Vállalati csődelőrejelzés többváltozós statisztikai módszerrel

BENYOVSZKI ANNAMÁRIA – KIBÉDI KAMILLA KLÁRA

A vállalatok fennmaradásának vizsgálata már jó ideje foglalkoztatja a vezetés- és szervezéstudomány területén tevékenykedő szakértőket. A csődelőrejelzés a vállalatok fennmaradását empirikusan vizsgáló előrejelző módszerek használatát igyekszik támogatni, fizetőképesség és csőd mélyreható vizsgálata révén. Az új Bázeli Tőkeegyezmény szofisztikáltabb és a kockázatokra érzékenyebb módszerek használatát írja elő a hitelintézeteknek, előtérbe helyezve a sokváltozós statisztikai modelleket. A Bázel II ugyanakkor nem köti ki a kötelezően alkalmazandó becslési módszer típusát, így a hitelintézetek maguk dönthetik el, melyik előrejelzési módszer a legalkalmasabb hitelkockázatuk kezelésére.

Tanulmányunkban ehhez a döntéshez igyekszünk empirikus vizsgálattal alátámasztott eredményt szolgáltatni, a többváltozós csődelőrejelzési módszerek közül a Logit- és a Probit-modellt alkalmazva. E két modell a direkt statisztikai metodológiák közé sorolható, ilyenformán a modell-becslések során kapott eredmények közvetlenül értelmezhetők nemfizetési valószínűségként.

1. A hitelkockázat főbb típusai

A hitelkockázat az alábbi kockázatokat foglalja magában (Resti–Sironi 2007):

– Nemfizetési kockázat: abban az esetben jelenhet meg, ha a hitelezett fél csődöt mond, következésképp felszámolódik vagy hitel-visszafizetésre képtelenné válik;

– Minőségi osztályok közötti migráció kockázata: az adós hitelképességének romlása esetén fennállhat a minősítés csökkentésének kockázata, melynek során a hitelképesség leminősítésben részesül hitelminősítő intézmény által;

– Kockázati prémium növekedésének kockázata állhat fenn, ha a befektetők nagyfokú kockázatkerülése következtében adott nemfizetési valószínűséghez fűződő értékkülönbözet megnövekszik, amely adott értékpapír piaci árfolyamának csökkenéséhez vezethet;[1]

– Visszanyerési kockázat: annak a kockázata, miszerint a felszámolást követően jegyzett visszanyerési ráta kisebb lesz, mint azt eredetileg becsülték[2];

– Kifizetés előtti vagy helyettesítési kockázat: abban az esetben jelentkezik, ha a hitelezett fél OTC derivatív ügyletben válik fizetésképtelenné, a szerződés lejárta előtt, így kényszerítve a bankot „helyettesíteni" azt új piaci körülmények közt;

– Országkockázat: akkor esedékes, ha a bankkal ügyletet kötő másik fél nem re-

[1] A hitelminősítés romlása nélkül.

[2] Lehetséges okai: a likvidálási érték kisebb volt a becsültnél, vagy a visszaszerzési procedúra a kelleténél hosszabb ideig tartott.

zidens, továbbá valamilyen politikai vagy jogi természetű oknál fogva képtelenné válik kötelezettségeinek teljesítésére.[3]

1.1. Nemfizetési valószínűség

A hitelkockázat legfőbb részét a nemfizetési kockázat teszi ki, melynek mérésére a nemfizetési valószínűség[4] használatos. A nemfizetési valószínűség egy adott időszakra vonatkozóan tükrözi a kötelezettségek nemteljesítésének veszélyét, így a negyedéven/éven belül esedékes kamatfizetések elmulasztását, valamint a kölcsönvett tőkeösszeg végső törlesztését.

A nemfizetés tulajdonképpen nem egy váratlan jelenség. Mindig is létezhet egyfajta természetes és folyamatos romlás egy cég pénzügyi helyzetében, eszközminőségében, amely végső soron a nemteljesítést eredményezi. Viszont ez utóbbi megállapításának bonyolultsága miatt fennállhat az a helyzet is, mikor egy vállalat technikailag fizetésképtelen,[5] viszont nem érvényes rá a teljesítés elmulasztása. Más szóval: képes adott esetben forrásokat előteremteni kötelezettségei fedezésére, mindezt hírnevének, erősségeinek, valamint költségvetési szerkezetének függvényében. Az, hogy mit tartunk nemfizetésnek, mint a fizetés teljesítésének elmulasztása, nagymértékben befolyásolhatja a nemfizetési valószínűség és a hitelveszteségek becslését. A Standard & Poor's definíciója értelmében a nemfizetés nem más, mint bármely minősített vagy minősítés nélküli pénzügyi kötelezettség teljesítésének első alkalommal történő elmulasztása. Kivételnek számít, ha a kamatfizetésre nem a lejárat napján, viszont a türelmi időszakban kerül sor (Goldfarb 2004).

