

XIII. Erdélyi Tudományos Diákköri Konferencia – Kolozsvár,
2010. május 14–16.

Vállalati csődelőrejelzés Logit modell és Chaid döntési fák segítségével a Maros megyei vállalatok esetén

Témavezető:

dr. Benyovszki Annamária, adjunktus
Babeş-Bolyai Tudományegyetem, Kolozsvár,
Közgazdaság- és Gazdálkodástudományi Kar,
Statisztika, Előrejelzés és Matematika Tanszék

Készítette:

Felfalusi Éva
Babeş-Bolyai Tudományegyetem, Kolozsvár,
Közgazdaság- és Gazdálkodástudományi Kar,
Bank és Pénzügy Szakirány, 3. Évfolyam

TARTALOMJEGYZÉK

BEVEZETŐ.....	3
1. IRODALMI ÁTTEKINTÉS	4
1.1. VÁLLALATI CSŐDELŐREJELZŐ MODELLEK.....	4
1.2. VÁLLALATI CSŐDELŐREJELZŐ MODELLEKRE VONATKOZÓ ÖSSZEHASONLÍTÓ KUTATÁSOK	6
1.3. A MAROS MEGYEI CSŐDELŐREJELZÉSBE HASZNÁLT MÓDSZEREK	9
1.3.1. A Logisztikus modell.....	10
1.3.2. CHAID döntési fa modellje	11
1.4. CSŐDELJÁRÁSRA VONATKOZÓ TÖRVÉNY	12
2. FIZETÉSKÉPTELEN VÁLLALATOK SZÁMÁNAK ALAKULÁSA ROMÁNIÁBAN.....	13
3. FELHASZNÁLT ADATOK.....	14
4. VÁLLALATI CSŐDELŐREJELZÉS LOGIT MODELL ÉS CHAID DÖNTÉSI FA SEGÍTSÉGÉVEL	17
4.1. LOGIT MODELL	17
4.2. LOGIT MODELL ÉS CHAID DÖNTÉSI FA ÖSSZEHASONLÍTÁSA	19
ÖSSZEFOGLALÓ.....	21
IRODALOMJEGYZÉK	22
MELLÉKLETEK.....	27

BEVEZETŐ

Az utóbbi időben megnőtt a vállalati csődelőrejelzésre használható módszerek iránti érdeklődés. A bankok számára is igen fontos úgy a vállalatok, mint a fizikai személyek esetén a fizetéseképtelenség bekövetkezési valószínűségének becslése. Különböző credit scoring modelleket használnak ügyfelek fizetéseképtelenségi valószínűségének előrejelzésére, csökkentve ezáltal a hitelkockázattal szembeni kitettség nagyságát.

A dolgozat célja két vállalati csődelőrejelzésre használható modell (logit modell és Chaid döntési fa) teljesítményének összehasonlítása egy Maros megyei vállalatokból álló minta segítségével. A modellek felépítésére 1999-2008 közti időszakra vonatkozó mérleg- és eredménykimutatásból származó adatokat használtam fel. Pénzügyi mutatószámok alapján becsültem a Maros megyei vállalatok csődvalószínűségét. A dolgozat utolsó részében a vállalatokból álló mintát három részre osztottam aszerint, hogy a vállalatok egy, két vagy három éven belül mentek csődbe. A célom az volt, hogy meghatározzam azon mutatószámokat, amelyek alapján meghatározható a csődbejutási valószínűség ezeken az időtávokon. Összehasonlítottam a Chaid döntési fa és logit modell segítségével beazonosított szignifikáns magyarázó változókat, valamint a módszerek besorolási pontosságát.

1. IRODALMI ÁTTEKINTÉS

1.1. VÁLLALATI CSŐDELŐREJELZŐ MODELLEK

A XX. század első harmadában nem léteztek fejlett statisztikai módszerek és számítógépek amelyek segítettek volna a vállalati csődelőrejelzésben. Ebben az időszakban a csődbe jutott, valamint a fennmaradt vállalatok pénzügyi mutatóit vizsgálták.

Fitzpatrick, P. (1932) húsz vállalatpárt vizsgált, és arra a következtetésre jutott, hogy az eladósodottsági, jövedelmezőségi, likviditási és a forgási sebesség mutatószámok a csődbe jutott vállalatok esetében alacsonyabbak, kedvezőtlenebbek voltak.

Az 1960-as években változások történtek a csődelőrejelzés terén. **Beaver, W. (1966)** harminc mutatót talált relevánsnak, amelyek a vállalat jövőbeni fizetőképességét befolyásolták. 79 fizetőképes és ugyanennyi fizetéseképtelen vállalat esetén vizsgálta ezeket a mutatókat az *egyváltozós diszkriminancia-analízis* módszerével. A vállalatokat 1954-1964 közötti időszakra vonatkozó adatok alapján iparág és méret szerint vizsgálta. Arra a következtetésre jutott, hogy a cash flow és az összes tartozás aránya 90%-os, a nettó nyereség és az összes eszköz aránya pedig 88%-os megbízhatósággal jelzi előre a fizetéseképtelenséget egy évvel a csőd bekövetkezése előtt.

Az 1960-as évek végétől a *többszörös diszkriminancia-analízis* alkalmazták csődelőrejelzésre, miután **Altman, E. I. (1968)** felépítette csődmodelljét. Ezt a modellt 33 pár fizetőképes/fizetéseképtelen vállalat mintáján, öt pénzügyi mutató segítségével építette fel az 1946-1964 közötti időszakra vonatkozó adatok alapján. A felhasznált mutatók a forgótőke/összes eszköz, visszatartott nyereség/összes eszköz, EBIT¹/összes eszköz, tőke piaci értéke/összes kötelezettség könyv szerinti értéke, árbevétel/összes eszköz aránya. Meghatározta a Z-score-t, azokat a vállalatokat, melyek esetén ennek a mutatónak az értéke nagyobb volt 2,99-nél a működőképes vállalatok csoportjába sorolta. Azokat a vállalatokat, melyek esetén kisebb volt a mutató értéke 1,81-nél a fizetéseképtelen csoportba

¹ EBIT- Earnings before interest and taxes - Adó és kamatfizetés előtti nyereség.

sorolta. Az általa megalkotott csődmodell 95%-os pontossággal képes volt beazonosítani az eredeti mintában lévő működőképes és csődös vállalatokat.

További kutatók, akik a többváltozós diszkriminancia-analízis kiterjesztett változatát alkalmazták, **Apetiti, S. (1984)**, **Shirata, C. Y. (1998)**, stb.

Az 1980-as években a diszkriminancia-analízis mellett megjelent a *logisztikus regresszió*², mint csődelőrejelző módszer. Az 1990-es évek közepéig ez volt a legelterjedtebb és a leghasználtabb csődmodellezési, valamint csődelőrejelzési eljárás. Először **Ohlson, J. A. (1980)** alkalmazta a *logisztikus regresszió elemzést* az 1970-1976 közötti vállalatokra vonatkozó adatok alapján. Ebben az elemzésben 2.058 fizetőképes és 105 fizetéképtelen vállalatból álló mintát használt a vállalati fizetőképeség előrejelzésére. A modell függő változója két értéket vett fel, ezzel két kategóriát határozott meg, a fizetőképes, valamint a fizetéképtelen vállalatok kategóriáját. Az általa használt reprezentatív mintában szereplő fizetőképes és fizetéképtelen vállalatok száma azt is mutatja, hogy a valóságban kevesebb fizetéképtelen vállalat van, mint fizetőképes. Elemzése során arra a következtetésre jutott, hogy a méret, a pénzügyi szerkezet (összes kötelezettség/összes eszközök) és a rövid távú likviditás jelentős meghatározói a fizetéképtelenségnek.

Zmijewski, M. E. (1984) által alkalmazott *probit-analízis* nagy előrelépés volt a csődbejutás valószínűségének előrejelzése területén. Ez a bináris ökonometriai modell típus azonban kevésbé használt ezen a területen. **Lennox, C. (1999)** és **Menard, S. (1995)** használták a logisztikus és probit modelleket a csődelőrejelzési problémára.

Az 1980-as évek további nagy fejlesztése a **Frydman, H. E. et al. (1985)** által alkalmazott *rekurzív partícionáló algoritmus*, amely döntési fák segítségével ábrázolja a különböző küszöbértékek és változók kombinációit, ezek közül kiválasztva azokat, amelyek megfelelő előrejelzési képességgel rendelkeznek.

