lda' modell 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.

3.4. LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ

A logisztikus regressziót, mint módszert nem elsősorban a regresszió miatt alkalmaztam. A fő oka az volt, hogy a módszer kiválóan alkalmazható a pénzügyi mutatószámok, mint magyarázó változók és a bináris osztályok szerinti kategóriába sorolásra, és a besorolás valószínűségének becslésére. Az eljárás a súlyozott független változókhoz a mintában szereplő vállalatok megfelelő elkülönítéséhez valószínűséggel kifejezett Z-értéket rendel hozzá. A logisztikus regresszió képlete az alábbi:

$$\Pr(\text{fizetőképes}) = e^Z / (1 + e^Z)$$

$$\Pr(\text{fizetőképes}) = e^{\beta_0 + \sum(\beta_j X_j)} / (1 + e^{\beta_0 + \sum(\beta_j X_j)})$$

ahol

β_j – regressziós paraméterek,

X_j – független változók száma (pénzügyi mutatók)

$j = 1, \dots, m$, ahol m a pénzügyi mutatók száma.

Az eljárás eredményeképpen kapott 0 és 1 közé eső szám valószínűségi értéként tekinthető (VIRÁG-KRISTÓF, 2005).

A modell alapja az 'odds', amely az előzőleg definiált két csoportba kerülés valószínűségeinek egymáshoz viszonyított arányát jelenti. Csődmodellek esetében gyakorlatilag ez a túlélés és a csőd bekövetkezési esélyeinek hányadosát takarja. Képlettel kifejezve:

$$\text{odds}_x = P_{\text{túlélő}|X} / P_{\text{csőd}|X}$$

ahol

x az adott megfigyelésre vonatkozó független változók ($x_1, x_2 \dots x_p$) vektora.

Csődmodellekre értelmezve pedig a vizsgált vállalatok mutatószámainak vektora (IMRE, 2008). Jelen vizsgálatban pedig arra használható fel, hogy elkülöníthetők-e a tartósan veszteséges vállalkozások a pozitív eredménnyel rendelkezőktől, vagyis felhasználható-e a modell a problémás vállalkozások kiválasztására.

A logisztikus regresszió-modell felépítésének kulcskérdése a rendelkezésre álló változók számának megfelelő mértékű csökkentése. A logisztikus regresszióelemzés – szemben a diszkriminancia-analízissel – nem igényli a változók normális eloszlását, és az egyenlő variancia-kovariancia mátrixokat a két osztályban, problémát okozhat azonban a több változó együttes alkalmazásakor fennálló multikollinearitás, valamint a nem szignifikáns változók jelenléte. Továbbá fontos kiszűrni a kiugróan magas értékeket a modellezés megkezdése előtt (VIRÁG et al., 2013).

A kiugró értékek kiszűrése a minta előkészítése során megtörtént. A multikollinearitás problémájára, és a magyarázó változók számának csökkentésére a már fent ismertetett 'step' R Statistics modul nyújthat megoldást.

4. EREDMÉNYEK ÉS AZOK ÉRTÉKELÉSE

4.1. ELEMZÉS PÉNZÜGYI MUTATÓSZÁMOKKAL

A vállalkozások elemzéséhez kiválasztottam 19 olyan jellemzőt, amelyek véleményem szerint fontosak lehetnek a kereskedelmi tevékenységet végző vállalkozások tevékenységének értékeléséhez (2. táblázat).

2. táblázat Az elemzés alapjául szolgáló mutatószámok

Sorszám	Mutatószámok
1.	Tőkeerősség
2.	Rövid lejáratú kötelezettség/Összes kötelezettség
3.	Rövid lejáratú kötelezettség/Összes forrás
4.	Forgóeszköz/Összes eszköz
5.	Befektetett eszközök/Forgóeszközök
6.	Likviditási ráta
7.	Likviditási gyorsráta
8.	Készpénz szintű likviditás
9.	Nettó forgótőke/Összes eszköz
10.	Összes eladósodottság mutató
11.	Adósság/Saját tőke arány
12.	Működési ROS
13.	Adózás előtti ROS
14.	Nettó ROS
15.	Adózott eredmény/Összes eszköz
16.	ÜÜTE/Összes eszköz
17.	Összes eszköz forgási sebessége
18.	Adózott eredmény/Saját tőke
19.	Készlet forgási sebesség

Forrás: Saját szerkesztés

Mivel normál gazdasági környezetben a felszámolás vagy csődeljárás alatt lévő vállalkozások aránya jóval alacsonyabb (5 - 10% közötti), mint a működő vállalatoké, ezért a fő problémát ezen felszámolás és csődeljárás alatt lévő cégek elemzésbe való bevonhatatlansága okozta, ahogyan anyag és módszer fejezetben ismertettem.

A kiugró értékeket kiszűrését az egyes mutatószámokra vonatkozó csoportátlagok meghatározásával végzettem el. A legmagasabb csoportátlagtól való eltérések az egyes forgási sebesség mutatóknál jelentkeztek. A kiugró értékekkel rendelkező cégeket töröltem az adatbázisból.

4.2. A 2009-ES ÉV ADATAINAK ELEMZÉSE

4.2.1. Logit-modell a 2009-es évben

A 2009-es évben a lépésenkénti logisztikus regresszió lefutása után a 19 mutatószámból három mutatószám maradt a logit-modellben (3. táblázat). A regressziós koefficiens értéke azt mutatja meg, hogy a regressziós együttható egységnyi változására, milyen mértékben változik a függő változó.

3. táblázat A 2009-es logit-modell magyarázó változói

Változó sorszáma	Megnevezés	Regressziós koefficiens (β)
13.	Adózás előtti ROS	115,97
16.	ÜÜTE/Összes eszköz	97,98
19.	Készlet forgási sebesség	0,31

Forrás: Saját szerkesztés

A 3. táblázatból láthatjuk, hogy a regressziós paraméterek közül a legerősebb hatása a 13. és 16. számú mutatónak van, és a két mutató progresszív hatású. A 19. számú mutató hatása a regresszióra alacsonyabb, és degresszív irányú.

A vállalkozások csoportra bontását a minta alapján megállapított ODDS, esély hányados segítségével képeztem. Mivel a mintában található összes elem 86 vállalkozás, ebből az általam létrehozott negatív ÜÜTE-vel rendelkező vállalatok („0”) kategóriája 19 vállalkozást tartalmazott, a pozitív ÜÜTE-s („1”) kategória 67 vállalkozást. A negatív ÜÜTE-vel rendelkező vállalatok valószínűsége a mintában 22,09%, míg a pozitív teljesítményűeké

77,91%. A két valószínűség hányadosaként megállapítottam a mintára vonatkozó „cut off” paramétert, aminek az értéke 0,2836.

A vállalkozások, amelyeknél regresszió Z értéke kisebb, mint 0,2836 a negatív teljesítményű kategóriába, az érték fölött lévő regresszióval rendelkező vállalkozások a pozitív teljesítményű kategóriába kerültek.

A számított regressziós értékek alapján a létrejött két csoportot kvartilisekre osztottam, annak érdekében, hogy az esetleges regressziós értékek között átfedés megfigyelhető legyen, és rossz besorolások esetén tudjam, hogy az adott elem az adott csoport melyik kvartilisében helyezkedik el. A leíró statisztikai jellemzőket a 4. táblázat tartalmazza.

4. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit-modellnél 2009-ben

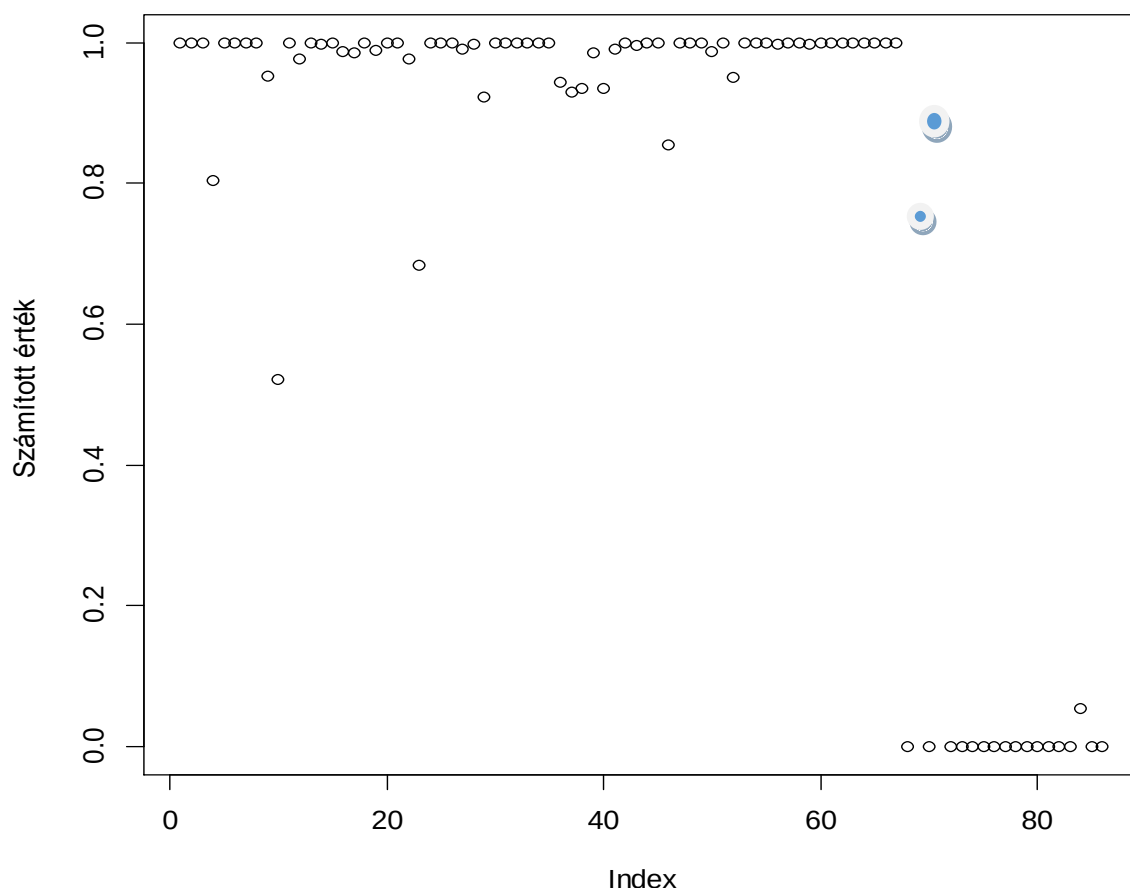
Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	0,00	0,00	$3,20 \cdot 10^{-03}$	$5,00 \cdot 10^{-08}$	$5,00 \cdot 10^{-08}$	$5,41 \cdot 10^{-02}$
Pozitív ÜÜTE	0,52	0,99	0,99	0,97	1,00	1,00

Forrás: Saját szerkesztés

A negatív ÜÜTE csoport regressziós értékei nagyon közeliak a nullához, így azok között sincs nagyobb elkülönülés, a vállalatokat a modell 2 cég kivételével jól kategorizálta. A pozitív teljesítményű vállalatok kvartilisei már jobban elkülönülnek, mint az előző csoporté. A két rosszul kategorizált vállalkozás apozitív teljesítményű csoport 1. kvartilisében található.

A modell pontosságára a számított regressziós értékek eloszlásából tudunk következtetni, amit az 3. ábra szemléltet. Az vízszintes tengelyen az indexek az egyes cégeket jelölik sorrendben, a függőleges tengelyen a számított regressziós értékek helyezkednek el. A logit-módszer, ahogyan már fent említettem 2009-ben 2 vállalkozás kivételével megfelelően elkülönítette a cégeket. Az 3. ábrán látható a logit-modell szerinti két csoport, ahol a pozitív teljesítményű vállalatok 0,52 – 1 közötti értékeket vesznek fel, míg negatív ÜÜTE-t produkáló vállalatok értékei 0 – 0,0541 között mozognak. Az 3. ábrán jól kivehető a két rosszul kategorizált vállalat is, amely a 69. és a 71. index alatt helyezkedik el. A 69. vállalat modell által számított értéke 0,76, a 71. vállalaté pedig 0,89. A két cég rossz csoportba való besorolása azzal magyarázható, hogy az ÜÜTE eredménye a 2009-évben mind a két vállalkozásnál pozitív, míg a többi cégnél negatív, és ez hatással van az ÜÜTE / Összes eszköz, illetve az Adózás előtti ROS mutatókra. Az említett magyarázó változók

multiplikatív hatása magas és progresszív a modellben. A logit-módszer alkalmazásakor a 2009. évben már megfigyelhető a cégek elkülönülése, de az értékek szóródása még viszonylag magas.