A Bázeli Tőkeegyezmény által a nemteljesítésre adott meghatározás értelmében akkor beszélhetünk nemfizetésről, ha a következő feltételek közül legalább egyik teljesül (BCBS 2006):

– A bank valószínűtlennek tartja azt, miszerint adósa maradéktalanul eleget tud tenni fizetési kötelezettségének az esetleges biztosítékok igénybevétele nélkül.

– Az adós több mint 90 napos késedelemben van a törlesztést illetően valamely kötelezettségvállalásából eredően. Folyószámlahitelek esetében a követelés lejártnak minősül, amennyiben az ügyfél túllépi a számára megengedett limitet, illetve ha a limit kisebb szinten van megállapítva a jelenlegi kintlevőségeknél.

Továbbá a valószínű nemfizetés jelének kell venni, ha:

– a bank a követelést felfüggesztett státuszba helyezi;

– a bank értékkiigazítást hajt végre, a hitelminőség jelentős romlása következtében;

– a bank a hitelkövetelést veszteséggel adja el;

– a bank beleegyezik a hitelszerződés válságok közti átütemezésébe, mely esetben az eredmény valószínűleg csökkentett pénzügyi követelés, a tőkeösszeg, a ka-

[3] Ilyen lehet az idegen valuta korlátozása, mely megakadályozza az adósság visszafizetését.

[4] Probability of Default, *PD*.

[5] A kötelezettségek értéke nagyobb a rövid távú likvid eszközeinél.

matok vagy egyéb díjak elengedésének, elhalasztásának köszönhetően, amely végső soron jelentős veszteségekkel jár a bankot illetően;

– a bank kérvényezte csődeljárás indítását az adós vállalatot illetően;

– az adós kérelmezte a csődvédelem vagy hasonló védelmező folyamat indítását, melynek hatására a tartozás kifizetése elkerülhetővé vagy késleltethetővé tehető.

1.2. Nemfizetési valószínűség becslése

A modern banking azon érzékenynek mondható feltevésre épül, miszerint több különálló hitelt tartalmazó portfólió együttesen kisebb mértékű kockázattal jár, mint az egyéni hitel (Ong 2004). Ilyenformán kétfajta megközelítés létezhet (Bhatia 2006):

– egyéni kockázatnál a nemfizetési valószínűség a hitelezett potenciális mulasztását fejezi ki;

– portfólió-kockázatnál a nemfizetési korreláció képez utalást arra, hogy milyen mértékig függenek össze a portfólióba tartozó egyéni hitelek nemfizetési kockázatai.

A nemfizetési kockázat nem olvasható ki rögtön egy adott vállalat adataiból. Maga a kockázati felmérés a kockázati tényezők azonosításával veszi kezdetét, amelyek a nemfizetési kockázat mértékét hivatottak tükrözni. Az ezen tényezőkben bekövetkező bármely elenyésző változás a nemfizetési valószínűség egyidejű megváltozását jelzi. A következő lépést a kockázati tényezők modellezése képviseli, a nemfizetési kockázat becslése érdekében. A modell lehet mennyiségi vagy minőségi, adott esetben mindkettő. A fő problémát a kalibrálás okozza, melynek célja a modell érzékennyé tétele a nemfizetési valószínűségi változások mindenkori jelzésére. A kalibrálás nehézségekbe ütközhet az adósok helyzetei közti korrelációkból fakadó nem várt veszteségek miatt, ugyanakkor a meghatározó kockázati tényezők helytelen kiválasztása következtében. Mindezen akadályokat figyelembe véve, szükségesnek adódik a nemteljesítési valószínűség előzetes, illetve utólagos becslése. Az előértékelés a periódus kezdetén a várt veszteségek becslését jelöli, míg az utólagos a periódus végén, a valójában bekövetkezett károkat tükrözi. Könnyebb feladatnak bizonyul a nemfizetési valószínűség utólagos mérése, egyszerűen csak a nemfizetési eseteket kell viszonyítani a periódus eleji kockázati kitettségekhez (Bhatia 2006). Ilyenformán nem marad más hátra, mint a „helyes utat" választani a könnyebbik helyett, amely nem más, mint a nemfizetési valószínűség előzetes becslése.