Az utóbbi években megjelent tanulmányokban alkalmazták a *CHAID*³ *döntési fák* módszerét is. Ez a modell Dél-Afrikában volt kifejlesztve **Kass, G. V. (1980)** által.

² Logit modell.

³ CHAID – Chi-Square Automatic Interaction Detector.

Az előző években egyre több heurisztikus algoritmus típust, mint a *neurális hálókat* és *döntési fákat* használtak a csődelőrejelzésben. Ezek megjelenése után nem sokkal, megjelent a *hibrid mesterséges neurális háló* módszerének tervezése egyes pénzügyi csődelőrejelzési tanulmányokban.

1.2. VÁLLALATI CSŐDELŐREJELZŐ MODELLEKRE VONATKOZÓ ÖSSZEHAONLÍTÓ KUTATÁSOK

Tam, K.Y. & Kiang, M.Y. (1992), Salchenberger, L.M. et al. (1992) és Jain, B.A. & Nag, B.N. (1998) szerint a neurális hálók teljesítményben felülmúlják a hagyományos statisztikai modelleket (diszkriminancia-analízis, logit modell) a fizetéképtelenség osztályozásában és előrejelzésében.

Lo, A. (1985) összehasonlította a logit és a diszkriminancia-analízis modelleket. A minta, melyet tanulmányában felhasznált 38 fizetéképtelen vállalatból, valamint hozzáillesztett fizetőképes, ugyanazon iparághoz tartozó vállalatból állt. Ezeket a vállalatokat 1975-1983 közti időszakban vizsgálta. A kutatás eredménye szerint a diszkriminancia-analízis jobb, mint a logit modell.

Magyarországon a rendszerváltás után jött létre az első csődelőrejelző modell, azaz 1991-ben jelent meg a csődeljárási törvény. A legkorábbi csődmodellt az 1990-es és 1991-es éves pénzügyi beszámolói alapján (mérleg és eredménykimutatás) készítette el Virág, M. & Hajdu, O. (1996) diszkriminancia-analízis és logisztikus regresszió segítségével.

Sood, A. R. (1996) 1984-1994 közti periódusra vonatkozó adatok segítségével vizsgálta az amerikai Standard & Poor's COMPUSTAT adatbázisából kiválasztott 55 fizetéképtelen és 2.667 fizetőképes vállalatot. Ezt a mintát a többváltozós diszkriminancia-analízis, logit modell és a mesterséges neurális hálók csődelőrejelzési módszerek összehasonlítására használta. Arra a következtetésre jutott, hogy a többváltozós diszkriminancia-analízis a legjobb módszer, ugyanis 90,91%-os találati arányt kapott ezzel a csődelőrejelzési modellel.

A hibrid mesterséges neurális háló módszer segítségével, Yim, J. & Mitchell, H. (2005) tanulmányozták e módszer képességeit a brazil vállalatok csődelőrejelzésében.

Összehasonlították a hagyományos statisztikai módszereket és a konvencionális mesterséges neurális háló módszerét. Arra a következtetésre jutottak, hogy a braziliai vállalatok csődelőrejelzésében szignifikáns pénzügyi mutatók a tőkemegtérülés (EBIT/(összes eszköz – folyó tartozások)), eszközarányos megtérülés, nettó eszközmegtérülés (árbevétel/nettó eszközök), fizetőképesség (saját tőke/összes eszköz), valamint a kockázat (kötelezettségek/saját tőke). Kutatásuk eredményeként azt kapták, hogy a hibrid mesterséges neurális háló módszerének teljesítménye meghaladja a többi modell csődelőrejelző képességét.

Chi, L. C. & Tang, T. C. (2006) kutatásuk során, Hong Kong, Japán, Korea, Malajzia, Szingapúr, Thaiföld és a Fülöp szigetek tőzsdén jegyzett kereskedelmi vállalatait vizsgálták 2001-2003 közötti periódusban. A vállalatok közül 240 fizetőképes és 60 fizetéseképtelen vállalat volt. Minden fizetéseképtelen vállalathoz három fizetőképes vállalatot társítottak, méret, összes eszköz és iparág szerint. Az empirikus eredmények alapján a logit modell kielégítő előrejelzési pontossággal bírt.

Virág, M & Kristóf, T. (2006) 156 magyarországi vállalat 1991. évi mérleg és eredménykimutatásai alapján, tizenhat pénzügyi mutató segítségével, a négy leggyakrabban alkalmazott modellt használták csődelőrejelzésre: a diszkriminancia-analízist, logisztikus regressziót, rekurzív particionáló algoritmust, valamint a neurális háló alapú csődmodellt. Arra a következtetésre jutottak, hogy a diszkriminancia-analízis és a rekurzív particionáló algoritmus alapú csődmodellnek 82,91%-os besorolási pontossága van a tanulási mintán, viszont a legnagyobb besorolási pontossága a neurális háló alapú csődmodellnek van, 85,76%. Ezzel ellentétben a logisztikus regresszió alapú csődmodellnek 74,36%-os besorolási pontossága van a tesztelő mintán, a legnagyobb besorolási pontosságot ez esetben is a neurális háló alapú csődmodell esetén kapták, 87,28%-ot.

Zheng, Q. & Yanhui, J. (2007) kutatók összehasonlították tanulmányukban a CHAID döntési fát a neurális háló, a többváltozós diszkriminancia-analízis és a logisztikus regresszió modelljével. A csődelőrejelzési modellekhez 48 kínai tőzsdén jegyzett fizetőképes/fizetéseképtelen vállalat adatait használták, a 2003-2005 közti időszakból. Az általuk tanulmányozott pénzügyi mutatók közül a működésből származó cash flow/rövid lejáratú kötelezettségek, eszközarányos nyereség, növekedési ráta/összes eszköz és a vevők forgási sebessége (nettó árbevétel/átlagos vevőállomány) bizonyultak szignifikánsoknak.

Ők észrevették, hogy nem alkalmas a pénzügyi információkat használni csődelőrejelzésre, négy évre előre. A kutatás azt eredményezte, hogy a CHAID döntési fa modell használható Kína tőzsdén jegyzett vállalatainak csődelőrejelzésére, 80%-os besorolási pontossággal.

Granholm, D. & Goumas, T. (2007) tanulmányukban 113 fizetésképtelen és ugyanennyi fizetőképes svédországi vállalat 2004-2007 közötti periódusra vonatkozó adatait vizsgálta. Három kvantitatív modellt használtak a csődelőrejelzésre: a diszkriminancia-analízist, a logisztikus regressziót és a neurális hálót. A csődelőrejelzésre használt modellek 74%-87% közötti pontossággal sorolták be a vállalatokat fizetőképes és fizetésképtelen kategóriába. A kutatás eredményeként azt kapták, hogy a csődelőrejelző modellek hasznosak a hitelkockázat kezelésére. Továbbá arra a következtetésre jutottak, hogy a standard logisztikus regresszió modell alkalmazható a vállalati csődelőrejelzésekre.

Abdullah, N.A.H et al. (2008) tanulmányukban három módszert hasonlítottak össze: a többváltozós diszkriminancia-analízist, logisztikus regressziót, valamint a hazard modellt, mellyel meghatározták a csődös vállalatokat 1990-2000 közötti periódusra Malajziában. Egy 26 fizetésképtelen, valamint 26 fizetőképes vállalatból álló minta alapján, a hazard modell 94,9%-os pontossággal jelezte előre a csőd bekövetkezését. Ez a modell határozta meg a csőd bekövetkezését a legnagyobb pontossággal, ugyanis a többváltozós diszkriminancia-analízis 80,8%, a logit modell 82,7%-os pontossággal határozta meg a csőd bekövetkezését. A többváltozós diszkriminancia-analízis esetén a nettó nyereség változása, a logit és a hazard modell esetén pedig az eszközarányos nyereség volt a szignifikáns mutató a vállalatok csődelőrejelzésében.

Kristóf, T. (2008) a csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűségről szóló tanulmányában négy csődelőrejelzési modellt hasonlít össze: diszkriminancia-analízis, logit modell, rekurzív particionáló algoritmus és neurális háló. A csődmodellek felépítéséhez szükséges minta 437 fizetőképes és 67 fizetésképtelen vállalatból állt. Az általa vizsgált csődmodellek a 2004-es évi mérleg és eredménykimutatások alapján készültek el. Arra a következtetésre jutott, hogy a főkomponens-elemzés nélküli modellszámítások esetén a rekurzív particionáló algoritmus és a neurális háló megbízhatóbb csődelőrejelzést tesz lehetővé, mint a hagyományos statisztikai-matematikai módszerek. A főkomponens-elemzésen alapuló csődmodellek közti teljesítménykülönbségek eltűnnek a modellek besorolási pontossága alapján.