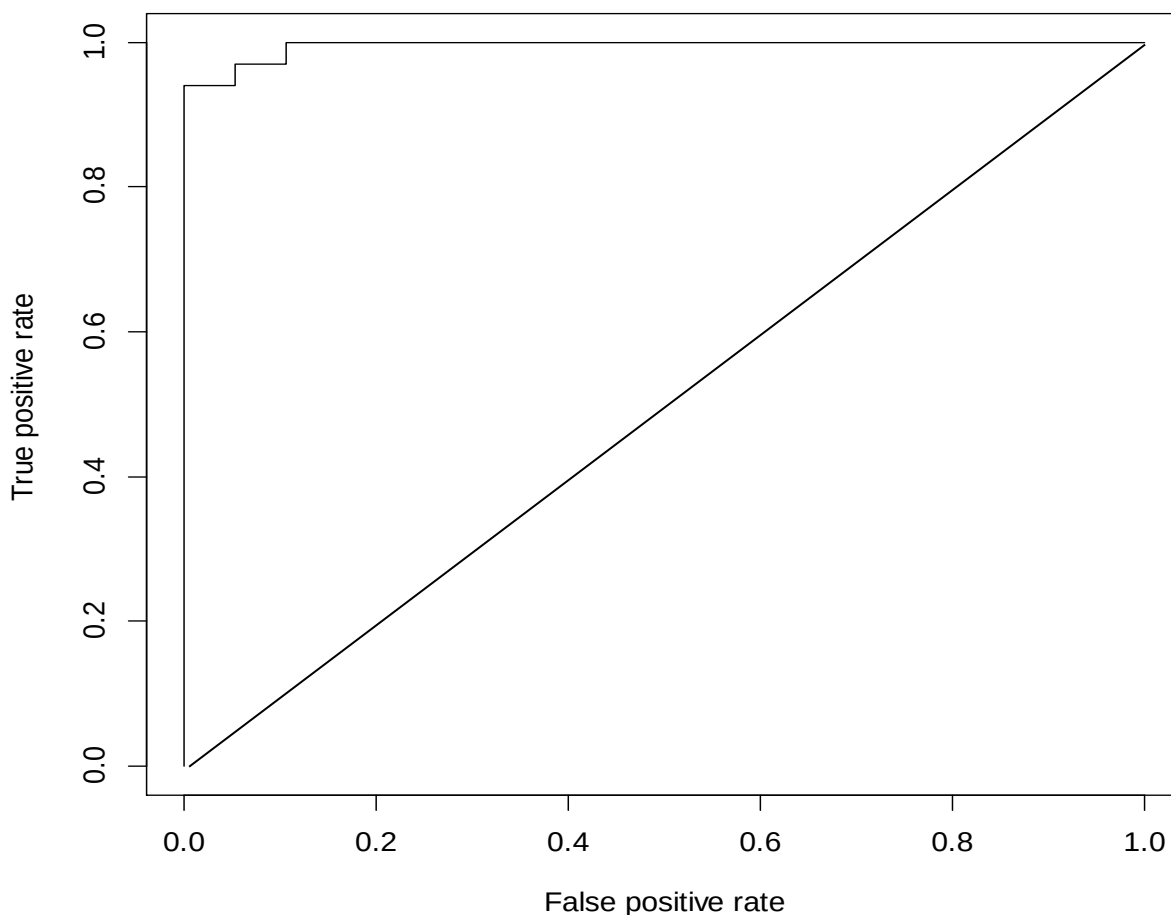
3. ábra A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2009-ben

Forrás: Saját szerkesztés

Az összes modell besorolási pontosságát ROC görbéken mutatom be, így a 2009. évi logit-modellét is (4. ábra). A görbe a fennmaradási valószínűségeket veszi figyelembe, a viszonyítás alap egy 45°-os lineáris egyenes, ami a véletlen találgatásnak felel meg. A görbe és az egyenes által határolt terület jelzi a modell pontosságát, és ahogyan a 4. ábrán látható, ez a terület jóval 50% fölött van, ami azt jelzi, hogy a modell rendelkezik hozzáadott értékkel. Továbbá az is láthatjuk, hogy a modell besorolási képessége magas, ahhoz képest, hogy a regresszió során 5 pozitív teljesítményű, és 2 negatív teljesítményű vállalkozás kiugró

értékeket produkál. Továbbá az eredeti csoportarányhoz képest a modell által létrehozott 19,76%-s negatív teljesítményű és 80,24%-os pozitív teljesítményű csoport jött létre.

A modell a pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, ugyanis a 67 pozitív teljesítményű cégből 67-et „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 89,47%-os pontosságú, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 97,67%, hozzáadott értéke 47,67%.



4. ábra A 2009. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

4.2.2. Diszkriminancia-analízis a 2009-es évben

A előzőekhez hasonlóan a 2009-es évben lefuttattam a lépésenkénti regressziót, de itt már a lineáris regresszió alapján. A magyarázó változókat ugyan az 19 pénzügyi ráta képezte, mint a logisztikus regressziónál. Ennél a modellenél ugyanúgy a változók számának csökkentése, és a nem szignifikáns magyarázó változó kiszűrése volt a cél. Ezek a megmaradt

változók lettek a diszkriminancia-analízis magyarázó változói. Ez alapján lineáris diszkriminancia-analízisnél használt magyarázó mutatószámok a következők:

- 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 mutatók kiválasztását követően elvégeztem a diszkriminancia-analízist az 'lda' modul segítségével, és a következő eredményeket kaptam az egyes magyarázó változók β koefficienseire:

- $\beta_1 = -0,0176$
- $\beta_2 = 0,0224$
- $\beta_3 = -0,7417$
- $\beta_4 = 0,0459$
- $\beta_5 = -14,4015$
- $\beta_6 = 22,0716$
- $\beta_7 = -0,9891$

A diszkriminancia-analízis Z értékeit is kvartilisekre osztottam mind a két csoportban, a cél szintén a rosszul kategorizált vállalatok meghatározása az 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 analízist a számított Z értékek alapján 4 céget sorolt rossz csoportba. Két negatív teljesítményű vállalkozást pozitív teljesítményűnek, két pozitív teljesítményű vállalkozást pedig negatív teljesítményűnek minősített.

A 69. és a 71. cég „1” csoportba került, $-0,3852$ és $-0,3637$ számított Z értékekkel. Az 5. táblázat mutatja, hogy 71. vállalkozás Z értéke negatív ÜÜTE csoport maximum értéke. Mind a két vállalkozás a negatív ÜÜTE csoport 4. kvartilisében található a modell becslése szerint.

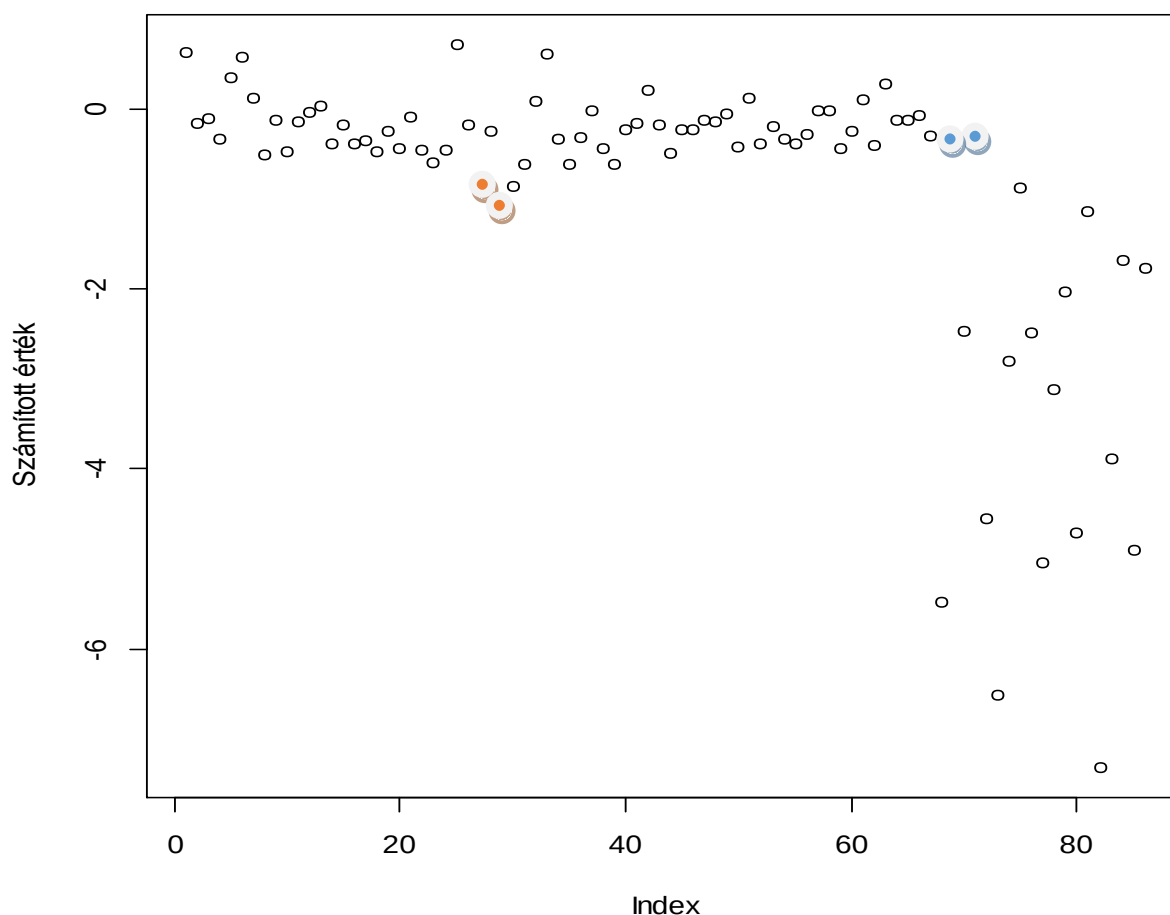
5. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2009-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	-7.32	-4.81	-2.81	-3.24	-1.73	-0.36
Pozitív ÜÜTE	-1.13	-0.42	-0.24	-0.21	-0.06	0.72

Forrás: Saját szerkesztés

A 27. és a 29. vállalkozás a „0” csoportba került, a -0,892 és a -1,129 Z értékekkel. Ahogyan az 5. táblázat is mutatja, a 29. vállalkozás Z értéke a pozitív teljesítményű csoport minimum értéke, illetve a két cég a pozitív teljesítményű csoport 1. kvartilisében található a modell becslése szerint.

A modell által kiszámított Z értékek segítségével, a pozitív (1) és negatív teljesítményű (0) kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. Az összes értéket terjedelmi korlát miatt nem közlöm, a számított értékeket aggregáltan az 5. ábra tartalmazza. A diszkriminancia-analízis által számított Z értékek szórásai magasabbak, a logit-modell Z értékeinél. 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 két csoport esetében látható valamilyen szintű elkülönülés, de a logit-modell az értékek eloszlását és szórását tekintve jobban teljesít.



5. ábra **A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2009-ben**

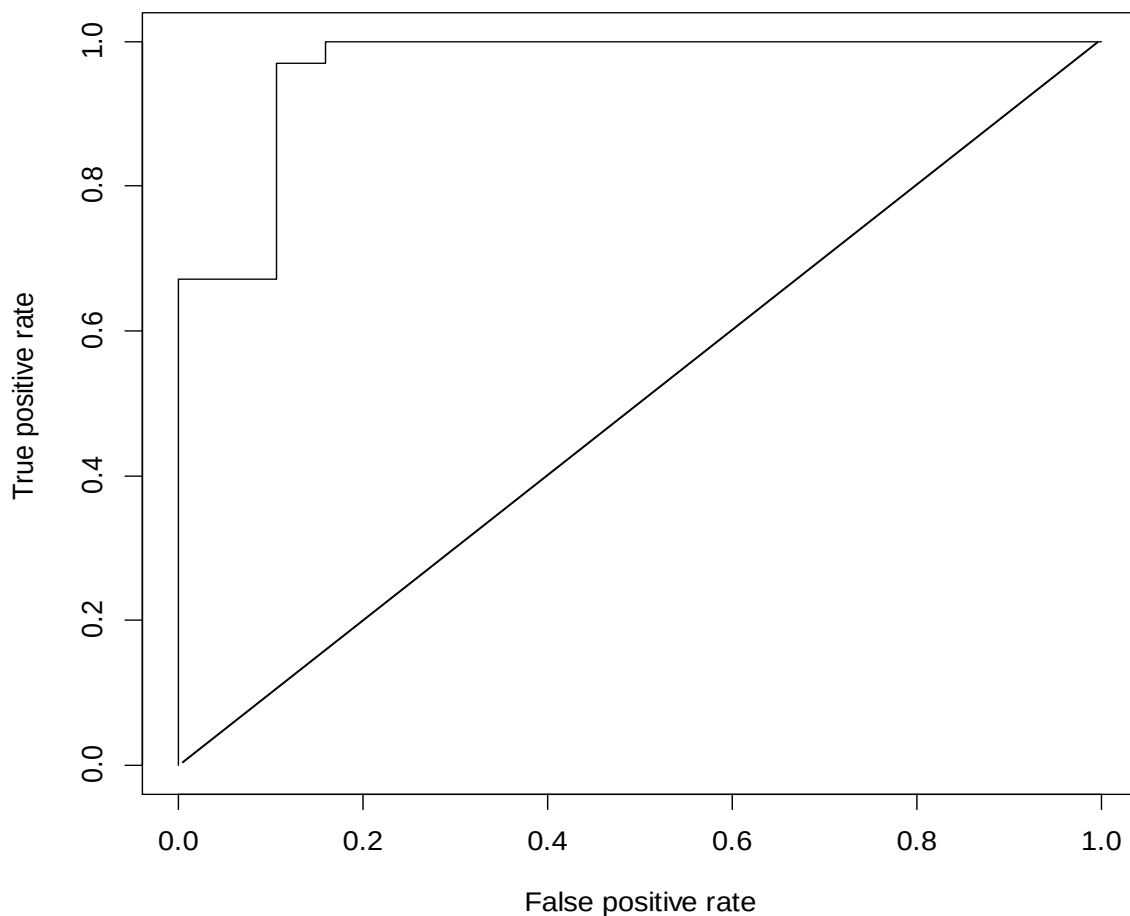
Forrás: Saját szerkesztés

A 27., 29., 69., és 71. vállalkozások rosszul kategorizáltak, beleolvadnak az egyes csoportokba, ezeket külön színnel kiemelve jelöltem. A rosszul kategorizált negatív teljesítményű cégeket kézzel, a rosszul kategorizált pozitív teljesítményű cégeket pedig sárgával.

