

OTDK-DOLGOZAT

2015

**STATISZTIKAI MÓDSZEREK ALKALMAZÁSA A CSŐD-
ELŐREJELZÉSBEN**

**APPLICATION OF STATISTICAL METHODS FOR BANKRUPTCY
PREDICTION**

Kézirat lezárva: 2013.11.19.

Tartalomjegyzék

1.	BEVEZETÉS	1
2.	CSŐDELMÉLET, A CSŐD ÉS FELSZÁMOLÁS JOGI HÁTTERE	2
2.1	A csőd fogalmi megközelítése	2
2.2	Magyarországi törvényi szabályozás	4
3.	A CSŐD-ELŐREJELZÉS RÖVID TÖRTÉNETI ÁTTEKINTÉSE.....	6
3.1	A csőd-előrejelzés őskora	6
3.2	A többváltozós csőd-előrejelzési modellek	7
3.2.1	Többváltozós diszkriminancia analízis (MDA)	7
3.2.2	A regressziós modellezési eljárások	11
3.2.3	Rekurzív partíciónáló algoritmussal (RPA, döntési fa) készített modellek.....	13
3.2.4	A mesterséges intelligencia megjelenése és felhasználása a csőd-előrejelzésben (Neurális háló modellek)	15
3.2.5	Összefoglalás a „klasszikus” csőd-előrejelzési modellekről.....	18
3.2.6	A csőd-előrejelzésre használt további „alternatív” módszerek	19
4.	A CSŐD-ELŐREJELZÉSHEZ FELHASZNÁLT MINTA LÉTREHOZÁSÁNAK BEMUTATÁSA	25
4.1	Az adatgyűjtés folyamata	25
4.2	A mintába kerülés feltételei	29
4.3	A minta szerkezeti felépítése	30
4.4	Az adatgyűjtés nehézségei, tapasztalatok	31
4.5	A megképzett mutatószámok.....	32
4.5.1	A mutatók elemzésre való alkalmasság tétele	33
4.6	Az alkalmazott alternatív eljárás bemutatása	35
5.	ELŐVIZSGÁLATOK A MINTA ADATAIN	37
5.1	Két (független) mintás t-tesztek	37
5.2	Faktor analízis	40
5.2.1	Faktor modell a „normál” értékekre	43
5.2.2	Faktor modell a „távolság” értékekre	45
6.	A FELÉPÍTETT CSŐD-ELŐREJELZÉSI MODELLEK.....	47
6.1	Diszkriminancia analízis alapú csődmodellek	47
6.1.1	„Normál” értékekkel, az alapváltozók rendszerén	47
6.1.2	„Normál” értékekkel a faktorváltozók rendszerén	49
6.2	Logisztikus regressziós modellek.....	50
6.3	Rekurzív partíciónáló algoritmus alapján készült modellek	52
6.4	Neurális háló alapú modellek.....	54

6.5 A modellek teljesítményének kiértékeléséhez alkalmazható eljárások	56
6.5.1 Klasszifikációs mátrix	56
6.5.2 A ROC görbe	57
7. A LÉTREHOZOTT MODELLEK ÉRTÉKELÉSE	58
7.1 A „normál” értékeken alapuló modellek kiértékelése	58
7.1.1 Az egyes módszerek által a modellépítésbe bevont mutatószámok	58
7.1.2 A modellek teljesítményének értékelése	60
7.2 Csőd-előrejelzési modellek a „távolság” értékeken	64
7.2.1 Az egyes módszerek által a modellépítésbe bevont mutatószámok	64
7.2.2 A modellek teljesítményének értékelése	66
8. ÖSSZEFOGLALÁS	69
IRODALOMJEGYZÉK	71

Táblázatjegyzék

1. táblázat:	Az Altman által elvégzett F-teszt eredményei	9
2. táblázat:	Altman Z-modellje és a ZETA modell pontossága	10
3. táblázat:	Összefoglaló táblázat a bemutatott csőd-előrejelzési módszerekről.....	18
4. táblázat:	A bemutató példa alapadatai	35
5. táblázat:	A ROA mutató eltérései a működő és csődös vállalatok közt.....	35
6. táblázat:	A csődös és működő vállalatok pénzügyi mutatószámain elvégzett t-teszt eredménye.....	38
7. táblázat:	Az egyes mutatófajták fontossági sorrendje a t-teszt alapján.....	39
8. táblázat:	A „normál” értékeken elvégzett KMO és Bartlett teszt eredménye.....	43
9. táblázat:	A faktorok által magyarázott teljes varianciák aránya („normál” értékeken) ...	43
10. táblázat:	Az egyes faktorokat alkotó domináns változók („normál” értékeken)	44
11. táblázat:	A „távolság” értékeken elvégzett KMO és Bartlett teszt eredménye.....	45
12. táblázat:	A faktorok által magyarázott teljes varianciák aránya („távolság” értékeken) .	45
13. táblázat:	Az egyes faktorokat alkotó domináns változók („távolság” értékeken)	46
14. táblázat:	A diszkriminancia analízis modellbe bevont alapváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együtthatói.....	47
15. táblázat:	A diszkriminancia analízis modell szignifikanciájának tesztelése az alapváltozók rendszerén	48
16. táblázat:	A modell teljesítménye klasszifikációs mátrix alapján	49
17. táblázat:	A diszkriminancia analízis modell szignifikanciájának tesztelése a faktorváltozók rendszerén.....	49
18. táblázat:	A diszkriminancia analízis modellbe bevont faktorváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együtthatói.....	50
19. táblázat:	Az Omnibus-féle modell teszt eredménye	50
20. táblázat:	A logisztikus regresszió alapuló modellbe bevont alapváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együtthatói.....	51
21. táblázat:	A logisztikus regresszió alapuló modellbe bevont faktorváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együtthatói.....	52
22. táblázat:	A klasszifikációs mátrix felépítése.....	56
23. táblázat:	A „normál” értékeken alapuló modellépítésbe bevont változók fontossági sorrendben	58
24. táblázat:	Az egyes mutatófajták fontossági sorrendje a t-teszt alapján	59
25. táblázat:	A minta felbontása tanuló és tesztelő részmintára	61
26. táblázat:	A klasszifikációs mátrixok összegzése a „normál” értékek alapján	61
27. táblázat:	A „távolság” értékeken alapuló modellépítésbe bevont változók fontossági sorrendben	64
28. táblázat:	A klasszifikációs mátrixok összegzése a „távolság” értékek alapján	66

Ábrajegyzék

1. ábra: A diszkriminancia analízis grafikus modellje kétváltozós esetre.....	7
2. ábra: A logisztikus regresszió besorolási szabálya	12
3. ábra: Frydman-Altman-Kao eredeti tanulmányában szereplő egyik döntési fa	14
4. ábra: A neuron működése.....	15
5. ábra: Egy háromrétegű neurális háló felépítése	16
6. ábra: A neurális hálók tanulása a backpropagation eljárással	17
7. ábra: Az adatgyűjtés folyamata.....	26
8. ábra: A mintában szereplő vállalatok megoszlása szektorális bontásban	31
9. ábra: A „normál” értékeken vett alapváltozók rendszerén létrehozott döntési fa (a tanuló minta alapján)	53
10. ábra: A „normál” értékekből képzett faktorváltozókból felépülő neurális háló felépítése	54
11. ábra: A ROC görbe felépítése.....	57

1. BEVEZETÉS

A piacgazdasági működés törvényszerűségei közé tartozik a vállalkozások keletkezése és megszűnése. Minthogy a vállalkozások megszűnése jelentős gazdasági és társadalmi kihatással is bír, így ezen események kiváltó okainak elemzése és amennyiben lehetséges úgy a bekövetkezésük előrejelzése rendkívül fontos feladat.

A kutatás témája, a csőd-előrejelzés, egy örökzöld kutatási téma vállalati pénzügyekben. A téma fontosságát a gyakorlati felhasználása adja. Az egyes vállalatok csődbe kerülésének előrejelzése ugyan eltérő mértékben, de a piac minden szereplője számára fontos lehet. Különböző csőd-előrejelzési eljárásokat használnak többek közt az egyes hitelintézetek és nemzetközi hitelminősítő intézmények is.

A kutatás célja, egy olyan közvetlen versenytársi összehasonlításon alapuló adat-transzformációs eljárás kialakítása és tesztelése, melynek segítségével javítható a „klasszikus” csőd-előrejelzési modellek teljesítménye.

További célként fogalmazódott meg a csőd kialakulásában legnagyobb szerepet betöltő tényezők azonosítása, illetve a létrehozott klasszikus és saját fejlesztésű modellek előrejelzési pontosságának vizsgálata.

Témaválasztásom legfőbb oka, hogy a csőd-előrejelzés egy igen dinamikusan fejlődő területe a vállalati pénzügyeknek; nap, mint nap kerülnek nyilvánosságra új gondolatok, új módszertani eljárások, így mindig van mit tanulni, van mit olvasni a témában. Mivel nem egy kiforrott és egzakt tudományágról van szó, így lehetőséget láttam benne saját kreativitásom kiélésére, valamint valami „saját”, valami egyedi létrehozására.

A dolgozat mottója, egyben dr. Sinkovics Alfréd ars poeticája: „Az adatok tanítanak minket.”

2. CSŐDELMÉLET, A CSŐD ÉS FELSZÁMOLÁS JOGI HÁTTERE

2.1 A csőd fogalmi megközelítése

A szakirodalomban nincs egységes állásfoglalás arra vonatkozóan, hogy pontosan mi is a csőd, illetve a csődesemény. Szinte minden kutató másképp definiálja, más események bekövetkezésétől számítja a csődesemény kezdetét.

A csőd-előrejelzés és csődkutatás egyik legnagyobb alakja, Edward I. Altman öt féle csőd megközelítést különböztet meg.

- **gazdasági**
 - gazdasági értelemben akkor beszélhetünk csődről, ha az egy adott vállalkozásba befektetett tőke hozama tartósan és jelentősen elmarad a hasonló profilú vállalkozásokénál;
- **üzleti**
 - jellemzője a működés felfüggesztése, a végrehajtási eljárások, árverezések megjelenése, végső esetben a végelszámolás, további jellemzői a bejövő számlák késedelmes vagy ki nem fizetése és a hitelezőkkel kötött kompromisszumok megjelenése;
- **technikai**
 - akkor áll be a technikai csőd, amikor a vállalatnak nincs elég likviditása az esedékes rövid lejáratú kötelezettségeinek teljesítésére (számlák, adósságszolgálat, stb...);
- **számviteli**
 - amikor a vállalat piaci értéken (valós) értékelt kötelezettségei meghaladják az eszközei piaci értékét, tehát amikor a saját tőke piaci értéke negatív;
- **jogi**
 - a pénzügyi nehézségek, a fizetéseképtelenség hivatalos, jogi úton történő deklarálása; a csődeljárás vagy a felszámolási eljárás kezdő időpontja. (Kristóf [2008a])

Általánosságban annyit biztosan állíthatunk, hogy a csőd egy válsághelyzet következménye. A válsághelyzetek kialakulásának is több oka ismert, a válságokat tulajdonságaik alapján szintén többféleképpen lehet csoportosítani:

- **a kiváltó okok szerint**
 - külső (a vállalkozás ezekre nem vagy csak csekély ráhatással lehet)
 - belső (a vállalkozás adottságai, melyet a vezetők döntései is befolyásolnak)
- **a kialakult válság terjedelme szerint**
 - elszigetelhető (pl.: egy jól körülhatárolható működési területet érint)
 - általános (az egész szervezetre kiterjed)
- **a válság felismerhetősége alapján**
 - lappangó (általában a válság első szakasza, nehéz felismerni)
 - nyílt (minden érintett számára nyilvánvaló)
- **válság kifejlődésének időtartama szerint**
 - rákos (lassú kifejlődési idő jellemzi, nehéz felismerni, és ha kifejlődött, nehéz kezelni)
 - robbanásos (hirtelen alakul ki és általában nem megelőzhető, gyakran külső tényező okozza)
- **időbeli hatás alapján**
 - operatív (rövid távon fenyegeti a vállalkozást)
 - stratégiai (hosszú távú fenyegetést jelent, jellemző okai, hogy a vállalkozás stratégiája nem illeszkedik a környezet adta lehetőségeihez, illetve a stratégia a vállalat belső adottságai miatt nem valósítható meg)
- **pénzügyi okok alapján**
 - eredmény (a vállalkozás jövedelmezősége, forgalma csökken)
 - likviditási (a vállalkozás a lejáró fizetési kötelezettségeinek nem tud eleget tenni, pénzeszközök hiánya) (Kotormán, [2009])

Az egyes válsághelyzetekre jellemző, hogy ha nem, vagy csak túl későn veszik észre és nem a megfelelő eszközökkel próbálják elhárítani, úgy csődhöz, a vállalkozás megszűnéséhez vezethet.

A pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalatok lehetőségei, megszűnése

A gazdasági életben általában azok a vállalatok maradnak fenn, akik képesek eszközeiket

hatékonyan működtetni és az általuk megtermelt hozam nagysága meghaladja a forrásszerzés költségeit. Azok a vállalatok, amelyeknél nem érvényesülnek ezek a feltételek, kiszorulnak a piacról. A piac elhagyása során nem csak a tulajdonosnak, de az összes partnernek keletkezik valamiféle vesztesége, ugyanis a megszűnő vállalatok szállítói piacot; a vevők beszállítókat; a munkavállalóik pedig munkahelyet vesztenek, és ezzel növelik a társadalmi költségeket. (Deliné dr. Pálinkó [2002])

Hatékony piacot feltételezve, amennyiben a vállalat likvidációs (felszámolási) értéke meghaladja a vállalat továbbműködési értékét úgy a vállalat kivonul a piacról. Azonban nem mindegy, hogy a piacról való kilépést mely érdekcsoport képviselői (tulajdonosok, hitelezők) kezdeményezik. Amennyiben egy tulajdonosi döntés során hagyja el a piacot a vállalat, úgy az végelszámolásnak minősül és úgy is szűnik meg, ellenkező esetben (ha az adós kezdeményezi a piac elhagyását) felszámolási eljárás kezdődik.

Csődelkerülő eljárásra (reorganizációra) abban az esetben kerülhet sor, ha a pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalat hitelezői magasabbra becsülik a vállalat továbbműködési értékét, mint a jelenlegi likvidációs értékét. Ebben az esetben hajlandóak lemondani követelésük egy részéről, illetve azokat a tulajdonosokkal kötött megállapodás alapján átütemezik, kiváltják.

2.2 Magyarországi törvényi szabályozás

Magyarországon a többször módosított 1991. évi XLIX. törvény szabályozza a csőd- és felszámolási eljárásokat. A törvényi szabályozás deklarált célja a „[...] fizetéseképtelenséggel fenyegető helyzetben lévő vagy fizetéseképtelen gazdálkodó szervezetek adósságának csődeljárásban, hitelezőkkel való egyezségkötéssel történő rendezése, ha pedig ez nem lehetséges, a fizetéseképtelen gazdálkodó szervezetek felszámolás útján való megszüntetése és a hitelezői érdekek védelme”

A magyar szabályozás értelmében a pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalatok vagy csődeljárás alá kerülnek és esetlegesen tovább működnek vagy pedig végelszámolással¹ illetve felszámolással megszűnnek.

¹ 2006. évi V. törvény szabályozza a végelszámolást

Mivel a végelszámolási eljárás megindítását a piaci szereplők közvetlenül nem kezdeményezhetik, így a további vizsgálatoknál (így például a későbbi előrejelzéseket megalapozó minta felépítésénél) nem kerülnek figyelembe vételre.

„(2)A csődeljárás olyan eljárás, amelynek során az adós - a csődegyezés megkötése érdekében - fizetési haladékot kap, és csődegyezés megkötésére tesz kísérletet.

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

A csődeljárás célja a pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalat reorganizációja és a normál üzletmenet helyreállítása, ennek érdekében az adós számára fizetési haladék (moratórium) biztosítása. Az eljárásnak alapvetően két kimenetele lehet: egyezséggel vagy egyezés nélkül fejeződhet be. Ha nem jön létre a csődegyezés vagy nem a törvénynek megfelelően, úgy az eljárás megszűnik és egy felszámolási eljárás kezdődik meg, ekkor a bíróság a fizetéseképtelenséget hivatalból állapítja meg. A csődeljárást megindíthatja az adós, illetve a hitelező is. A csődeljárás lényegében a klasszikus reorganizációnak, csődelkerülő eljárásnak tekinthető.

A felszámolási eljárás célja a fizetéseképtelen adós (jogutód nélküli) megszüntetése úgy, hogy az eljárás során a hitelezőket a törvényben meghatározott sorrendben elégítsék ki. A felszámolási eljárás alapvetően kérelem alapján vagy hivatalból indulhat meg. Kérelem alapján megindíthatja az eljárást az adós, a végelszámoló, illetve a hitelező. Hivatalból indulhat meg az eljárás a sikertelen csődeljárás miatt, cégbíróági értesítés alapján (törlési eljárás vagy megszűntnek deklarálás miatt), továbbá a büntetőügyben eljáró bírósági értesítés miatt. A nemzetközi gyakorlat alapján a magyar felszámolási eljárás megfeleltethető a nemzetközi, közgazdasági értelemben vett csődeljárásnak.

A továbbiakban a közgazdasági fogalmak kerülnek felhasználásra, amennyiben mégsem, ott külön jelezni fogom az eltérést.

3. A CSŐD-ELŐREJELZÉS RÖVID TÖRTÉNETI ÁTTEKINTÉSE

3.1 A csőd-előrejelzés őskora²

A csőd-előrejelzés, mint a vállalati pénzügyek egyik kiemelt témaköre az 1960-as évek végén került a kutatások középpontjába, ekkortól kezdett dinamikusan fejlődni ez a tudományág. Ugyan már az 1930-as évek elején is jelentek meg különböző tanulmányok a témában³, ám ezek inkább egyfajta előfutárként szolgáltak, mintegy megágyaztak a későbbi kutatásoknak. Az akkori technikai fejlettség, számítási kapacitás azonban még nem tette lehetővé a bonyolult statisztikai modellek kiépítését, így ezek a tanulmányok első sorban egy-egy pénzügyi mutatószám kiemelt vizsgálatát tartalmazták. Az alapelv az volt, hogy a vizsgálat alapját képező mintát csődös és működő vállalatokra osztották és ezek pénzügyi mutatószámait hasonlították össze. A két csoport pénzügyi mutatóinak a különbözőségeit nézték, illetve azok szignifikanciáját.

A csődbe ment és tovább működő vállalatok közt a legnagyobb különbségeket a különböző likviditási mutatókban találták, így a likviditási gondokat találták a legjellemzőbb csődfaktoroknak. További felhasznált mutatók voltak: jegyzett tőke/nettó árbevétel, jegyzett tőke/befektetett eszközök, összes adósság/jegyzett tőke, forgótőke/összes eszköz. A jegyzett tőke alapú mutatók széleskörű felhasználása igazodik az akkori általános tőkeszerkezethez, ugyanis a külső, kamattal terhelt források aránya még jóval alacsonyabb volt a manapság általánosan elfogadottnál. A szakértők az eredményeket első sorban figyelmeztető jeleknek tekintették és vállalati teljesítmény-értékelésre használták.

Igaz, hogy ezek az egyváltozós elemzések statisztikailag nem tartoznak a legfejlettebb, legpontosabb előrejelző módszerek közé, mégis úgy gondolom, hogy az ezekből levont következtetések a későbbi elemzésekben hasznos támpontokat nyújthatnak. Ennek megfelelően a hasonló típusú elemzések a dolgozat készítése során kiegészítő szerepet kaptak.

² Az alfejezet (Imre [2008] pp. 4-6) alapján készült.

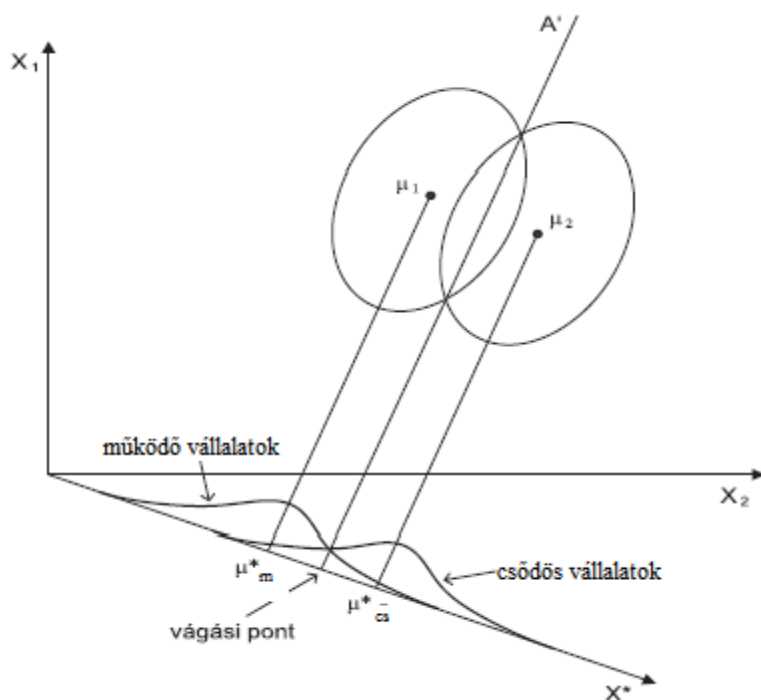
³ Fitzpatrick [1932]

3.2 A többváltozós csőd-előrejelzési modellek

3.2.1 Többváltozós diszkriminancia analízis (MDA)

Az első összetettebb statisztikai eszközökre épülő csőd-előrejelzési modellek Altman 1968-as tanulmánya után, annak hatására kezdtek el kifejlődni. A csőd-előrejelzés fejlődésében betöltött meghatározó szerepét mi sem bizonyítja jobba, mint hogy az 1968-as tanulmánya után gombamód szaporodni kezdtek a modellek. Az 1970-es években 28; az 1980-as években 53; az 1990-es években 70 különböző modellt építettek fel az egyes kutatók.

A diszkriminancia analízis lényege



1. ábra: A diszkriminancia analízis grafikus modellje kétváltozós esetre

Forrás: saját szerkesztés Oravecz [2007]) alapján

A diszkriminancia analízis célja adott számú változó olyan lineáris kombinációinak előállítása, amelyek a lehető legjobban elkülönítik az ismert csoportokat úgy, hogy minél kevesebb eset maradjon a nem megfelelő csoportban.