Chung, K. C. (2008) a többváltozós diszkriminancia-analízist és a mesterséges neurális hálók módszerét használta Új-Zéland vállalatainak a csődelőrejelzésére. Az általa használt minta 10, 2005-2007 közti periódusban, fizetéképtelen és 35, 2004-2007 közti periódusban, fizetőképes vállalatból állt. A fizetéképtelen vállalatokat csoportosította aszerint, hogy egy, két, vagy három év múlva mentek csődbe. Arra a következtetésre jutott, hogy mások a fizetéképtelen vállalatok szignifikáns mutatói, mint a fizetőképes vállalatoké. A fizetéképtelen vállalatok alacsony profitabilitással és likviditással, valamint magas tőkeáttétellel rendelkeznek. Továbbá azt is meghatározta, hogy a mesterséges neurális hálók módszerén alapuló csődelőrejelzési modell kreatív folyamat és alaposabb, mint a többváltozós diszkriminancia-analízis modell.

Lin, T. H. (2009) tanulmányozta Tajvan állami ipari vállalatait az 1998-2005 közötti periódusban. Az alkalmazott adatbázis párosított működőképes és csődhöz közeli vállalatokból állt. Kutatása során a többváltozós diszkriminancia-analízist, a logit modellt, a probit modellt és a mesterséges neurális hálók módszerét hasonlította össze. Arra a következtetésre jutott, hogy a logit, probit és a mesterséges neurális hálók módszere magasabb besorolási pontossággal rendelkezik. A probit rendelkezik a legjobb és a legstabilabb teljesítményképeséssel. Azonban, ha az adatok nem felelnek meg a statisztikai megközelítések feltételezéseinek, akkor a mesterséges neurális hálók módszere nagyobb előrejelzési pontosságot érnek el.

Szingapúr Értéktőzsdéjén (Singapore Stock Exchange) jegyzett vállalataiból álló többváltozós diszkriminancia-analízis csődmodellt fejlesztett ki Sori, Z. M. et al. (2009). A csődelőrejelzési modellhez szükséges 17 fizetéképtelen/ fizetőképes vállalatokat az 1990-2000 közti periódusban vizsgálták. Arra a következtetésre jutottak, hogy a többváltozós diszkriminancia-analízis során besorolási aránya meghaladta a 80%-ot. A 64 kiszámolt változóból két pénzügyi mutatót határoztak meg, az árbevételarányos cash flowt (cash flow/árbevétel) és a vevők forgási idejét (átlagos vevőállomány*365/árbevétel), melyek szignifikánsak a csődelőrejelzési modellben.

1.3. A MAROS MEGYEI CSŐDELŐREJELZÉSBEN HASZNÁLT MÓDSZEREK

Mivel egyre inkább növekszik a csődmodellek iránti igény, ezért a statisztikai módszerek és az informatika fejlődésének köszönhetően számos csődelőrejelző modell készült.

1.3.1. A Logisztikus modell

Shumway, T. (2001) szerint a logisztikus modell, egyperiódusú osztályozási modell, amely a legnagyobb valószínűség elvét használja becslési eljárásként. A modell függő változójának (Y) értéke 1 (fizetőképés) vagy 0 (fizetéseképtelen) lehet. A k darab magyarázó változó ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$) pénzügyi mutató. Mivel Y egy bináris változó, Bernoulli-féle eloszlást követ.

A logisztikus regresszió modell az alábbiak szerint van definiálva. Feltételezve, hogy Y_1, Y_2, \dots, Y_n független Bernoulli-féle változók és p_i az Y_i érték várható értékét jelöli ($p_i = E(Y_i) = P(Y_i=1)$), a p_i átlagértéket ki lehet fejezni a magyarázó változók ($x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,k}$) segítségével:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{i,j})}}$$

ahol p_i az i -dik vállalat túlélési valószínűsége, $x_{i,j}$ az i -dik vállalat esetén a j -dik mutató értéke ($i = \overline{1, n}, j = \overline{1, k}$), β_j a j -dik mutató regressziós együtthatója, β_0 pedig a konstans.

Amikor alkalmazzuk a logit-transzformációt a fenti egyenletre, akkor kapunk egy lineáris kapcsolatot a magyarázó változók és a $\text{logit}(p_i)$ között:

$$\text{logit}(p_i) = \log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{i,j},$$

ahol $x_{i,j}$ az i -dik vállalat esetén a j -dik mutató értéke ($i = \overline{1, n}, j = \overline{1, k}$), β_j a j -dik mutató regressziós együtthatója, β_0 pedig konstans.

Ezt az egyenletet gyakran hívják a modell logit formájának. Megjegyzésként, a $\text{logit}(p_i)$ a magyarázó változók adott értékeinek $x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,k}$ a log odds⁴-ja.

Fontos probléma a bináris előrejelző modellek használatakor a küszöbérték kiválasztása, mely meghatározza az osztályozás pontosságát. Azért, hogy egy megfigyelést az első vagy a második csoportba tudjuk besorolni, a logit modell előrejelzett valószínűségét összehasonlítjuk az előre meghatározott küszöbértékkel. Abban az esetben, ha egyforma fizetéseképtelen és fizetőképés csoport van a felhasznált adathalmazban, akkor a vágás 0,5-

⁴ Odds-magyarul esélyhányados, a nemfizetési valószínűség és a komplementer esemény valószínűségének hányadosa (Oravecz, B. 2008).

re kell beállítani. Ha az előrejelzett valószínűség a vágás alatt van, akkor az adott megfigyelés a fizetőképes csoportban, különben a fizetéképtelen csoportba lesz besorolva.

Oravecz, B. (2008) szerint napjainkban a logit modell a legalkalmazottabb a credit scoring területén. Ez a modell könnyen bemutatható, jó a teljesítménye, ugyanakkor bedőlési valószínűséget is becsül. Továbbá a módszer nem feltételezi a független változók normális eloszlását, így könnyen beépíthető a kategóriás magyarázó változók.

1.3.2. CHAID döntési fa modellje⁵

A CHAID egy nem bináris fa, mely eredetileg a kategóriás kimenetelű változókra volt kifejlesztve.

A CHAID döntési fa algoritmusának lépései:

Minden egyes X magyarázó változó esetén megkeressük azokat az X kategóriapárokat, melyek kevésbé szignifikánsan különböznek a függő változó (Y) esetén. A módszer Pearson-féle khi-négyzet teszt segítségével kiszámolja, hogy milyen p szignifikanciaszinten tekinthetők X_i kiválasztott kategóriapárjai és Y kategóriái függetlennek egymástól.

- A legnagyobb p szignifikanciaszinttel rendelkező X_i kategóriapárt össze kell hasonlítani egy előre meghatározott $\alpha_{\text{egyesítés}}$ szinttel
 - Ha a p szignifikanciaszint nagyobb, mint az $\alpha_{\text{egyesítés}}$ egyesítjük a párokat, ezáltal létrejön az új X_i kategória, és az eljárás kezdődik előről, az algoritmus első lépésétől.
 - Ha a p szignifikanciaszint kisebb, mint az $\alpha_{\text{egyesítés}}$, akkor az algoritmus folytatódik az algoritmus következő lépésével.
- Kiszámítjuk az új p szignifikanciaszintet az X és Y kategóriakészlet esetében, használva a megfelelő Bonferroni szabályt⁶.

⁵ CHAID Decision Tree Model.

⁶ A Bonferroni-kiigazítást több hipotézis egyidejű tesztelése során szokták alkalmazni. Amennyiben „ n ” féle különböző hipotézisünk van, melyeket külön-külön α szignifikanciaszinten tesztelnénk, belátható, hogy együttes fennállásuk esetén a szignifikanciaszintet α/n szinten kell megválasztani ahhoz, hogy az első fajú hiba elkövetésének valószínűsége ne legyen nagyobb, mint α . Esetünkben a különböző és egyidejűleg fennálló hipotéziseket a fastruktúra különböző szintjein vizsgált függetlenségi hipotézisek jelentik (Hámori, G., 2001:704).