A 2009. évi diszkriminancia-modell besorolási pontosságának értékelésekor a ROC görbe alatti terület csökkent a 2009. logit-modellhez képest. Igaz a modell szintén rendelkezik hozzáadott értékkel, mivel a lineáris egyenes és a ROC görbe által bezárt terület jóval meghaladja az 50%-ot, azaz a véletlen találgatás szintjét, amit az 6. ábrán láthatunk. 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 mind a két kategóriát figyelembe véve 95,34%, hozzáadott értéke 45,34%.



6. ábra A 2009. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

Összegezve elmondható, hogy a 2009. évben a logit-modell 2,99%-kal jobban teljesít a pozitív teljesítményű csoportba való kategorizálásban, a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálás során a két modell teljesítménye megegyezik. Az összteljesítményt tekintve a logit-modell 2009-ben 2,33%-kal magasabb teljesítményt nyújt, mint a diszkriminancia-analízis.

4.3. A 2010-ES ÉV ADATAINAK ELEMZÉSE

4.3.1. Logit-modell a 2010-es évben

A 2010-es évben a lépésenkénti logisztikus regresszió lefutása után a 19 mutatószámból egy maradt a logit-modellben (6. táblázat). Az 2010-es évben a β egy nullához közeli szám, és degresszív hatású.

6. táblázat A 2010-es logit-modell magyarázó változói

Változó sorszáma	Megnevezés	Regressziós koefficiens (β)
16.	ÜÜTE/Összes eszköz	$1,93 \cdot 10^{-3}$

Forrás: Saját szerkesztés

A vállalkozások csoportra bontását a minta alapján megállapított ODDS, esélyhányados segítségével képeztem. Ahogyan 2009-ben is, a mintára vonatkozó „cut off” paraméter értéke 0,2836. A vállalkozások, amelyeknél a regresszió Z értéke kisebb, mint 0,2836, a negatív teljesítményű kategóriába, az érték fölött lévő regresszióval rendelkező vállalkozások a pozitív teljesítményű kategóriába kerültek.

A számított regressziós értékek alapján a létrejött két csoportot kvartilisekre osztottam, annak érdekében, hogy az esetleges regressziós értékek között átfedés megfigyelhető legyen, és rossz besorolások esetén tudjam, hogy az adott elem az adott csoport melyik kvartilisében helyezkedik el. A leíró statisztikai jellemzőket a 7. táblázat tartalmazza.

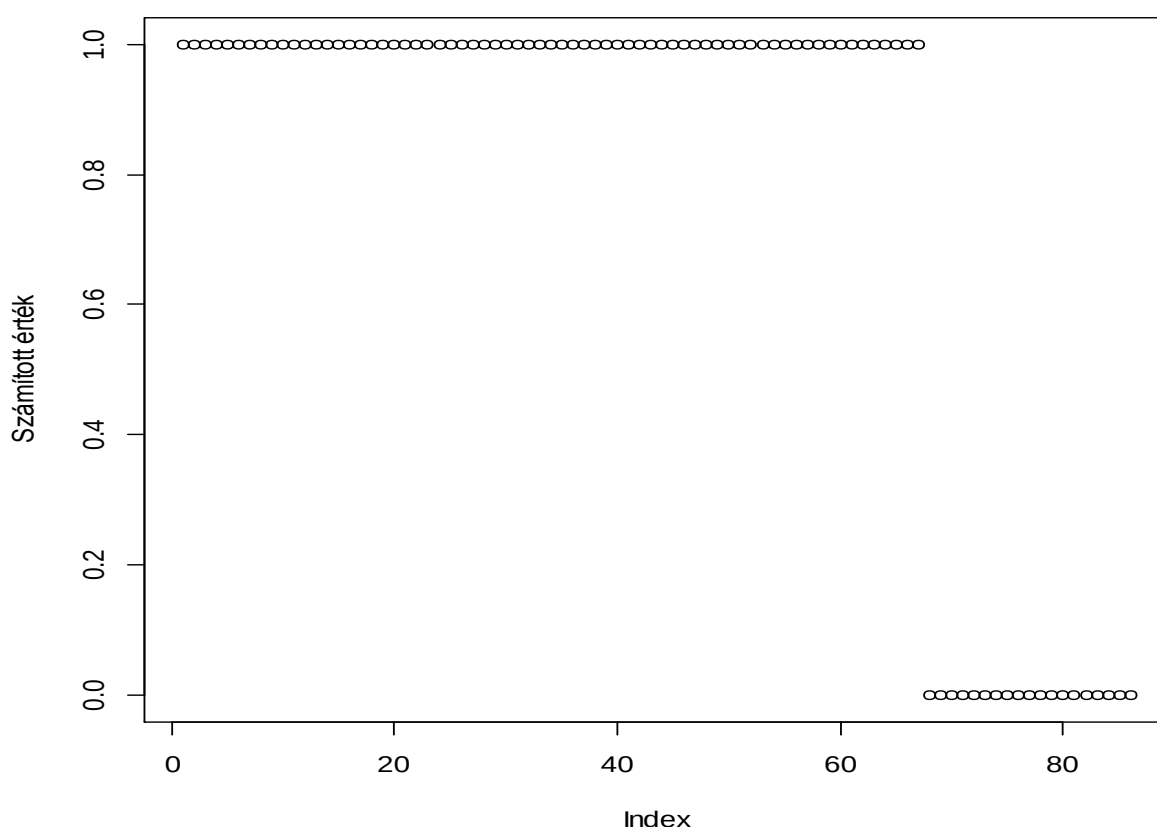
7. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit-modellnél 2010-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	0,00	0,00	0,00	$9,85 \cdot 10^{-10}$	0,00	$1,87 \cdot 10^{-08}$
Pozitív ÜÜTE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Forrás: Saját szerkesztés

A negatív ÜÜTE csoport regressziós értékei nagyon közeliek a nullához, így azok között nincs nagyobb elkülönülés. A pozitív teljesítményű vállalatok kvartilisei között sem figyelhető meg nagyobb elkülönülés. Tehát „0” és „1” csoportok szórása nagyon alacsony alacsony.

A modell pontosságára a számított regressziós értékek eloszlásából tudunk következtetni, amelyet az 7. ábra szemléltet. A vízszintes tengelyen az indexek az egyes cégeket jelölik sorrendben, a függőleges tengelyen a számított regressziós értékek helyezkednek el. A logit-módszer 2010-ben tökéletesen elkülönítette a cégeket. Az 7. ábrán látható a logit-modell szerinti két csoport, ahol a pozitív teljesítményű vállalatok minden esetben 1-es értékeket vesznek fel, míg negatív ÜÜTE-t produkáló vállalatok értékei 0 – $1,87 \cdot 10^{-08}$ között mozognak. A 7. ábrán mindkét csoport regressziós értékeire tökéletesen fektethető egy lineáris egyenes, és a logit-módszer alkalmazásakor a 2010. évben már megfigyelhető a cégek hibátlan elkülönülése.

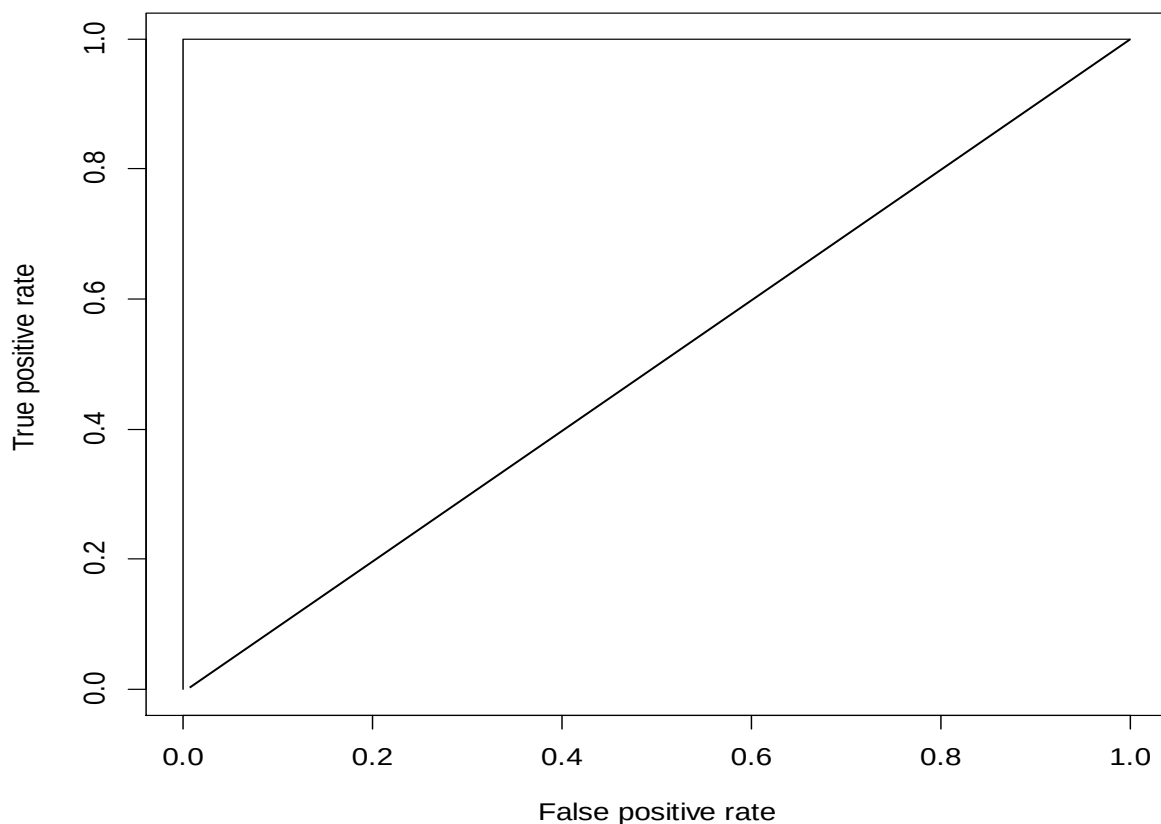


7. ábra **A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2010-ben**

Forrás: Saját szerkesztés

Az összes modell besorolási pontosságát ROC görbéken mutatom be, így a 2010. évi logit-modellét is. A görbe és az egyenes által határolt terület jelzi a modell pontosságát, és mivel a modell hibátlanul csoportosított, a 8. ábrán ez a terület maximális. A tökéletes

csoportosításnak köszönhetően az eredeti csoportarány megmaradt 22,09%-os negatív teljesítményű, és 77,91%-os túlélő aránynak.



8. ábra A 2010. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

A modell a 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 szintén 100%-os pontosságú, mert a 19 negatív teljesítményű cégből 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 100%, hozzáadott értéke 50%.

Az előző évhez képest a 2010-es logit-modell a túlélő cégek csoportosításában ugyan úgy teljesített, mint 2009-es modell, viszont a negatív teljesítményű cégeket 10,5%-kal jobban csoportosította.

4.3.2. Diszkriminancia-analízis a 2010-es évben

Az előzőekhez hasonlóan a 2010-es évben is lefuttattam a lépésenkénti regressziót. A magyarázó változókat ugyanaz 19 pénzügyi ráta képezte, mint 2009-ben. Ugyanúgy a változók számának csökkentése, és a nem szignifikáns magyarázó változó kiszűrése volt a cél. 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 az 'lda' modul segítségével, és a következő eredményeket kaptam az egyes magyarázó változók β koefficienseire:

- $\beta_1 = -0,0858$
- $\beta_2 = -0,0110$
- $\beta_3 = -1,0754$
- $\beta_4 = 0,0185$
- $\beta_5 = 20,9241$
- $\beta_6 = -12,4990$
- $\beta_7 = 16,8307$
- $\beta_8 = -16,6628$
- $\beta_9 = 0,2083$
- $\beta_{10} = -0,0940$

A diszkriminancia-analízis Z értékeit is kvartilisekre osztottam mind a két csoportban, a cél szintén a rosszul kategorizált vállalatok meghatározása az kvartilisek közti átfedések által. 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).