Ha például feltételezzük, hogy X_1 tengelyen jelöljük a ROA⁴ nagyságát, X_2 tengelyen pedig a kötelezettségek arányát, akkor egy nagyon egyszerű, két magyarázó változós modellt építünk

⁴ Adózott eredmény/ összes eszköz

fel. A redukált teret jelző egyenesen (X^*) megkapjuk a működő és csődös vállalatok eloszlását, valamint azt a vágási pontot (cut-off pont), amely kettévágja az átfedő területeket. A pontcsoportok területének átfedései azokat az eseteket jelzik, amelyeknél a legnagyobb a bizonytalanság a besorolással kapcsolatban. Az ábrából a besorolás során elkövethető két hiba is azonosítható, a csődös vállalatok eloszlását mutató függvénynek a cut-off ponttól balra fekvő része mutatja a másodfajú hibát (a csődös vállalatot tévesen működőnek kategorizálta a modell) és ehhez hasonlóan a működő vállalatok eloszlását jelző függvénynek a cut-off ponttól jobbra fekvő része mutatja az elsőfajú hibát (a működő vállalatot tévesen csődösnek kategorizálta a modell).

Altman 1968-ban megalkotta máig meghatározó, többváltozós diszkriminancia analízisen alapuló Z-modelljét, melyben 66 közepes méretű ipari vállalatot (33 csődös és 33 működő) hasonlított össze, az 1946 és 1965 közti időszakból. A diszkriminancia analízis segítségével megalkotott egy lineáris függvényt, melybe, ha behelyettesítjük a felhasznált mutatószámokat és meghatározzuk a függvény értékét, úgy eldönthetjük, hogy az adott vállalat egy éven belül csődbe megy-e vagy sem. Ezzel a modellel Altman 95%-os pontossággal tudta besorolni mintája vállalatait egy évre előre. Fontosnak tartom megjegyezni, hogy amikor egy tesztelő (hold-out) mintán is kipróbálták a modellt a helyes besorolások aránya 79%-ra esett vissza. (Bellovary, Giacomino, Akers, [2007])

Az altmani Z-modell:

$Z = 0,012 \cdot X_1 + 0,014 \cdot X_2 + 0,033 \cdot X_3 + 0,006 \cdot X_4 + 0,999 \cdot X_5$, ahol

X_1 : Forgótőke / Összes Eszköz (Working Capital / Total Assets)

X_2 : Visszaforgatott Nyereség / Összes Eszköz (Retained Earnings / Total Assets)

X_3 : EBIT (adózás és kamatfizetés előtti eredmény) / Összes Eszköz (EBIT / Total Assets)

X_4 : Részvénytőke Piaci Értéke / Összes Adósság (Market value equity / Book Value of Total Debts)

X_5 : Nettó Árbevétel / Összes Eszköz (Sales / Total Assets)

Az ún. Z értéket kiszámítva és a cut-off ponttal⁵ összehasonlítva adódik, hogy

- ha $Z < 1,81$ akkor várhatóan egy éven belül bekövetkezik a csőd
- ha $1,81 < Z < 2,99$ akkor a vállalat a „szürke” zónába tartozik, ami azt jelenti, hogy további vizsgálódások szükségesek, mert ebben az osztályközben igen gyakori a modell által elkövetett helytelen besorolás

⁵ Az a pont, melyre, ha a vállalatok Z értékét meghatározzuk a modell csődös vagy működő vállalatnak titulálja.

- ha $2,99 < Z$ a vállalat nagy valószínűséggel biztonságban van a következő egy évben. (Altman, [1968])

Mint látható a modellben két tőkeszerkezeti, egy eszköz-arányos jövedelmezőségi, egy forgási sebesség, és egy piaci érték mutató szerepel. Altman az egyes mutatószámokat szakértői megfontolás, illetve a szakirodalmi előfordulások gyakorisága alapján választotta ki. Eredetileg 22 változót vizsgált, azonban úgy találta, ha mind a 22 változót beépíti a modellbe, úgy nem kap szignifikánsabb jobb eredményeket, mint amiket az egyváltozós elemzésekkel lehet elérni, így inkább a legjobb mutató-együttállásokat kereste.

Az Altman által elvégzett F-teszt⁶ eredményei

1. táblázat

Mutatószám	F-érték	Rangsor
X1 Forgótőke / Összes Eszköz	32,6	3
X2 Visszaforgatott Nyereség / Összes Eszköz	58,86	1
X3 EBIT / Összes Eszköz	26,56	4
X4 Részvények Piaci Értéke / Összes Adósság	33,26	2
X5 Nettó Árbevétel / Összes Eszköz	2,84 ⁷	5

Forrás: Altman, [1968] alapján

A táblázat alapján az a következtetés vonható le, hogy az elmúlt évek (visszaforgatott) nyeresége/vesztesége bír a legnagyobb megkülönböztető erővel.

A Z-modell alapján véve a tőzsdére bevezetett ipari cégeken volt alkalmazható, mivel az egyik mutatójának számlálójában szerepel a részvények piaci értéke. Altman és Lorris egy későbbi tanulmányukban orvosolják ezt a hiányosságot (1976) és közös modelljük immár nem tőzsdei (OTC) vállalatoknál is alkalmazható. (Altman, Loris,[1976])

A modell következő lényegesebb átdolgozására 1977-ben került sor. Az új ZETA modellt Altman két szerzőtársával Haldemannel és Narayannal készítette el. (Altman [2000]) Az eredeti modell továbbfejlesztésére három ok miatt került sor: (Imre [2008] gyűjtése alapján)

- a 70-es években jelentős világgazdasági változások következtek be (többek közt az

⁶ A diszkriminancia analízis során használt kiegészítő elemző módszer, mely lehetőséget teremt arra, hogy az egyes mutatók fontossági szerepe, diszkrimináló erejének sorrendje is kimutatható legyen.

⁷ A mutató nem bizonyult szignifikánsnak (1%-os szignifikancia szinten)

olajválság), a megváltozott gazdasági környezet hatására egyre több nagyvállalat is csődbe került, ennek következtében már nem csak a kis, hanem a nagyvállalatokra is célszerű volt kiterjeszteni az előrejelzési modelleket;

- ugyanezen okok miatt már nem csak az ipari, hanem a kereskedelmi vállalatokra is érdemes volt kiterjeszteni a modellt;
- továbbá igazodni kellett az időközben bekövetkezett számviteli változásokhoz is.

A modell az eredeti 22 változó (mutatószám) helyett immáron 27 változóval dolgozott. Az eredeti változókat nem csak bővítették, de jó néhányat meg is változtattak. A modell egy évre előre a működő vállalatokat 91,4%-ban, míg a csődös vállalatokat 92,5%-ban tudta helyesen besorolni. (Bellovary, Giacomino, Akers [2007]) Ez némileg gyengébb teljesítményt mutat, ám ha nagyobb időtávon vizsgáljuk a besorolási pontosságot, úgy jelentős előrelépést fedezhetünk fel. A ZETA modell tehát hosszú távra pontosabb előrejelzést tesz lehetővé.

Altman Z-modellje és a ZETA modell pontossága

2. táblázat

Évek száma	Z-modell	ZETA modell
1. év	95,00%	92,80%
2. év	72,00%	89,10%
3. év	48,00%	83,30%
4. év	29,00%	79,30%
5. év	36,00%	76,60%

Forrás: (Imre [2008] p. 13)

További újítása volt a ZETA modellnek, hogy a cut-off value meghatározásánál figyelembe vették az egyes elkövethető besorolási hibáknak (elsődleges, másodlagos) más és más a gazdasági költsége. Elméletileg alátámasztott volt ez a gondolat, ugyanakkor a vizsgálataik során ezt nem tudták igazolni.

A későbbiek során a diszkriminancia analízisen alapuló modelleket (MDA, LDA) leginkább az újabb modellek teljesítményének a meghatározására használták (összehasonlítások formájában), ám egyszerűsége miatt a mai napig igen elterjedt csőd-előrejelzési módszernek számít.

3.2.2 A regressziós modellezési eljárások

Az első, logisztikus regresszió alapuló modellt James A. Ohlson publikálta 1980-ban. Az eljárás annyira forradalmi volt, hogy a 80-as évek meghatározó csőd-előrejelzési módszere lett, illetve a 90-es évek közepéig a leggyakrabban használt eljárás volt.

A logisztikus regressziós eljárás (logit) és közeli rokona a probit analízis feltételes valószínűségeken alapuló modellek. Nagy előnyük a diszkriminancia analízissel szemben, hogy lényegesen kevesebb megkövetést igényelnek és kiváló eszközök a magyarázó változók és egy bináris változó közti kapcsolat leírására. (Kristóf [2005]) A modellek kiépítése alapján a csődbejutás valószínűségét könnyebb becsülni, később ez alapján lehet kategorizálni az egyes vállalatokat. Ez a felhasználásukat is megkönnyíti, hiszen kockázatkezelési szempontból a valószínűségeket könnyebb alkalmazni, mint az altmani Z értéket.

Ohlson egy 2163 iparvállalatból álló mintából építette fel új modelljét. A modellben 105 csődös vállalat szerepelt. Látható, hogy a diszkriminancia analízisen alapuló modellekkel ellentétben, a mintában szereplő csődös és működő vállalatok aránya nem közel 50-50%, hanem attól lényegesen eltérő. Ezzel Ohlson azt is figyelembe vette, hogy a csődbe ment vállalatok aránya az összes vállalaton belül sokkal kisebb, így ezzel a modellel általános következtetések is levonhatók lesznek.

Ohlson modellje kilenc magyarázó változót tartalmazott, melyeket Altmanhoz hasonló módszerrel, a szakirodalmi előfordulások gyakoriságaival választott ki. A felhasznált változók:

- Méret (az adott vállalat GNP index- szel -1968-as bázison - korrigált mérlegfőösszegének a logaritmus)
- Összes Kötelezettség / Összes Eszköz
- Működő Tőke / Összes Eszköz
- Rövid lejáratú kötelezettségek / Összes Eszköz
- „Dummy1” változó (melynek értéke 1, ha az összes kötelezettség meghaladja az összes eszköz értékét, 0 egyéb esetben)
- Nettó Eredmény⁸ / Összes Eszköz
- Működési Jövedelem / Összes Kötelezettség

⁸ Gyakorlatilag adózott eredmény

- „Dummy2” változó (melynek értéke 1, ha a nettó eredmény negatív volt az elmúlt két évben és 0 egyéb esetben)
- Nettó Eredmény változása. (Ohlson, [1980])

A logisztikus regressziós modell matematikai alakja

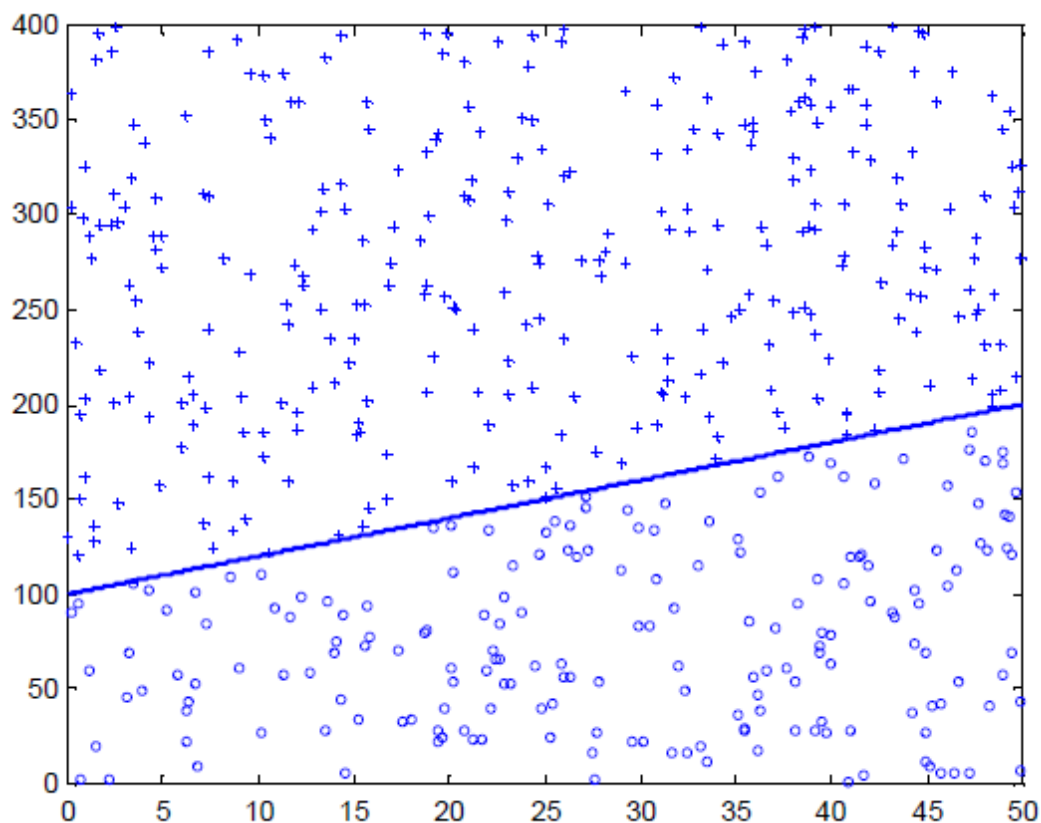
$$P(\text{működő}) = \frac{e^Z}{1 + e^Z} = \frac{e^{\beta_0 + \sum(\beta_j * X_j)}}{1 + e^{\beta_0 + \sum(\beta_j * X_j)}}$$

ahol

β_j regressziós paraméter

X_j a magyarázó változók (pénzügyi mutatószámok)

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



2. ábra: A logisztikus regresszió besorolási szabálya

Forrás: (Keskin Benli, Branch, Wang, [2008] p. 33.)

A képen a működő (túlélő) vállalatok kereszttel, míg a csődbe jutott vállalatok körrel vannak jelölve. A képen látható egyenes a döntési határt mutatja, egyenlete

$$\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 = 0$$

Ez azt jelenti, hogy a logisztikus regresszió modell az egyenes feletti vállalatokat működőnek, míg az egyenes alattiakat csődösnek titulálja.

Ohlson a reprezentatívnak tekinthető mintán összesen 82,9%-os helyes besorolási arányt ért el, 12,4%-os elsőfajú és 17,4%-os másodfajú hibaarány mellett.

A regressziós modellek másik nagy csoportját a probit analízist használó modellek alkotják. A probit analízis csőd-előrejelzésben való felhasználása Mark E. Zmijewski 1984-es tanulmánya után kezdett el fejlődni. A későbbiek során azonban nem terjedt el annyira, mint az ohlsoni logit analízis, mivel alkalmazása nehezebb.

3.2.3 Rekurzív partíciónáló algoritmussal (RPA, döntési fa) készített modellek

Az RPA-k már nem a klasszikus, parametrikus statisztikai módszerek közé sorolhatók be, hanem a szimulációs eljárások családjának tagja. Az RPA-t csőd-előrejelzésre először a H. Frydman - E. I. Altman – D. Kao szerző trió alkalmazta 1985-ben. Ebben a tanulmányukban nem csak egy új klasszifikációs eljárást mutattak be, hanem össze is hasonlították az eljárás teljesítményét a diszkriminancia analízis alapú modellével. (Frydman, Altman, Kao [1985])

Az RPA működésének lényege:

”Az algoritmus a mintafelismerésen alapul, vagyis a mintában megfigyelhető jelenségek alapján döntési szabályok sorozatát határozza meg az egyes tulajdonságokra, majd ezekre alapozva osztja csoportokba a minta elemeit. Ezeket a szabályokat binárisan kifejezhető relációkkal fogalmazza meg (igen-nem, kisebb-nagyobb, stb.), így teszi lehetővé a szabályok fa struktúrában való ábrázolását. Az egyes döntési pontokon a minta mindig kétfelé válik az adott szempont alapján.” (Imre B. [2008] p. 50)

A döntési fák így egyesítik az egy- és többváltozós elemzési eljárásokat. Ugyan egy-egy döntési (hasítási) pontnál csak egy változót vesz figyelembe a modell, a továbbiakban azonban már más meghatározott változó alapján történik a hasítás.

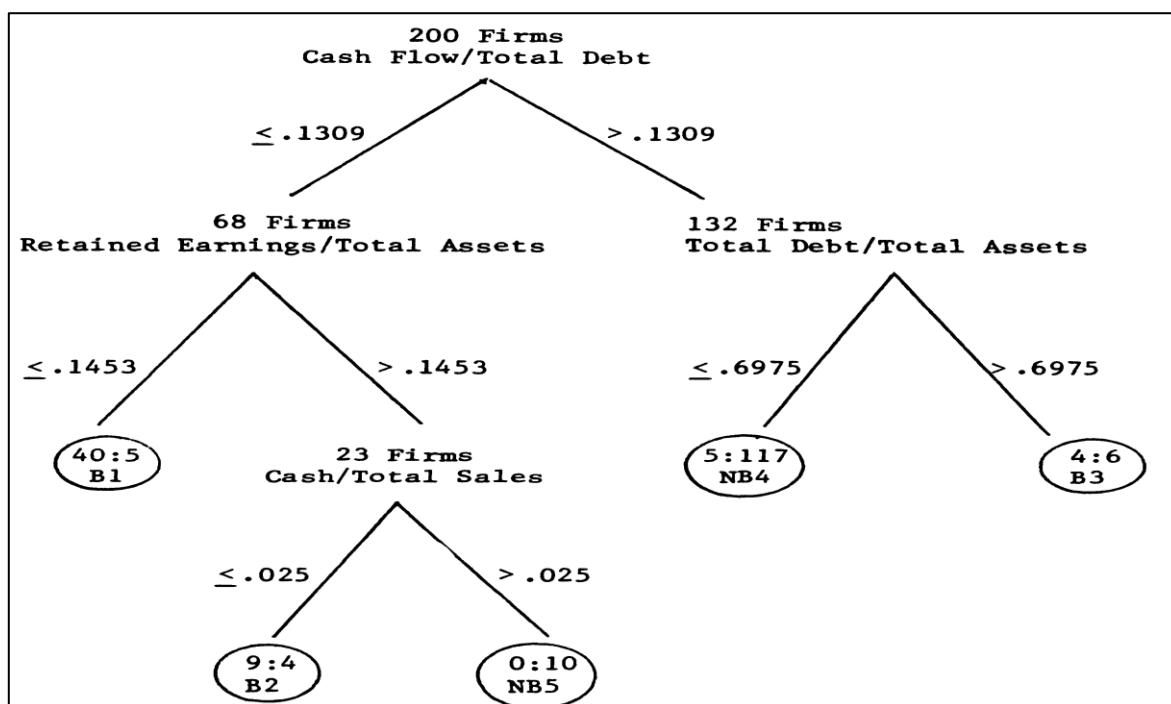
„A döntési fa egy speciális gráf, mely ágakból és az ágakon csomópontokból (node) áll. A

gyökérből (root)⁹ indulva felosztó szabályokat képez: divizív eljárás. A szabályok rendszere hierarchikus.” (Jánosa, [2011] p. 265)

Az egyes hasítási pontok meghatározásának lényege: „[Az algoritmus] Egyesével megvizsgálja a változókat és az összes lehetséges kétfelé osztást, majd kijelöli azt a változót, amelyik a legkisebb hibát követi el az osztályok elválasztásakor, vagyis amelyik legjobban növeli a homogenitást.

A homogenitás meghatározásánál a modell azt veszi alapul, hogy a felépítendő modellnél a csoportokon belüli variancia minél kisebb, míg a csoportok közötti variancia minél nagyobb legyen.” (Imre, [2008] p. 51-52)

A döntési fa modellek egy nagy előnye, hogy igen egyszerűen algoritmizálhatók ez a számítógépes felhasználást is nagyon megkönnyíti, hátránya viszont, hogy fennáll a tanulási mintára való túlzott specializálódás, a túltanulás veszélye. A döntési fákat több módon is ábrázolhatjuk: a leggyakoribb a fa-alak (lásd. 3. ábra), azonban ha túl terjedelmes a fánk, akkor célszerű táblázatos alakban megadni.



3. ábra: Frydman-Altman-Kao eredeti tanulmányában szereplő egyik döntési fa

forrás: (Frydman,, Altman, Kao [1985] p. 272)

A Frydman-Altman-Kao tanulmány igen kiemelkedő eredményeket hozott, a diszkriminancia

⁹ A gyökér tartalmazza a teljes mintát, annak minden elemét

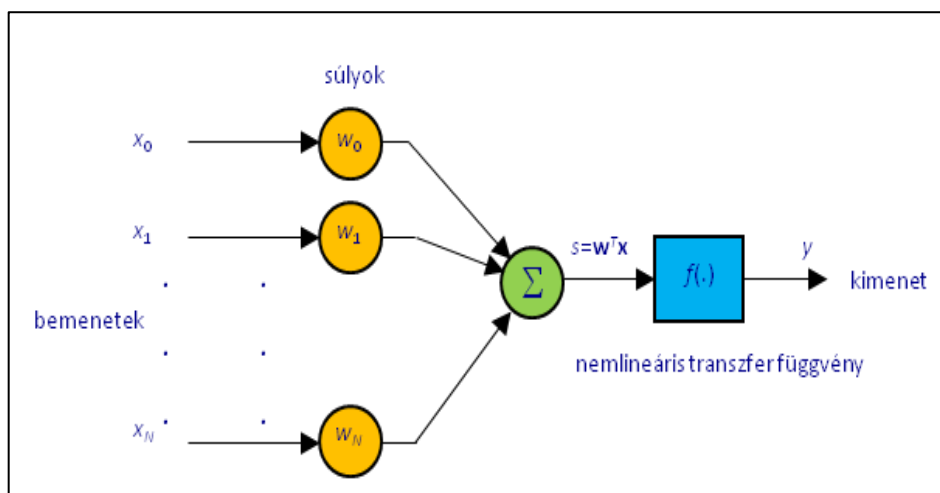
analízisen túltett, ami az összesített besorolási pontosságot illeti. A modell összességében 94%-ban sorolta be helyesen a vállalatokat, azonban hozzá kell tenni, hogy a működő vállalatoknál ez az arány 99%, míg -az előrejelzés szempontjából fontosabb- csődös vállalatoknál mindössze 84% volt.

3.2.4 A mesterséges intelligencia megjelenése és felhasználása a csőd-előrejelzésben (Neurális háló modellek)

A neurális hálót csőd-előrejelzésre először Odom és Sharda alkalmazta, melynek eredményeit 1990-ben hozták nyilvánosságra tanulmányukban. Odom és Sharda felülvizsgálta Altman 1968-as tanulmányát, pontosabban az ott alkalmazott öt mutatószámot használta fel a modell építése során, melyet egy 74 vállalatból álló mintán teszteltek és ennek eredményeit összevetették a diszkriminancia analízissel.