- Kiválasztjuk azt az előrejelző X változót, melynek kisebb módosított p szignifikanciaszintje van, az egyedül, mely a legszignifikánsabb. Ezt a p értéket összehasonlítjuk egy előre meghatározott $\alpha_{\text{felosztás}}$ szint
 - Ha a p szignifikanciaszint kisebb vagy egyenlő, mint az $\alpha_{\text{felosztás}}$, akkor felosztjuk az X kategóriakészlet alap csomóját.
 - Ha a p szignifikanciaszint nagyobb, akkor nem kell szétszteni a csomót, így végső csomó lesz belőle.
- Addig kell a fa növekedési eljárásokat folytatni, amíg a megállási feltétellel nem találkozunk⁷.

A CHAID döntési fa előnye, hogy következetes szabályokat generál a kezdeti adatbázis osztályozására (Andreica, M. E., 2009).

1.4. CSŐDELJÁRÁSRA VONATKOZÓ TÖRVÉNY

Romániában a 85/2006-os törvény vonatkozik a csődeljárásra. A törvény 2. cikkelye leírja, hogy a törvény célja, egy kollektív eljárás⁸ létrehozása a fizetéképtelen adósok passzíváinak fedezésére.

A **fizetéképtelenség** az adós azon vagyonyhelyzete, amikor a tartozások kifizetésére elégtelen pénzalap áll a rendelkezésére. A fizetéképtelenség nyilvánvalóvá válik, amikor 30 nappal lejárat után az adós nem fizeti ki tartozását egy vagy több hitelezőnek⁹.

A 3. cikkely, 12. bekezdésben az áll, hogy a hitelezők kéréseinek az elfogadására egy minimális követelés-határérték van meghatározva, ez 10.000 Ron, az alkalmazottak

⁷ Megállási feltételek:

- $p > \alpha_{\text{felosztás}}$;
- az esetek a magyarázó változók tekintetében nem különböznek egymástól (ugyanazon értékekkel rendelkeznek minden magyarázó változóra vonatkozóan);
- az esetek a célváltozó ugyanazon értékével rendelkeznek;
- a felosztandó részadatbázis esetszáma nem éri el a modellkészítő által előre definiált esetszámot;
- az újbóli felosztás során keletkező új részadatmátrixok valamelyikének esetszáma nem éri el a modellkészítő által előre definiált esetszámot;
- a felosztások száma eléri a modellkészítő által előre definiált számot (A fastruktúra szintjeinek száma = felosztások száma) (Hámori, G., 2001:705).

⁸ Kollektív eljárás, olyan eljárás, amikor ahitelezők együtt résztvesznek a követeléseik visszaszerzésében, a jelenlegi törvény előírásai alapján (3. Cikkely, 3. Bekezdés). Az eljárás elindítását kérheti az adós vagy a hitelező is (3. cikkely, 4. bekezdése).

⁹ Hitelező- az a fizikai vagy jogi személy aki követelési joggal rendelkezik az adós vagyona (3. cikkely, 7. bekezdés).

számára hat hónapi átlagfizetés. A 2009-es módosítások alapján ez az érték megváltozott 30.000 Ron-ra (Coface, 2009).

Az összes költséget, amely felmerül az eljárás során, az adósnak kell kifizetni (4. cikkely, 1. bekezdés).

2. FIZETÉSKÉPTELEN VÁLLALATOK SZÁMÁNAK ALAKULÁSA ROMÁNIÁBAN

Az alábbi táblázat Románia fizetéseképtelen vállalatainak régiók szerinti megoszlását mutatja 2004, 2006, 2008 és 2009 első felében. Az figyelhető meg, hogy 2004-ben a Közép régióban, 2006-ban Bukarestben, 2008-ban Dél-Kelet régióban, 2009. június. 30.-ig pedig az Észak-Nyugat régióban volt a legtöbb fizetéseképtelen vállalat. Az általam vizsgált megye, Maros megye a Közép régióhoz tartozik, és látható, hogy 2004-ben itt volt a legnagyobb a fizetéseképtelen vállalatok aránya Romániában, 2006-ban hatodik, 2008-ban ötödik, 2009 első felében meg harmadik helyen állt a régiók közt a fizetéseképtelen vállalatok arányát vizsgálva (Coface, 2009)

1. Táblázat: Fizetéseképtelen vállalatok régiók szerinti megoszlása Romániában

Régiók	2004	2006	2008	2009 ¹⁰
ÉK ¹¹	8,46%	12,04%	10,36%	8,47%
DK ¹²	19,56%	14,17%	19,49%	17,43%
Dél ¹³	6,48%	12,08%	10,58%	11,15%
DNY ¹⁴	10,70%	11,03%	9,77%	8,69%
Nyugat ¹⁵	7,89%	8,76%	13,92%	10,73%
ÉNY ¹⁶	11,58%	11,73%	12,88%	19,29%
Közép ¹⁷	26,85%	11,67%	11,14%	12,78%
Bukarest	8,49%	18,51%	11,87%	11,45%

Forrás: saját szerkesztés, Coface honlap¹⁸

¹⁰ 2009 első felére (2009.06.30) vonatkoznak az adatok.

¹¹ ÉK- Suceava, Botosani, Neamt, Iasi, Bacau, Vaslui megyék képezik.

¹² DK- Galati, Buzau, Braila, Tulcea, Constanta, Vrancea.

¹³ Dél- Ialomita, Calarasi, Giurgiu, Teleorman, Arges, Dambovita, Prahova, Ilfov.

¹⁴ DNY- Olt, Dolj, Valcea, Gorj, Mehedinti.

¹⁵ Nyugat- Caras-Severin, Timis, Arad, Hunedoara.

¹⁶ ÉNY- Bihor, Cluj, Salaj, Satu Mare, Maramures, Bistrita-Nasaud.

¹⁷ Közép- Alba, Mures, Harghita, Covasna, Brasov, Sibiu.

¹⁸ http://www.coface.ro/CofacePortal/RO/ro_RO/pages/home/StudiisiAnalize

A 2. táblázat a csődbe jutott, valamint a fizetéseképtelen vállalatok számát mutatja 2003-2009 között. A csődbe ment vállalatok közé azok a vállalatok tartoznak, melyek csődeljárás vagy újrászervezési eljárás alatt vannak. A fizetéseképtelen vállalatok azok a vállalatok, melyek a fizetéseképtelenség bármelyik szakaszában van (fizetéseképtelen, csődeljárás megkezdése, csődbe jutott, előző években már fizetéseképtelenné vált vállalat, stb.). Látható, hogy 2009 első felében 10.435 vállalat volt fizetéseképtelen stádiumban, ennek a 48%-át azok a vállalatok képezik, melyek esetén a 2009-es első félévében indították el a csődeljárást.

2. Táblázat: Csődbe ment és fizetéseképtelen vállalatok számának alakulása 2003-2009¹⁹ között Romániában

	Csődbe ment vállalatok (db)	Fizetéseképtelen vállalatok (db)
2003	3944	n.a.
2004	3982	n.a.
2005	3327	n.a.
2006	6229	10431
2007	n.a.	14104
2008	3672	14483
2009	2860	10435

Forrás: saját szerkesztés, Coface honlap

Maros megyében 2006-ban összesen 129 fizetéseképtelen vállalat volt bejegyezve, ebből 33 db bírósági újrászervezésben volt, 71 vállalat esetén 2006-ban indították el a csődeljárást és 25 vállalat számára pedig abban az évben zárták. Ezzel ellentétben, 2009 első félévében 198 vállalat volt bejegyezve fizetéseképtelennek, ez Románia fizetéseképtelen vállalatainak az 1,9%-át tette ki. A 198 vállalat közül, 104 vállalat esetén 2009. június. 30.-ig indították el a csődeljárást.

3. FELHASZNÁLT ADATOK

Kutatásom során a Maros megyei vállalatokra vonatkozó pénzügyi kimutatásokból származó adatokat vizsgáltam az 1999-2008 közti periódusban. A vizsgált időszakban eltérő számú fizetőképes és fizetéseképtelen vállalat adatait dolgoztam fel.

¹⁹ 2009 első fele- 2009.06.30.

A vállalatok mérleg- és eredménykimutatásait Románia Cégbíróságának és Pénzügyminisztériumának hivatalos honlapjáról gyűjtöttem össze.