1.3. Nemfizetési valószínűség-becslési módszerek

A XX. század első kétharmadában nem álltak rendelkezésre fejlett statisztikai módszerek és számítógépek a csődelőrejelzést végzők számára. Az 1960-as évek végéig egyváltozós statisztikai módszerek segítségével jelezték előre a vállalatok fizetőképességét (Beaver 1966). Az 1960-as évektől a többváltozós diszkriminancia-analízist alkalmazták csődelőrejelzésre (Altman 1968). Az 1980-as években egyre inkább elterjedtté vált a logisztikus regresszióelemzés (Ohlson 1980). A nemfizetési

valószínűség előrejelzése területén mérföldkőnek számított az első alkalommal Zmijewski (1984) által alkalmazott Probit-analízis. Szintén az 1980-as évek terméke a rekurzív particionáló algoritmus (Frydman–Altman–Kao 1985). Az 1990-es évektől a mesterséges intelligencia módszercsaládba tartozó neurális hálók új lendületet képeztek a csődelőrejelzés megbízhatóságának javításához.

1.3.1. Logisztikus regresszió

A logisztikus regresszió abban az esetben használatos, ha egy megfigyelési egységgel, azaz vállalattal kapcsolatban azt kell eldönteni, hogy az két előre definiált csoport közül melyikbe sorolható inkább a kudarc vagy a siker esélyének megfelelően. Tulajdonképpen az „Igen-Nem" kimenetelű jelenségek eredményét jelzi előre, annak ismeretében, hogy a korábbi megfigyelések során figyelembe vett tényezőknek vagy más néven magyarázó változóknak mely szintjei vezettek kudarcra, azaz nemfizetéshez (Virág 2004). A modell magyarázó változói egyaránt lehetnek folytonos változók vagy kategóriaképző ismérvek. A logisztikus regresszió eredményváltozója egy dummy[6] változó, amelynek értéke fizetőképes, vagyis „Igen" válasz esetén 1, fizetésképtelen, vagyis „Nem" válasz esetén 0. A modell nem igényli a változók normális eloszlását, a besorolási döntések megalapozása során megengedi a diszkrét és folytonos változók egyidejű figyelembevételét (Arutyunjan 2002).

Az eljárás a súlyozott független változókhoz egy, a mintában szereplő vállalatok csődbe jutásának valószínűségével kifejezett *Z* értéket rendel (Resti–Sironi 2007):

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ \ldots + \beta_n X_n \, .$$

A fizetőképes vállalat fennmaradási valószínűsége:

$$P(Igen) = \frac{e^z}{1+e^z} = \frac{e^{\beta_0 + \Sigma(\beta_j x_j)}}{1+e^{\beta_0 + \Sigma(\beta_j x_j)}} \ ,$$

míg a fizetésképtelen vállalat csőd-valószínűsége:

$$P(Nem) = \frac{1}{1+e^z} = \frac{1}{1+e^{\beta_0 + \Sigma(\beta_j x_j)}} \ ,$$

ahol:

β_j regressziós együttható,

X független változó (pénzügyi mutató),

$j = \overline{1,m}$, ahol *m* a pénzügyi mutatók száma.

A regressziós együtthatók kiszámítása után a pénzügyi mutató értékeinek behelyettesítése következik, melynek eredményeként minden vállalat kap egy pontos 0

[6] Minőségi magyarázóváltozó, 1 vagy 0 értékek közül csak az egyiket veheti fel.

és 1 közötti értéket. A logisztikus regresszió a siker és a kudarc bekövetkezési esélyeinek egymáshoz viszonyított arányából indul ki, az úgynevezett odds-értékből.

$$\text{Odds} = \frac{P(Igen)}{P(Nem)} .$$

Az odds logaritmusa a Logit, amely tulajdonképpen a magyarázó változók lineáris függvényét képezi. Ilyenformán a Logit-modell logisztikus regressziós modell, amelynek eredményváltozója csak 1 és 0 közötti értéket vesz fel a csőd-valószínűség formájában.