A kapott eredmények megdöbbentőek voltak. A neurális háló nagymértékben felülmúlta a diszkriminancia analízist, és tökéletes besorolást is elértek. Vagyis minden egyes vállalatot helyesen soroltak be. Egy tesztelési (hold-out) mintán is lefuttatták a neurális háló modellt, ahol az szintén felülmúlta a diszkriminancia analízist, ugyanis a modell számára ismeretlen mintán 82%-os pontossággal azonosította a csődös vállalatokat, míg a diszkriminancia analízis csak 60%-os teljesítményt nyújtott. (Odom, Sharda [1990])

A neurális hálók lényegében megpróbálják leutánozni a biológiai idegrendszerek információ-felvételének és feldolgozásának a folyamatát, tehát nem algoritmikus

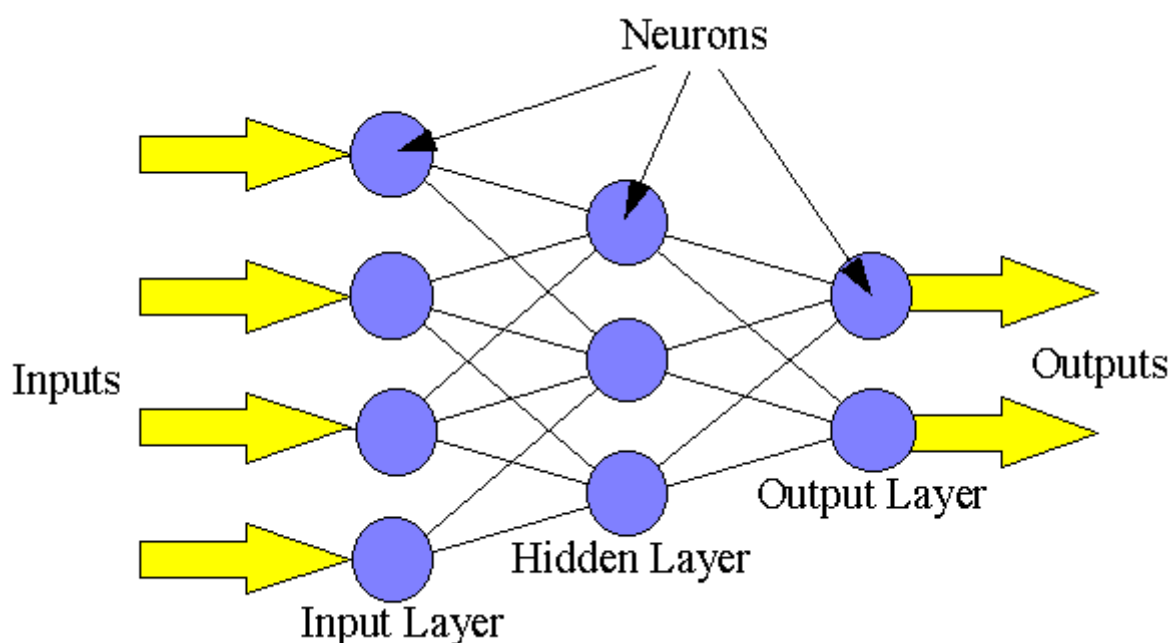


4. ábra: A neuron működése

Forrás: (Altrichter, et. al. [2006])

eljárásokkal, hanem tanulás útján lesznek képesek arra, hogy bizonyos feladatokat el tudjanak végezni.

A neurális hálók alapját az elemi neuronok adják. A neuron egy olyan több-bemenetű, egy-kimenetű eszköz, mely az inputokat valamilyen választott nemlineáris leképzéssel outputokká alakítja. A leképzést készítő nemlineáris függvényt nevezzük aktivációs függvénynek. (Altrichter, et. al. [2006])



5. ábra: Egy háromrétegű neurális háló felépítése

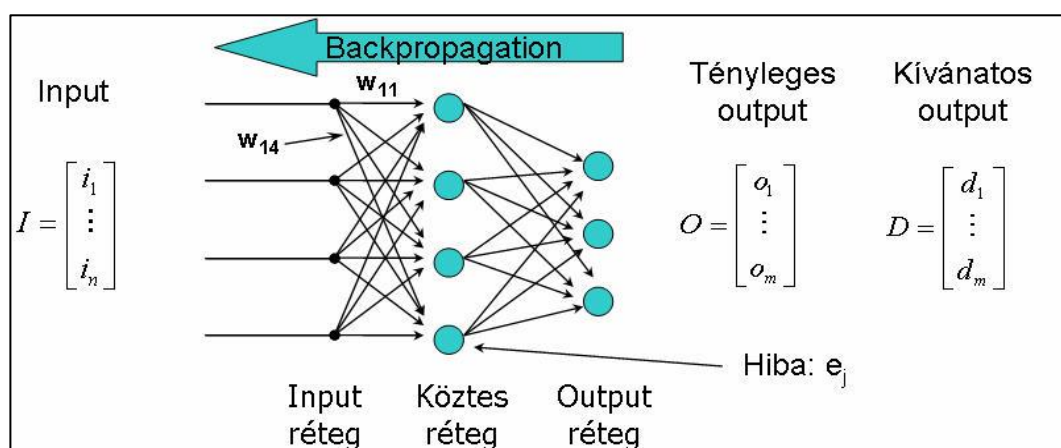
Forrás: <http://www2.mit.bme.hu/>

„A neurális háló neuronok olyan rendszere, amely n bemenettel és m kimenettel rendelkezik ($n, m > 0$), és amely az n -dimenziós bemeneti vektorokat m -dimenziós kimeneti vektorokká alakítja át az információfeldolgozás során. A neuronok összekapcsolásának módja minden háló esetében más és más. A neuronok rétegekbe szerveződnek.” (Kristóf [2008a] p.63)

Az 5. ábra egy háromrétegű (bemeneti, rejtett, kimeneti) neurális háló stilizált szerkezeti felépítését mutatja. Az ilyen típusú hálózatok tanítására bevett módszer a backpropagation eljárás.

A csőd-előrejelzés során az input réteg neuronjai tartalmazzák az ismert információkat, az egyes megadott változókat. Az input neuronok kapcsolatban vannak a köztes réteggel, a kapcsolatok fontosságuk szerint súlyozva vannak és a tanulás lényege, hogy a köztes réteg súlyai folyamatosan változnak a tanulási időszak alatt. A következő szinten az összes köztes rétegbeli neuron kapcsolatban van az output neuronnal (csődös vagy működő) és hasonló

módon a kapcsolatok súlyainak változtatásával történik az outputok meghatározása, majd a folyamat eredményeképp kialakításra kerül a háló végleges súlyozása, a tanulási folyamat lezárul. A tanulási folyamat tehát a háló végleges súlyainak meghatározására irányul. Amikor egy neurális hálót először töltünk fel adatokkal, akkor először véletlenszerűen fogja az egyes súlyokat meghatározni, majd megvizsgálja, hogy az így elért eredmény mennyire tér el a tényleges eredménytől és ennek alapján módosítani fogja az egyes neuronok közti súlyokat. (Kristóf [2008a])



6. ábra: A neurális hálók tanulása a backpropagation eljárással

Forrás: (Kristóf [2008a] p 64)

A tanulási folyamat során folyamatosan figyelni kell a túltanulásra utaló jelekre. A túltanulás az a jelenség, amikor a háló a tanuló minta sajátosságaira specializálódik, nem az általános problémát tanulja meg kezelni (gyakorlatilag „bemagolja” a tanulási mintát), így az addig ismeretlen tesztelési mintán gyengébb eredményt ér el, tehát előrejelzésre is kevésbé lesz alkalmas. A tanítást addig kell folytatni, amíg a tanuló és tesztelő mintán elért besorolási pontosságok nem térnek el jelentősen, pontosabban addig, amíg nem romlik jelentősen a tesztelési mintán elért besorolási teljesítmény.

3.2.5 Összefoglalás a „klasszikus” csőd-előrejelzési modellekről

Összefoglaló táblázat a bemutatott csőd-előrejelzési módszerekről

3. táblázat

Eljárás	Előnyök	Hátrányok
Többváltozós Diszkriminancia Analízis (MDA)	Komplexebb az egyváltozós modelleknél	A változók és a változók bármely lineáris kombinációjának normális eloszlását feltételezi
	Egyszerű kezelhetőség	A besorolási csoportok variancia és kovariancia mátrixainak egyezőségét feltételezi
	Használható előrejelzések készítésére, ugyanis képes ismeretlen adatokat összehasonlítani az eddig ismert csoportok adataival, és amelyikhez jobban hasonlít, oda sorolódik be az ismeretlen vállalat	A kapott diszkriminancia-függvény együtthatói nem értelmezhetők az ismérvek súlyaként
		Ismerni kell az egyes csoportokba tartozás a priori valószínűségét és hibás besorolás költségeit
Regressziós modellek (logit, probit)	Nem szükséges a változók normalitása	Az eljárás érzékeny a független változók közti korrelációra és a változók kiugró, extrém értékeire
	Diszkrét és folytonos változók használatának lehetősége	Első sorban nagy mintán teljesítenek jól, kisebb mintákon jelentősen romlik az eljárás besorolási teljesítménye
	A modell együtthatói egyben fontossági súlyként is kezelhetők	
	Nemcsak az alapváltozók, de a változók közti interakciók is kezelhetők külön változókként	
	A kapott „logit” érték 0 és 1 között van, így egyszerű átalakítani valószínűségi mutatóvá	
Rekurzív partícionáló algoritmus (Döntési fa)	Egyesíti az egyváltozós és a többváltozós modellezési technikák előnyeit	Az egyes változók relatív fontossága a szabályrendszer kiépítésében nem ismert
	Mivel szimulációs eljárás, így nincs megkötés a változókra vonatkozóan	Fennáll a túltanulás veszélye, a szabályrendszer túlságosan hozzáidomul a

Eljárás	Előnyök	Hátrányok
Rekurzív partícionáló algoritmus (Döntési fa)	Egyszerűen felhasználható és jól algoritmizálható végeredményt ad	tanulási mintára, így az új vállalatokat csak nagy hibával képes besorolni
	Kezelhetővé teszi a zavaros és nem teljes, rosszabb minőségű adatokat	
	Felhasználóbarát eljárás	
	A változók közt nominális és ordinális skálán mért adatok is szerepelhetnek	
Neurális hálók	Összetett minták felismerésére alkották, melyet előre programozott tudás nélkül is nagy megbízhatósággal képes felismerni	„Fekete doboz” probléma
	Nincsenek szigorú megkötések a változókra vonatkozóan	A túltanulás veszélye fokozottan fennáll
	Kvalitatív adatok felhasználásának lehetősége	A modell által meghatározott súlyok értelmezése nehézkes
	Nem érzékeny a zajos, rossz minőségű adatokra (hiányzó, extrém értékek)	A modell szerkezeti felépítésére vonatkozóan nincs bevett gyakorlat, csak próbálgatással lehet jobb vagy rosszabb eredményt elérni
	Kellően robusztus és rugalmas	Hosszú futási idő
	Felhasználóbarát	Fennáll a veszélye annak, hogy a hálózat illogikus viselkedést mutat
	Jól kezeli a független változók közt fellépő autokorrelációt	Érzékeny a tanuló mintában szereplő csődös vállalatok számára
		Nagy tanuló mintát igényel

Forrás: Saját szerkesztés Imre [2008] és Balcean - Ooghe [2004] alapján

3.2.6 A csőd-előrejelzésre használt további „alternatív” módszerek

Fuzzy rules-based classification model

A modell lényege, hogy egy meghatározott számú ha-akkor szabályból indul ki, amik a csődbe jutásról előzetesen már ismert tudáson alapulnak és a döntéshozó által meghatározottak. Ezek a ha-akkor szabályok kapcsolatot teremtenek a különböző állapotok között az előre meghatározott változókat és a csődös állapotot figyelembe véve. A következő

lépésben minden szabály lényegessége tesztelésre kerül. A szabályokat egy speciális index alapján értékelik (0 és 1) között, ami meghatározza a szabály helyességének a valószínűségét. Két szabály közül az bizonyul jobbnak, amelynek magasabb a speciális index-értéke. Végül a döntéshozó kiválasztja a számára megfelelő szabályokat és azok alapján elvégzi a klasszifikációt a működő és csődös vállalatok közt. Az eljárás előnyei közé tartozik annak intuitív szemlélete, viszont hátránya, hogy erősen függ az előzetesen meghatározott ha-akkor szabályoktól. (Balcean, Ooghe [2004])

Multi-logit modell

A klasszikus statisztikai modelleknek megvan az a hátrányuk, hogy mindössze egy év adataiból dolgoznak. Erre a problémára talált megoldást Peel & Peel 1988-ban. A multi-logit modellel lehetőség nyílik arra, hogy egyszerre több év adatait lehessen bevonni a modellépítésbe úgy, hogy ezzel párhuzamosan különbséget tegyünk évenként a csődös és a működő vállalatok közt. A modell a „signal consistency” alapelvén működik. Ez lényegében azt jelenti, hogy az egymást követő években a csődbe menő vállalatok adatai hasonló jelzést adnak a vállalat állapotáról. Az eljárás előnye, hogy több év adatait felhasználva jobban előre jelezhető a csőd bekövetkezése. Hátránya ugyanakkor, hogy a „signal consistency” elvtől nagyon függ. A gyakorlatban a csőd nem mindig egy hosszabb, egyenletes folyamat eredménye, így ez a következetességi feltétel sokszor sérül, ezért a modell felhasználhatósága korlátozott. (Balcean, Ooghe [2004])

CUSUM (Cumulative Sum)

A CUSUM modell lényegében a többváltozós diszkriminancia analízis (MDA) időben dinamizált továbbfejlesztése. Az egyes vállalatokat leíró pénzügyi mutatószámokból képzett vektorok idősoros viselkedését is elemezni lehet vele. A módszer nagy előnye, hogy múltbeli és jelenbeli adatok alapján elemezhető a vállalat pénzügyi egészsége, továbbá, hogy az egyes vállalatok jó teljesítményét tekintve „rövid távú”, míg a rossz teljesítményt tekintve „hosszú távú” memóriával rendelkezik. A modellt 1993-ban Theodossiou mutatta be. (Balcean, Ooghe [2004])

Dynamic event history analysis (DEHA)

A DEHA módszert Hill és szerzőtársai mutatták be 1996-ban. A céljuk az volt, hogy különbséget tudjanak tenni azon pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalatok közt, melyek végül is megszűntek, illetve amelyek tovább működtek. A modell a csődöt egyfajta folyamatként kezeli. Az átmeneteket vizsgálja a működő, a pénzügyi nehézségekkel küzdő és a becsődült vállalati állapotok közt. Az egyes átmeneteket az átmeneti arányok átlagával, illetve feltételes valószínűséggel méri. Az eljárás figyelembe veszi a független változókat az idő függvényében és azok hatásait a függő változóra. A modell alapját a feltételes valószínűség képzi: annak a valószínűsége, hogy egy vállalat csődbe megy vagy pénzügyi nehézségekkel fog megküzdeni a jövőben (a megfigyelési időtávon túl) függ attól, hogy a vállalat egy adott időpontban milyen állapotban van.

Az eljárás előnyei közé tartozik, hogy nem csak egy pillanatkép alapján dolgozik (nem csak egy évnyi beszámoló adatait használja fel); felismeri, hogy a csődbe jutás egy folyamat és, hogy a kiinduló feltételek időbeli változása hatással van a folyamatra. Megengedi az időben változó független változók használatát, továbbá a modell által középpontba helyezett feltételes valószínűség közelebb áll a valósághoz, ugyanis egy vállalatnál a csőd bekövetkezésének jövőbeli valószínűsége erősen függ a vállalat jelenlegi pénzügyi helyzetétől. (Balcean, Ooghe [2004])

Catastrophy Theory model / Chaos theory model (Káosz elméleti modell)

Scapnes és szerzőtársai az 1981-ben megjelent tanulmányukban úgy tekintettek a csődre, mint egy katasztrofális eseményre és a katasztrófa elmélettel próbálták megmagyarázni a csődjelenséget. Ehhez hasonlóan Lindsey és Campbell a káosz elméletet használták fel, hogy előrejelezzék a csődöt.

A káosz elméleti modell egy kaotikus rendszernek tekinti a vállalatokat, melyek kaotikus viselkedést mutatnak. Ennek megfelelően feltételezi, hogy a vállalatok állapota determinisztikus és megjósolható, de csak rövidtávon, mivel nagyon érzékenyen a kezdeti feltételekre. A káosz elméleti megközelítés második feltételezése, hogy a működő vállalatokban nagyobb a káosz mértéke, mint a csődös vállalatokban. A besorolás az alapján történik a csődös vagy működő vállalatok közé, hogy különböző időszakokban megméri a káosz mértékét és annak változását. A besorolás alapját a káosz mértéke jelenti, melynek meghatározásához az ún. Lyupanov exponensek átlagát kell kiszámolni. A magasabb érték azt jelenti, hogy a vállalat állapota hamarabb lesz előrejelezhetetlen.

Az eljárás kétségtelen előnyei közé tartozik, hogy a vállalat pénzügyi egészségét dinamikus alapon figyeli meg és teszi elemezhetővé, mivel a káosz mértékét az egyes időszakokban és annak változását is méri az egyes időszakok között. A legnagyobb hátránya viszont az a feltételezés tekinthető, hogy az egészséges vállalatok kevésbé előrejelezhetők, a magas káosz mértékük miatt a gyakorlati alkalmazás során ez a feltétel gyakran sérül, így megkérdőjeleződik modell érvényessége, használhatósága. (Balcean, Ooghe [2004])

Multidimensional Scalling (MDS)

A többdimenziós skálázás lényege, hogy megvizsgálja az egyes adatok közti eltéréseket, majd ezeket leképezi egy kisebb dimenzió számú térbe. Az MDS-t csőd-előrejelzésre először Evridiki Neophytou és Cecilio Mar-Molinero használta 2001-ben.

Az MDS teljesen más megközelítést használ fel a csőd-előrejelzéshez, mint a klasszikus eljárások. Minden vállalatot külön változóként kezel, és a pénzügyi mutatószámokat pedig eseteknek tekinti. Ezután egy távolságmátrix alapján vizuális leképzést hoz létre. Ekkor minden vállalat egy x dimenziós tér egy pontjának felel meg. Az eljárás inntől kezdve ezt a x dimenziót fogja csökkenteni, úgy hogy a vállalatok közti távolságokat az alacsonyabb dimenziószám mellett is a lehető legjobban ki tudja fejezni. A végeredmény egy y dimenziós tér lesz, melyben az egyes vállalatok elkülönülnek, várhatóan a csődös és működő vállalatok egymáshoz közel kerülnek és így vizuálisan is jól elválasztható lesz a két csoport. (Balcean, Ooghe [2004]) Annak megállapítására, hogy melyik dimenzió mennyire különíti el a vállalatokat bevett eljárás a logit regresszió. (Kristóf [2008a])

Az eljárás nagy előnye, hogy szinte semmilyen előzetes feltételt nem támaszt az adatokkal szemben, csupán azt, hogy közvetítsenek valamilyen üzenetet, valamint hogy standardizálva legyenek az eljárás megkezdése előtt. (Balcean, Ooghe [2004])

További előnyei az eljárásnak:

- látványos végeredményt hoz, egy statisztikai térképet (ugyanakkor az egyes dimenziók magyarázata már mély szakmai ismereteket igényel)
- érzéketlen az outlier megfigyelésekre és az erős korrelációkra
- nincs korlátozás az adatok eloszlására vonatkozóan
- érzéketlen az adatok redundanciájára, nem szükséges elővizsgálatokat lefolytatni
- végül érdekes tulajdonsága az MDS-nek, hogy segítségével a csőd kiváltó okait is vizsgálat alá vonhatjuk.

Az eljárás hátrányának tekinthető, hogy csak egy év adatait képes felhasználni, továbbá, hogy nem kifejezetten előrejelző eszköz, előrejelzésre nem igazán alkalmas, inkább kiegészítő

elemző eljárásnak tekinthető.

Multi-criteria decision aid approach (MCDA)

Zopoudinis 1987-ben alkalmazta először csőd-előrejelzésre az MCDA eljárást. Az MCDA lehetővé teszi a csődbe menetel kockázatának becslését úgy, hogy pénzügyi mutatószámok mellett minőségi változókat is bevon az elemzésbe. Zopoudinis például a következő minőségi változókat is bevonta a vizsgálataiba: a menedzsment minőségét, a K+F szintjét, a piaci trendeket és a vállalat piaci pozícióit.

Az MCDA kiterjesztése az MGHDIS modell (multi-group hierarchical discrimination), melyet Doumpos és Zopoudinis (1999) használt először előrejelzésre. A modelljük lényege, hogy a csődös és működő vállalatokhoz hasznossági függvényeket rendelnek, később pedig megvizsgálják az ismeretlen, besorolandó vállalat hasznossági függvényét és ez alapján kerül sor a döntésre. (Balcean, Ooghe [2004])

Szakértői rendszerek

„A szakértői rendszer általánosságban olyan eljárások gyűjteménye, amelyek egy szakértő döntéshozatali viselkedését próbálják utánozni.

A szakértői rendszereknek négy alapvető ismérve van:

- a rendszer tudásbázison alapul;
- vannak eszközei a tudásbázis karbantartására és bővítésére;
- következtetni tud;
- döntéseit képes magyarázni.

Az alapot adó tudásbázis nemcsak adatokat, tényeket, hanem szabályokat is tartalmaz arra vonatkozóan, hogy miképpen kell a tudást feldolgozni. A szabályok matematikai logikai összefüggések formájában adhatók meg. Mind a rendszerbe beépített logika, mind a szabályok szintaxisa sokféle lehet. Ezek megfelelő megválasztásától nagymértékben függ a rendszer hatékonysága és a leírható ismeretek mélysége. A szabályok általában „Ha..., akkor...” formájúak.” (Oravecz [2007] p 619)

A szakértői rendszereknél figyelembe kell venni, hogy nem minden tudást lehet ha-akkor szabályokkal leírni. A túlságosan általános feladatoknál az eljárás nem használható. Általában ott lehet nagyon sikeresen használni, ahol a problémát megfelelően le lehet szűkíteni ahhoz, hogy ezekkel a ha-akkor szabályokkal le lehessen írni.

Self organizing maps (SOM, önszerveződő térképek)

Az önszerveződő térképek a mesterséges intelligencia alapú neurális hálók közé tartoznak. Abban különböznek azonban, hogy nincsenek megadva előre a csoportok, amikbe be kell kategorizálni az egyes vállalatokat a mutatószámaik alapján. Ebben a formában a neurális hálót egyfajta klaszterezési eljárásnak tekinthetjük.