3. Táblázat: A minta összetétele

	Fizetéképtelen vállalatok (db)	Fizetőképes vállalatok (db)	Összesen	Arány
1999	52	963	1015	5,12%
2000	60	1093	1153	5,20%
2001	68	1206	1274	5,34%
2002	50	705	755	6,62%
2003	105	1738	1843	5,70%
2004	131	2087	2218	5,91%
2005	147	2389	2536	5,80%
2006	151	2732	2883	5,24%
2007	111	3236	3347	3,32%
2008	72	3618	3690	1,95%

Forrás: saját szerkesztés

Látható a 3. Táblázatban, hogy 2002-ben a minta 6,62%-a fizetéképtelen vállalatokból tevődik össze, 2008-ban ez az érték 1,95%. Az 1. Melléklet szemlélteti a minta összetételét iparágak szerint. Látható, hogy minden évben a minta összetételében a legnagyobb részt a szolgáltatás és kereskedelem tevékenységi területtel rendelkező vállalatok teszik ki.

Maros megyében 18.780 db vállalat volt bejegyezve a Cégbíróságon, amikor a kutatáshoz szükséges adatokat gyűjtöttem²⁰.

Az adatgyűjtésnek többféle korlátja volt. A legelső korlát, ami megjelent és amit figyelembe vettem, az a vállalatok helyzete. Abban az esetben, ha egy vállalat felfüggesztette tevékenységét, székhelyet változtatott, összeolvadt vállalatokkal, részlegesen felosztották, jogi újraszervezés vagy jogi felszámolás²¹ alatt állt, nem került be a vizsgált mintákba.

A következő korlátozás, amely maga után vonta, azt, hogy az adott vállalat nem került be a vizsgált vállalatok közé, az hogy sok vállalat esetén negatív mérleg-, illetve

²⁰ Adatgyűjtési időszak: 2009 november 25 – 2010 február 20.

²¹ Dizolvare juridiciară- 31/1999-es Törvény 237. Cikkely

eredménykimutatás tételek jelentek meg, valamint anomáliák, például nagyobb volt egy adott évben az árbevétele, mint az összbevétele.

Az általam használt vállalati csődelőrejelzési modellek: a logit modell és a Chaid döntési fa. A modellek függő változója a *dummy* változó, mely két értéket vehet fel, 0-t, ha fizetésképtelen és 1-t, ha a vállalat fizetőképes.

4. Táblázat: A modellek felépítésénél vizsgált magyarázó változók

Jelölés	Megnevezés	Számítási mód
ROE	Sajáttőke-arányos nyereség	Adózott eredmény/Saját tőke
ROA	Eszköz-arányos nyereség	Adózott eredmény/Összes eszköz
ROS	Árbevétel-arányos nyereség	Adózott nyereség/Nettó árbevétel
Vevokfs	Vevők forgási sebessége	Nettó árbevétel/Átlagos vevőállomány
Vevokfi	Vevők forgási ideje	365/Vevők forgási sebessége
Eszkfs	Eszközök forgási sebessége	Nettó árbevétel/Összes eszköz
Sajattokearany	Saját tőke aránya	Saját tőke/Összes eszköz
Eladosodottsag	Eladosodottság mértéke	Kötelezettségek/Mérlegfőösszeg
Bonitas	Bonitás	Kötelezettségek/Saját tőke
Kötelezettsegf	Kötelezettség fedezet	Átlagos vevőállomány/Kötelezettségek
Befeszkfed	Befektetett eszközök fedezettsége	Saját tőke/Befektetett eszközök
Tokeellatottsag	Tőkeellátottsági mutató	(Befektetett eszközök+Készletek)/Saját tőke
Forgoeszkar	Forgóeszközök aránya	Forgóeszközök/Összes eszköz
Penzeszkozokar	Pénzeszközök aránya	Pénzeszközök/Forgóeszközök
Merlegfoosszegn	Mérlegfőösszeg nagysága	Log(Mérlegfőösszeg)
Arbeveteln	Árbevétel nagysága	Log(Árbevétel)
Nibefeszk	Árbevétel-befektetett eszközök aránya	Nettó árbevétel/Befektetett eszközök
Pekvbefeszk	Rövid lejáratú fedezettség	(Pénzeszközök+Követelések)/Befektetett eszközök

Forrás: saját szerkesztés

A 4. táblázat a modell felépítéséhez szükséges magyarázó változókat tartalmazza. Virág, M & Kristóf, T. (2006) és Kristóf, T. (2008) is használták ezeket a magyarázó változókat az általuk felépített vállalati csődelőrejelzési modellekben.

4. VÁLLALATI CSŐDELŐREJELZÉS LOGIT MODELL ÉS CHAID DÖNTÉSI FA SEGÍTSÉGÉVEL

4.1. LOGIT MODELL

A logit modell segítségével végeztem el az 1999-2008 közti időszakra a Maros megyei vállalatok csődelőrejelzését. Azokat a magyarázó változókat tekintettem szignifikánsnak mindenik modell esetén, melyek szignifikanciaszintje kisebb mint 0,05. A modell diszkrimináló erejének teszteléséhez a ROC görbét használom, valamint az AUROC mutatót. A ROC görbe ábrázolása esetén a függőleges tengelyen az érzékenységet, a modell sikerét (helyesen határozza meg a csődös vállalatokat) ábrázoljuk, a vízszintes tengelyen pedig az 1-specifikusságot, azaz a rossz jelzéseket (működőképes vállalatokra azt mondja, hogy csődös vállalat). A 2. Melléklet tartalmazza a különböző évekre kapott eredményeket.

Az 1999-es évre kapott eredmények alapján, az **eszközök forgási sebessége**, a **pénzeszközök aránya** és a **mérlegfőösszeg nagysága** bizonyultak szignifikánsnak a vállalati csődelőrejelzésben. A mérlegfőösszeg nagysága negatívan befolyásolja, míg az eszközök forgási sebessége és a pénzeszközök aránya pozitívan befolyásolja a csődbejutás valószínűségét. Ez azt jelenti, hogy a mérlegfőösszeg nagyságának növekedése, amikor a többi változó változatlan marad, csökkenti a csődbejutás valószínűségét. Az AUROC értéke 0,7091, a besorolási pontosság pedig 94,88%.

A csődbe jutás valószínűségének szignifikáns magyarázó változói 2000-ben az **eszközök forgási sebessége**, a **forgóeszközök aránya**, valamint az **árbevétel nagysága**. Míg az árbevétel nagysága pozitívan, addig az eszközök forgási sebessége és a forgóeszközök aránya negatívan befolyásolja a csődbejutás valószínűségét. Az árbevétel nagysága esetén nem várt előjelet kapunk, a pozitív előjel azt jelenti, hogy az árbevétel nagyságának növelése esetén a csődbejutás valószínűsége is nő. Erre az időszakra kapott csődelőrejelzési modell besorolási pontossága 95,12%.

2001-ben a csődbejutási valószínűség magyarázó változói az **eszközarányos nyereség**, az **eszközök forgási sebessége** és a **forgóeszközök aránya**. A magyarázó változók közül az eszközarányos nyereségének és az eszközök forgási sebességének pozitív előjele pozitívan

befolyásolja a csődbejutás valószínűségét, ez egy nem várt jelenség. A vizsgált vállalatok helyes besorolásának pontossága 94,66%.

2002-ben a szignifikáns változók, melyek értéke 0,05 alatt volt, a következők: az **eszközök forgási sebessége**, az **eladósodottság mértéke**, az **árbevétel-befektetett eszközök aránya** és a **rövid lejáratú fedezettség**. Az eladósodottság esetében, nem várt előjelet láthatunk. Ennek a változónak a negatív előjele azt jelenti, hogy ha, egy vállalat eladósodottságának mértéke növekszik, akkor az csökkenti a csődbejutás valószínűségét. A 755 megfigyelésből, a vállalatokat 93,38%-os pontossággal helyesen sorolta be.

A csődbe jutás valószínűségének magyarázó változói **2003**-ban az **eszközarányos nyereség**, **forgóeszközök aránya**, **mérlegfőösszeg** és az **árbevétel nagysága**. Erre az évre a vállalatok besorolási pontossága 94,14%.

2004-ben a csődbejutás valószínűségének magyarázó változói: a **forgóeszközök aránya**, a **mérlegfőösszeg** és az **árbevétel nagysága**. Erre az időszakra vonatkozóan a vállalatok besorolási pontossága 94,15%.