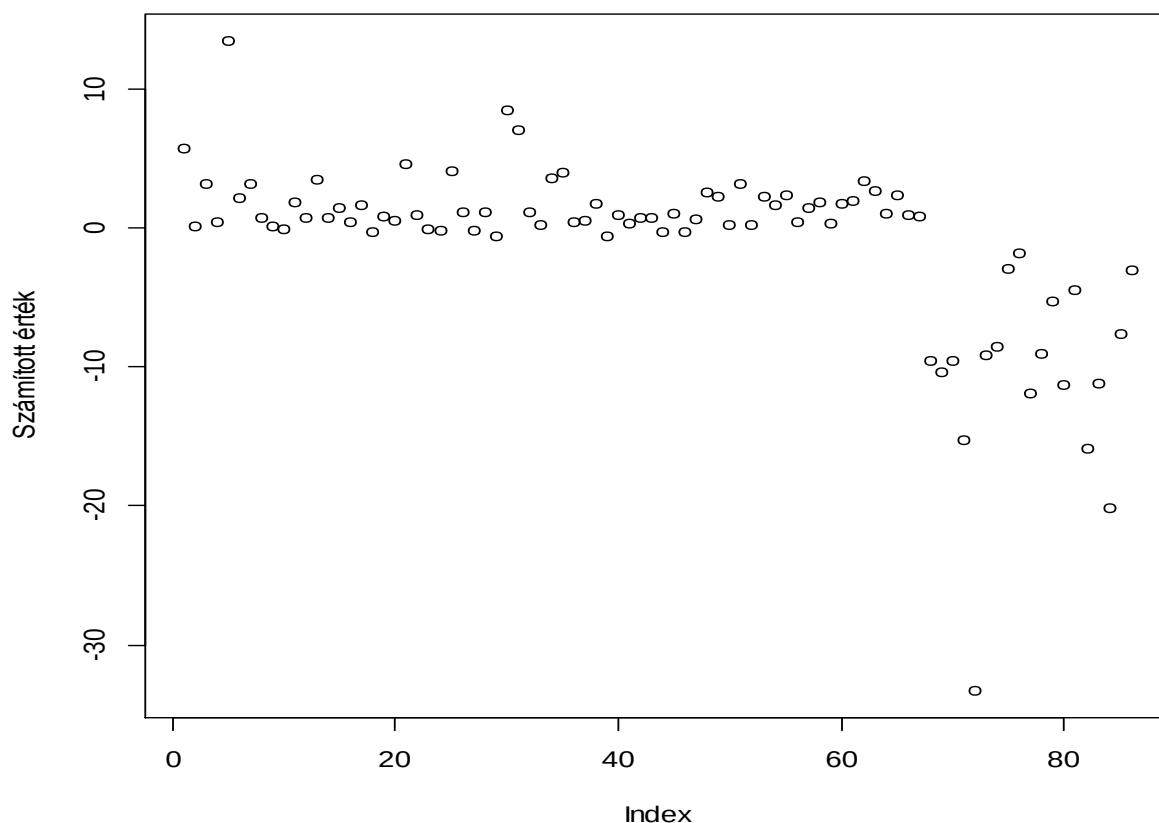
A diszkriminancia-analízis a számított Z értékek alapján minden céget a megfelelő csoportba sorolt be. Mivel minden vállalkozás a megfelelő kategóriába lett besorolva, így a negatív ÜÜTE és a pozitív ÜÜTE csoportok kvartilisei között nincsenek átfedések, ahogyan a *8. táblázat* is mutatja.

8. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2010-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	-33,32	-11,62	-9,55	-10,55	-6,45	-1,80
Pozitív ÜÜTE	-0,61	0,36	1,03	1,70	2,31	13,49

Forrás: Saját szerkesztés

A modell által kiszámított Z értékek segítségével, pozitív és negatív teljesítményű kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. Az összes számított értékeket aggregáltan az 9. ábra tartalmazza. A diszkriminancia-analízis által számított Z értékek szórásai magasabbak, a logit-modell Z értékeinél. 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, de sem a 2009-es sem a 2010-es logit-modell eloszlását és szórását nem közelíti meg. Tehát megállapítható, hogy a szorosabb csoportok létrehozásában eddig a logit-modellek jobban teljesítenek.

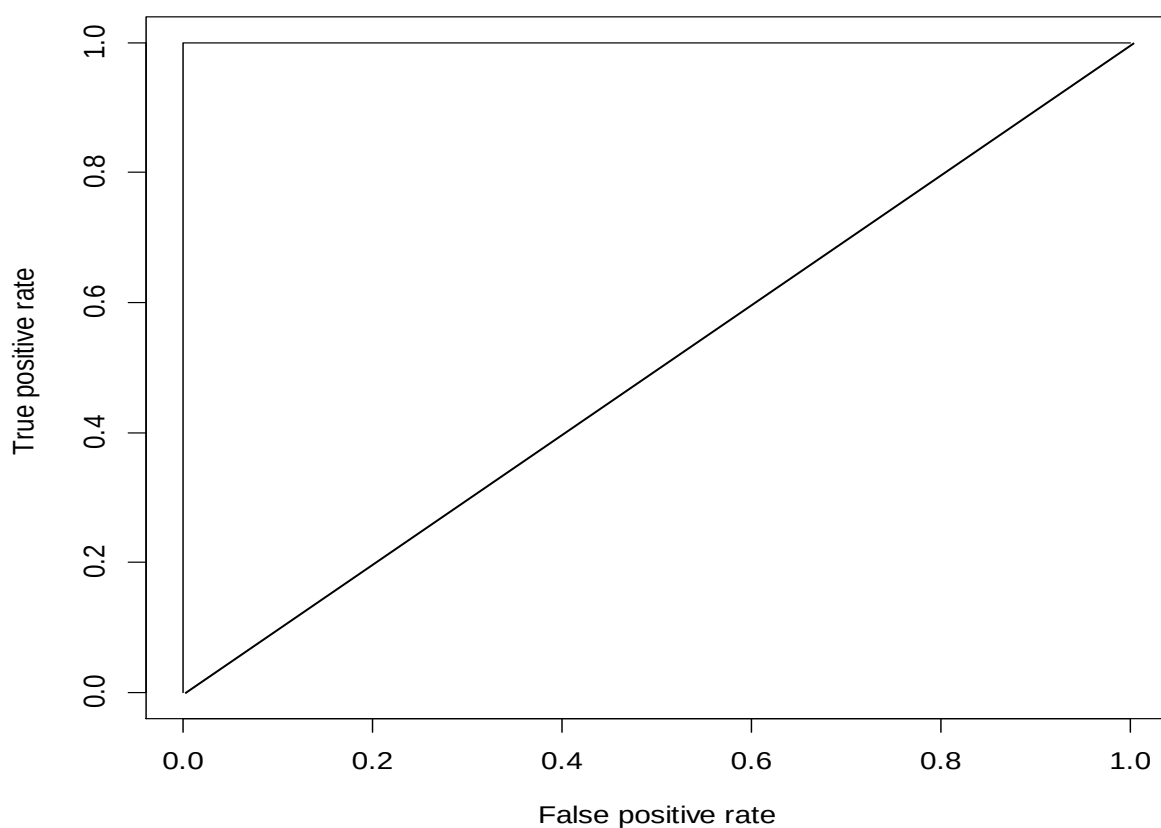


9. ábra A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2010-ben

Forrás: Saját szerkesztés

A 2010. évi diszkriminancia-modell besorolási pontosságának értékelésekor a ROC görbe alatti terület megegyezik a 2010. logit modellével. A modell ugyanolyan hozzáadott értékkel rendelkezik. Ellentétben a 2009-es diszkriminancia modellel, a 2010-es modell megőrizte az eredeti csoportarányt úgy, hogy a besorolási teljesítménye nem romlott.

A modell túlélő kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, ugyanis a 67 túlélő cégből 65-öt „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 100%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 19-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 100%, hozzáadott értéke 50% (10. ábra).



10. ábra A 2010. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

Összegezve elmondható, hogy a 2010. évben a logit-modell és a diszkriminancia-modell egyformán teljesít a pozitív teljesítményű és a negatív teljesítményű csoportba való

kategorizálás során egyaránt. A 2009-es és 2010-es modelleket összehasonlítva, a 2010-es modellek teljesítménye külön és együtt is jobb, mint a 2009-es modelleké.

4.4. A 2011-ES ADATOK ELEMZÉSE

4.4.1. Logit-modell a 2011-es évben

A 2011-es évben a lépésenkénti logisztikus regresszió lefutása után a 19 mutatószámból egy mutatószám maradt a logit-modellben (9. táblázat).

9. táblázat A 2011-es logit-modell magyarázó változói

Változó sorszáma	Megnevezés	Regressziós koefficiens (β)
15.	Adózott eredmény/Összes eszköz	1230,7

Forrás: Saját szerkesztés

A 9. táblázatból láthatjuk, hogy a 15. számú mutatószám regressziós paramétere progresszív hatású, és az eddigiekhez képes jóval magasabb az értéke, ami a logaritmus tulajdonságának köszönhetően jóval nagyobb multiplikációs hatást eredményez.

A vállalkozások csoportra bontását a minta alapján megállapított ODDS, esély hányados segítségével képeztem. A „cut off” paraméter értéke az előzőekben leírtaknak megfelelően 0,2836. A vállalkozások, amelyeknél regresszió Z értéke kisebb, mint 0,2836, csődveszélyes kategóriába, az érték fölött lévő regresszióval rendelkező vállalkozások túlélő kategóriába kerültek.

A számított regressziós értékek alapján a létrejött két csoportot kvartilisekre osztottam, annak érdekében, hogy az esetleges regressziós értékek között átfedés megfigyelhető legyen, és rossz besorolások esetén tudjam, hogy az adott elem az adott csoport melyik kvartilisében helyezkedik el. A leíró statisztikai jellemzőket a 10. táblázat tartalmazza.

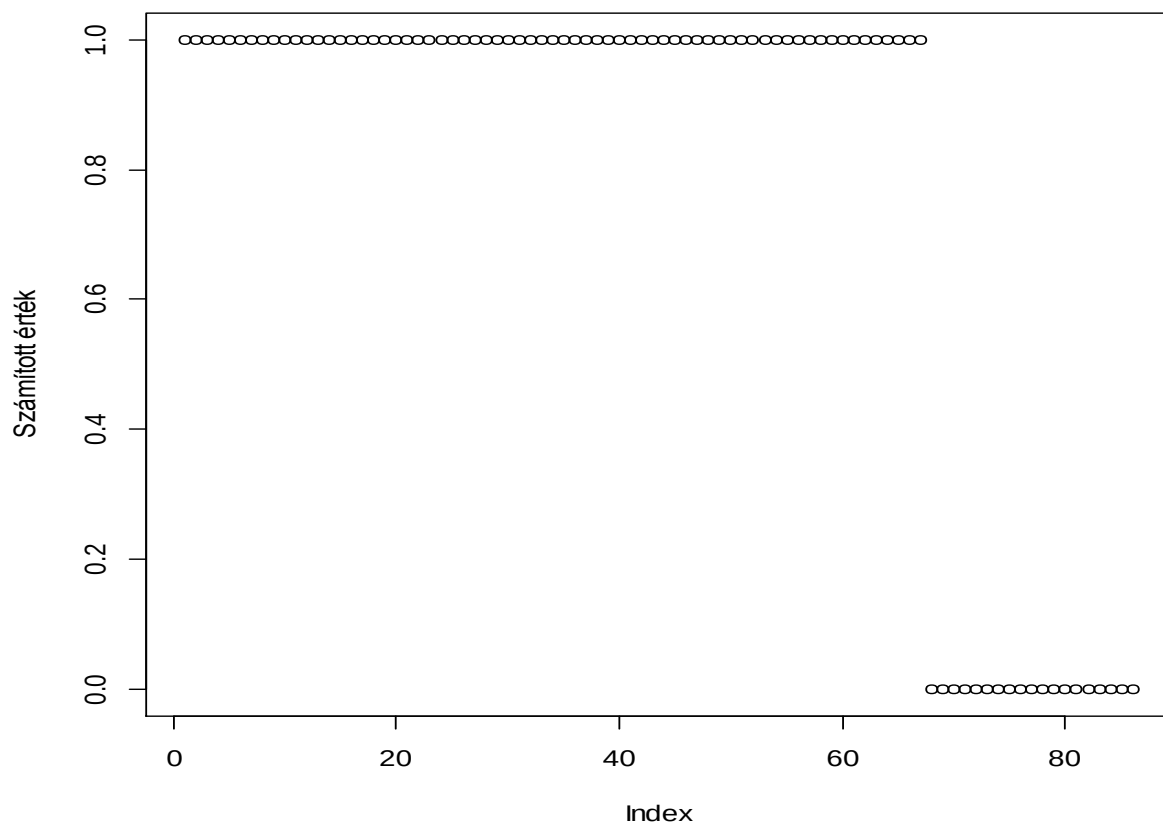
10. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit-modellnél 2011-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	0,00	0,00	0,00	$2,76 \cdot 10^{-10}$	0,00	$4,51 \cdot 10^{-08}$
Pozitív ÜÜTE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Forrás: Saját szerkesztés

A negatív ÜÜTE csoport regressziós értékei nagyon közeliek a nullához, így azok között a szórás minimális. A pozitív teljesítményű vállalatok kvartilisei sem különülnek el jobban, mint a negatív ÜÜTE csoport vállalkozásai. Ennél a csoportnál minden regressziós érték 1.