„A felülvizsgálatlanul tanuló neurális hálók elvén működő önszerveződő térképeket először *Kiviluoto* [1996] alkalmazta csődelőrejelzésre különböző időhorizontokon finnországi vállalatok beszámolóira építve. A vizualizációs technikákat felvonultató önszerveződő térképek minden idők leglátványosabb eredményét produkálták.” (Kristóf [2008a] p. 53)

A módszer előnyei közé tartozik, hogy a térképszerű megjelenítést felhasználva felfedezhetünk olyan területeket, ahol nagyobb a csőd kockázata, illetve figyelemmel kísérhetjük egy vállalat állapotának időbeli változását, térképen való elmozdulását. Az eljárás hátránya ugyanakkor, hogy a változók elő szelekciójára van szükség. (Balcean, Ooghe [2004])

4. A CSŐD-ELŐREJELZÉSHEZ FELHASZNÁLT MINTA LÉTREHOZÁSÁNAK BEMUTATÁSA

4.1 Az adatgyűjtés folyamata

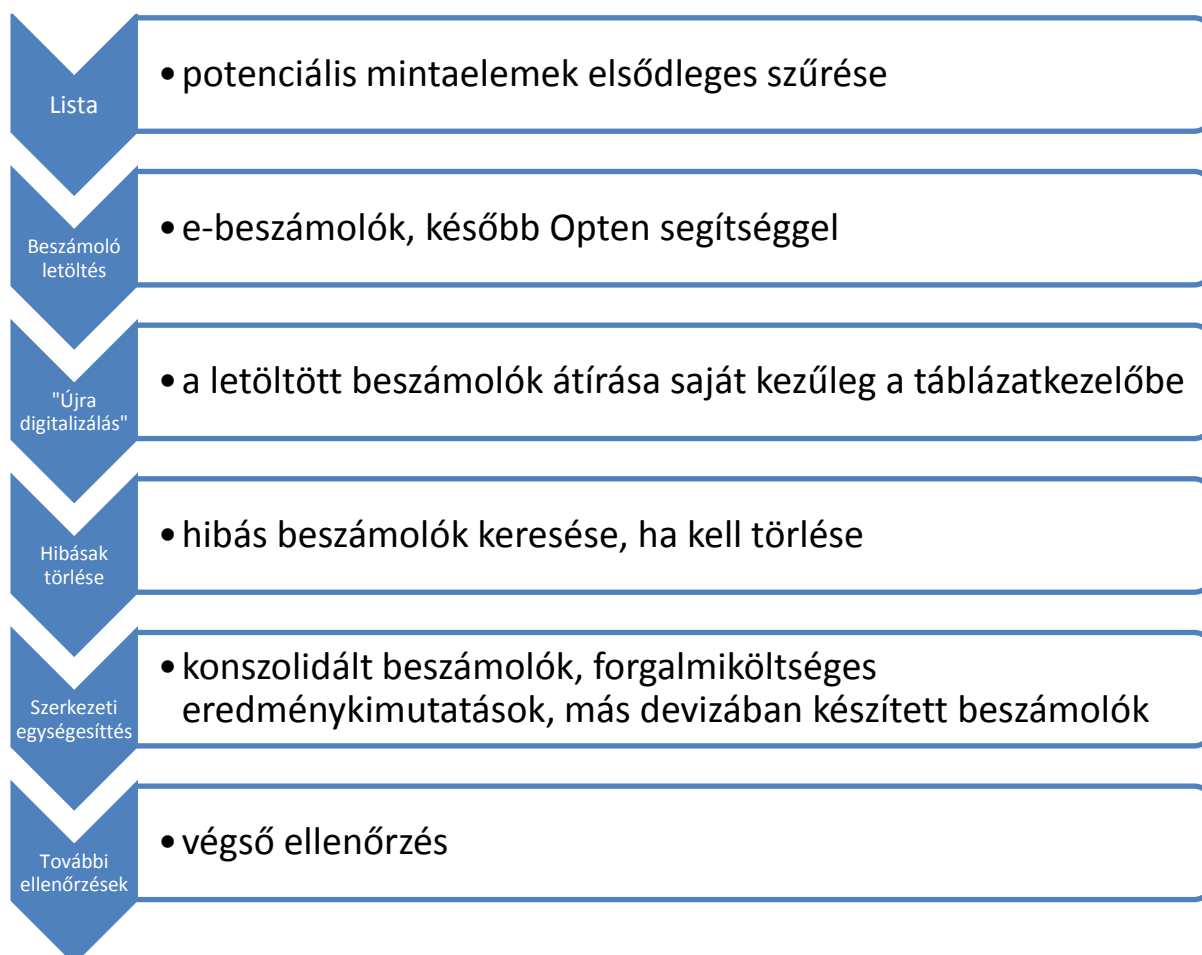
A kutatás kezdetekor nem állt rendelkezésre egy előre felépített adatbázis, így elsősorban a hivatalos forrásokra kellett hagyatkozni, így például:

- a hivatalos céginformációs szolgálatra, illetve annak honlapjára (<http://e-beszamolo.kim.gov.hu>),
- a hivatalos Céglönlönyre (<http://www.cegkozlonny.hu/>)
- a hivatalos elektronikus cégjegyzékre (<http://www.e-cegjegyzek.hu/>)

A kutatás, adatgyűjtés későbbi szakaszában lehetőségem nyílt az Opten Kft. céginformációs szolgáltatásainak igénybevételére, amiért külön is szeretném kifejezni a hálámat, hiszen a végeláthatatlanul hosszú adatgyűjtési folyamatot nagymértékben felgyorsította, hogy hozzáférést kaptam az újra-digitalizált beszámoló adatokat tartalmazó mérlegtár szolgáltatáshoz.

Az adatgyűjtés folyamata igazodott a lehetőségeimhez valamint ahhoz az elterjedt eljáráshoz, miszerint először létrehozunk egy listát a csődbe ment cégekből, majd onnan kiválasztjuk a mintába bekerülő vállalatokat, utána pedig ezekhez mintegy hozzápárosítjuk a megfelelő működő vállalatokat. (Mures-Quintana, Garcia-Gallego [2012]) Az eljárás előnye, hogy így több csődös vállalathoz jutunk, hiszen a normálisan működő gazdaságban a csődös vállalatok aránya kicsinek mondható (Zmijewski [1984]). ugyanakkor hátránya a véletlenszerűség hiánya, így az általános következtetések levonása csak korlátozottan lesz lehetséges.

Az adatgyűjtés végeredményeként kialakult minta alapvetően két részminta összegzéséből keletkezett.



7. ábra: Az adatgyűjtés folyamata

Forrás: saját szerkesztés

Első lépésben fel kellett kutatni azon felszámolás, illetve csődeljárás alatt álló vállalatokat, melyek végül bekerülhetnek a csődös mintába. Ehhez először a 2013-ban beküldött vállalati beszámolók listája került átvizsgálásra (2013. augusztus 1-ig), itt az árulkodó cs.a. és f.a. végződésű cégnevek külön kigyűjtésre kerültek. A folyamat hosszú időtartamát jelzi, hogy 2013. augusztus elsejéig kb. 650-750 ezer beszámolót küldtek be a gazdálkodók. Ezek után az Opten Kft nyilvánosan hozzáférhető Opten Cégtár Light szolgáltatásával kibővítettem a keresést és végül a 2010-2013-as időszakban megindított felszámolási, illetve csődeljárások kerültek még a listába.¹⁰ Amennyiben egy vállalat először csődeljárás alá került, majd később ez felszámolási eljárássá alakult át, úgy a csődeljárás kezdő időpontja lett a továbbiakban figyelembe véve.

A következő lépés előtt az összeállított csődlista különböző feltételek alapján (lsd. részletesen a mintába kerülés feltételei pontban) szűrésre, rövidítésre került.

¹⁰ Ugyan az Opten Kft.-nek van heti csődeljárási, felszámolási listája, azonban ez csak az adott héten publikus, ingyenesen hozzáférhető.

A folyamat következő lépése a csődös mintába bekerült vállalatok beszámolóinak letöltése. Az alapgondolat először legalább négy éves beszámoló letöltése volt, ám a szükséges kapacitás hiánya miatt csak a csődeljárás, felszámolási eljárás évét megelőző üzleti évről készült beszámoló adatai kerültek feldolgozásra. A letöltéshez az e-beszamolo.kim.gov.hu nyilvános adatbázisát használtam. Minden vállalatnál letöltésre került az eredménykimutatás, a mérleg és a kiegészítő melléklet.

A következő és egyben leghosszabb részfolyamat az egyes beszámolók adatainak újra-digitalizálása, táblázatkezelőbe történő saját kezű felvétele.¹¹

Ezek után, illetve ezzel egy időben a beszámolók minőségi ellenőrzésére is sor került. Sajnálatos módon igen sok csődös vállalat beszámolójáról kiderült, hogy nem felel meg a valós és hű kép alapelveinek. Az igen kirívó szabálytalanságokat, hibákat tartalmazó beszámolók teljes egészükben kizárásra kerültek a további elemzésekből.

A következő lépés az eltérő szerkezetű, illetve eltérő pénznemben készített beszámolók egységesítése volt. Az eltérő pénznemű beszámolók esetében a fordulónapi MNB devizaárfolyamon történt az átváltás. Ebben a fázisban megoldandó problémák voltak:

- konszolidált beszámolók átforgatása (a plusz konszolidációs sorok az ahhoz tartozó adott mérlegcsoport összegéhez lettek közvetlenül hozzáadva)
- a forgalmi típusú eredménykimutatások átforgatása az összköltséges eredménykimutatás sémájának megfelelően. (A kiegészítő melléklet sokszor csak zavarosan utalt az egyes költségnemek összegére, további számításokat kellett végezni, illetve amennyiben ez nem volt megoldható, úgy a vállalatot ki kellett zárni a mintából)

Miután megtörtént a szerkezeti egységesítés és az egy adatbázisba történő felvétel, még egy utolsó szűrést kellett foganatosítani. A mintából elhagyásra kerültek az építőipari (TEÁOR: 41-43), a vendéglátással foglalkozó (TEÁOR: 55-56), a pénzügyi szolgáltató (TEÁOR: 64-66), az ingatlan adás-vétellel foglalkozó (TEÁOR: 68) cégek. A pénzügyi szolgáltatók, hitelintézetek kizárására azért volt szükség, mivel beszámolójuk lényeges eltérést mutat és működésük is teljesen speciális szabályoknak kell, hogy megfeleljen. Az áttekintett építőipari,

¹¹ Ezen a ponton még az egyes cash-flow kimutatások is külön feldolgozásra kerültek, ám a későbbiekben ettől el kellett tekinteni.

vendéglátó és ingatlanforgalmazó cégek beszámolóinak elhagyására pedig azért volt szükség, mivel azok adatainak minősége nagymértékben torzította volna a további elemzéseket.

Az egységes, végleges csődös részmintában a következő tulajdonságok kerültek még feljegyzésre:

- az utolsó beszámoló éve,
- TEÁOR kód,
- adószám,
- működési forma,
- az eljárás típusa
- valamint az ezekből képzett néhány összegző kategória (iparági besorolás, stb..)
- egyéb összegző segéd-kategóriák (leginkább a működő vállalatok hozzápárosítását elősegítendő)

A csődös vállalatokat tartalmazó rész minta elkészítése után a működő vállalati rész minta összeállítása következett. Ennek keretében minden egyes csődös vállalathoz két működő vállalat került kiválasztásra. A „párosítás” során figyelembe vett attribútumok:

- nagyságrendileg azonos árbevétel a csődös vállalat beszámolójának évében
- azonos szakágazati besorolás (TEÁOR kód)
- nagyságrendileg azonos életkor (a csődbejutáshoz mérten)
- azonos jegyzett tőke.

A működő vállalati rész minta kialakításának folyamata hasonlóan zajlott a csődöséhez, annyi eltéréssel, hogy amennyiben kizárásra került sor valamilyen indok miatt, úgy a kizárt cég helyett egy másik keresése vált szükségessé. A kiválasztás még annyi további specifikumot rejtett magában, hogy például egy adott szakágazati besorolású, adott jegyzett tőkéjű csődös vállalathoz lehetőség nyílt az Opten Céginformációs Szolgálatán keresztül egy lista lekérésére. Erről a listáról utána véletlenszerűen került kiválasztásra két működő vállalkozás, melyeknek, ha megfeleltek a beszámoló adatai a további összepárosítási kritériumoknak, úgy bekerültek a működő vállalatok mintájába.

A folyamat a működő vállalatoknál a következőkben annyival gyorsult, hogy az Opten Kft. lehetőséget biztosított számomra a Mérlegtár szolgáltatásuk korlátozott használatára, így a kialakított potenciálisan működő mintába kerülő cégek beszámoló adatait már táblázatos formában tölthettem le.

Az adatbázis kiépítésének utolsó feladata a két részmintá éves beszámoló-adatainak egységesítése, összefésülése volt.

4.2 A mintába kerülés feltételei

Ahhoz, hogy egy adott vállalat bekerülhessen a mintába egy többlépcsős szűrő eljárás kellett végigfuttatni. Az előzetes szűrésre

- a vállalatok összehasonlíthatóságának biztosítása (működési területi, méretbeli, nagyságrendi, időbeli)
- a beszámolókból nyerhető információk mennyisége,
- és egyéb, leginkább a kialakítandó minta terjedelmére vonatkozó okok érdekében került sor.

A mintába kerülés szűrőfeltételei:

- **az adott cég éves beszámolót készítsen**
 - erre leginkább az adott vállalatok mérete miatt volt szükség, hiszen így a kis- és középvállalatok közül csak a nagyobbak kerülhettek a mintába, a mikro vállalkozások kizárásra kerültek,
- **legalább három teljes üzleti évet lezáró beszámoló elkészítése**
 - az evolúciós szervezetelmélet empirikus alátámasztásai kimutatták, hogy az új szervezetek nagyobb valószínűséggel szűnnek meg, mint a régebb óta fennálló szervezetek (Kristóf [2008a])
- **a csődöt megelőző két üzleti év valamelyikében legalább 500 Mft-os árbevétel**
 - sok vállalat ugyan éves beszámolót készített, azonban az árbevétel nagysága alapján arra lehetett következtetni, hogy legalább 3-4 éve nem folyik üzletszerű tevékenység, illetve annak volumene túlságosan csekély ahhoz, hogy ne torzítsa a későbbi elemzések eredményét¹²
- **a csődöt megelőző két üzleti év valamelyikében legalább 300 Mft-os mérlegfőösszeg**
 - ez, mint utólag kiderült egy puha korlátnak bizonyult, de a cél az volt, hogy azért számottevő vagyon legyen az adott vállalkozás irányítása alatt

¹² Ennek a kritériumnak a nem teljesítése okozta az építőipari, vendéglátó és ingatlanforgalmazó cégek kizárását.

- **az adott vállalat éves beszámolója ne tartalmazzon kirívó, javíthatatlan hibákat**
 - sok vállalatnál elképzelhetetlen hibák is feltárássra kerültek, melyeket még az előző és rá következő évben is szerepeltettek. Ilyen volt többek között a negatív értékhelyesbítés esete, illetve, ha eszköz oldalon volt értékhelyesbítés, viszont forrás oldalon nem volt értékelési tartalék. Ugyan e hibák kijavításával még nem lehet alátámasztani, hogy az adott beszámoló megfelel a számviteli törvény előírásainak, ám mivel a beszámolók túlnyomó része könyvvizsgálattal alátámasztott volt, így elegendőnek tekinthetjük csak a kirívóan hibás beszámolók kizárását.¹³
- amennyiben **anyavállalat** kerülne a mintába, úgy legyen elérhető a konszolidált beszámoló is, hiszen végül annak az adatai kerülnek be a mintába.
- működő vállalat esetén fontos, hogy **nagyságrendileg¹⁴ megegyezzen** a csődös „párjával”, illetve legyen éves beszámolója a **megfelelő időszakból**, illetve azonos **szakágazatban** tevékenykedjen

4.3 A minta szerkezeti felépítése

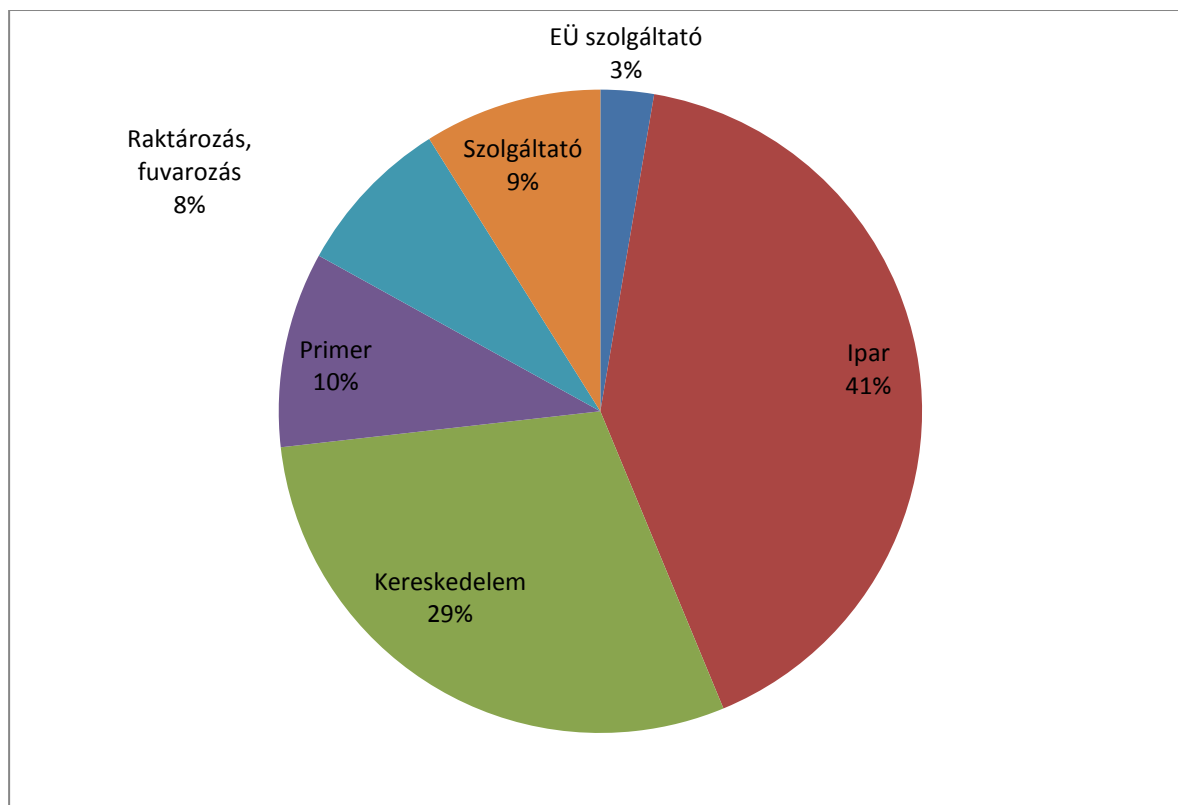
A két részmintából kialakított teljes minta összesen 336 (112 csődös és 224 működő) vállalkozás kétévnnyi mérlegének és eredménykimutatásának adatait tartalmazza. A minta speciális felépítésének köszönhetően vállalkozás triók keletkeznek (egy csődös és két működő vállalat). E speciális csoportosításban rejlő előnyök kihasználására tett kísérlet a későbbiek során részletesen bemutatásra kerül.

A szakágazati besorolások egy speciális (nem statisztikai) szempontú aggregálása is megtörtént, ennek következtében a szakágazatokat hat csoportba osztottam:

- primer szektor (TEÁOR 01-09),
- ipari szektor (TEÁOR 10-39),
- kereskedelmi (TEÁOR 45-47),
- raktározási, fuvarozási (TEÁOR 49-52),
- szolgáltató (TEÁOR 57-63, 69-85, 96),
- egészségügyi szolgáltató (TEÁOR 86).

¹³ Azt a feltételezést a továbbiakban is fenn kellett tartani, hogy a könyvvizsgáló helyes véleményt mondott az adott évi beszámolóról, ugyanakkor mivel sok kirívóan hibás beszámolót is auditáltak, ez felvetheti a könyvvizsgáló felelősségét is.

¹⁴ Fontossági sorrendben: árbevétel, mérlegfőösszeg, jegyzett tőke, mint a vállalkozás méretének mérőszámai



8. ábra: A mintában szereplő vállalatok megoszlása szektorális bontásban

Forrás: saját szerkesztés

4.4 Az adatgyűjtés nehézségei, tapasztalatok

Annak ellenére, hogy csak nyilvános adatok szerepelnek a mintában, ezek összegyűjtése igen összetett feladat, hiszen nincsen egységes hivatalos adatbázis. Nincs egy jól áttekinthető adatbázis az adott évben csődeljárás, felszámolási eljárás alá került vállalatokról (ezek az információkat csak igen körülményesen a cégközlönyből lehet kinyerni). Az e-beszamolo.kim.gov.hu-ról történő adatletöltés rendkívül lassú és körülményes és a további elemzésekhez jelentős többletmunka árán lehet csak kinyerni szükséges adatokat.

A tény, hogy nem állt rendelkezésre egy már meglévő adatbázis egyszerre volt nehezítő és felszabadító körülmény. Nehezítő volt, hiszen minden egyes adatért nagyon sokat kellett kutatni, ugyanakkor megadta a szabadságot is az előzetes szűrő feltételek alkalmazásához, így minden vállalat beszámolójának az adatait személyesen is át kellett tekinteni.

Az adatgyűjtés, minta építés során igen sok értékes tapasztalat birtokába jutottam.

- Sok, viszonylag nagy vállalat is csak 2-3 évente készít (illetve hivatalosan csak ennyi érhető el, az ok végül is nem lényeges) beszámolót
- a számviteli törvény előírásait igen szabadon értelmezik, rengeteg a pontatlanság, a csekély mértékűtől a kirívóig minden hiba előfordul,
- sokszor még a könyvvizsgálói véleménnyel ellátott beszámolók is igen súlyos hibákat tartalmaznak,
- a legtöbb esetben a kiegészítő melléklet még a törvényileg kötelezően előírt részletező adatokat sem tartalmazza,
- sok csődös vállalat gyakorlatilag több éve működésképtelen mielőtt megindulna valamilyen hivatalos eljárás, illetve azok nagyon későn indulnak el,
- a cash flow kimutatások ugyan kötelező részei az éves beszámoló kiegészítő mellékletének, ugyanakkor ezt csak körülbelül a mintába került vállalatok 30-40%-a készíti el, az alapvető tárgyi tévedésektől mentes cash flow-k száma pedig még alacsonyabb¹⁵.

4.5 A megképzett mutatószámok

Az elemzések elvégzéséhez eredetileg mintegy 110 pénzügyi mutatószám került meghatározásra, mind tárgy mind pedig bázis évre. A sok mutató megképzésének célja, hogy általuk a lehető legpontosabban lehessen felmérni az adott vállalkozás vagyoni, pénzügyi és jövedelmezőségi helyzetét. A megképzett mutatók ezután egy elsődleges szűréseken estek át. Kiszűrésre kerültek azon mutatók, melyek

- potenciálisan fals eredményt mutattak, így többek közt a saját tőke arányos jövedelmezőségi mutatók (jellemzően a csődös vállalatoknál fordult elő az a helyzet, hogy mind a számlálóban szereplő eredménykategória, mind pedig a nevezőben szereplő saját tőke negatív volt, így a mutató tévesen pozitív jövedelmezőséget mutatott)
- a vállalatok több, mint 10%-ban nem voltak kiszámíthatók (ilyenek voltak például az adósságfedezeti mutatók, ugyanis sok vállalatnak nem volt hosszú lejáratú kötelezettsége, így a mutatók nevezőibe 0 került; további példaként lehet felhozni némely forgási sebesség mutatót)

¹⁵ Ez mindenképpen intő jelnek tekinthető, hiszen a cash flow kimutatások szerepe egyre nő a nemzetközi és hazai gazdasági életben, így ezek igen gyenge átlagos minősége sok kárt okozhat az esetleges befektetőknek, tulajdonosoknak és általában véve a stakeholdereknek és egyéb gazdasági szereplőknek.