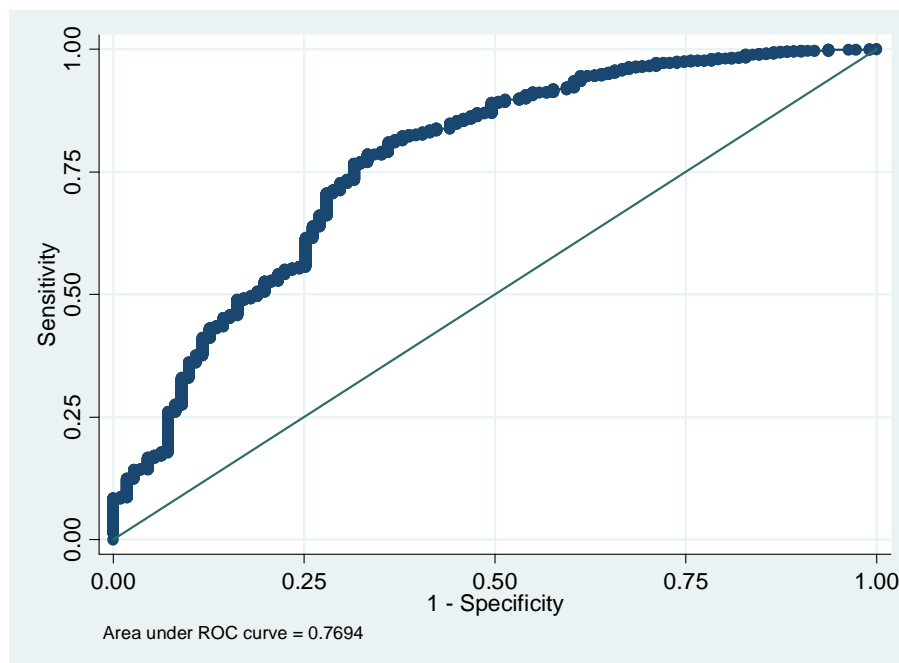
Szignifikáns változóknak bizonyultak **2005**-ben a **vevők forgási sebessége**, az **eladósodottság**, a **forgóeszközök aránya**, a **mérlegfőösszeg** és az **árbevétel nagysága**. A változók előjele negatív egyet kivéve, az árbevétel nagyságát, melynek pozitív hatása van a csődbejutás valószínűségére. Ez azt jelenti, hogy ha a többi változó nem változik, akkor az árbevétel növekedésével, a csődbejutás valószínűsége is nőni fog. Következésképpen ennek a változónak nem várt előjele van. Az AUROC értéke 0,6692.

2006-ban a csődelőrejelzés valószínűségének magyarázó változói: a **saját tőkearányos nyereség**, a **saját tőke arány**, az **eladósodottság**, a **befektetett eszközök fedezettsége**, a **forgóeszközök aránya**, a **mérlegfőösszeg nagysága**, az **árbevétel nagysága** és az **árbevétel-befektetett eszközök aránya**. A saját tőke-arányos nyereség és az árbevétel nagyságának pozitív, illetve az eladósodottság negatív előjele, váratlan előjelek. Az AUROC értéke (0,7264) nagyon közel van a referencia értékhez (0,75).

2007-ben a csődelőrejelzési valószínűség magyarázó változói a következők: **eszközarányos nyereség**, **eszközök forgási sebessége**, **saját tőke aránya**, **eladósodottság**, **forgóeszközök aránya**, valamint a **mérlegfőösszeg nagysága**. A saját

tőke aránya és az eladósodottság mértéke nagy. Az eladósodottság esetében továbbra is a nem várt előjel jelenik meg, negatív előjellel szerepel. A McFadden Pseudo R^2 értéke 0,126, eddig a legnagyobb értéket ebben az évben érte el. Az AUROC értéke 0,7694, ami azt jelenti. Az alábbi ábrán látható a ROC görbe.

1. Ábra: A vállalatok besorolási pontossága ROC görbe segítségével 2007-ben



Forrás: saját szerkesztés a STATA programban

2008-ban a magyarázó változók a **saját tőke aránya**, a **mérlegfőösszeg nagysága** és az **árbevétel nagysága**. A saját tőke arányának és az árbevétel nagyságának pozitív előjele nem várt előjel. Ezeknek a változóknak pozitív hatásuk van a csődbejutás valószínűségére. A ROC alatti görbe területe ez esetben 0,6697.

4.2. LOGIT MODELL ÉS CHAID DÖNTÉSI FA ÖSSZEHASONLÍTÁSA

Ebben a fejezetben, összehasonlításra kerül a logit modell és a Chaid döntési fa. Mindkettő esetében meghatározom a magyarázó változókat, melyek szignifikánsak az egy, két, illetve három éven belül csődbemenő vállalatokra.

A Chaid döntési fa esetében az egy éven belüli csődbejutás szignifikáns mutatói: az **árbevétel-befektetett eszközök aránya**, a **mérlegfőösszeg nagysága**, a **bonitás**, a **vevők forgási sebessége**, valamint a **saját tőke aránya**. A vállalatok megfelelő kategóriába való besorolási pontossága 97,6%. A logit modell esetében a magyarázó változók: **az**

árbevétel-arányos nyereség, a vevők fizetési ideje, az eladósodottság, a befektetett eszközök fedezetsége, a mérlegfőösszeg nagysága, az árbevétel nagysága és az árbevétel-befektetett eszközök aránya. A modell besorolási pontossága 97,6%.

A két éven belüli csődbejutás valószínűségének magyarázó változói a **vevők forgási sebessége, az eladósodottság, az eszköz-arányos nyereség, a kötelezettségfedezet, az árbevétel arányos nyereség és a mérlegfőösszeg nagysága** a Chaid döntési fa esetében. A vállalatok besorolási pontossága 98,4%. Ezzel ellentétben a logit modell esetében a szignifikáns változók: **az eszközarányos nyereség, az eszközök forgási sebessége, az eladósodottság mértéke, a forgóeszközök aránya, a mérlegfőösszeg nagysága és a rövid lejáratú fedezettség,** besorolási pontossága pedig 98,41%.

A vállalatok három éven belüli csődbejutás valószínűségének szignifikáns változói: a **sajáttőkearányos nyereség, az eladósodottság és a tőkeellátottsági mutató.** A Chaid döntési fa esetében 99,3%-os pontossággal helyesen tudja besorolni ez a modell a vállalatokat a két kategóriába. Logit modell esetében is, megjelenik az **eladósodottság,** mint szignifikáns mutató, továbbá a **vevők fizetési ideje, a pénzeszközök aránya és az árbevétel-befektetett eszközök aránya.** A vállalatok helyes kategóriába való besorolásának pontossága 99,33%.

A két vizsgált vállalati csődelőrejelző modell besorolási pontossága nagyon megegyezik, 0,01%-al és 0,03%-al jobb a logit modell besorolási pontossága a két éven belüli és három éven belüli csődbejutás esetén.

ÖSSZEFOGLALÓ

Arra a következtetésre jutottam, hogy a különböző években eltérő magyarázó változók határozzák meg a csődelőrejelzés valószínűségét. A logit modellek esetében a besorolási pontosság 90% fölött mozgott, 2007-ben az AUROC elérte a 0,7694-et.

A logit modell és a Chaid döntési fa összehasonlítása esetében, arra a következtetésre jutottunk, hogy vannak olyan magyarázó változók, amelyeket mindkét módszer azonosít, az egy, két, illetve három éven belüli csődbejutás esetében, de azonosíthatók különböző szignifikáns magyarázó változók is. A vállalatok helyes kategóriába való besorolási pontossága jelentősen nem tér el a két modell esetén. A 0,01%-al és 0,03%-al jobb a logit modell besorolási pontossága a két éven belüli és három éven belüli csődbejutás esetén.

Mindkét módszer jó besorolási pontossággal azonosítja a Maros megyei vállalatokat, így használhatók csődelőrejelzési modellként. További kutatási irányvonalak lehetnek: más csődelőrejelzésre használható módszerek tesztelése a Maros megyei vállalatok pénzügyi adatait tartalmazó adatbázison, a kutatás kibővítése a romániai cégekre.