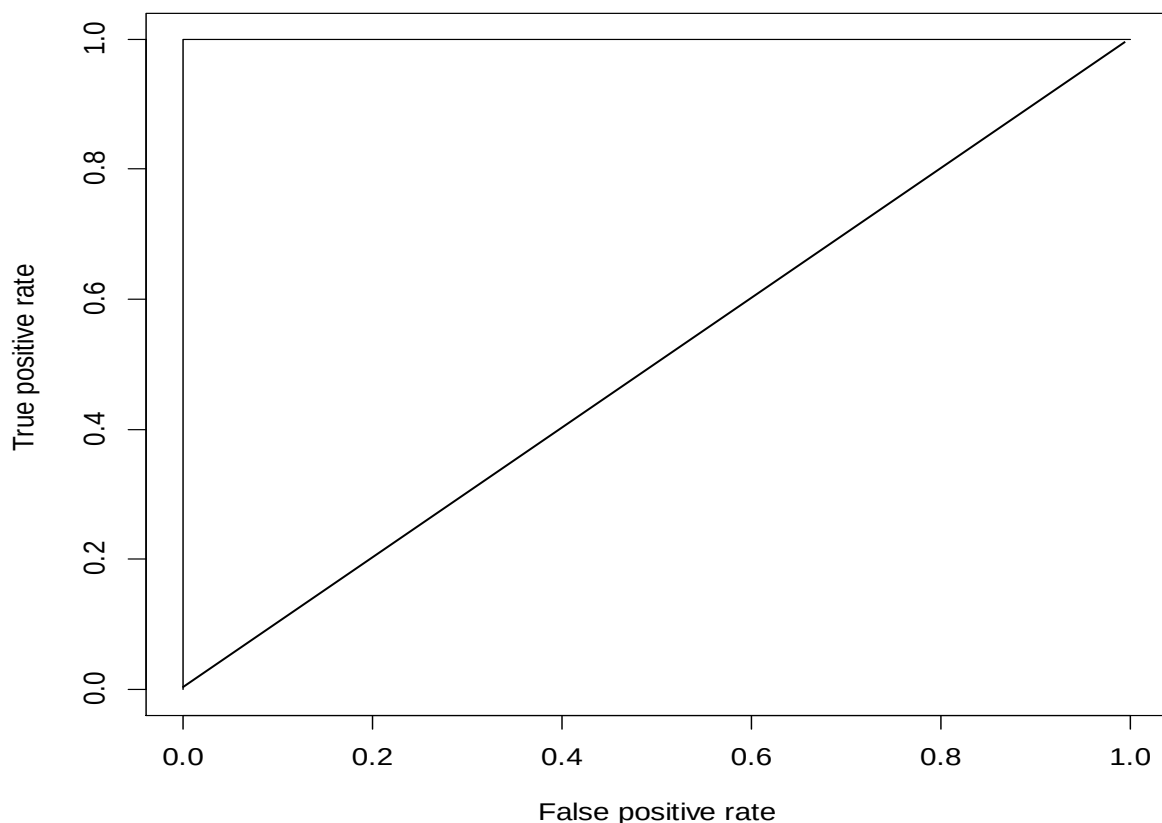
A modell pontosságára a számított regressziós értékek eloszlásából tudunk következtetni, amit a 11. ábra szemléltet. A vízszintes tengelyen az indexek az egyes cégeket jelölik sorrendben, a függőleges tengelyen a számított regressziós értékek helyezkednek el. Az ábra teljesen megegyezik a 2010-es év eloszlás ábrájával. A 11. ábrán látható a logit-modell szerinti két csoport, ahol a pozitív teljesítményű vállalatok minden esetben 1-es értéket vesznek fel, míg negatív ÜÜTE-t produkáló vállalatok értékei $0 - 4,51 \cdot 10^{-08}$ között mozognak. Ahogyan a 2010-es logit-modellnél, a 2011-esnél is mindkét csoport regressziós értékeire tökéletesen fektethető egy lineáris egyenes (11. ábra). A logit-módszer alkalmazásakor a 2011. évben is megfigyelhető a cégek hibátlan elkülönülése, és az csoportértékek közötti minimális szórás.



11. ábra **A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2011-ben**

Forrás: Saját szerkesztés

A ROC görbén (12. ábra) is látható a 2011-es logit-modell csoportosítása. A görbe és az egyenes által határolt terület jelzi a modell pontosságát, és ahogyan a 12. ábrán látható, ez a terület jóval 50% fölött van, ami azt jelzi, hogy a modell rendelkezik hozzáadott értékkel. Ahogyan 2010-ben, 2011-ben is tökéletes csoportosításnak köszönhetően az eredeti csoportarány megmaradt 22,09%-os negatív teljesítményű, és 77,91%-os túlélő aránynak.



12. ábra A 2011. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

A 2011-es logit-modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, a 67 pozitív teljesítményű cégből 67-et az „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 100%-os pontosságú, 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%. A 2010 és 2011-es logit-modell besorolási pontossága teljesen, statisztikai jellemzői szinte teljesen megegyeznek, miközben más-más magyarázó változókat használtak. A 2010-es modell az ÜÜTE / Összes eszköz mutatót, a 2011-es az Adózott eredmény/ Összes eszköz hányadost. Megfigyelésem alapján a cégek nem rendelkeztek pénzügyi műveletek- és rendkívüli eredményekkel, így két mutató sok esetben ugyanazt az eredményt adta.

4.4.2. Diszkriminancia-analízis a 2011-es évben

A előzőekhez hasonlóan a 2011-es évben lefuttattam a lépésenkénti regressziót, de itt a lineáris regresszió alapján. A magyarázó változókat ugyanaz 19 pénzügyi ráta képezte, mint

az előző években. Ennél a modellnél ugyanúgy a változók számának csökkentése, és a nem szignifikáns magyarázó változó kiszűrése volt a cél. Ezek a megmaradt változók lettek a diszkriminancia-analízis magyarázó változói. Az előző évhez képest 1-gyel kevesebb, 9 változó került be a modellbe. A magyarázó mutatószámok a következők:

- 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 az 'lda' modul segítségével, és a következő eredményeket kaptam az egyes magyarázó változók β koefficienseire:

- $\beta_1 = 0,7020$
- $\beta_2 = -1,8414$
- $\beta_3 = -0,4876$
- $\beta_4 = 0,0479$
- $\beta_5 = -0,4356$
- $\beta_6 = 12,8223$
- $\beta_7 = -23,7569$
- $\beta_8 = 14,5169$
- $\beta_9 = 3,8865$

A diszkriminancia analízis-Z értékeit is kvartilisekre osztottam mind a két csoportban, a cél szintén a rosszul kategorizált vállalatok meghatározása az kvartilisek közti átfedések által. 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 69. és a 75. cég „1” csoportba került, -1,6806 és -1,2982 számított Z értékekkel. A 11. táblázat mutatja, hogy 75. vállalkozás Z értéke negatív ÜÜTE csoport maximum értéke. Mind a két vállalkozás a negatív ÜÜTE csoport 4. kvartilisében található a modell becslése szerint.

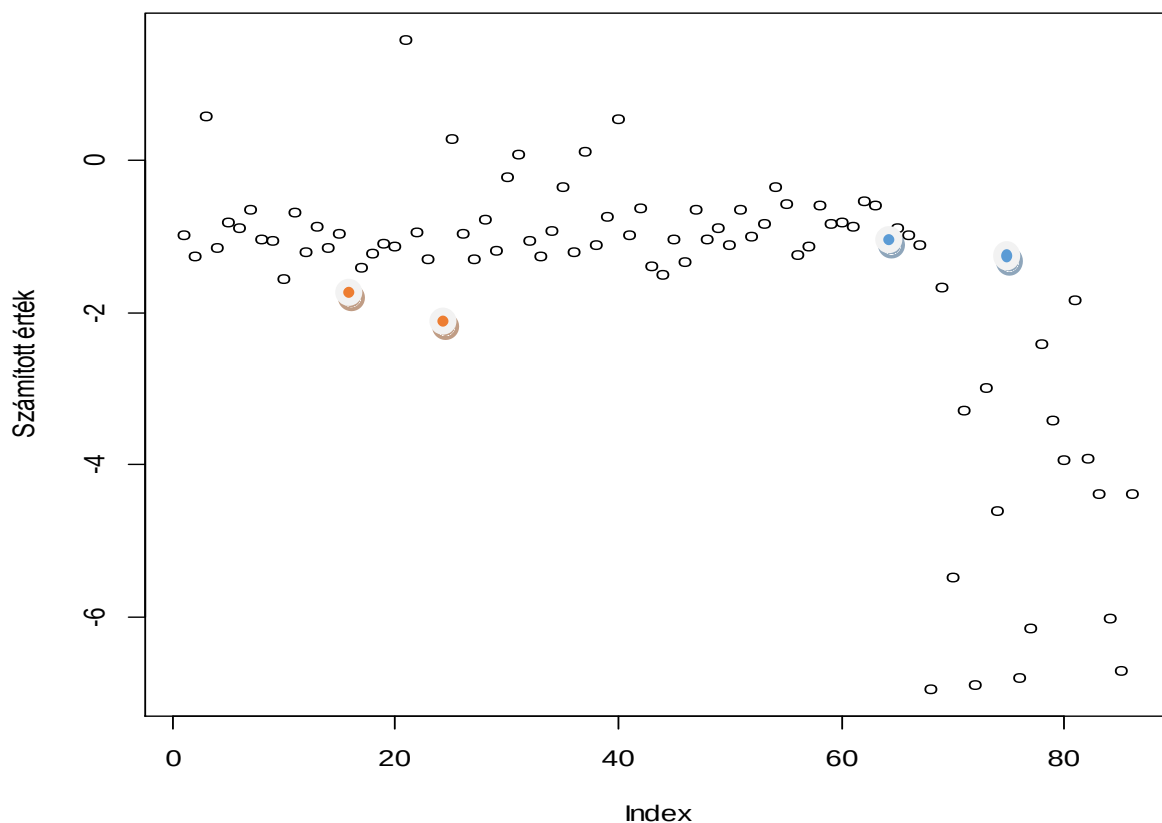
11. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2011-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	-6,96	-6,09	-4,39	-4,38	-3,14	-1,29
Pozitív ÜÜTE	-2,19	-1,14	-0,97	-0,86	-0,67	1,58

Forrás Saját szerkesztés

A 16. és 24. vállalkozás a „0” csoportba került, -1,81 és -2,12 Z értékekkel. Ahogyan a 11. táblázat is mutatja, a 24. vállalkozás Z értéke a pozitív teljesítményű csoport minimum értéke, illetve a két cég a pozitív teljesítményű csoport 1. kvartilisében található a modell becslése szerint. A 16. vállalkozás Z értéke egyben a két csoport közötti szétválasztó érték (cut off).