- nagyságának iránya megtévesztő lehet (erre példa a tőkefeszültség¹⁶ mutatója, melynél a magas érték magas idegen tőke arányt jelez, ebből következően azt várnánk, hogy a mutató kis értéke a „jobb”, azonban ha a saját tőke negatív, úgy negatív értéket is kapunk, amit viszont nem lehet semmilyen módon jónak nevezni. A probléma megoldása érdekében a mutató reciproka került felhasználásra.)
- a magyar számviteli beszámolóból egyértelműen nem számolhatók (itt első sorban az EBIT, NOPLAT mutatókra és az azokból származtatott többi mutatóról van szó. A kihagyás oka egyszerű, hiszen ezeket a mutatókat egyértelműen, az eredeti jelentésüket és tartalmukat megőrizve nem lehet kifejezni, így számításuk véleményem szerint torzításhoz vezetne.)
- nem bruttó cash flow alapú mutatók (ugyan az eredeti elképzelés szerint a cash flow kimutatások is szerepeltek volna a kutatásban, a csődös vállalati minta feldolgozása során a kifejezetten rossz minőségű és hiányos, hiányzó cash flow kimutatások miatt nem lehetett operatív, finanszírozási és befektetési cash flow sorokat és az azokhoz tartozó egyéb mutatószámokat előállítani.)

Az előzetes szűrés után 93 felhasználható változó maradt. A 93 változó az 1. számú mellékletben található meg. Az elemzések során ez a 93 változó is rendre soknak bizonyult, így az egyes eljárásoknak megfelelően számuk 30-ra illetve 23-ra csökken¹⁷.

4.5.1 A mutatók elemzésre való alkalmassá tétele

Miután meghatározásra kerültek a felhasználni kívánt mutatók, további transzformációk elvégzésére volt szükség az elemzésre való alkalmassá tételükhöz. A transzformációk elsődleges célja a mintában szereplő adatok minőségének a javítása volt.

A folytonos változókon elvégzett transzformációk

- **trimmelés a 3 szigma szabály alapján**
 - a trimmelésre (lenyírásra) azért volt szükség, mivel az egyes mutatók adatai igen extrém értékeket is felvehettek mindkét irányban, és sok elemző, előrejelző eljárás nagyon érzékeny a kiugró adatok által okozott torzításra (MDA, logisztikus regresszió), így ez egy elkerülhetetlen lépésnek bizonyult. Nem beszélve arról, hogy egy-egy kiugró adat nagy hatással lehet az egyes

¹⁶ Idegen tőke / saját tőke

¹⁷ A változók számának csökkenése az adott eljárás bemutatásánál kerül részletezésre.

mutatók átlagára, szórására.

- a trimmelés lényege, hogy az adott változónak csak azon értékeit tartjuk meg, melyek az átlagtól vett ± 3 szórásnnyira vannak, az ezen kívül esőket az ún. cut-off value-val helyettesítjük. A cut-off value értéke pedig az átlag ± 3 szóráss.
- **a hiányzó értékek pótlása az adott változó átlagával**
 - jól bevált adatbányászati módszer, hogy amennyiben vannak hiányzó értékek egy változóhoz tartozóan és ezek aránya nem túl nagy, akkor a hiányzó értékeket a nélkülük számított átlaggal pótoljuk. Azon változókat, melyeknél a hiányzó értékek száma meghaladja a 10%-ot már az előzetes szűrés alkalmával kirekesztettük a további vizsgálatokból, így véleményem szerint a megmaradó változók hiányzó értékeinek pótlása nem torzítja túlságosan nagymértékben a mintát.
- **a változók standardizálása**
 - a változók értékeinek standardizálására leginkább a későbbi elemzések elvégzése miatt került. Az egyes változók más és más mértékegységben vannak, így közvetlen összehasonlításuk, felhasználásuk torzíthatja az egyes elemzések eredményét ezért az abból levonható következtetések minőségileg is rosszabbak lehetnek, illetve egyenesen tévesnek bizonyulhatnak.
 - A standardizálás lényege, hogy minden egy adott változónál minden egyes esetre elvégezzük a következő átalakítást:

$$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}, \text{ ahol}$$

Z_i : az i vállalkozás adott mutatószámára vonatkozó standardizált értéke

x_i : az i vállalkozás adott mutatószámának eredeti értéke

$\bar{x}$: az mutatószám átlaga

σ : a mutatószám szórása

A standardizálással lényegében azonos mértékegységre „hoztuk” a változóinkat, továbbá, ha a kapott Z érték negatív, úgy tudjuk, hogy a vállalkozás abban a mutatószámában átlag alattinak minősül, pozitív esetben pedig fordítva, átlagon felülinek.

4.6 Az alkalmazott alternatív eljárás bemutatása

A minta egyedi felépítéséből adódóan, mint korábban említettem egyfajta vállalkozási triókat lehet létrehozni, melyekre jellemző, hogy egymás versenytársai a működő piacokon. A triókra igaz, hogy ugyanabban a szakágazatban tevékenykednek, a tevékenységük volumene (árbevétel) és az általuk irányított vagyon (mérlegfőösszeg) mérete azonos nagyságrendű, továbbá, hogy nem tartoznak a fiatal (3 évesnél fiatalabb) vállalatok közé.

A kutatás során a minta egyedi felépítésének előnyei egy speciális eljárással kerültek kihasználásra, melynek lényege egy adott változónál (megképzett mutatószámnál), hogy a közvetlen konkurens vállalatok egymáshoz viszonyított (relatív) pozícióit, egymástól levő „távolságait” reprezentáló különbségeket képzünk a vállalatok közt, majd ezekkel a különbségekkel dolgozunk tovább. Az eljárás szemléltetésére készült a 4. számú táblázat.

A bemutató példa alapadatai¹⁸

4. táblázat

Vállalat neve	ROA értéke (%)
Működő 1	10
Működő 2	12
Csődös	5

A különbségeket az alábbi táblázat mutatja:

A ROA mutató eltérései a működő és csődös vállalatok közt

5. táblázat

Vállalat neve	Működő 1	Működő 2	Csődös
Működő 1	0	10-12= -2	10-5= 5
Működő 2	12-10= 2	0	12-5= 7
Csődös	5-10= -5	5-12= -7	0

Az eredmény egy ferdén szimmetrikus mátrix lesz, hiszen jó látható, hogy $x_{i,j} = -x_{j,i}$

A cél, hogy az egyes vállalatok többi vállalattól mért távolságát (különbségét) átlagoljuk, így a két különbséget egy értékkel is leírhatjuk. Tehát

M1-re adódik, hogy $(-2+5)/2 = 1,5$

M2-re adódik, hogy $(2+7)/2 = 4,5$

¹⁸ A példa a ROA mutatóra vonatkozik, az adatok szemléltető jellegűek.

Cs-re adódik, hogy $[(-5)+(-7)]/2 = -6$

Azonban ha összeadjuk a kapott értékeket természetesen nullát kapunk. Ez véleményem szerint az elemzésekben torzításként jelentkezne, így a következő átalakítás végrehajtására kerül sor:

$$M1: 1,5 * |1,5| = 2,25$$

$$M2: 4,5 * |4,5| = 20,25$$

$$Cs: (-6) * |-6| = -36$$

Az átalakítás lényege, hogy szemben az általános statisztikai módszerekkel, jelen esetben nem emelhetjük volna az eltéréseket négyzetre, hiszen akkor elvesztjük az eltérés irányát. Éppen ezért a kapott különbség-átlagokat a saját abszolút értékükkel szorozzuk meg. Ez lényegében egy négyzetre emelés, viszont az előjel megtartásával.

Ez az eljárás minden vállalat-hármas minden változójára (mutatószámára) elkészült.

A módszer előnyei közé tartozhat, hogy mivel csak az azonos vállalatok közti különbségeken alapul, így elméletileg a többi vállalkozás-hármassal összehasonlítva kiküszöbölhetők lesznek az egyes szektorális hatások, továbbá, hogy tényleg azt mutatja meg, hogy mi a különbség a működő és csődös vállalatok közt.

Általában a statisztikai eljárások úgy működnek, hogy a csődös és a működő vállalatok általános tulajdonságai közt keresik a különbséget, azonban ez az alternatív eljárás megfordítja ezt a gondolatmenetet és különbségekre alapozva keres valamilyen általános igazságot.

A módszer hátrányai közé tartozik ugyanakkor, hogy az eljárás alapján kapott értékek nehezen értelmezhetők és statisztikai felhasználásuk nem kiforrott.

A továbbiakban kísérleti jelleggel minden egyes elemzés és modell a fent bemutatott eljárással átalakított vállalati mutatószámokon is elvégzésre kerül.

5. ELŐVIZSGÁLATOK A MINTA ADATAIN

5.1 Két (független) mintás t-teszt

A kísérletek, tesztek elvégzése során a vezérfonal az volt, hogy a csődös és működő vállalatok vagyoni, pénzügyi és jövedelmezőségi helyzete, gazdálkodásának minősége közt különbség van. Ezeket az absztrakt fogalmakat a megképzett mutatószámok alapján lehet számszerűsíteni és a köztük levő különbségekből lehet következtetni a vállalatok közti különbözőségekre, illetve a csődös és működő vállalatok jellemzőire.

Az első csőd-előrejelzési módszerek az 1930-as években a csődös és a működő vállalatok egyes mutatószámainak eltérését vizsgálták, egytényezős elemzéseket felhasználva. (Fitzpatrick, [1932])

Az egytényezős vizsgálatok elvégzése azért is fontos, mert a későbbiekben támpontot nyújthatnak az itt szerzett tapasztalatok, valamint nagyvonalú következtetéseket már ezek alapján is le lehet vonni.

Első lépésben a 93 változóra kétmintás¹⁹ független t-próbák kerültek elvégzésre. Meglátásom szerint amiatt, hogy a változók standardizáltak lehetőség nyílik, hogy a csődös és működő csoportok átlagainak eltérése alapján sorrendiséget állítsunk fel, hiszen az eltérő mértékegységek (és nagyságrendek) a standardizálásnak köszönhetően eltűntek.

Ezek alapján amennyiben egy változónál a csődös és működő vállalatok átlagai közt az eltérés abszolút értéke nagy, úgy valószínűsíthetően az adott változó jól elkülöníti a két csoportot, tehát fontos szerepe lehet a csőd-előrejelzésben. Hasonló megállapításra jutott a Maricica, M. és Georgeta, V. szerzőpáros is, akik a bukaresti tőzsdei vállalatokat, azok pénzügyi mutatóit vizsgálták. (Maricica, Georgeta [2012])

Mivel az eredeti táblázat igen terjedelmes, így itt csak a „rangsor” első 10 és utolsó 5 tagja kerül bemutatásra, valamint az ezek közt nem szereplő mutatófajta közül a legelőrébb elhelyezkedők.

¹⁹ A csődös és működő vállalatok jelentik a két mintát.

A csődös és működő vállalatok pénzügyi mutatószámain elvégzett t-tesztok eredménye

6. táblázat

Mutató fajtája ²⁰	Mutató neve	Működő	Csődös	Átlagok eltérése	Átlagok eltérésének abszolút értéke	Szignifikancia szint	Rangsor
TSZ	NFTA1	0.4773	-0.9546	1.4318	1.4318	0.0000	1
JOV	ROAK	0.4541	-0.9082	1.3624	1.3624	0.0000	2
JOV	BEVNYER1	0.4429	-0.8857	1.3286	1.3286	0.0000	3
JOV	KOMPLJOVK	0.4407	-0.8814	1.3221	1.3221	0.0000	4
FL	DLIKV2K	0.4346	-0.8693	1.3039	1.3039	0.0000	5
FL	ADFEDBK	0.4338	-0.8676	1.3014	1.3014	0.0000	6
TSZ	SZABST1	0.4336	-0.8672	1.3008	1.3008	0.0000	7
FL	DLIKV21	0.4323	-0.8647	1.2970	1.2970	0.0000	8
JOV	ABARUZL1	0.4236	-0.8472	1.2708	1.2708	0.0000	9
FL	ADFEDB1	0.4218	-0.8436	1.2653	1.2653	0.0000	10
NO	FORGENOV	0.3670	-0.7340	1.1011	1.1011	0.0000	23
ESZ	PENZE1	0.2411	-0.4821	0.7232	0.7232	0.0000	41
FT	PENZFUT1	0.2096	-0.4191	0.6287	0.6287	0.0000	44
ME	LNAB1	0.1670	-0.3341	0.5011	0.5011	0.0000	47
ESZ	ING1	-0.0191	0.0381	-0.0572	0.0572	0.6219	89
TSZ	KAPCSHKOT1	0.0090	-0.0180	0.0270	0.0270	0.8162	90
FT	VEVOFORG1	0.0077	-0.0154	0.0231	0.0231	0.8419	91
FT	KESZFORG1	-0.0444	-0.0244	-0.0200	0.0200	0.8506	92
ESZ	MUSZ1	-0.0001	0.0002	-0.0004	0.0004	0.9975	93

Részlet. A teljes táblázat 2. Számú mellékletben található

Az említett módszer által felállított rangsor első helyén a nettó forgótőke aránya áll, utána pedig jövedelmezőségi és fizetőképességi mutatók következnek. Mivel a két csoport közti átlagok itt térnek el a legjobban, ez arra enged következtetni, hogy ezek a változók igen nagy diszkrimináló erővel bírnak. Tehát az alacsony nettó forgótőke és a rossz jövedelmezőség különbözteti meg leginkább a csődös és működő vállalatokat, ezek a mutatók a legfontosabbak a csőd-előrejelzés szempontjából.

Nem meglepő módon a növekedési mutatók közül a forgóeszközök növekedése a leginkább megkülönböztető mutató, ami azt jelenti, hogy az átlagosnál jóval kisebb mértékben tudták

²⁰ TSZ: tőkeszerkezeti; JOV: jövedelmezőségi; FL: fizetőképességi, likviditási; NO: növekedési; ESZ: eszközszerkezeti; ME: vállalkozási méret; FT: forgási, tárolási idő

csak növelni a csődös vállalatok a forgóeszközeit, ami értékesítési, piacvesztési problémákra is utalhat.

Az eszközszerkezeti mutatók közül a pénzeszközök aránya bizonyult a legerősebben szelektáló mutatónak. Ez összességében azt jelenti, hogy a csődös vállalatoknál jelentősen kisebb a pénzeszközök aránya, mint a működő vállalatoknál. Amennyiben ehhez hozzávesszük a pénz forgási idejének is szelektáló hatását, azt a tanulságot vonhatjuk le, hogy a pénzhiány, pénzeszköz-hiány egy fontos tényező a csőd bekövetkezésében.

Noha hasonló méretű cégek alkotják az egyes triókat, az árbevétel utolsó²¹ évi nagysága mégis jelentős eltérést mutat a két csoport között. Amennyiben kiegészítő mutatóként felhasználjuk az árbevétel növekedését, úgy értelmet nyer a jelenség, hiszen (az árbevétel növekedése is jelentős diszkrimináló erővel bír) ez azt jelenti, hogy a csőd előtti évben a csődös vállalatok árbevétele jelentősen csökken. A kiváltó okok közt a forgóeszközök növekedésénél bemutatottak játszhatalnak szerepet.

Az utolsó öt bemutatott változónál nincs szignifikáns különbség a csődös és működő vállalatok közt.

A következő táblázat mintegy összefoglalja az eddig megismerteket, egy igen nagyvonalú becslés alapján megpróbál felállítani egy fontossági sorrendet az egyes mutatófajták között. Az eljárás lényege, hogy az egy mutatófajtába tartozó mutatóknak az átlagos helyezését számolja ki.

**Az egyes mutatófajták fontossági
sorrendje a t-teszt alapján**

7. táblázat

Mutatószám fajtája	Átlagos helyezés	Fontosság
JOV	20	1
FL	25	2
TSZ	43	3
NO	45	4
ME	59	5
ESZ	66	6
FT	67	7

²¹ Csődbe menetel előtti utolsó év; a vállalatok méret szerinti összepárosításánál a csődöt megelőző utolsó két év valamelyikében kellett azonos nagyságrendűnek lennie a működő és csődös vállalatnak.

A t-testek, a csoportátlagok rangsora alapján a jövedelmezőségi, fizetőképességi mutatók bizonyulnak a legfontosabbnak, míg a tőkeszerkezeti és növekedési mutatók közepesen és a vállalati méret, eszközszerkezeti és forgási idő mutatók pedig nem játszanak jelentős szerepet a csődös vállalatok kiválasztásában.

Az itt kapott eredményeket, elsősorban a csődös és működő vállalatok átlagai közt vett különbségekből előállított sorrendet a későbbiekben is felhasználhatjuk, olyan esetekben, amikor két változó közül el kell dönteni, hogy melyiket használjuk tovább, illetve, hogy melyiket elimináljuk. A sorrendek további felhasználása elősegíti azt a célt, hogy a lehető legjobban meg tudjuk különböztetni a csődös vállalatokat a működőktől.

5.2 Faktor analízis

A különböző vállalatok gazdasági állapotának, teljesítményének mérése igen összetett feladatot jelent. Mondhatjuk (és valószínűleg nem is tévedünk nagyot), hogy a rossz állapotban levő, rosszul teljesítő vállalatok nagyobb valószínűséggel mennek csődbe. Ahhoz azonban, hogy az állapot, illetve a teljesítmény igen összetett fogalmát, annak különböző aspektusait, nézőpontjait mérni és értékelni tudjuk elengedhetetlen bizonyos, azokat jól jellemző mutatószámok megképzése.

A kutatás elején összesen több mint 110 mutatószám volt, melyet különböző előszűrésekkel sikerült 93-ra redukálni. A 93 mutatószám azonban még mindig rengetegnek tekinthető, vélhetően sok mutatószám megközelítőleg ugyanazt az információt hordozza, illetve csak egyes vállalat csoportoknál fordul elő. Ilyen esetekben gyakran előáll a bőség zavara.

Annak érdekében, hogy a kezelhetetlen mennyiségű változóból kevesebbet csináljunk, kiváló eljárás a faktor analízis. Egy másik lehetséges eljárás a változók önkényes szelektálása, illetve a szakirodalomban leggyakrabban felbukkanó változók használata lehet. Az önkényesség minimalizálására való tekintettel a dolgozatban minden egyes változó bevonásra került a faktor analízisbe.

„A faktoranalízis a „dimenziócsökkentő”, információtömörítő eljárások egyike. A faktoranalízis segítségével lehetőség nyílik n eredeti, egymással részben lineáris kapcsolatban lévő változóból álló változórendszer leírására, általában n -nél kevesebb, lineárisan független,

származtatott változóval. [...] Mint a sokváltozós módszerek jelentős része, a faktoranalízis is eredményeit a változók varianciájának mérésére és a korrelációs kapcsolat szorosságára alapozza. A nagyszámú változó között fennálló multikollinearitásra épül.

A változók és a faktorok közti különbség részben a változók és a faktorok eltérő számára, másrészt kapcsolatukra vonatkozik. Egyes változók egymástól nem függetlenek, míg minden faktor független egymástól. A faktor analízis éppen bizonyos változók között fennálló lényeges, törvényszerű kapcsolat alapján őket egy mesterséges (virtuális) változóba tömöríti. Ez a faktor.” (Jánosa, [2011] p. 196)

Maga a faktor analízis nem egy módszer, hanem inkább különböző módszerek összefoglaló megnevezése. A faktor analízisnek több fajtáját is megkülönböztethetjük. A csőd-előrejelzésben a hazai gyakorlatban a főkomponens elemzéssel találkozhatunk a leggyakrabban. (Kristóf [2008b])

A főkomponens elemzés lényege, hogy a megfigyelt változókat mesterséges (főkomponens) változókkal helyettesítsük. Főbb tulajdonságai:

- a főkomponensek szórásnégyzeteinek összege megegyezik az eredeti változók szórásnégyzeteinek összegével
- a főkomponensek meghatározásuk sorrendjében csökkenő hányadot magyaráznak az összes szórásnégyzetből, ez egyben fontossági sorrendet is jelent
- a főkomponensek egymással korrelálatlanok.

Az elemzések elősegítése érdekében több féle faktorelemzés is elkészült, azonban végül nem a főkomponens elemzés került kiválasztásra, mivel általa a 93 változót „csak” 24-re sikerült lecsökkenteni jelentős minőségi romlás nélkül. A faktorelemzések végül a legkisebb négyzetek módszerrel lettek végrehajtva.

A legkisebb négyzetek (unweighted least squares, ULS) módszerének lényeges tudnivalói:

- „Ez a módszer minimalizálja a megfigyelt és a modell által reprodukált kovarianciák különbségét. A módszer előnye, hogy a változók eloszlása lényegtelen [...]” (Sajtos, Mitev [2005] p 253).
- Használatához érdemes standardizálni a változókat

A faktor elemzések elkészítése előtt azonban mindenképpen vizsgálni kell, hogy az adott

változórendszer alkalmas-e az eljárásra?

Akkor tekinthetjük alkalmasnak a változórendszert a faktor elemzésre, ha:

- a változók közti korrelációk nem kiugróan erősek
 - amennyiben két változó közti korreláció értéke meghaladja a $\pm 0,9$ -et, akkor majdnem kifejezhető az egyik a másikkal, majdnem függvényszerű a kapcsolat
 - ebből kifolyólag a $\pm 0,9$ -et meghaladó korrelációt felmutató változópárok közül az egyik eliminálásra került;
- az anti-image kovariancia mátrix főátlón kívüli elemeinek kevesebb, mint negyede lehet 0,09-nél nagyobb;
- az anti-image korrelációs mátrix főátlójában levő elemek mindegyike lehetőleg 0,5 felett van;
- a modell-megfelelőségi mérték (KMO érték) legalább 0,5;
- az összes magyarázott szórásnégyzet hányad legalább 60-80%. (Jánosa [2001] és Sajtos, Mitev [2005] alapján)

A (végleges) faktorok képzése egy iteratív folyamat volt, az egyes elemzések kiértékelésre kerültek és amennyiben szükséges volt, úgy elhagyásra kerültek faktor modellbe nem illő változók az alábbi szabályok alapján:

- erős korreláció esetén az a változó került elhagyásra, mely hátrébb volt a t-testeknél bemutatott rangsorban;
- amennyiben egy 1-es indexű és egy K-s végű változó közt volt erős korreláció, úgy az 1-es indexű került elhagyásra²²
- ha az anti-image korrelációs mátrix főátlójában kisebb, mint 0,5-es értéket vesz fel
- ha a kommunalitás²³ értéke 0,5 alatt van.