IRODALOMJEGYZÉK

- [1] Abdullah, N.A.H, Halim, A., Ahmad, H., Rus, R. M. (2008), Predicting Corporate Failure of Malaysia's Listed Companies: Comparing Multiple Discriminant Analysis, Logistic regression and the Hazard Model, *International Research Journal of Finance and Economics*, vol. 15, pp. 193-209.
- [2] Abdullah, N.A.H, Halim, A., Ahmad, H., Rus, R. M. (2008), Predicting Corporate Failure of Malaysia's Listed Companies: Comparing Multiple Discriminant Analysis, Logistic regression and the Hazard Model, *International Research Journal of Finance and Economics*, vol. 15, pp. 193-209.
- [3] Altman, E I. (1968), Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, vol. 23 (4), pp. 589-609.
- [4] Altman, E I. (1968), Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, vol. 23 (4), pp. 589-609.
- [5] Andreica, M. E. (2009), Predicting Romanian Financial Distressed Companies, *Advances in Economic and Financial Research - DOFIN Working Paper Series from Bucharest University of Economics, Center for Advanced Research in Finance and Banking*, no. 37.
- [6] Andreica, M. E. (2009), Predicting Romanian Financial Distressed Companies, *Advances in Economic and Financial Research - DOFIN Working Paper Series from Bucharest University of Economics, Center for Advanced Research in Finance and Banking*, no. 37.
- [7] Appetiti, S. (1984), Identifying unsound firms in Italy, *Journal of Banking and Finance*, vol. 8, pp. 269-279.
- [8] Appetiti, S. (1984), Identifying unsound firms in Italy, *Journal of Banking and Finance*, vol. 8, pp. 269-279.
- [9] Beaver, W. (1966), Financial ratios as predictors of failure, *Journal of Accounting Research* (Supplement), vol. 4, pp. 71-102.
- [10] Beaver, W. (1966), Financial ratios as predictors of failure, *Journal of Accounting Research* (Supplement), vol. 4, pp. 71-102.
- [11] Chi, L. C. & Tang, T. C. (2006), Bankruptcy prediction: application of logit analysis in export credit risks, *Australian Journal of Management*, vol. 31 (1), pp. 17-27.
- [12] Chi, L. C. & Tang, T. C. (2006), Bankruptcy prediction: application of logit analysis in export credit risks, *Australian Journal of Management*, vol. 31 (1), pp. 17-27.
- [13] Chung, K. C. (2008), Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in New Zealand, *International Journal of Business and Management*, vol. 3 (1), pp. 19-29.
- [14] Chung, K. C. (2008), Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in

New Zealand, *International Journal of Business and Management*, vol. 3 (1), pp. 19-29.

- [1] Coface, www.coface.ro
- [15] Fitzpatrick, P. (1932), A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies, *The Certified Public Accountant*, három számban: Octóber pp. 598-605.; November pp. 656-662.; December pp. 727-731.
- [16] Fitzpatrick, P. (1932), A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies, *The Certified Public Accountant*, három számban: Octóber pp. 598-605.; November pp. 656-662.; December pp. 727-731.
- [17] Frydman, H. E., Altman, I., Kao, D. (1985), Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress, *Journal of Finance*, vol. 40 (1), pp. 269-291.
- [18] Frydman, H. E., Altman, I., Kao, D. (1985), Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress, *Journal of Finance*, vol. 40 (1), pp. 269-291.
- [19] Granholm, D. & Goumas, T. (2007), Managing Credit Risk: Assessing the Probability of Corporate Bankruptcy using Quantitative Risk Analysis, Master Thesis, School of Economics and Management, Lund University.
- [20] Granholm, D. & Goumas, T. (2007), Managing Credit Risk: Assessing the Probability of Corporate Bankruptcy using Quantitative Risk Analysis, Master Thesis, School of Economics and Management, Lund University.
- [21] Hámori, GB. (2001), A CHAID alapú döntési fák jellemzői, Statisztikai szemle, 79. évfolyam, 8. szám, 703-710. o.
- [22] Jain, B.A. & B.N. Nag (1998), A neural network model to predict long-run operating performance of new ventures, *Annals of Operations Research*, vol. 78, pp. 83-110.
- [23] Jain, B.A. & B.N. Nag (1998), A neural network model to predict long-run operating performance of new ventures, *Annals of Operations Research*, vol. 78, pp. 83-110.
- [24] Kass, G. V. (1980), An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data, *Applied Statistics*, vol. 29 (2), pp. 119-127.
- [25] Kass, G. V. (1980), An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data, *Applied Statistics*, vol. 29 (2), pp. 119-127.
- [2] Koyuncugil, A. S & Ozgulbas, N. (2007), *Detecting financial early warning signs in Istanbul Stock Exchange by data mining*, International Journal of Business Research honlap, letöltés: 2010-04-15, www.aabri.com/OC09manuscripts/OC09117.pdf.
- [3] Koyuncugil, A. S & Ozgulbas, N. (2007), *Detecting financial early warning signs in Istanbul Stock Exchange by data mining*, International Journal of Business Research honlap, letöltés: 2010-04-15, www.aabri.com/OC09manuscripts/OC09117.pdf.

- [26] Kristóf, T. (2008), A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről, *Közgazdasági Szemle*, vol. 55 (5), pp. 441-461.
- [27] Kristóf, T. (2008), A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről, *Közgazdasági Szemle*, vol. 55 (5), pp. 441-461.
- [28] Lennox, C. (1999), Identifying failing companies: Are-evaluation of the logit, probit and MDA approaches, *Journal of Economics and Business*, vol. 51 (4), pp. 347-364.
- [29] Lennox, C. (1999), Identifying failing companies: Are-evaluation of the logit, probit and MDA approaches, *Journal of Economics and Business*, vol. 51 (4), pp. 347-364.
- [30] Lin, T. H. (2009), A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models, *Neurocomputing*, vol. 72 (16-18), pp. 3507-3516.
- [31] Lin, T. H. (2009), A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models, *Neurocomputing*, vol. 72 (16-18), pp. 3507-3516.
- [32] Lo, A. (1985), Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies, *Journal of Econometrics*, vol. 31 (1), pp. 151-178.
- [33] Lo, A. (1985), Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies, *Journal of Econometrics*, vol. 31 (1), pp. 151-178.
- [34] Menard, S. (1995), *Applied Logistic Regression Analysis*, Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, pp. 07-106.
- [35] Menard, S. (1995), *Applied Logistic Regression Analysis*, Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, pp. 07-106.
- [36] Ohlson, J. A. (1980), Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, vol. 18 (1), pp. 109-131.
- [37] Ohlson, J. A. (1980), Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, vol. 18 (1), pp. 109-131.
- [38] Oravecz, B. (2008), Szelekciós torzítás és csökkentése az adóminősítési modelleknél, PH.D. értekezés, Budapesti Corvinus Egyetem Gazdálkodástudományi Doktori Iskola, Budapest.
- [39] Oravecz, B. (2008), Szelekciós torzítás és csökkentése az adóminősítési modelleknél, PH.D. értekezés, Budapesti Corvinus Egyetem Gazdálkodástudományi Doktori Iskola, Budapest.
- [40] Salchenberger, L.M., Cinar, E. M., Lash, N. A. (1992), Neural networks: A new tool for predicting thrift failures, *Decision Sciences*, vol. 23, pp. 899 – 916.
- [41] Salchenberger, L.M., Cinar, E. M., Lash, N. A. (1992), Neural networks: A new tool for predicting thrift failures, *Decision Sciences*, vol. 23, pp. 899 – 916.
- [42] Shirata, C. Y. (1998), Financial ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan: An Empirical Research, Tsukuba College of Technology Japan: 1-17.