A függvény formája:

$$\ln\left[\frac{P}{1-P}\right] = \alpha + \beta X + u ,$$

ahol *P* a függő változó 0 és 1 közé eső értéke.

A Logit- és a Probit-modellek a bináris választás módszerei (Bhatia 2006). A Probit-modell azzal a feltételezéssel él, miszerint (Ramanathan 2003) létezik egy

$$Y_t^* = \alpha + \beta X_t + u_t$$

alakú válaszfüggvény, ahol:

– X_t megfigyelhető változó,

– Y_t^* nem megfigyelhető változó.

Ami a gyakorlatban megfigyelhető, az az Y_t, amelynek értéke:

– 1, ha $Y_t^* > 0$,

– 0, ha $Y_t^* \leq 0$.

1.3.2. Diszkriminancia-analízis

A többváltozós diszkriminancia-analízis olyan eljárás, amely előre definiált osztályokba sorolja a több változó szerint jellemzett megfigyelési egységeket (Altman 1968). Egyidejűleg elemzi több független kvantitatív változó eloszlását, és olyan osztályozási szabályt állít fel, amely lineáris kombináció formájában tartalmaz több súlyozott független változót, ugyanakkor a lehető legjobban elválasztja az osztályokat. A csődelőrejelzések területén a diszkriminancia-analízis végeredményeként két lineáris függvény kapható (Virág–Kristóf 2006), melyeknek általános formája:

$$Z = \alpha_1 + \alpha_2 X_1 + \alpha_3 X_3 + \ldots + \alpha_n X_n,$$

ahol:

– Z lineáris függvény,

– α_1 konstans,

– α_i diszkrimináló együttható,

– X_i független változó.

Egy adott vállalat a számítások végeredményeként úgy sorolható be a csoportok valamelyikébe, hogy a diszkrimináló változók eredeti értékeit rendre behelyettesítik a fizetőképes, illetve a fizetésképtelen vállalatok egyenleteibe. Abba az osztályba történik a besorolás, amelyik egyenlet nagyobb értéket eredményez. Ezt más szóval úgy fogalmazhatnánk: a vállalat pontértéke melyik csoport átlagos értékéhez áll közelebb.

1.3.3. Rekurzív particionáló algoritmus alapú modell

Kifejezetten számítógépes alkalmazásra kifejlesztett osztályozó eljárás, amely egyváltozós elválasztással igyekszik csökkenteni a helytelen besorolásokat (Oravecz 2007). Döntési vagy más néven klasszifikációs fákat állít elő egyszerű szabályok felállításával. A döntési fa iteratív folyamat, amely lépésről lépésre kétfelé osztja az adatokat faágakat képezve. Az algoritmus addig állítja elő az újabb faágakat, ameddig particionálásra alkalmas változókat talál, vagyis míg a csoport megfelel a végpontkövetelménynek. A lényege az első ágazás megtalálása (Kristóf 2008).

1.3.4. Neurális háló alapú modell

A neurális hálózatokkal eredetileg olyan matematikai modell kialakítására törekedtek, amely segítségével a természetes idegsejt, a neuron működése szimulálható. A hálók több, egymáshoz kapcsolódó és párhuzamosan dolgozó neuronból állnak, amelyek három réteget képeznek. A neurális hálók tanulással nyerik el azt a képességüket, hogy bizonyos feladatokat meg tudjanak oldani (Oravecz 2007).

2. Empirikus vizsgálat

A Bázeli Bizottság a Bázeli Tőkeegyezmény követelményeinek bevezetése által nem kötötte ki a pénzintézeteknek a nemfizetési valószínűségek becslésére kötelezően alkalmazandó módszer típusát, így a hitelintézetek döntési felelősségévé vált a megfelelő statisztikai előrejelzési módszer kiválasztása. A következőkben a Logit-, illetve a Probit-modellek felhasználásával becsüljük 129 vállalat nemfizetési valószínűségét, a Gretl (Gnu Regression, Econometrics and Time-series Library, www.gretl.sourceforge.net) ökonometriai programmal.

2.1. A kutatás célja

A kutatás célja statisztikai csődelőrejelző modell felépítése volt, ezen túlmenően arra is választ kerestünk, hogy mely magyarázó változók bizonyultak szignifikánsnak a várható fizetőképesség meghatározása szempontjából.