Az egyes változó kizárások természetesen nem egy lépésben történtek, hanem egy iteratív folyamat végeredményeként.

Azon változók, melyekből a végleges faktor modell kialakult, minden esetben külön kigyűjtésre kerültek, mivel ezek igen jól jellemzik az egész mintát. A további vizsgálatok során ezeket a változókat fogom alapváltozóknak tekinteni, a faktorokat pedig faktorváltozóknak.

²² Az 1-es index tárgyévi adatokból indul ki, míg a K végű átlagolt (előző évi és tárgyév) mennyiségekből. A jobb értelmezhetőség miatt volt szükség erre a lépésre.

²³ A kommunalitások értéke azt mutatja meg, hogy a faktor modell alapján mennyire becsülhető jól az adott változó

A faktor elemzés végső lépése, a tömörítés matematikai megfogalmazása. Ez egy regressziós eljárás keretében történik. Egy adott vállalat adott faktorra vonatkozó pontszámát úgy kapjuk, hogy a faktorelemzésbe bevont változókat szorozva összegezzük az ún. faktor-koefficiensekkel.

A faktorelemzés mind a standardizált „normál” értékekre, mind pedig a 4.6 fejezetben bemutatott eljárással transzformált és standardizált „távolság” értékekre elkészült.

5.2.1 Faktor modell a „normál” értékekre

Jelen alfejezetekben csak a modellépítés végső lépései kerülnek bemutatásra

A „normál” értékeken elvégzett KMO és Bartlett teszt eredménye

8. táblázat

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.859
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	11983.271
	df	435
	Sig.	.000

Mint látható a KMO mérték 0,859, ami igen jó modell megfelelőséget mutat és a Bartlett teszt²⁴ szignifikancia szintje is 0, ami azt jelenti, hogy a nullhipotézist elvetjük, tehát a kiinduló változók nem korrelálatlanok.

A faktorok által magyarázott teljes varianciák aránya („normál” értékeken)

9. táblázat

Factor	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	11.857	39.523	39.523	11.630	38.765	38.765	7.844	26.147	26.147
2	4.252	14.172	53.695	4.009	13.362	52.127	3.759	12.531	38.678
3	3.075	10.251	63.946	2.855	9.515	61.643	3.539	11.796	50.474
4	2.190	7.299	71.245	1.977	6.590	68.232	2.865	9.551	60.025
5	1.593	5.311	76.556	1.318	4.393	72.625	2.501	8.335	68.360
6	1.029	3.429	79.985	.780	2.598	75.224	2.059	6.864	75.224

²⁴ A Bartlett teszt lényegében egy khi négyzet próba, melynek nullhipotézise, hogy a kiindulásként használt változók páronként korrelálatlanok.

A faktor elemzés során a 30 alapváltozót 6 faktorba sikerült tömöríteni úgy, hogy az azokban levő információ 75,22%-át is megőriztük.

Az egyes faktorokat alkotó domináns változók („normál” értékeken)

10. táblázat

Faktor száma										
1	ROAK	ELMUN KA1	BEVNYER 1	ROS1	DLIKV 1K	ELMUN KB1	LEKADE RK	DLIKV 2K	ITEKU ZK	SZAL L1
2	FORG1	TE1	KOV1	BEFEFE DB1	VEVO 1					
3	PENZE GY1	LIKV31	PENZEFU T1	LIKV21						
4	STE1	NFTA1	SZABST1	INVTFS ZA1	LIKV1 1					
5	KOTNO V	RLKNO V	MERLEG NOV	FORGEN OV						
6	LIKV61	LIKV51								

A változók pontos megnevezése az 1. számú mellékletben található

A táblázat alapján az a különböző faktorok az alábbi fogalmak köré csoportosulnak:

1. **Jövedelmezőség:** a nagyobb faktor érték jobb jövedelmezőséget mutat;
2. **Eszközgazdálkodás:** a faktort alkotó változók nagyságának megítélése vegyes képet mutat, azonban t-tesztek alapján kijelenthetjük, hogy a csődös vállalatok jellemzően alacsonyabb forgóeszköz-aránnyal és rosszabb eszköz-fedezettséggel rendelkeznek, valamint alacsonyabb követelés-arányuk sem biztos, hogy a jól működő követelés kezelő rendszerek miatt alacsonyabb, feltehetőleg a tevékenység volumenének csökkenése miatt; ezekből kifolyólag a nagyobb faktor értéket tekinthetjük elvártnak a vállalati túlélés érdekében;
3. **Azonnali fizetőképesség** szintén a nagyobb faktor érték jelent kívánatosabb helyzetet;
4. **Tőkeszerkezet:** a faktor lényegében a működési biztonságot és függetlenséget mutatja a magasabb faktor érték fontos a túléléshez;
5. **Növekedés:** a vállalkozások tevékenységének és vagyonának növekedése mindenképp kívánatos a túléléshez, ezért ennél a faktornál is a nagyobb faktor értéket tekintjük jónak;
6. **Partner management:** a faktort alkotó két mutató követelés / kötelezettség alapon

épül fel; a minta alapján a működő vállalatoknál nagyobb a kapott faktor érték, ami azt is jelenti, hogy a képesség, hogy a vevőiket finanszírozzák, és ne magukat finanszíroztassák a szállítóikkal fontos megkülönböztető jegye lehet a csődös és a működő vállalatoknak, éppen ezért itt is a magasabb faktor érték pozitív elbírálás alá esik.

Az egyes faktorok utólagos ellenőrzése megtörtént, tökéletesen korrelálatlanok lettek, tehát a továbbiakban feltételezhetjük a lineáris függetlenséget.

5.2.2 Faktor modell a „távolság” értékekre

A modell építés folyamatai alatt a kezdeti 93 változó 23-ra csökkent.

A „távolság” értékeken elvégzett KMO és Bartlett teszt eredménye

11. táblázat

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.812
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	6856.758
	df	253
	Sig.	.000

A csoportokon belüli távolságértékek alapján átszámolt mutatókból képzett faktor modell igen nagy KMO értéket (0,812) mutat, ami a modell megfelelőségét alátámasztja. A Bartlett teszt itt is „sikeres” volt, a nullhipotézist elvetjük. A kiinduló változók közt nincs korrelálatlanság.

A faktorok által magyarázott teljes varianciák aránya („távolság” értékeken)

12. táblázat

Factor	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	7.635	33.197	33.197	7.397	32.160	32.160	4.148	18.034	18.034
2	3.111	13.526	46.722	2.825	12.281	44.441	2.956	12.853	30.887
3	2.614	11.366	58.088	2.339	10.172	54.613	2.739	11.908	42.795
4	2.113	9.186	67.274	1.841	8.005	62.617	2.601	11.307	54.102
5	1.622	7.053	74.327	1.409	6.126	68.743	2.312	10.051	64.153
6	1.329	5.778	80.105	1.093	4.754	73.497	2.149	9.345	73.497

Ami a faktorok által magyarázott variancia-hányadot illeti, valamivel rosszabb teljesítményt mutat, mint a „normál” értékekre elkészített modell, azonban a 73,50% még használhatóvá teszi a modellt.

Az eljárás az előzőhöz hasonlóan szintén hat faktort hozott létre, ám ezek némileg eltérnek az előbbtől.

Az egyes faktorokat alkotó domináns változók („távolság” értékeken)

13. táblázat

Faktor száma						
1	DLIKV1K	ROAK	DLIKV2K	ADFEDBK	KOMPLJOVK	ELMUNKA1
2	NFTA1	STE1	SZALL1			
3	FORG1	KOV1	TE1	VEVO1		
4	LIKV11	LIKV31	INVTFESZA1			
5	ROS1	BEVNYER1	ABARUZL1			
6	KOTNOV	RLKNOV	MERLEGNOV	FORGENOV		

A változók pontos megnevezése az 1. számú mellékletben található

Érdekes módon a „normál” értékek alapján megképzett faktorokkal nagy hasonlóságot mutat a „távolság” értékekkel képzett faktor-együttes. A legszembetűnőbb változás, hogy a jövedelmezőség faktor két részre szakadt (eszköz- és bevétel-arányos) és a „távolság” értékek alapján készített faktor modellben nem szerepel külön faktorként a partner management.

Az egyes faktorok elnevezése:

1. Erőforrás-arányos jövedelmezőség
2. Tőkeszerkezet
3. Eszközszerkezet
4. Likviditási, kötelezettség-fedezeti
5. Bevétel-arányos jövedelmezőség
6. Növekedés

Az egyes faktor értékek nagyságára és irányára vonatkozó értékelés megegyezik a „normál” értékekből képzett modellével. Összefoglalva: minden faktornál a nagyobb érték jobban képviseli a túléléshez szükséges tulajdonságot.

6. A FELÉPÍTETT CSŐD-ELŐREJELZÉSI MODELLEK

6.1 Diszkriminancia analízis alapú csődmodellek

6.1.1 „Normál” értékekkel, az alapváltozók rendszerén

A modell a „normál” értékeket felhasználó faktor elemzés utolsó lépése előtti változókat tartalmazza. A faktorelemzés nem csak adattömörítésre alkalmas, de az iterációs eljárásnak köszönhetően az egyes kis magyarázó erővel bíró, általánosan nem minden vállalatnál fontos változók kiszűrésére is.

A diszkriminancia analízis stepwise eljárással készült, melynek lényege, hogy egy csak a konstanst tartalmazó modelltől indul ki és az egyes lépésekben a további változókat, mutatószámokat meghatározott feltételek teljesülése esetén vonja be. A vizsgálat során a beléptetési/kiléptetési cél a Wilks' lambda²⁵ minimalizálása volt és az ehhez tartozó kritérium pedig a beléptetésnél 3,84-es F-érték, a kiléptetésnél pedig 2,71-es F-érték.

A diszkriminancia analízis modellbe bevont alapváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együttthatói

14. táblázat

Mutatószám neve	Wilks' lambda értéke	F-érték	p-érték	Diszkr fv. együttthatók
NFTA1	.554	201.406	0.000	.548
BEVNYER1	.481	134.435	0.000	.238
DLIKV2K	.460	97.203	0.000	.314
FORGENOV	.446	76.754	0.000	-.337
LIKV51	.435	63.980	0.000	.267
ITEKUZK	.423	55.648	0.000	.224
ELMUNKA1	.413	49.449	0.000	.258

A táblázat alapján látható, hogy ez a csőd-előrejelzési modell hét változóból áll, melynek fontossági sorrendjét, diszkrimináló erejét az F-értékek mutatják. Az összes bevont változó szignifikáns (0,000 p-érték), valamint a maga a modell is szignifikánsnak tekinthető, hiszen

²⁵ A Wilks' lambda a belső és a teljes szórásnégyzet hányadosa, ami a teljes szórásnégyzet független változó által nem magyarázott része. Értéke 0 és 1 között lehet. Jelen esetben az alacsony Wilk's lambda érték a kívánatos, mivel ez azt jelenti, hogy a diszkriminancia függvény jól meg tudja különböztetni a csődös és a működő vállalatokat, tehát azok jól eltérnek egymástól.

az ennek céljából elvégzett khi négyzet teszt eredménye:

**A diszkriminancia analízis modell
szignifikanciájának tesztelése az alapváltozók rendszerén**

15. táblázat

Wilks' Lambda				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.413	217.709	7	.000

Ezek alapján a diszkriminancia függvény

$$Z = 0,548x_1 + 0,238x_2 + 0,314x_3 - 0,337x_4 + 0,267x_5 + 0,224x_6 + 0,258x_7$$

ahol

- x_1 nettó forgótőke aránya²⁶
- x_2 bevétel-arányos nyereség
- x_3 dinamikus jövedelmezőség
- x_4 forgóeszközök növekedési üteme
- x_5 vevő/szállító arány
- x_6 eszközarányos jövedelmezőség
- x_7 élőmunka-arányos jövedelmezőség

A besorolás során a modell cut-off értéke: -0,757. Tehát az e fölötti értékkel rendelkező vállalatokat a modell működőképesnek, míg az ez alatti értékkel rendelkezőket csődösnek fogja besorolni.

²⁶ Mivel az alapváltozók már standardizáltak, ezért a kapott diszkriminancia függvénybe nem lehet az egyből a beszámolóiból számolt adatokat behelyettesíteni, előtte standardizálni kell őket.

A modell teljesítménye klasszifikációs mátrix alapján

16. táblázat

csődös-e?			Besorolás		összesen
			működő	csődös	
Tanuló minta	Count	működő	168	4	172
		csődös	22	58	80
	%	működő	97.7	2.3	100.0
		csődös	27.5	72.5	100.0
Tesztelő minta	Count	működő	51	1	52
		csődös	9	23	32
	%	működő	98.1	1.9	100.0
		csődös	28.1	71.9	100.0

A tanuló mintán a helyes besorolások aránya: $(168+58)/(172+80)=0,8968 \rightarrow 89,68\%$

Az első fajú hiba aránya 2,3%, míg a másodfajú hiba aránya 27,5%.

A további modellek besorolási pontosságának és teljesítményének elemzése egy összefoglaló fejezet keretében kerül bemutatásra.

6.1.2 „Normál” értékekkel a faktorváltozók rendszerén

A könnyebb összehasonlíthatóság kedvéért az eljárás, a beléptetési kritériumok megegyeznek az előzőekben bemutatottakkal.

A faktor alapú modell szignifikánsnak bizonyult a teszt értékeit az alábbi táblázat mutatja.

A diszkriminancia analízis modell szignifikanciájának tesztelése a faktorváltozók rendszerén

17. táblázat

Wilks' Lambda				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.473	185.010	6	.000

A Khi négyzet értéke 185,01 és a szabadságfokok száma 6. A modell minden szignifikancia szinten szignifikáns

A diszkriminancia analízis modellbe bevont faktorváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együttthatói

18. táblázat

Faktor neve	Wilks' lambda	F-érték	p-érték	Diszkr. fv. együttthatók
JÖVEDELMEZŐSÉGI	.711	101.483	.000	.991
TŐKESZERKEZETI	.591	86.112	.000	.269
LIKVIDITÁSI	.546	68.715	.000	.408
PARTNERMANAGEMENT	.507	59.950	.000	.656
ESZKÖZMANAGEMENT	.488	51.620	.000	.246
NÖVEKEDÉSI	.473	45.527	.000	.383

A diszkriminancia függvény az előzőekben ismertetett módon áll elő, azonban itt a faktor koefficienseken is át kell futtatni a standardizált változókat, amennyiben a beszámolóból kívánjuk meghatározni az értékét.

6.2 Logisztikus regressziós modellek

Logisztikus regresszió a „normál” értékeken, az alapváltozók rendszerében

A logisztikus regresszió alapú modell elkészítéséhez a forward: LR módszer került alkalmazásra. A módszer lényege, hogy minden lépésben egyre több változót von be, a beléptetési kritériumok a Wald-féle beléptetési kritériumok voltak 5%-os és 10%-os szignifikancia szinten.

A modell az Omnibus-féle Khi-négyszet próba alapján szignifikáns.

Az Omnibus-féle modell teszt eredménye

19. táblázat

	Chi-square	df	Sig.
Model	199.551	3	.000

Érdekes, hogy a logisztikus regresszió mindössze 3 változót használt fel a modell felépítéséhez.

**A logisztikus regresszió alapuló modellbe bevont alapváltozók
szignifikanciájának tesztelése és a függvény együtthatói**

20. táblázat

Bevont mutatók	B	S.E.	Wald	Sig.	Exp(B)
NFTA1	-2.097	.448	21.887	.000	.123
DLIKV2K	-3.033	.583	27.040	.000	.048
LIKV51	-1.607	.520	9.548	.002	.200
Constant	-2.068	.401	26.647	.000	.126

Látható, hogy minden bevont változó szignifikáns. A táblázatból leginkább a B oszlopot érdemes figyelni, ugyanis ez mutatja az egyes változók fontossági sorrendjét.

Ezek alapján a logisztikus modell:

$$P(\text{működő}) = \frac{e^{-2,068-2,097x_1-3,033x_2-1,607x_3}}{1 + e^{-2,068-2,097x_1-3,033x_2-1,607x_3}}$$

ahol,

x_1 nettó forgótőke aránya

x_2 dinamikus jövedelmezőség

x_3 vevő/szállító arány

A modell először a szokásosnak nevezhető 0,5-ös cut-off value-val készült, azonban a besorolási pontosságot javítandó, az eljárás végére az optimális cut-off value 0,506-ra módosult.

Logisztikus regresszió a faktorok terében

A faktorok terében ugyanazon feltételekkel és beállításokkal került felépítésre az új modell.

A bevont változókat és a hozzájuk tartozó statisztikákat a 21. táblázat mutatja.

A logisztikus regresszió alapuló modellbe bevont faktorváltozók szignifikanciájának tesztelése és a függvény együtthatói

21. táblázat

Bevont faktorok	B	S.E.	Wald	Sig.	Exp(B)
Jövedelmezőség	-3.642	.565	41.611	.000	.026
Azonnali fizetőképesség	-1.796	.487	13.595	.000	.166
Tőkeszerkezet	-2.059	.350	34.648	.000	.128
Növekedés	-.640	.261	6.039	.014	.527
Partner management	-1.560	.404	14.870	.000	.210
Constant	-1.278	.387	10.918	.001	.279

A modell szignifikancia-vizsgálata megtörtént és Omnibus-féle khi-négyzet próba alapján szignifikánsnak minősült.

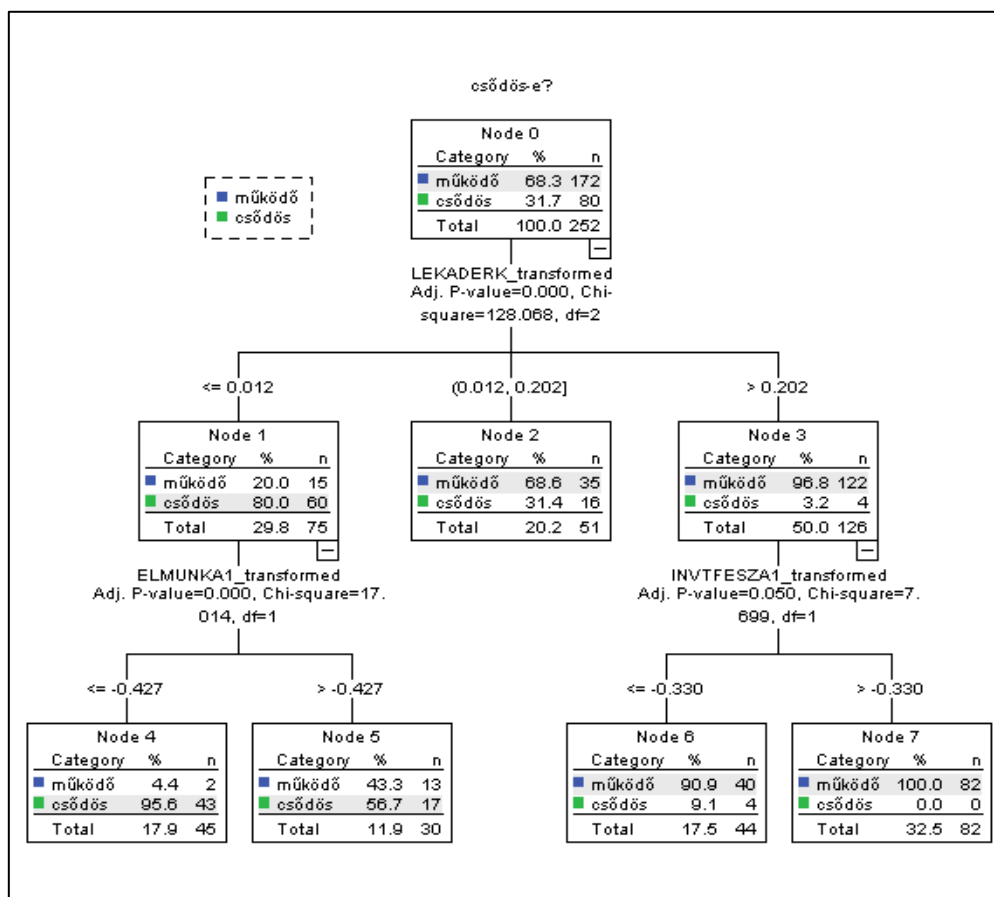
A modellbe végül nem került be a második faktor, az eszkozzgazdálkodás. A bennmaradó változók mind szignifikánsak a modell szempontjából.

6.3 Rekurzív partícionáló algoritmus alapján készült modellek

„Normál” értékekből az alapváltozók rendszerén létrehozott modell

A modell felépítése az ún. CHAID eljárással készült, mely akkor használható, ha a célváltozónk (csődös vagy működő) nominális kimenetekkel rendelkezik. A CHAID khi-négyzet alapú hasításokat használ. A modellépítésnél a legjobb előrejelző képességet biztosító minimális parent node elemszám 50, míg a minimális child-node elemszám 25.

A kialakult modell szignifikanciájának ellenőrzésére, lévén, hogy szimulációs eljárásról van szó, nincsen mód.



9. ábra: A „normál” értékeken vett alapváltozók rendszerén létrehozott döntési fa (a tanuló minta alapján)

A létrehozott faszerkezet alapján elmondható, hogy a legfontosabb megkülönböztető tényező a csődös és működő vállalatok közt egy eszközjövodelmezőségi mutató (adózott eredmény/ lekötött eszközök átlagos értéke). Eddig elég egyértelmű a helyzet, azonban az élömunka-arányos jövodelmezőség és a saját tőke / idegen tőke mutató között már nem lehet fontossági sorrendet felállítani. Pontosabban, ha LEKADERK (standardizált) változó értéke kisebb, mint 0,012 akkor az élömunka-arányos jövodelmezőség a következő legfontosabb mutatószám, amely mellett a legjobban elkülönülnek a működő és csődös vállalatok. Ugyanakkor, ha a LEKADERK értéke 0,202 felett van, úgy már az inverz tőkefeszültségi (saját tőke / idegen tőke) mutató a legfontosabb szelektáló változó.