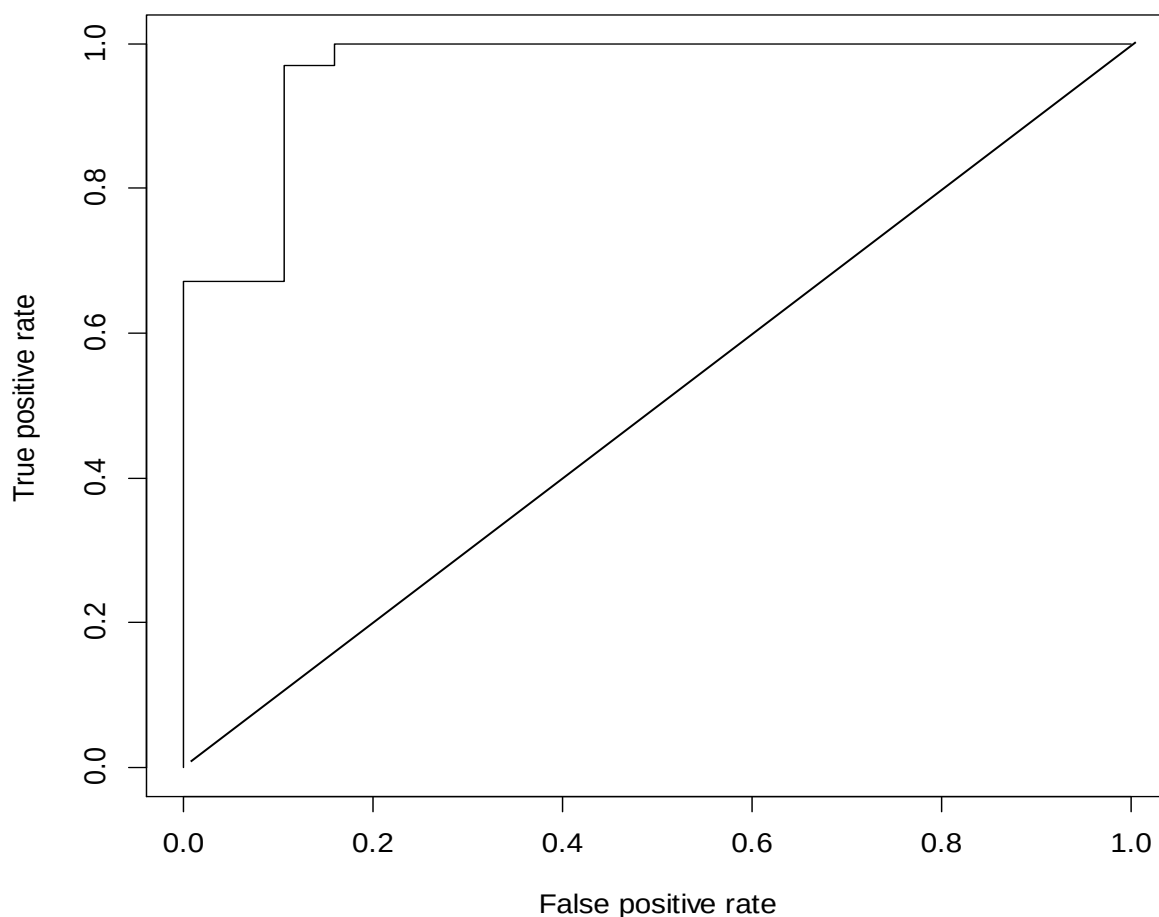
A modell által kiszámított Z értékek segítségével, pozitív és negatív teljesítményű kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. A számított értékeket aggregáltan az 13. ábra tartalmazza. A diszkriminancia-analízis által számított Z értékek szórásai jóval magasabbak, a logit-modell Z értékeinél. A „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 sorszámát jelölik, a számított értéket az egyes Z diszkriminancia-értékeket. A két csoport esetében látható valamilyen szintű elkülönülés, de a logit-modell az értékek eloszlását és szórását tekintve jobban teljesít.



13. ábra **A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2011-ben**
 Forrás: Saját szerkesztés

A 16., 24., 69., és a 75. rosszul kategorizált vállalkozások bele olvadnak az egyes csoportokba, ezeket külön színnel kiemelve jelöltem. A rosszul kategorizált negatív teljesítményű cégeket kézzel, a rosszul kategorizált pozitív teljesítményű cégeket sárgával jelöltem.

A 2011. évi diszkriminancia-modell besorolási pontosságának értékelésekor a ROC görbe alatti terület csökkent a 2009. logit-modellhez képest. Igaz a modell szintén rendelkezik hozzáadott értékkel, mivel a lineáris egyenes és a ROC görbe által bezárt terület jóval meghaladja az 50%-ot, azaz a véletlen találgatás szintjét (14. 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.



14. ábra A 2011. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

A modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 97,01%, 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%, hozzáadott értéke 45,34%.

Összegezve elmondható, hogy a 2011. évben a logit-modell 2,99%-kal jobban teljesít a pozitív teljesítményű csoportba való kategorizálásban, a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálás során pedig 10,53%-kal jobb. Az összteljesítményt tekintve a logit-modell 2011-ben 4,65%-kal magasabb teljesítmény nyújt, mint a diszkriminancia-analízis. Továbbá a 2009-es és 2011-es diszkriminancia-modell a besorolási teljesítményt és a hozzáadott értéket tekintve teljes mértékben megegyezik (6. és 14. ábra). A regressziós értékek szórását és eloszlását tekintve viszont a 2011-es modell gyengébb (5. és 13. ábra).

4.5. A 2012-ES ADATOK ELEMZÉSE

4.5.1. Logit-modell a 2012-es évben

A 2012-es évben a lépésenkénti logisztikus regresszió lefutása után a 19 mutatószámból egy mutatószám maradt a logit-modellben (12. táblázat). A regressziós koefficiens értéke magas, ahogyan a 2011-es évben is, így a 13. mutatószám multiplikációs hatása is erős, és progresszív.

12. táblázat A 2012-es logit-modell magyarázó változói

Változó sorszáma	Megnevezés	Regressziós koefficiens (β)
13.	Adózás előtti ROS	995,16

Forrás: Saját szerkesztés

A vállalkozások csoportra bontását a minta alapján megállapított ODDS, esély hányados segítségével képeztem, aminek az értéke 0,2836. A vállalkozások, amelyeknél regresszió Z értéke kisebb, mint 0,2836, a negatív teljesítményű kategóriába, az érték fölött lévő regresszióval rendelkező vállalkozások a pozitív teljesítményű kategóriába kerültek.

A számított regressziós értékek alapján a létrejött két csoportot kvartilisekre osztottam, annak érdekében, hogy az esetleges regressziós értékek között átfedés megfigyelhető legyen, és rossz besorolások esetén tudjam, hogy az adott elem az adott csoport melyik kvartilisében helyezkedik el. A leíró statisztikai jellemzőket a 13. táblázat tartalmazza.

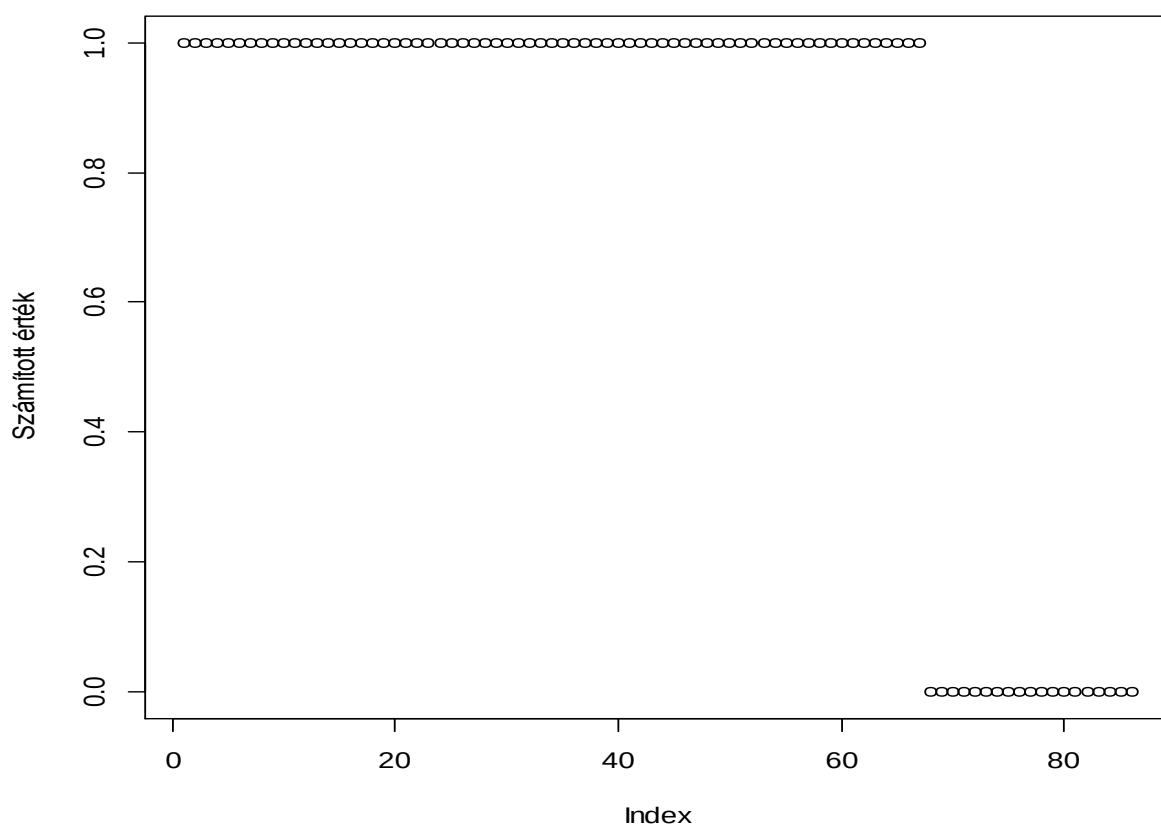
13. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a logit modellnél 2012-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	0,00	0,00	0,00	$1,78 \cdot 10^{-09}$	0,00	$3,38 \cdot 10^{-08}$
Pozitív ÜÜTE	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Forrás: Saját szerkesztés

A negatív ÜÜTE csoport regressziós értékei nagyon közeliak a nullához, a pozitív teljesítményű regressziós értékek minden cégnél 1-es értéket vesznek fel, tehát az egyes csoportokban az adatok közt nincs elkülönülés.

A modell pontosságára a számított regressziós értékek eloszlásából tudunk következtetni, amelyet az 15. ábra szemléltet. A vízszintes tengelyen az indexek az egyes cégeket jelölik sorrendben, a függőleges tengelyen a számított regressziós értékek helyezkednek el. A logit-módszer, ahogyan már fent említettem 2012-ben hiba nélkül elkülönítette a cégeket. Az 15. ábrán látható a logit-modell szerinti két csoport, ahol a túlélő vállalatok 1 értékeket vesznek fel, míg negatív ÜÜTE-t produkáló vállalatok értékei 0 – $3,38 \cdot 10^{-08}$ között mozognak. A két csoport tisztán elkülönül, és az értékek egy lineáris egyenessel összefogtatók, mondhatni szórás nélkül.



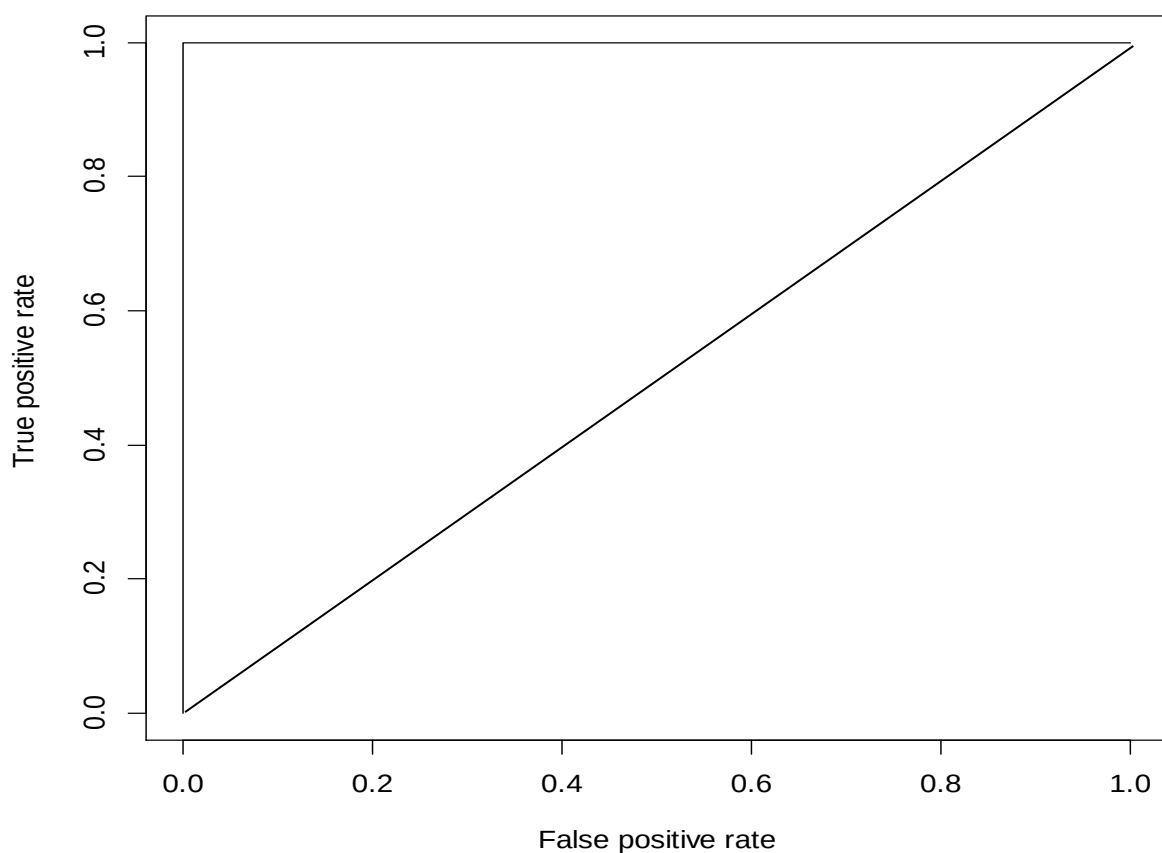
15. ábra A logit-modell számított Z értékeinek eloszlása 2012-ben

Forrás: Saját szerkesztés

A modell besorolási pontosságát ROC görbéken (16. ábra) mutatom be. A görbe és az egyenes által határolt terület jelzi a modell pontosságát, és ahogyan a 16. ábrán látható, ez a terület jóval 50% fölött van, ami azt jelzi, hogy a modell rendelkezik hozzáadott értékkel. Továbbá az is láthatjuk, hogy a modell besorolási képessége maximális, valamint az eredeti csoportarányhoz képest a modell által létrehozott csoportarányok nem változtak.