- [43] Shirata, C. Y. (1998), Financial ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan: An Empirical Research, Tsukuba College of Technology Japan: 1-17.
- [44] Shumway, T. (2001), Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model, *Journal of Business*, vol. 74 (1), pp. 101-124.
- [45] Shumway, T. (2001), Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model, *Journal of Business*, vol. 74 (1), pp. 101-124.
- [4] Sood, A. R. (1996), *Comparing Predictor Methods; the case of Bankruptcy Predictions*, Honours thesis, University of Otago (Accountancy and Business Law), School of bussines honlapon.
- [5] Sood, A. R. (1996), *Comparing Predictor Methods; the case of Bankruptcy Predictions*, Honours thesis, University of Otago (Accountancy and Business Law), School of bussines honlapon.
- [46] Sori, Z. M. & Jalil, H. A. (2009), Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Distress, *Journal of Money, Investment and Banking*, vol. 11, pp. 5-15.
- [47] Sori, Z. M. & Jalil, H. A. (2009), Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Distress, *Journal of Money, Investment and Banking*, vol. 11, pp. 5-15.
- [48] Tam, K.Y.& M.Y. Kiang, M.Y. (1992), Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions, *Management Science*, vol. 38 (7), pp. 926-947.
- [49] Tam, K.Y.& M.Y. Kiang, M.Y. (1992), Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions, *Management Science*, vol. 38 (7), pp. 926-947.
- [50] Virág, M & Kristóf, T. (2006), Iparági rátákon alapuló csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerekkel, *Vezetéstudomány*, vol. 37 (1), pp. 25-35.
- [51] Virág, M & Kristóf, T. (2006), Iparági rátákon alapuló csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerekkel, *Vezetéstudomány*, vol. 37 (1), pp. 25-35.
- [52] Virág, M. & Hajdu, O. (1996), Pénzügyi mutatószámokon alapuló csődmodell- számítások, *Bankszemle*, vol. 15 (5), pp. 42-53.
- [53] Virág, M. & Hajdu, O. (1996), Pénzügyi mutatószámokon alapuló csődmodell- számítások, *Bankszemle*, vol. 15 (5), pp. 42-53.
- [54] Yim, J. & Mitchell, H. (2005), A comparison of corporate distress prediction models in Brazil: hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis, *Nova Economia*, vol. 15 (1), pp. 73-93.
- [55] Yim, J. & Mitchell, H. (2005), A comparison of corporate distress prediction models in Brazil: hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis, *Nova Economia*, vol. 15 (1), pp. 73-93.
- [56] Zheng, Q. & Yanhui, J. (2007), Financial Distress Prediction on Decision Tree Models, Service Operations and Logistics, and Informatics, 2007. SOLI 2007. IEEE International Conference on, pp. 1-5, August 26-29.
- [57] Zheng, Q. & Yanhui, J. (2007), Financial Distress Prediction on Decision Tree Models, Service Operations and Logistics, and Informatics, 2007. SOLI 2007. IEEE International Conference on, pp. 1-5, August 26-29.

- [58] Zmijewski, M. E. (1984), Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, *Journal of Accounting Research*, vol. 22, pp. 59-86.
- [59] Zmijewski, M. E. (1984), Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, *Journal of Accounting Research*, vol. 22, pp. 59-86.
- [60] www.coface.ro
- [61] www.mfinante.ro
- [62] www.onrc.ro

MELLÉKLETEK

1. Melléklet

A minta összetétele tevékenység alapján 1999-2008 között

	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Mezőgazdaság, halászat, vadászat	19	20	24	25	61	71	87	116	124	111
Kereskedelem	436	498	528	321	686	769	849	959	1076	1128
Ipar	262	276	308	208	401	457	495	526	561	557
Építőipar	39	44	48	46	121	168	225	269	366	354
Szolgáltatások	236	278	312	146	485	616	717	814	1008	1216
Pénzügyi szektor	23	37	54	9	89	137	163	199	212	324
Összesen	1015	1153	1274	755	1843	2218	2536	2883	3347	3690

Forrás: saját szerkesztés

2. Melléklet

Logit modellek becslésének eredményei

Év	Megfigyelések száma	LR chi2	Prob> chi2	Pseudo R2	Log likelihood	Magyarázó vált.	Együtthatók	Std. hiba	z	P> z	95%os Konf. Int.		AU-ROC
1999	1015	23.57	0	0.058	193.37	Eszkfs	0.229527	0.0949	2.42	0.016	0.0436	0.4155	0.7091
						Penzeszkozokar	2.434670	1.0078	2.42	0.016	0.4593	4.4100	
						Merlegfösszegn	-0.330590	0.1802	1.83	0.047	-0.6839	0.0227	
						Konstans	3.960828	1.1958	3.31	0.001	1.6172	6.3045	
2000	778	25.56	0	0.086	136.02	Eszkfs	-0.195766	0.0523	3.74	0.000	-0.2984	-0.0932	0.7291
						Forgoeszkar	-1.759082	0.8287	2.12	0.034	-3.3833	-0.1348	
						Arbeteteln	0.592803	0.2214	2.68	0.007	0.1589	1.0267	
						Konstans	1.071008	1.4746	0.73	0.468	-1.8192	-1.8192	
2001	1274	15.49	0.0014	0.029	257.68	ROA	1.285998	0.6082	2.11	0.034	0.0940	2.4780	0.6372
						Eszkfs	0.227675	0.0827	2.75	0.006	0.0655	0.3898	
						Forgoeszkar	-0.974961	0.5292	1.84	0.065	-2.0122	0.0622	
						Konstans	2.731925	0.3760	7.26	0.000	1.9949	3.4690	
2002	755	24.3	0.0001	0.066	171.89	Eszkfs	0.287549	0.1048	2.74	0.006	0.0821	0.4930	0.6840
						Eladosodottsag	-1.407422	0.6559	2.15	0.032	-2.6930	-0.1218	
						Nibefesz	0.129474	0.0560	2.31	0.021	0.0198	0.2392	
						Pekvbfesz	-0.043947	0.0181	2.43	0.015	-0.0794	-0.0085	
						Konstans	2.975170	0.4977	5.98	0.000	1.9997	3.9507	
2003	1843	32.78	0	0.041	386.41	ROA	-0.306634	0.1348	2.27	0.023	-0.5708	-0.0424	0.6869
						Forgoeszkar	-1.381976	0.4329	3.19	0.001	-2.2304	-0.5336	
						Merlegfösszegn	-1.162122	0.2105	5.52	0.000	-1.5748	-0.7495	
						Arbeteteln	0.714229	0.1582	4.52	0.000	0.4042	1.0242	
						Konstans	6.519680	0.9587	6.80	0.000	4.6407	8.3987	
2004	2215	78.98	0	0.079	458.00	Forgoeszkar	-1.824819	0.4114	4.44	0.000	-2.6311	-1.0185	0.7146
						Merlegfösszegn	-1.824156	0.3288	5.55	0.000	-2.4685	-1.1798	
						Arbeteteln	1.549635	0.3095	5.01	0.000	0.9430	2.1563	
						Konstans	5.809497	1.0080	5.76	0.000	3.8339	7.7851	
2005	2536	52.11	0	0.046	535.24	Vevokfs	-0.000017	0.0000	2.12	0.034	0.0000	0.0000	0.6692
						Eladosodottsag	-0.890328	-0.8903	3.45	0.001	-1.3967	-0.3840	
						Forgoeszkar	-1.605823	0.3657	4.39	0.000	-2.3226	-0.8891	
						Merlegfösszegn	-0.994650	0.1773	5.61	0.000	-1.3421	-0.6472	
						Arbeteteln	0.507838	0.1375	3.69	0.000	0.2383	0.7774	
Konstans	7.002715	0.7630	9.18	0.000	5.5073	8.4981							
2006	2881	115.03	0	0.098	531.80	ROE	0.119645	0.0499	2.40	0.016	0.0219	0.2174	0.7264
						Sajattoke-arany	-2.068012	1.0634	1.94	0.052	-4.1522	0.0162	

						Eladoso- dottsag	-3.325471	1.0350	3.21	0.001	-5.3541	-1.2969	
						Befeszkfed	0.005099	0.0024	2.16	0.031	0.0005	0.0097	
						Forgoeszkar	-2.521502	0.3997	6.31	0.000	-3.3048	-1.7382	
						Merlegfo- osszegn	-1.453109	0.1838	7.91	0.000	-1.8133	-1.0930	
						Arbeveteln	0.964695	0.1322	7.30	0.000	0.7056	1.2238	
						Nibefesz	-0.004715	0.0022	2.15	0.032	-0.0090	-0.0004	
						Konstans	10.072060	1.3867	7.26	0.000	7.3542	12.7900	
2007	3347	122.68	0	0.126	425.90	ROA	2.136634	0.5538	3.86	0.000	1.0512	3.2221	0.7694
						Eszkfs	0.668861	0.1326	5.04	0.000	0.4089	0.9288	
						Sajattoke- arany	-2778.843	0.9272	2997	0.000	-2781	-2777	
						Eladoso- dottsag	-2780.136	0.9303	2988	0.000	2781.96	2778.31	
						Forgoeszkar	-2.346826	0.4200	5.59	0.000	-3.1700	-1.5236	
						Merlegfo- osszegn	-0.615720	0.1376	4.48	0.000	-0.8854	-0.3461	
						Konstans	2786.885						
2008	3689	26.14	0	0.037	341.65	Sajattoke- arany	1.204362	0.4156	2.90	0.004	0.3898	2.0189	0.6697
						Merlegfo- osszegn	-0.823844	0.1965	4.19	0.000	-1.2089	-0.4388	
						Arbeveteln	0.573799	0.1259	4.56	0.000	0.3271	0.8205	
						Konstans	4.873171	0.8939	5.45	0.000	3.1211	6.6253	

Forrás: saját szerkesztés a STATA programban