Döntési fa a faktorok terében

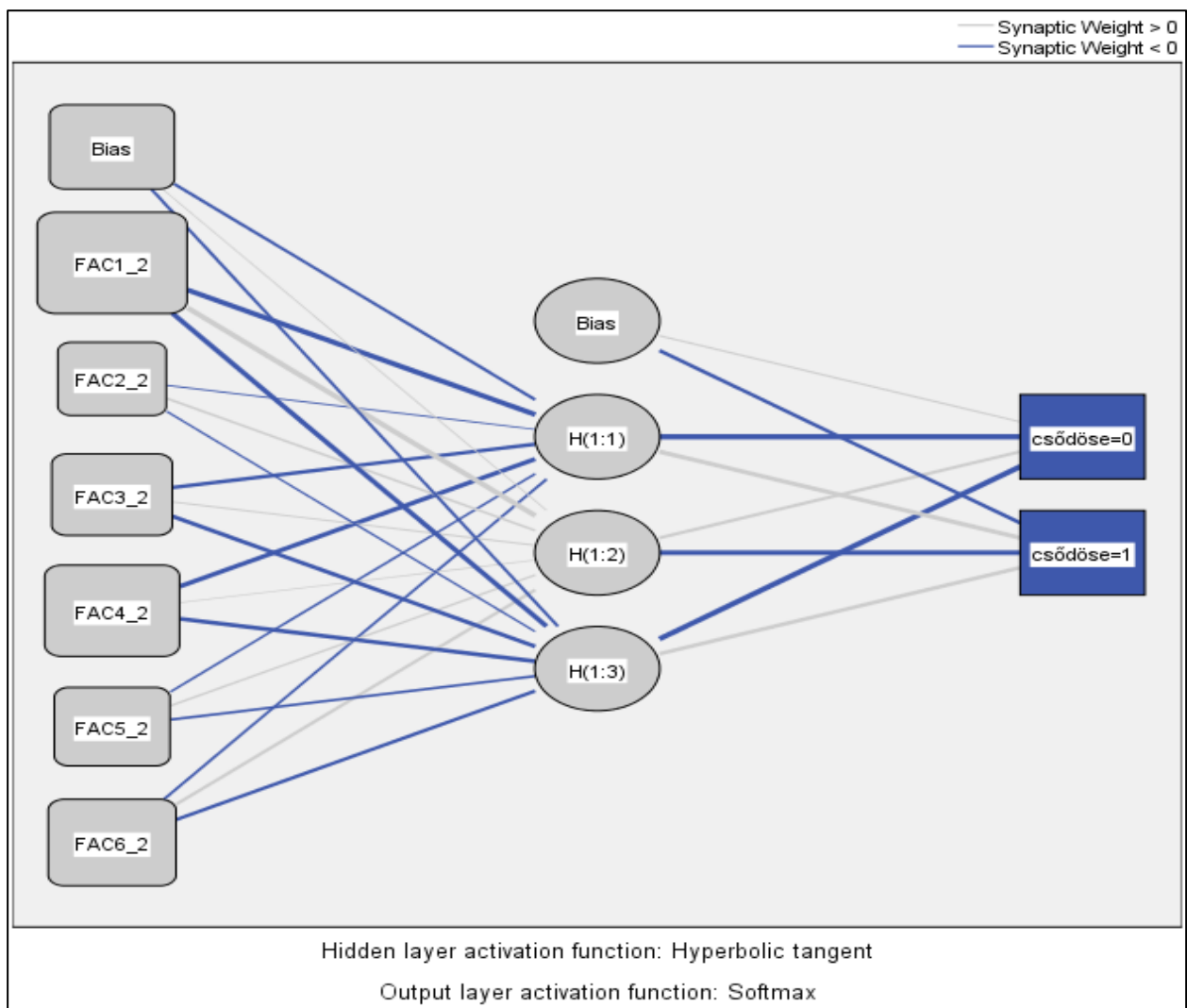
A faktortérben elvégzett szimulációs kísérlet egy 3 szintű döntési fa jött létre, ahol az első hasító kritérium a jövodelmezőség-faktor volt. Felhasználásra kerültek még az azonnali likviditás és partnermanagement faktorok, valamint a legalsó szinten a tőkeszerkezet.

6.4 Neurális háló alapú modellek

Neurális hálóval készített modellek a „normál” értékeken képzett alapváltozókkal

A neurális háló alapú modellek a multi-layer perceptron (MLP) eljárással készültek, legfeljebb 1.000.000 tanulási ciklussal.

A neurális háló struktúrájának meghatározása egy intuitív folyamat, ugyan az SPSS felkínálja, hogy automatikusan létrehoz egy struktúrát, azonban a modell kísérletek során kiderült, hogy sokszor van annál jobb megoldás is. A modell struktúrája egyben azt is megadja, hogy mekkora az input réteg és az egyes köztes rétegek neuronjainak a számát is meg lehet adni.



10. ábra: A „normál” értékekből képzett faktorváltozókból felépülő neurális háló felépítése

Az alapváltozóknál a véglegesített struktúrában az első rejtett köztes rétegben $8+1^{27}$ neuron található (a +1 a hibatag), míg a másodikban $3+1$. Az egyes rétegeket összekötő vonalak a kapcsolatok súlyait jelképezik. A modell a tanulás alatt folyamatosan változtatja ezeket a súlyokat, kezdetben véletlenszerűen, majd később úgy változtatja, hogy a lehető legkisebb eltérés legyen a modell által előre jelzett és a valóságos besorolások közt.

A neurális hálónál is lehetőség van az egyes változók fontosságának mérésére, ezt egy ún. normalizált fontossági index méri.

A faktorváltozók terében elvégzett neurális háló input rétege 6 neuront, míg az egyedüli köztes réteg 3 neuront tartalmaz.

²⁷ Mivel az összes (mind a 30) alapváltozó felhasználásra került, így igen terjedelmes lett volna bemutatni az alapváltozók neurális hálójának struktúráját. Éppen ezért az ábra a faktorváltozók alapján elkészített neurális háló felépítését mutatja be.

6.5 A modellek teljesítményének kiértékeléséhez alkalmazható eljárások

6.5.1 Klasszifikációs mátrix

A modellek teljesítményének mérésére a szakirodalomban a két leginkább elterjedt eljárás kerül bemutatásra. Az egyik a klasszifikációs mátrix és az abból eredeztethető hibaarányok, míg a másik az ún. ROC görbe és a görbe alatti terület nagysága.

Időben először a klasszifikációs mátrix jelent meg, amit az alábbi táblázat szemléltet.

A klasszifikációs mátrix felépítése

22. táblázat

		Valóság	
		Csődös	Működő
Előrejelzés	Csődös	True positive (TP) helyes csődös besorolás	False positive (FP) elsőfajú hiba
	Működő	False negative (FN) másodfajú hiba	True negative (TN) helyes működő besorolás
		Sensitivity	Specificity

Forrás: saját szerkesztés Jánosa [2011] alapján

A besorolás, előrejelzés szempontjából elsőfajú hibának tekinthető, ha a valóságban működő, túlélő vállalatot csődösnek soroljuk be. A másodfajú hiba ennek megfelelően azt jelenti, hogy a valóságban csődös vállalatot működőnek tituláljuk.

Az előrejelzés és annak gyakorlati alkalmazása során világos, hogy a másodfajú hiba elkövetésének nagyobb költségei lehetnek. Például, ha egy bank egy csődveszélyben levő vállalatot fizetőképese minősít és hitelt nyújt neki, úgy nem csak a kamatot, de a kihelyezett kölcsönt is elbukhatja. Fordított esetben legfeljebb egy működő, túlélő vállalattól tagad meg egy hitelt, ami legfeljebb a kamatbevételek elmaradásával jár.

A táblázatból több mutatószám is származtatható, ám leginkább az ún. sensitivity²⁸ és

²⁸ A szakirodalomban true positive rate-ként (TPR) is előfordul, a helyes találatok arányát kifejezve

specificity²⁹ mutatószámok használata vált elterjedté.

$$Sensitivity = \frac{True\ positive\ esetek\ száma}{True\ positive\ esetek\ száma + False\ negative\ esetek\ száma}$$

$$Specificity = \frac{True\ negative\ esetek\ száma}{True\ negative\ esetek\ száma + False\ positive\ esetek\ száma}$$

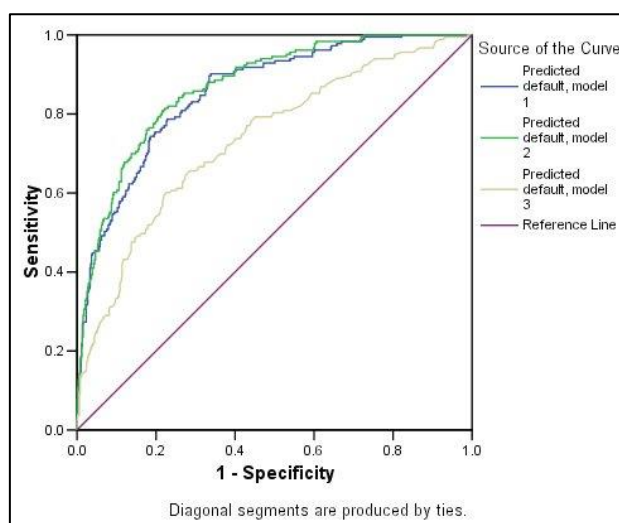
6.5.2 A ROC görbe

A ROC görbe lényegében a fenti két mutatószám alapján elkészített grafikon. Nagy előnye, hogy grafikusán szemlélteti a kapott eredményeket. A két dimenziója:

- „x” tengelyen találhatók a 1- SPECIFICITY értékek, amik gyakorlatilag a téves pozitív riasztásokat jelentik;
- „y” tengelyen pedig a SENSITIVITY értékek, amik a helyes pozitív besorolást jelentik;
- a görbe specialitása, hogy minden egyes lehetséges cut-off ponton átmegy, így segítségével leolvasható lesz a helyes pozitív és fals pozitív (téves riasztások) aránya.

Az értékeléshez hozzátartozik, hogy a teljesen véletlenszerű besorolást jelentő görbe egyenlete $y=x$ lesz, míg a tökéletesen osztályozó besorolás görbéjének át kell mennie a (0:1) ponton.

A modell teljesítményének mérésére a görbe az egyik lehetőség a görbe alatti terület kiszámítása (Area Under the ROC, AUROC). Az AUROC értéke 0,5 és 1 közé esik (százalékos kifejezés is elfogadható) és minél közelebb van az 1-hez (100%) annál jobbnak tekinthető a teljesítménye.



11. ábra: A ROC görbe felépítése

Forrás: saját szerkesztés SPSS bemutató példa alapján

²⁹ A szakirodalomban true positive rate-ként (TPR) is előfordul, a helyes találatok arányát kifejezve

7. A LÉTREHOZOTT MODELLEK ÉRTÉKELÉSE

7.1 A „normál” értékeken alapuló modellek kiértékelése

7.1.1 Az egyes módszerek által a modellépítésbe bevont mutatószámok

A „normál” értékeken alapuló modellépítésbe bevont változók fontossági sorrendben

23. táblázat

Diszkriminancia analízis		Logisztikus regresszió		Döntési fa		Neurális háló	
Alap- változók	Faktor- változók	Alap- változók	Faktor- változók	Alap- változók	Faktor- változók	Alapvál- tozók ³⁰	Faktor- változók
NFTA1	JÖVEDEL- MEZŐSÉG	DLIKV2K	JÖVEDEL- MEZŐSÉG	LEKADERK	JÖVEDEL- MEZŐSÉGI	ROS1	JÖVEDEL- MEZŐSÉGI
BEVNYER1	TŐKESZER- KEZETI	NFTA1	TŐKESZER- KEZET	ELMUNKA1	LIKVIDITÁSI	BEVNYER1	TŐKESZER- KEZETI
DLIKV2K	LIKVIDITÁSI	LIKV51	LIKVIDITÁSI	INVTFESZA1	PARTNER- MANAGE- MENT	SZALL1	PARTNERMAN- AGEMENT
ITEKUZK	PARTNERMA- NAGEMENT		PARTNERMA- NAGEMENT		TŐKESZER- KEZET	FORGENOV	LIKVIDITÁSI
FORGENOV	ESZKÖZMA- NAGEMENT		NÖVEKEDÉS			NFTA1	NÖVEKEDÉSI
LIKV51	NÖVEKEDÉSI					ROAK	ESZKÖZMA- NAGEMENT
ELMUNKA1						ITEKUZK LEKADERK DLIKV2K	

³⁰ Csak azok kerültek be a táblázatba, melyeknek relatív fontossága meghaladta a 0,5-öt

Az egyes mutatófajták fontossági sorrendje a t-tesztek alapján

24. táblázat

Mutatószám fajtája	Átlagos helyezés	Fontosság
JOV	20	1
FL	25	2
TSZ	43	3
NO	45	4
ME	59	5
ESZ	66	6
FT	67	7

Mint a táblázatok alapján is kitűnik, minden modell más és más változót használt fel, más és más sorrendben, azonban vannak a változó szelekciónak közös vonásai is.

A nettó forgótőke arányát az elkészített négy alapváltozós modellből három is felhasználja. Ez a tény nem meglepő, hiszen a t-tesztek alapján is arra a következtetésre lehetett jutni, hogy ez a legfontosabb megkülönböztető tényező a csődös és a működő vállalatok közt. Az egyes csoportátlagok összehasonlítása alapján a nettó forgótőkénél volt a legnagyobb eltérés. Az altmani modellben a nettó forgótőke aránya az F-tesztek alapján a harmadik legfontosabb változó volt.

Ugyanez igaz a bevétel-arányos üzemi eredményre (BEVNYER1) is, a t-tesztek alapján is fontos megkülönböztető mutatónak minősült és a diszkriminancia analízis valamint a neurális háló is felhasználta a modellépítéshez.

A harmadik mutató, amely kiemelt figyelmet kap, a DLIKV2K³¹. A mutatót a rekurzív partícionáló algoritmuson kívül mindegyik eljárás beépítette a modellbe. Maga a mutató cash-flow alapú, ami jelzi ennek a kategóriának is a fontosságát (annak ellenére, hogy ez a legegyszerűbb cash-flow mutató; ugyanis a többit már a vállalatok hiányos beszámolói miatt nem volt lehetséges előállítani). A t-tesztek alapján az 5. legnagyobb eltérést mutatta a csődös és a működő vállalatok közt, ami szintén alátámasztja fontosságát.

³¹ Dinamikus likviditás 2 = bruttó cash flow / rövid lejáratú kötelezettségek átlagos állománya

Érdekesség, hogy az RPA modell teljesen más változók alapján alakította ki a besorolási, előrejelzési szabályait. Az RPA-nál egyértelmű fontossági sorrendet nem tudunk felállítani, csak annyit tudunk biztosan, hogy az első hasító-változó valószínűleg a legfontosabb. Ez pedig jelen esetben a lekötött eszköz-arányos adózott eredmény.

A négy eljárásba bevont mutatók különbözősége ellenére már az alapváltozós modellek alapján is látható, hogy a legfontosabb megkülönböztető tényezők között van a jövedelmezőség, a likviditás és a tőkeszerkezet.

Ezt a megállapítást a faktorváltozók tere alapján felépített modellek is alátámasztják, itt a fontossági sorrend talán még élesebben kirajzolódik, mint az alapváltozós modelleknél.

A t-teszt alapján képzett, a mutatók előre meghatározott csoportokban való besorolása szerinti sorrendiség szintén hasonló képet mutat.

A forgási és tárolási idő mutatók egyik modellbe sem kerültek be, ennek oka, hogy ezek a mutatók általánosságban nem jellemzik jól az egész mintát. További magyarázatként felmerül, hogy az előzetes t-teszt alapján igen kicsi és többnyire nem szignifikáns a különbség a forgási és tárolási idő mutatóknál a csődös és működő vállalatok közt.

7.1.2 A modellek teljesítményének értékelése

A modellek teljesítményének értékelése a klasszifikációs mátrixok alapján történik. Nem csak az összes helyesen besorolt vállalat alapján, hanem az elkövetett első- és másodfajú hibák alapján is, hiszen, mint korábban említésre került a két hiba elkövetése a gyakorlatban igen nagy jelentőséggel bír az elkerülhető extra költségek, veszteségek tekintetében.

Az egész minta 75-25%-os arányban véletlenszerűen fel lett osztva tanuló és tesztelő részmintákra. A modellépítés folyamán az egyes eljárások csak a tanuló minta alapján építik fel a modellt. A kész modell előrejelző-képességét ezek után az ismeretlen tesztelő (validáló) mintán is lefuttatva és az ezen elért eredmények alapján lehet kiértékelni.

A minta felbontása tanuló és tesztelő részmintára

25. táblázat

	működő	csődös	összesen
tanuló	172	80	252
tesztelő	52	32	84
összesen	224	112	336

A klasszifikációs mátrixok összegzését az alábbi táblázat mutatja:

A klasszifikációs mátrixok összegzése a „normál” értékek alapján

26. táblázat

		Diszkriminancia analízis		Logisztikus regresszió		Döntési fa		Neurális háló	
		Tanuló minta	Tesztelő minta	Tanuló minta	Tesztelő minta	Tanuló minta	Tesztelő minta	Tanuló minta	Tesztelő minta
Alapvál- tozók	Elsőfajú hiba	1.6%	1.2%	4.4%	4.8%	5.9%	5.9%	2.8%	2.4%
	Másodfajú hiba	8.7%	10.7%	6.3%	3.6%	7.9%	4.8%	2.8%	4.8%
	Összes helyes besorolás	89.7%	88.1%	89.3%	91.7%	86.1%	89.3%	94.4%	92.9%
Fakto- rok	Elsőfajú hiba	1.6%	2.4%	6.8%	10.7%	6.8%	5.9%	3.2%	4.8%
	Másodfajú hiba	11.5%	9.5%	2.8%	4.8%	8.7%	10.7%	7.5%	7.1%
	Összes helyes besorolás	86.9%	88.1%	90.5%	84.5%	84.5%	83.4%	89.3%	88.1%

Az alapváltozók alapján felépített modelleknél a tesztelő mintán az összes helyes besorolást tekintve a legkevésbé pontos besorolást a diszkriminancia analízist adta. Ez a viszonylagos lemaradás a többi modellhez képest leginkább a módszer linearitásának köszönhető. Azonban az a tény, hogy még így is 88,1%-os aránnyal helyes előrejelzést adott (viszonylagos egyszerű használhatósága miatt), azt jelenti, hogy még a mai napig is használható az eljárás csődelőrejelzések készítésére. A döntési fa 89,3%-os találati pontosságával már valamivel pontosabban tudta besorolni a csődös vállalatokat. A módszer egyik ismert hátránya a túltanulás, a tanuló mintára való specializálódás (Frydman, Altman, Kao [1985]) azonban

jelen esetben nem mutatkozott, sőt a tesztelő mintán elért besorolási hatékonysága meghaladta a tanuló mintáét. A logisztikus regresszió a tanuló mintán összességében 91,7%-os helyes besorolási arányt ér el, ami azért minősül kiemelkedő teljesítménynek, mert az eljárás csak három változót vont be a modellépítésbe. A legösszetettebb szimulációs eljárás a neurális háló az esetek 92,9%-ban hozott helyes ítéletet a tanuló minta elemeinek besorolására vonatkozóan. Ezzel a 30-8-3-1 felépítésű négyrétegű neurális háló tekinthető a legmegbízhatóbb előrejelzési eljárásnak az alapváltozókra épített modellek esetében.

A faktorváltozók terében elvégzett modellkísérletek a tesztelő mintákon minden esetben rosszabb pontossági arányt értek el, mint az alapváltozók rendszerén elvégzett modellkísérletek. Ennek oka a faktorizációs eljárás, mivel az a bevont változók különböző együtthatókkal súlyozott szorzatösszegeként áll elő a felhasznált faktor érték. A kapott faktormodellek besorolási eredményei összhangban³² vannak Kristóf Tamás megállapításaival, miszerint a faktorváltozók bevonása nem javítja a csődelőrejelző modellek teljesítményét. (Kristóf [2008b]) Egyetlen kivételnek a diszkriminancia analízis tekinthető, ennél az eljárásnál ugyanis nem romlott a besorolási teljesítmény.

Az egyes modellek teljesítményét azonban nem csak az összes helyes besorolási arány összehasonlító vizsgálatával érdemes értékelni, hanem az általuk elkövetett első és másodfajú hibák arányának elemzésével is.

Az egyes eljárások által elkövetett besorolási hibákról általánosságban el lehet mondani, hogy a tanuló mintán az elsőfajú hiba aránya alacsonyabb, mint a másodfajúé. Ez azt jelenti, hogy általánosságban a működő vállalatokat jobban sorolják be a modellek, mint a csődös vállalatokat. A megállapítást mindössze két modell nem támasztja alá, az alapváltozós neurális háló (itt megegyezik az első és másodfajú hibák aránya) és a faktorváltozós logisztikus regresszió (elsőfajú hiba aránya meghaladja a másodfajú hiba arányát). Ez a hibaelkövetési asszimetria³³ egy ismert jelenség. Mint korábban említésre került az első és másodfajú hibák elkövetésének nem ugyanazok a gazdasági költségei. A gazdasági

³² Kristóf Tamás főkomponens-elemzéssel dolgozott és előre meghatározott faktorokat állított elő.

³³ Az első és másodfajú hibák jelentős eltéréseinek kiküszöbölése, azok csökkentésére megoldás lehet az MCCCRA (multi-classification constrained-covariance regression analysis) klasszifikációs eljárás, melynek lényege, hogy az egyes csoportok (csődös, működő) párosított pénzügyi mutatószámai kovarianciáinak eltérését maximalizálva egy lineáris regressziós egyenlettel közelítik mutatószám páros egyik tagját. Ezután az eredeti változókhoz viszonyított eltérések alapján megalkotásra kerül a többszörös klasszifikációs táblázat, amelybe az összetett szabályrendszerek által kerülnek besorolásra az egyes vállalatok. A módszer a diszkriminancia analízissel került összehasonlításra és jelentősen felülmúlta, mind helyes besorolás, mind pedig az első és másodfajú hibák eltéréseinek minimalizálása tekintetében. (Hossari [2011])

költségek³⁴ minimalizálása érdekében a diszkriminancia analízisnél és a logisztikus regressziónál a cut-off value megfelelő irányú módosítása jelenthet megoldást, míg a döntési fánál az SPSS-ben lehetőség van a célváltozó értékére vonatkozóan elsőbbséget megadni, illetve a félreosztályozási költségeket is be lehet állítani. A vizsgálatok során másodlagos cél a csődös vállalatok minél pontosabb felkutatása volt, a félreosztályozási költségek nem kerültek meghatározásra.

Érdekes eredményt mutat az alapváltozókon elkészített diszkriminancia analízis modell, mivel itt volt a legkisebb az elsőfajú hibák aránya, mind a tanuló, mind pedig a tesztelő mintákat vizsgálva. Ezt azonban ellensúlyozza az eljárás által elkövetett másodfajú hibák aránya. Tehát összességében az alapváltozókon elkészített diszkriminancia modell a működő vállalatok megtalálása és helyes besorolása során kiemelkedő teljesítményt ért el, azonban a gyakorlatban fontosabb cél a csődös vállalatok helyes besorolása, melyet kevésbé sikeresen ért el.