A modell pozitív teljesítményű 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%.

A logit-modellek besorolási pontossága megegyezik összességében és kategóriánként is a 2011., 2012. és a 2013-as években. A felsorolt 3 évben más mutatószámokat használt a modell, ettől függetlenül 100%-os teljesítményt nyújtott. A 2009-es évben a modell besorolási pontossága 97,67%, mivel 2 céget rossz kategóriába sorolt.



16. ábra A 2012. évi logit-modell teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

4.5.2. A diszkriminancia-analízis a 2012-es évben

A 2012-es évben is lefuttattam a lépésenkénti regressziót, de itt már a lineáris regresszió alapján. A magyarázó változókat ugyan az 19 pénzügyi ráta képezte, mint a

logisztikus regresszióanalízis. A 2011-es modellhez hasonlóan 9 pénzügyi mutató maradt. 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 az 'lda' modul segítségével, és a következő eredményeket kaptam az egyes magyarázó változók β koefficienseire:

- $\beta_1 = 2,1701$
- $\beta_2 = 1,7001$
- $\beta_3 = 0,5003$
- $\beta_4 = 0,0775$
- $\beta_5 = 0,0676$
- $\beta_6 = 0,2213$
- $\beta_7 = 2,3250$
- $\beta_8 = 0,1671$
- $\beta_9 = 0,5155$

A diszkriminancia analízis Z értékeit is kvartilisekre osztottam mind a két csoportban, a cél szintén a rosszul kategorizált vállalatok meghatározása az kvartilisek közti átfedések által. 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 75., 82. és a 81. cég hibásan lett besorolva, és az „1” csoportba került, 0,7266, 0,6794 és 0,5292 számított Z értékekkel. Az 14. táblázat mutatja, hogy 75. vállalkozás Z értéke negatív ÜÜTE csoport maximum értéke. Mind a három vállalkozás a negatív ÜÜTE csoport 4. kvartilisében található a modell becslése szerint.

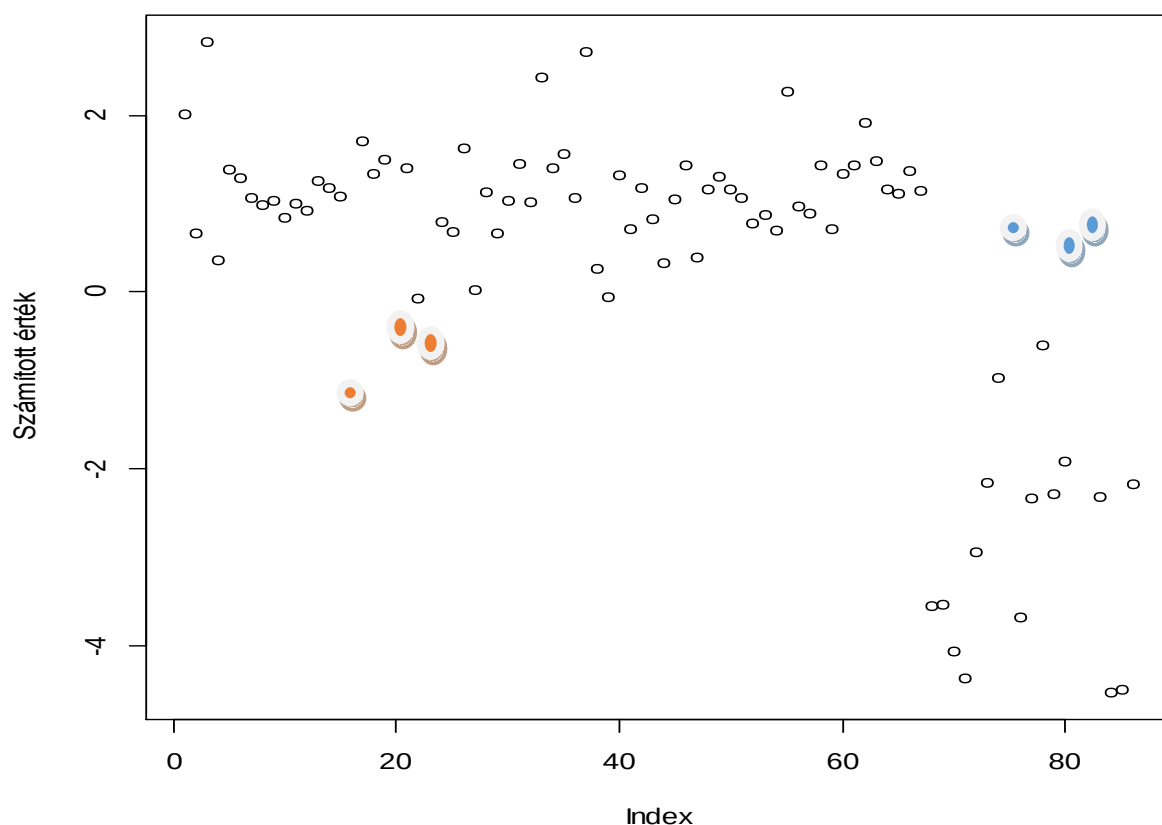
14. táblázat Az ÜÜTE csoportokat leíró statisztikai jellemzők a diszkriminancia-analízis modellnél 2012-ben

Megnevezés	Minimum	1.kvartilis	Medián	Átlag	3.kvartilis	Maximum
Negatív ÜÜTE	-4,53	-3,60	-2,31	-2,31	-1,44	0,72
Pozitív ÜÜTE	-1,18	0,78	1,07	1,05	1,38	2,83

Forrás: Saját szerkesztés

A 16; 23; és 20; vállalkozás a „0” csoportba került, azon belül a -1,1881, -0,6317 és -0,3946 Z értékekkel, ahogyan azt 14. táblázat is mutatja, a 16. vállalkozás Z értéke a pozitív teljesítményű csoport minimum értéke. A 20. vállalkozás Z értéke egyben az analízis diszkriminancia-értéke, illetve a három cég a pozitív teljesítményű csoport 1. kvartilisében található a modell becslése szerint.

A modell által kiszámított Z értékek segítségével, pozitív teljesítményű és negatív teljesítményű kategóriákba tudtam sorolni a vállalkozásokat. A számított értékeket aggregáltan az 17. ábra tartalmazza. A diszkriminancia-analízis által számított Z értékek szórásai magasabbak, a logit-modell Z értékeinél. A „0” csoport Z értékei -4,53 és -0,39 között mozognak, az „1” csoport értékei pedig -0,39 és 2,83 között.



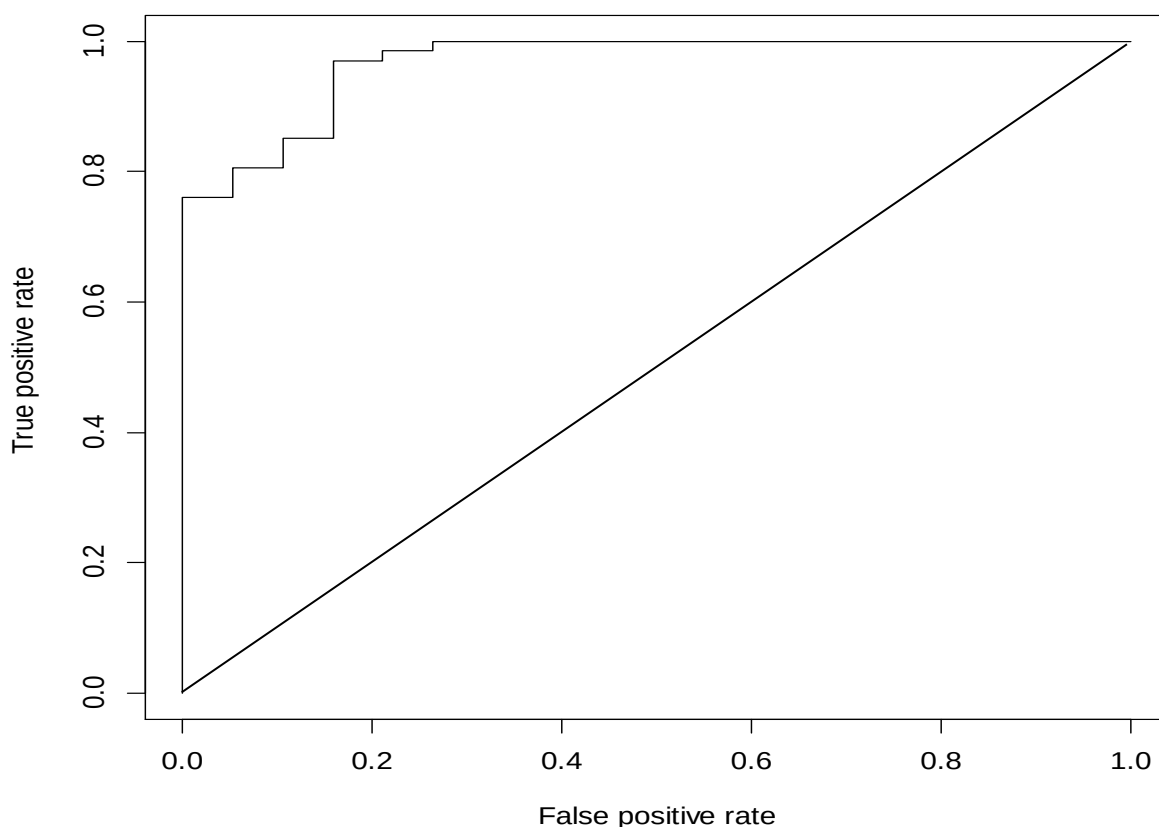
17. ábra **A diszkriminancia-analízis számított Z értékeinek eloszlása 2012-ben**

Forrás: Saját szerkesztés

A vízszintes tengelyen az indexek a cégek sorszámát jelölik, a számított értékek az egyes Z diszkriminancia-értékeket. A két csoport esetében látható valamilyen szintű elkülönülés, de a logit-modell az értékek eloszlását és szórását tekintve jobban teljesít. Az adatok eloszlását tekintve a 2012-es diszkriminancia-analízis teljesít a legrosszabbul.

A 16., 20., 23. és 75., 81., 82. rosszul kategorizált vállalkozások bele olvadnak az egyes csoportokba, ezeket külön színnel kiemelve jelöltem. A rosszul kategorizált negatív teljesítményű cégeket kézzel, a rosszul kategorizált pozitív teljesítményű cégeket sárgával jelöltem (17. ábra).

A 2012. évi diszkriminancia-modell besorolási pontosságának értékelésekor a ROC görbe alatti terület csökkent a 2012. évi logit-modellhez képest. Igaz a modell szintén rendelkezik hozzáadott értékkel, mivel a lineáris egyenes és a ROC görbe által bezárt terület jóval meghaladja az 50%-ot, amit a 18. ábrán láthatunk. 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.



18. ábra A 2012. évi diszkriminancia-analízis teljesítményértékelése ROC görbe segítségével

Forrás: Saját szerkesztés

A modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 95,52%-os, ugyanis 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 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 93,02%, hozzáadott értéke 43,02%.

Összegezve elmondható, hogy a 2012. évben a logit-modell 4,48%-kal jobban teljesít a pozitív teljesítményű csoportba való kategorizálásban, a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálásnál pedig 15,79%-kal. Az összteljesítményt tekintve a logit-modell 2012-ben 6,97%-kal magasabb teljesítményt nyújt, mint a diszkriminancia-analízis. Kijelenthető továbbá, hogy a 2012-es diszkriminancia-modell nyújtja a leggyengébb teljesítményt, mind besorolási pontosság, mind hozzáadott érték tekintetében.

5. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK

Az Észak-Alföld régióban elhelyezkedő élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi vállalkozásokra még nem készült csődmodell, ahogyan aggregáltan a KKV-k számára sem. A KKV-k szerepe Magyarországon kiemelt jelentőségű, amit a versenyszférán belüli hányaduk, a szféra által termelt bruttó hozzáadott értékben és árbevétel szintben, és foglalkoztatottak számában is megmutatkozik. Ezeket figyelembe véve a kutatás alapvető célja a logit-módszer tesztelése a vállalatok pénzügyi teljesítményének a figyelembe vételével, a számviteli beszámolók adataira támaszkodva, az Észak-Alföldi régióban található „Élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet folytató vállalkozásokon.