Az eljárások tanuló és tesztelő mintán elkövetett első és másodfajú hibáit összevetve első ránézésre már nem sok szabályszerűséget mutatnak. Az alapváltozóknál az elsőfajú hiba a tanuló mintához viszonyítva a neurális hálónál és a diszkriminancia analízisnél csökken, a döntési fánál nem változik, míg a logisztikus regressziónál nő. Az alapváltozós modelleknél a másodfajú hibák arányai a diszkriminancia analízisnél és a neurális hálónál nőttek, míg a logisztikus regressziónál és a döntési fánál csökkentek. Ez utóbbiak mindenféleképp pozitív jelenségnek minősülnek.

Az egyes elkövetett hibafélék eltérése a tanuló és tesztelő mintán érdekes szabályosságot mutat. Azon modelleknél ahol a tesztelő mintán nagyobb az elsőfajú hiba-aránya (a tanuló mintához képest), ott alacsonyabb a másodfajú hiba aránya és fordítva, ahol a tesztelő mintában kisebb az elsőfajú hiba aránya, ott magasabb a másodfajú hiba aránya. Ezekről egy markáns eltérés van a faktorváltozókból épített logisztikus regressziós modellnél, ahol a tesztelő mintán mind az első, mind pedig a másodfajú hibák aránya növekedést mutat.

³⁴ Lényegében a másodfajú hiba arányainak minimalizálása érdekében

7.2 Csőd-előrejelzési modellek a „távolság” értékeken

7.2.1 Az egyes módszerek által a modellépítésbe bevont mutatószámok

A „távolság” értékeken alapuló modellépítésbe bevont változók fontossági sorrendben

27. táblázat

Diszkriminancia analízis		Logisztikus regresszió		Döntési fa		Neurális háló	
Távolság változók	Faktor- változók	Távolság változók	Faktor- változók	Távolság változók	Faktor- változók	Távolság változók	Faktor- változók
ROAK	ERŐFORRÁS- ARÁNYOS JÖVEDEL- MEZŐSÉG	NFTA1	TŐKESZERKE- ZETI	ROAK	ERŐFORRÁS- ARÁNYOS JÖVEDEL- MEZŐSÉG	SZALL1	TŐKESZER- KEZETI
LIKV11	LIKVIDITÁSI, KÖTELEZETT- SÉG- FEDEZETI	ABARUZI1	BEVÉTEL- ARÁNYOS JÖVEDEL- MEZŐSÉG		LIKVIDITÁSI, KÖTELEZETT- SÉG-FEDEZETI	ABARUZI1	BEVÉTEL- ARÁNYOS JÖVEDEL- MEZŐSÉG
MERLEGN OV	TŐKESZERKE- ZETI	ROAK	ERŐFORRÁS- ARÁNYOS JÖVEDEL- MEZŐSÉG			NFTA1	ERŐFORRÁS- ARÁNYOS JÖVEDEL- MEZŐSÉG
FORG1	ESZKÖZSZER- KEZETI	SZALL1	LIKVIDITÁSI, KÖTELEZETT- SÉG-FEDEZETI			ROAK	LIKVIDITÁSI, KÖTELEZETT- SÉG- FEDEZETI
KOV1	NÖVEKEDÉSI		NÖVEKEDÉSI			DLIKV2K	NÖVEKEDÉSI
ABARUZI1	BEVÉTEL- ARÁNYOS JÖVEDELME- ZŐSÉG						ESZKÖZ- SZERKEZETI

A faktorváltozók tekintetében a korábban bemutatott eltéréssel találkozhatunk, ugyanis a „normál” értékeken megképzett faktorváltozóknál szerepelt a partnermanagement változó, míg a „távolság” értékeknél ez nem szerepel, helyette a jövedelmezőségi faktor bomlott két részre, a bevétel-arányos jövedelmezőségre és az erőforrás-arányos jövedelmezőségre. Az egyes faktorok pontos felépítése ugyan különbözik a „normál” értékeken megképzett faktorokétól, azonban a magukban hordozott üzenet, mögöttes információ megegyezik.

A fejezetben az egyes mutatók értékénél az egyes vállalat hármasok közti átlagos különbségét kifejező speciális távolságmértéket kell érteni, azonban az egyszerűség miatt az erre történő pontos hivatkozásoktól el kellett tekinteni. Amennyiben nem a „távolság”

értékek kerülnek felhasználásra, úgy a megkülönböztetés elkerülhetetlen.

Minden elkészült modell meghatározó eleme a ROAK mutató, mely egy speciális erőforrás-arányos jövedelmezőségi mutató. Az erőforrásokat az összes eszközök átlagos értéke (azok speciális eltérése) jelenti. Ez gyakorlatilag azt jelenti, hogy a ROAK mutató közti különbség a közvetlen versenytársakhoz képest igen erős elkülönítő hatással bír az egyes vállalatok csődös vagy működő vállalatként történő besorolásánál. Ez azt is jelentheti, hogy a közvetlen versenytársakhoz mért túlságosan alacsony eszköz-arányos jövedelmezőség nemcsak, hogy versenyhátrány, de egyenesen a vállalat jövőjét veszélyeztető tényező. Ezt a megállapítást az is alátámasztja, hogy a döntési fa modell csupán ez alapján a változó alapján épül fel³⁵.

A diszkriminancia analízis alapján elmondható, hogy közvetlen versenytársi összehasonlításban a forgóeszközök és a vevők aránya is fontos tényező. Az eszközszerkezeti mutatók megjelenése eltérést mutat a „normál” értékeken felépített diszkriminancia modellhez képest. Eszközszerkezeti mutatókat ugyanakkor csak ez az eljárás használ fel.

A logisztikus regressziós és a neurális háló alapú modell egyaránt kiemelt szerepet szentel a nettó forgótőke arányának, ami illeszkedik az eddig bemutatottakhoz. A két modell közösen felhasznált mutatói még az árbevétel-arányos üzemi eredmény és a szállítók aránya³⁶.

Az előzetesen vártakkal ellentétben a DLIKV2K mutató, ami a „normál” értékekre épülő modelleknél kiemelt szerepet játszott a „távolság” értékeken alapuló modelleknél háttérbe szorult, csak a neurális háló használta fel.

Ugyan a faktorváltozók némileg eltérnek, de itt is felfedezhető az a minta, hogy a jövedelmezőségi, tőkeszerkezeti és likviditási mutatók a legfontosabbak. Tehát a közvetlen versenytársakhoz viszonyítva a kedvezőtlenebb tőkeszerkezetű, rosszabb jövedelmezőségi, likviditási helyzetben levő vállalatoknál nagyobb az esélye a csőd kialakulásának. Az eszközszerkezeti és növekedési különbségek kevésbé magyarázzák a csőd kialakulását. A megállapítások összhangban vannak a t-tesztnek és a „normál” értékekre épülő modellekénél tárgyaltakkal.

³⁵ Mint a későbbiekben láthatjuk ezzel az egy változóval is több, mint 90%-os helyes besorolási arányt ért el a tanuló mintán és több, mint 88%-ot a tesztelési mintán

³⁶ A neurális hálónál a szállítók arányának relatív fontossága 99,9%, ami azt jelenti, hogy az előrejelzésben kiemelkedően nagy szerepe van.

7.2.2 A modellek teljesítményének értékelése

A klasszifikációs mátrixok összegzése a „távolság” értékek alapján

28. táblázat

		Diszkriminanci a analízis		Logisztikus regresszió		Döntési fa		Neurális háló	
		Tanuló minta	Tesztelő minta	Tanuló minta	Tesztelő minta	Tanuló minta	Tesztelő minta	Tanuló minta	Tesztelő minta
Alap válto- zók	Elsőfajú hiba	2.39%	2.35%	1.57%	1.18%	9.13%	10.72%	0.79%	0.00%
	Másodfajú hiba	9.94%	11.92%	4.35%	4.76%	0.79%	1.19%	0.00%	1.19%
	Összes helyes besorolás	87.67%	85.72%	94.08%	94.06%	90.08%	88.10%	99.21%	98.81%
Fakto- rok	Elsőfajú hiba	2.39%	2.35%	2.39%	4.77%	8.73%	13.09%	2.78%	2.38%
	Másodfajú hiba	12.70%	10.70%	5.56%	4.76%	7.14%	2.38%	3.17%	1.19%
	Összes helyes besorolás	84.91%	86.94%	92.06%	90.47%	84.13%	84.53%	94.05%	96.43%

A modellek teljesítményének értékelése ebben az esetben is első sorban a validáló mintán mutatott besorolási pontosság és a besorolás közben elkövetett hibák alapján történik.

A tesztelő mintán elért összes helyes besorolásokat vizsgálva a „normál” értékeknél hasonló sorrendet tudunk felállítani. A leggyengébben itt is a diszkriminancia analízis teljesített (85,72%), majd ezután a döntési fa következett (88,10%). A logisztikus regresszió és a neurális háló azonban kiemelkedő teljesítményt nyújtott. A logisztikus regresszió a tesztelő mintán 94,06%-os, míg a neurális háló ennél is jobb 98,81%-os összes helyes besorolási arányt ért el.

A faktorváltozókkal felépített modellek tekintetében itt is helytálló a megállapítás, hogy a faktorizáció nem javította a z előrejelzések minőségét. Ez alól egyetlen kivételként a diszkriminancia analízist említhetjük, azonban az itt elért javulás sem túlságosan számottevő, mindössze 1,22%-tal több a helyes besorolások aránya.

A döntési fa abból a szempontból kiemelkedő teljesítményt mutat, hogy egyetlen változó

(ROAK) felhasználásával is 88,10%-os találati arányt ért el, és ami még ennél is fontosabb mindössze 1,19% a másodfajú hiba aránya. Ez azt jelenti, hogy a tesztelő mintában egyetlen vállalat esetében adott téves besorolást, ami még akkor is igen jó eredménynek számít, ha az eljárás céljaként a másodfajú hiba minimalizálását, tehát a csődös vállalatok minél pontosabb felkutatását határoztuk meg.

Az a jelenség, hogy ha a tanuló mintán nagyobb az elsőfajú hiba nagysága tesztelőénél, akkor a tanuló minta másodfajú hibája kisebb lesz, ha nem is annyira élesen, mint a „normál” értékeknél, de itt is fennáll. (Csak az alapváltozós döntési fa és a faktorváltozós diszkriminancia analízisnél tapasztalható némi ellentmondás.)

A kapott eredményeket összevetve a „normál” értékek eredményeivel az alábbi következtetések vonhatók le (az összesített helyes besorolási arányt figyelembe véve):

- diszkriminancia analízis
 - az alapváltozók esetén a „normál” értékek 2,38%p-tal,
 - a faktorváltozók esetén a „normál értékek 1,16%p-tal jobb eredményt értek el;
- logisztikus regresszió
 - az alapváltozók esetén a „távolság” értékek 2,36%p-tal,
 - a faktorváltozók esetén a „távolság” értékek 5,97%p-tal jobb eredményt értek el;
- döntési fa
 - az alapváltozók esetén a „normál” értékek 1,2%p-tal,
 - a faktorváltozók esetén azonban a „távolság” értékek 1,13%p-tal értek el jobb eredményt
- neurális háló
 - az alapváltozók esetén a „távolság” értékek 5,91%p-tal,
 - a faktorváltozók esetén a „távolság” értékek 8,33%p-tal értek el jobb eredményt.

A speciális „távolság” értékeken képzett modellek minőségi javulást a logisztikus regresszió és a neurális háló modelleknél okoztak.

A „távolság” értékeken, az alapváltozókra felépített neurális háló kiemelkedő teljesítménye nem meglepő, hiszen a „távolság” értékek megképzésének alapja az egyes konkurens

vállalatok pénzügyi mutatószámaiban rejlő különbségek feltérképezése. Így a neurális háló lényegében a konkurens vállalatok közti különbségek közös mintája alapján tanulta meg a csődös és működő vállalatok megkülönböztetéséhez, helyes besorolásához szükséges szabályokat. Ennek köszönhetően az alapváltozóknál a tanuló mintán a csődös vállalatokat, míg a tesztelő mintán a működő vállalatokat sorolta be tökéletesen. A tanuló mintán összesen 2, a tesztelő mintán pedig összesen 1 vállalatot sorolt be rosszul a kellőképpen megedzett neurális háló.

Az elvégzett vizsgálatok alapján a legjobb előrejelző képességgel a „távolság” értékeken alapuló neurális háló rendelkezik, hiszen mind az alapváltozóknál, mind pedig a faktorváltozóknál jelentősen jobb eredménnyel végezte el az ismeretlen mintán a besorolást, mint a többi felépített modell.

8. ÖSSZEFOGLALÁS

A csőd, mint fogalom nem rendelkezik egységes, egzakt meghatározással. Az egyes tudományok, többek közt az elméleti közgazdaságtan, a gazdálkodástudomány, a pénzügytan és a jogtudomány is eltérően definiálja, a csődnek különböző aspektusait vizsgálja. A dolgozat készítése során csőd, mint két jogi kategória, a csődeljárás és a felszámolási eljárás összevonása alapján került alkalmazásra.

Az első, pénzügyi nehézségekkel rendelkező vállalatok felkutatására irányuló tanulmányok már az 1930-as években megjelentek. A modern csőd-előrejelzési modellek Edward I. Altman 1968-as tanulmánya után gombamód szaporodni kezdtek. A számítás-technika és a statisztika robbanásszerű fejlődése jótékony hatással volt a csőd-előrejelzésre és a felhasznált módszertanokra, eljárásokra egyaránt.

A célok elérése érdekében egy saját gyűjtésű, meghatározott árbevételű és éves beszámolót készítő 112 pénzügyi nehézségekkel küzdő, illetve 224 működő vállalat nyilvános beszámolóiból álló adatbázis kiépítésére volt szükség a 2010-2012-es időszakból. A saját adat-transzformációs („távolság”) modell létrehozása érdekében olyan vállalat-hármasok kialakítására is szükség volt, melyekben egy csődös vállalat és két vele megközelítőleg azonos méretű és tevékenységű működő vállalat szerepelt.

A saját fejlesztésű modell a közvetlen konkurens vállalatok egymáshoz viszonyított piaci pozícióit, illetve gazdasági helyzeteiket reprezentálja az éves beszámolóik alapján képzett pénzügyi mutatószámok közt fellelhető különbségeket alapul véve.

A kutatás során az egyes csőd-előrejelzési modelleket a nemzetközi szakirodalomban négy leginkább elterjedt eljárás, a diszkriminancia analízis, a logisztikus regresszió, a rekurzív partícionáló algoritmus és a többrétegű neurális háló segítségével mutattam be.

Az egyes modellkísérletek alapján megállapítható, hogy a csőd bekövetkezését leginkább három tényező magyarázza: a jövedelmezőség, a tőkeszerkezet és a likviditási helyzet. E három tényező közt egyértelmű fontossági sorrendet a kiépített modellek alapján nem lehet kialakítani, csak valószínűsíthető, hogy a jövedelmezőség valamivel nagyobb jelentőséggel bír.

A kiépített modellek összességükben igen jó előrejelző képességgel bírnak és a gyakorlatban is felhasználhatónak bizonyultak. Még a legpontatlanabb modell is (döntési fa modell a faktorváltozók terében) 83,4%-os pontossággal tudta besorolni a számára ismeretlen (tesztelő) vállalatokat a csődös, illetve működő vállalatok közé. A legpontosabb modellnek a neurális háló bizonyult, a saját fejlesztésű eljárás által transzformált adatokat felhasználva a tesztelő mintán 98,81%-os helyes besorolási arányt ért el, mindössze egyetlen vállalatot sorolt be tévesen.

Az egyes modellezési eljárások előrejelzési pontossága alapján a legjobban teljesítő modell a neurális háló alapú, majd sorrendben: a logisztikus regresszió, a diszkriminancia analízis és a rekurzív partícionáló algoritmus (döntési fa).

A csőd, mint egy folyamat végeredménye, és az ahhoz vezető lépések, tipikusan bejárt utak feltérképezése, mélyebb megismerése érdekében szükség van a kutatásba bevont adatok időbeli kiterjesztésére. Ezáltal nem csak egy keresztmetszeti vizsgálat elvégzésére lesz lehetőség, hanem az események folyamatként való megfigyelésére, lekövetésére is, ami jelentősen javíthatja a csőd-előrejelző modellek minőségét.

IRODALOMJEGYZÉK

Szakirodalom

1. 1991. évi XLIX. törvény a csődeljárásról és felszámolási eljárásról
2. Altman E. I. [2000] Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA® models, [on-line]
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.25.1884&rep=rep1&type=pdf> [letöltve: 2013.10.21]
3. Altman, E. I. - Loris, B. [1976], A financial early warning system for over-the-counter broker- dealers. [on-line] The Journal of Finance, vol. 31 pp. 1201-1217,
<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1976.tb01969.x/pdf>, [letöltve: 2013.11.05]
4. Altman, E. I. [1968], Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, [on-line] The Journal of Finance, vol. 23: pp. 589–609,
<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x/pdf>, [letöltve: 2013.11.05]
5. Altrichter, M. – Horváth, G. – Pataki, B. – Strausz, Gy. – Takács, G.- Valyon, J. [2006]. Neurális hálózatok, [on-line] <http://mialmanach.mit.bme.hu/neuralis/index>, Panem Kiadó
6. Balcean, S. – Ooghe, H. [2004]: Alternative methodologies in studies on business failure: Do they produce better results than the classic statistical methods?, Vlerick Leuven Gent Working Paper Series 2004/16
7. Bellovary, J – Giacomino, D. - Akers, M. [2007]: A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, [on-line] Journal of Financial Education, vol. 33 (winter), 2007,
http://epublications.marquette.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1025&context=account_fac&sei-redir=1&referer=http%3A%2F%2Fscholar.google.hu%2Fscholar%3Fq%3Dreview%2Bof%2Bbankruptcy%2Bstudies%26btnG%3D%26hl%3Dhu%26as_sdt%3D0%252C5#search=%22review%20bankruptcy%20studies%22, [letöltve: 2013.11.12.]
8. Deliné dr. Pálinkó É. [2002]. *A csőd és a csődelkerülő eljárás pénzügyi kérdései*, PhD. Értekezés, Műszaki Menedzser Szak Doktori Tanácsa, Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Budapest

9. Fitzpatrick, P. J. [1932]: A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Entreprises with Those of Failed Companies: Accountants Publishing Company, Washington
10. Frydman, H. - Altman, E.I. – Kao D.L.I. [1985]. Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress [on-line]
http://www.researchgate.net/publication/4742063_Introducing_Recursive_Partitioning_for_Financial_Classification_The_Case_of_Financial_Distress/file/9fcfd50eae514c24b3.pdf [letöltve: 2013.11.02.]
11. Hossari, G [2011]: Optimising errors in signaling corporate collapse using MCCCRA [on-line] International Journal of Accounting and Information Management, Vol.20, No.3., pp 300-316, 2012, <http://www.emeraldinsight.com/1834-7649.htm>, [letöltve: 2013.10.09.]
12. Imre B. [2008]. *Bázel II definíciókon alapuló nemfizetés-előrejelzési modellek magyarországi vállalati mintán*, PhD. Értekezés, Gazdaságtudományi Kar, Miskolci Egyetem, Miskolc
13. Jánosa A. [2000]. *Vállalkozások tevékenységének átfogó értékelése a pénzügyi számvitel információira támaszkodva, többváltozós matematikai-statisztikai módszerekkel* PhD. Értekezés, Gazdaságtudományi Kar, Miskolci Egyetem, Budapest
14. Jánosa A. [2011] Adatelemzés SPSS használatával, ComputerBooks Kiadói Kft, Budapest
15. Keskin Benli, Y. - Branch, B. - Wang, J. [2008]: Usage of the artificial neural network in the prediction of financial failure and application in Istanbul stock exchange, [on-line] Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitimi Fakültesi Dergisi Vol: 23, pp. 31-43, <http://esefdergi.gazi.edu.tr/makaleler/212.pdf> , [letöltve: 2013.11.12]
16. Kotormán A. [2009]. *A mezőgazdasági vállalkozások felszámolásához vezető okok elemzése*, PhD Értekezés, Gazdálkodástudományi és Vidékfejlesztési Kar, Debreceni Egyetem, Debrecen
17. Kovács, P. T. [2001] Mesterséges intelligencia tanulmány, [on-line]
<http://www2.mit.bme.hu/services/vimm3241/tanul/beadott/regi/Kovacs/ellenorzott.html> [elolvasva: 2013.11.13]
18. Kristóf T. [2005]. A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata, [on-line] Statisztikai szemle, vol. 83. no. 9,
http://www.ksh.hu/statszemle_archive/2005/2005_09/2005_09_841.pdf [letöltve: 2013.08.06]

19. Kristóf T. [2008a]. *Gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése*, PhD. Értekezés, Jövő kutatás Tanszék, Budapesti Corvinus Egyetem, Budapest
20. Kristóf, T. [2008b]. A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről, [on-line] *Közgazdasági Szemle*, vol 55, may, pp. 441-461, <http://www.kszemle.hu/tartalom/letoltes.php?id=995>, [letöltve: 2013.08.06]
21. Maricica, M. – Georgeta, V. [2012]. Business failure risk analysis using financial ratios [on-line] *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol 62, pp. 728-732, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042812035641>, [letöltve: 2013.09.05]
22. Mures-Quintana M. J. - Garcia-Gallego, A. [2012]: On the non-financial information's significance in the business failure models [on-line] *International Journal of Organizational Analysis* Vol. 20 No. 4, pp. 423-434, www.emeraldinsight.com/1934-8835.htm, [letöltve: 2013.10.09]
23. Odom, M.. - Sharda, R. [1990]. Bankruptcy prediction using neural networks. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, San Diego* (pp. 133-168)
24. Ohlson, J. A. [1980]: Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, [on-line] *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No.1, pp. 109-131 (Spring, 1980), <http://teaching.ust.hk/~ismt551/project2/Ohlson.pdf> , [letöltve: 2013.10.21.]
25. Oravecz B. [2007]: Credit scoring modellek és teljesítményük értékelése. [on-line] *Hitelintézet szemle* vol. 6. no. 6 http://www.bankszovetseg.hu/wp-content/uploads/2012/10/HSZ6_oravecz.pdf
26. Sajtos, L. – Mitev, A. [2005]. *SPSS kutatási és adatelemzési kézikönyv*, Alinea Kiadó, Budapest
27. Zmijewski, M. E. [1984]. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models [on-line] *Journal of Accounting Research*, Vol. 22 Supplement, pp. 59-82, <http://www.jstor.org/stable/2490859> [elolvasva: 2013.10.30.]

Internetes források

1. <http://e-beszamolo.kim.gov.hu>
2. <http://www.cegkozlonny.hu/>
3. <http://www.e-cegjegyzekek.hu/>

4. <http://mialmanach.mit.bme.hu/neuralis/ch01s02>
5. <http://www.opten.hu>