A fejlett számítástechnikai eszközök, és alkalmazások által nyújtott lehetőség tárháza szinte kimeríthetetlen. A R Statisztikai program több mint 8000 moduljával minden tudományterületet kiszolgál, és ingyenesen hozzáférhető. A modellek használata és az adatok lekérdezése Microsoft Excel segítségével a legcélszerűbb, és leggyorsabb. Az egyes modulok outputjai azonnal felhasználhatók a következő modul inputjaként.

A logit- és diszkriminancia-modellek előrejelzési képessége egyik évben sem produkált 93% alatti pontosságot az adott mintán. A diszkriminancia-analízis átlagosan 95,93%, a logit-modell 99,41%-os teljesítményt nyújtott. A 2011-es évben a logit-modell és a diszkriminancia-analízis egyaránt 100%-es teljesítmény nyújtott, ezt leszámítva minden évben a logit-modell kategorizálási képessége volt magasabb. Az elemzés utolsó három évében a logit-modell hibátlanul kategorizált, a csoportok teljesen elkülönültek egymástól, a két csoporton belüli elemek szórása 0 volt. **Az elemzés alapján a logit-modellt tartom érdemesnek a további vizsgálatokban történő alkalmazásra.**

A logit-módszer alkalmas volt annak meghatározására, hogy a különböző években melyek voltak azok a mutatószámok, amelyek magyarázták a csődhelyzetet. Az egyes években a modellbe bekrült mutatószámokat a *15. táblázat* tartalmazza.

Úgy gondolom, hogy a KKV-k túlnyomó része jelenleg nem használ csődmodelleket, mint pénzügyi elemzési módszert. A kis- és középvállalkozások a gazdaság motorjai, ezért szükség van a szektor számára kidolgozott, ágazatilag specifikált modellesomag létrehozására. Szükség lenne a csődmodellek, és egyéb pénzügyi elemzési és kontrolling eszközöket kiemelten kezelni a kis- és középvállalkozások stratégiájában.

15. táblázat **A logit-modellek magyarázó változói 2009-2012 években**

2009	Adózás előtti ROS
	ÜÜTE/Összes eszköz
	Készlet forgási sebesség
2010	ÜÜTE/Összes eszköz
2011	Adózott eredmény/Összes eszköz
2012	Adózás előtti ROS

Forrás: Saját szerkesztés

A dolgozat céljából annak megvizsgálást 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. Az is megállapítható, hogy ebben az elkülönítésben a logit-modell jobban használható, mint a lineáris diszkriminancia-analízis.

ÖSSZEFOGLALÁS

Az utóbbi évtizedekben a csődelőrejelzés a gazdasági élet szereplőit intenzíven foglalkoztatja. A piacgazdaságban a vállalatok be- és kilépése biztosítja a folyamatos piaci versenyt. A kutatás elkezdésekor a következő célokat tűztem ki: Megvizsgálni, hogy a számviteli beszámolók adataira építve, a pénzügyi problémákkal szembesülő vállalkozások elkülöníthetők-e az Észak-Alföldi régióban található „Élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet folytató vállalkozások esetében.

Azon pénzügyi mutatószámok meghatározása, amelyek az „Élelmiszer jellegű vegyes bolti kiskereskedelmi” tevékenységet végző vállalkozások válság-, csődhelyzetbe kerülését a legjobban magyarázhatják.

A vizsgálat eredményei 2009-ben a következők:

A 2009-ben a logit-modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, ugyanis a 67 pozitív teljesítményű cégből 67-et „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 97,67%, hozzáadott értéke 47,67%.

A 2009-ben diszkriminancia-modell túlélő kategóriára vonatkozó pontossága 97,01%-os, ugyanis a 67 túlélő 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%, hozzáadott értéke 45,34%.

Összegezve elmondható, hogy a 2009. évben a logit-modell 2,99%-kal jobban teljesít a pozitív teljesítményű csoportba való kategorizálásban, a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálás során a két modell teljesítménye megegyezik. Az összteljesítményt tekintve a logit-modell 2009-ben 2,33%-kal magasabb teljesítmény nyújt, mint a diszkriminancia-analízis.

A vizsgálat eredményei 2010-ben a következők:

2010-ben a logit-modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, ugyanis a 67 pozitív teljesítményű cégből 67-et „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága szintén 100%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 100%, hozzáadott értéke 50%. A tökéletes

csoportosításnak köszönhetően az eredeti csoportarány megmaradt 22,09%-os negatív teljesítményű, és 77,91%-os túlélő aránynak.

Az előző évhez képest a 2010-es-logit modell a pozitív teljesítményű cégek csoportosításában ugyan úgy teljesített, mint 2009-es modell, viszont a negatív teljesítményű cégeket 10,5%-kal jobban csoportosította. A 2010. évi diszkriminancia-modell besorolási pontosságának értékelésekor a ROC görbe alatti terület megegyezik a 2010. logit-modellével. A modell ugyanolyan hozzáadott értékkel rendelkezik. 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 túlélő cégből 65-öt „1”-es kategóriába sorolt be. A negatív teljesítményű cégeket figyelembe véve a modell pontossága 100%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 19-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 100%, hozzáadott értéke 50%.

Összegezve elmondható, hogy a 2010. évben a logit-modell és diszkriminancia-modell egyformán teljesít a pozitív teljesítményű csoportba és a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálás során egyaránt. A 2009-es és 2010-es modelleket összehasonlítva, a 2010-es modellek teljesítménye külön és együtt is jobb, mint a 2009-es modelleké.

A vizsgálat eredményei 2011-ben a következők:

A 2011-es logit-modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, 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%, hozzáadott értéke 50%. A 2010 és 2011-es logit-modell besorolási pontossága teljesen, statisztikai jellemzői szinte teljesen megegyeznek, miközben más-más magyarázó változókat használtak. A 2010-es modell az ÜÜTE / Összes eszköz mutatót, a 2011-es az Adózott eredmény/ Összes eszköz hányadost. Megfigyelésem alapján a cégek nem rendelkeztek pénzügyi műveletek- és rendkívüli eredményekkel, így két mutató sok esetben ugyan azt az eredményt adta.

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%, hozzáadott értéke 45,34%.

Összegezve elmondható, hogy a 2011. évben a logit-modell 2,99%-kal jobban teljesít a pozitív teljesítményű csoportba való kategorizálásban, a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálás során pedig 10,53%-kal jobb. Az összteljesítményt tekintve a logit-modell 2011-ben 4,65%-kal magasabb teljesítmény nyújt, mint a diszkriminancia-analízis. A 2009-es és 2011-es diszkriminancia-modell a besorolási teljesítményt és a hozzáadott értéket tekintve teljes mértékben megegyezik (6. és 14. ábra). A regressziós értékek szórását és eloszlását tekintve viszont a 2011-es modell gyengébb (5. és 13. ábra).

A vizsgálat eredményei 2012-ben a következők:

A 2012-es logit-modell pozitív teljesítményű kategóriára vonatkozó pontossága 100%-os, ugyanis 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%, hozzáadott értéke 50%.

A logit-modelleket besorolási pontossága megegyezik összességében és kategóriánként is a 2011-2013-as években. A felsorolt 3 évben más mutatószámokat használt a modell, ettől függetlenül 100%-os teljesítményt nyújtott. A 2009-es évben a modell besorolási pontossága 97,67%, mivel 2 céget rossz kategóriába sorolt.

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 pontossága 84,21%-os, mert a 19 negatív teljesítményű cégből csak 17-et sorolt „0”-ás kategóriába. A modell teljes pontossága mind a két kategóriát figyelembe véve 93,02%, hozzáadott értéke 43,02%.

Összegezve elmondható, hogy a 2012. évben a logit-modell 4,48%-kal jobban teljesít a pozitív teljesítményű csoportba való kategorizálásban, a negatív teljesítményű csoportba való kategorizálásnál pedig 15,79%-kal. Az összteljesítményt tekintve a logit-modell 2012-ben 6,97%-kal magasabb teljesítményt nyújt, mint a diszkriminancia-analízis. Kijelenthető továbbá, hogy a 2012-es diszkriminancia-modell nyújtja a leggyengébb teljesítményt, mind besorolási pontosság, mind hozzáadott érték tekintetében.

2010-ben a két modell egyforma teljesítményt nyújtott, a többi évben a logit-modell teljesített jobban. A további vizsgálatok során logit-modellt tartom érdemesnek a használatra.

SZAKIRODALMI JEGYZÉK

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 letöltés ideje: 2016. február 26. <http://d-nb.info/1019790032/34>

ALTMAN, E. – HOTCHKISS E (2006): Corporate Financial Distress and Bankruptcy , Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt, N. J. , John Wiley & Sons, Inc., pp. p. 5-6

ALTMAN, E. I. (1968): Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy, The Journal of Finance, Vol. 23. p. 590

BEAVER, W. H. (1966): Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, p. 71.

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.

BERG, D. (2005): Bankruptcy Prediction by Generalized Additive Models, Department of Mathematics, University of Oslo, Norway, Statistical Research Report No. 1, p. 5.

BERLINGER E. – HORVÁTH F. – VIDOVICS-DANCS Á. (2012): Tőkeáttétel ciklusok. Hitelintézeti szemle. 14. évfolyam. 1. szám. p. 1-2

BREALY, R. A. – MYERS, S. C. (1999): Modern vállalati pénzügyek. Bp. Panem Kiadó. p. 460

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; p. 103.

CSAPÓ K. (2009): A gyorsan növekvő kis- és középvállalkozások jellemzői és fejlesztési lehetőségei Magyarországon. Budapesti Corvinus Egyetem. PhD értekezés. Budapest. pp. 180. letöltés ideje: 2016. március 26. http://phd.lib.uni-corvinus.hu/436/1/csapo_krisztian.pdf

ÉKES SZ. K. (2013): A vállalati szektor csődelőrejelzésének „relativitás elmélete”. E-CONOM, Tanulmányok a gazdaság- és társadalomtudományok területéről. 2. évfolyam. 2. szám. pp. 142-143.

- HARRINGTON, D. R. (1995): Vállalatok pénzügyi elemzése. Bp. Kossuth Könyvkiadó. pp. 127-269.
- 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. p. 3-6. letöltés ideje: 2016. február 21., http://www.caseresearch.eu/upload/publikacja_plik/3459482_041.pdf
- HASHI, I. (1997): The Economics of Bankruptcy, Reorganisation and Liquidation: Russian and East European Finance and Trade, Vol. 33, pp. 6-34.
- ILLÉS I. (2009): Vállalkozások pénzügyi alapjai. Bp. Saldo Pénzügyi és Tanácsadó Zrt., pp. 199-207.
- IMRE B. (2008): Bázel II. definíciókon alapuló nemfizetés-előrejelzési modellek Magyarországi vállalati mintán (2002-2006). Ph. D. értekezés. Miskolci Egyetem. Vállalkozáselmélet és gyakorlat Ph. D. program. pp. 47-56.
- JARDIN DU P. (2010): Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: the influence of variable selection techniques on model accuracy. Munich Personal RePEc Archive, MPRA. Paper No. 44375. p.1. letöltés ideje: 2016. február 28. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/44375/1/MPRA_paper_44375.pdf
- JONES, S. – HENSHER, D.A. (2008): Advances in Credit Risk Modelling and Corporate Bankruptcy Prediction, NY.Cambridge University Press, p. 11
- 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, p. 83.
- KRISTÓF T. (2008): Gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetéseképtelenségének előrejelzése. Ph. D. értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem. Gazdálkodástani Ph.D. program. pp. 115-117. letöltés ideje: 2016. február 16. http://phd.lib.uni-corvinus.hu/370/1/kristof_tamas.pdf
- KSH (2012): A kis- és középvállalkozások helyzete hazánkban. Központi Statisztikai Hivatal. VII. évfolyam. 108. szám. pp. 1-5 letöltés ideje: 2016. február 10. <http://www.ksh.hu/docs/hun/xftp/stattukor/kkv12.pdf>
- LAÁB Á. (2011): Döntéstámogató vezetői számvitel. Bp. ComPLex Kiadó. p. 42.

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.

LIZAL, L.(2005): Determinants of Financial Distress: What Drives Bankruptcy in a Transition Economy? The Czech Republic Case. Center for Economic Research and Graduate Education and Economics Institute. Prague. pp. 6-7 letöltés ideje: 2016. február <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.598.7738&rep=rep1&type=pdf>

NYERS J. – SZABÓ L. (2003): A kis- és középvállalkozások gazdasági jellemzői, kilátásai Statisztikai Szemle. 81. évfolyam. 9. szám. pp. 775-798.

SHEATHER, J.S. (2009): A modern approach to Regression with R. Springer Science + Business Media, LLC 2009. p. 230. letöltés ideje: 2016. február 26. <http://link.springer.com/book/10.1007%2F978-0-387-09608-7>

VIRÁG M. – KRISTÓF T. – FIÁTH A. – VARSÁNYI J. (2013): Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, válságkezelés. Bp. Kossuth Kiadó, pp. 55-230.

VIRÁG M. – KRISTÓF T. (2005): Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével. Bp. Közgazdasági Szemle. LII. évf. p. 150.

VIRÁG M. (1996): Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés. BP. Kossuth Kiadó, p. 29.