2.2. Mintaösszetétel

Egy csődmodell tetszőleges vállalaton történő alkalmazhatóságát illetően az adatgyűjtéssel kapcsolatban az a követelmény áll fenn, hogy a modellezés alapjául szol-

gáló adatok nyilvánosan hozzáférhető éves beszámolókból származzanak. 129 nagybányai vállalat 2005-ös évre vonatkozó mérleg-, illetve eredmény-kimutatás adatait gyűjtöttük össze a romániai Gazdasági- és Pénzügyminisztérium honlapján[7] található adatbázisból kiindulva. A Nemzeti Kereskedelmi Cégbejegyzési Hivatal honlapján található Recom online adatbázis[8] segítségével győződtünk meg minden egyes cég jelenbeli működési, illetve fizetésképtelen állapotáról. A minta fizetőképes és fizetésképtelen vállalatokra való megosztásához a fő szempont a csődvalószínűségi értékek outputinformációként való előállíthatósága, hiszen csak ekkor lehet a modelleket hitelkockázat kezelésére alkalmazni (Kristóf 2008). A 129 vállalatból álló minta 83 fizetőképes és 46 fizetésképtelen céget foglal magába, ezek között 113 korlátolt felelősségű társaság, 15 részvénytársaság, valamint 1 közkereseti társaság szerepel.

A csődös vállalatok esetén a fizetésképtelenséget a csődeljárás, felszámolási eljárás vagy végelszámolás megindítása jelentette, melyek közül mindenik 2006 folyamán vette kezdetét. A Nemzeti Kereskedelmi Cégbejegyzési Hivatal adatai alapján országos szinten 2006-ban 10 431 cég esetében indítottak csődeljárást, melyekből 1625 újraszervezésben részesült, ugyanakkor 429 cég eszközhiány miatt kénytelen volt az újraszervezési vagy csődeljárást lezárni (Coface 2007). A Romániában érvényben lévő fizetésképtelenségre vonatkozó törvény a 2006/85-ös csődtörvény, amely jogi szempontból az európai uniós kereteknek való megfelelést segíti elő, egyértelműen hozzájárul a gazdasági szektor megtisztításához, az üzleti szférára való kedvező hatása által. Hatályba lépésétől a csődeljárások időtartama drasztikusan lecsökkent, lehetővé téve a fizetésképtelen cégek kiiktatását csupán 60 nap után az egyszerűsített procedúra értelmében (*Hivatalos Közlöny* 2006/944).

A csődvalószínűségi előrejelzéseink alapjául szolgáló adatbázisba túlnyomórészt a kiskereskedelemben tevékenykedő cégeket választottunk be, ugyanakkor számos további céget a következő tevékenységi területekről:

– mezőgazdaság,
– kitermelő ipar,
– fafeldolgozás,
– textilipar,
– építőipar,
– nagykereskedelem,
– szállítás,
– vendéglátóipar,
– kulturális és sporttevékenységek,
– pénzügyi közvetítés,
– távközlés,
– más szolgáltatások.

[7] http://www.mfinante.ro/
[8] http://recom.onrc.ro/

A következő táblázatban bemutatásra kerül a 2005. és a 2006. években bekövetkezett vállalati csődök nemzetgazdasági ágazatok szerinti megoszlása (Coface 2007), amely tulajdonképpen magyarázatként szolgál az általunk kiválasztott és megfigyelt területek melletti döntést illetően.

1. táblázat. Vállalati csődök ágazatok szerinti megoszlása Romániában 2005-ben és 2006-ban

Tevékenységi terület	Százalékos arány 2006	Százalékos arány 2005	Eltérés 2006/2005
Kiskereskedelem	18,55	12,30	6,25
Nagykereskedelem	18,30	22,60	-4,30
Mezőgazdaság, vadgazdálkodás, erdőgazdálkodás	13,25	16,40	-3,15
Élelmiszeripar	10,86	11,60	-0,74
Építőipar	5,64	5,00	0,64
Fafeldolgozás	5,51	6,00	-0,49
Textilipar	5,46	5,40	0,06
Szállítás	3,67	3,20	0,47
Fémkohászat	3,40	3,40	0,00
Egyéb közösségi szolgáltatások	3,39	3,20	0,19
Vendéglátóipar, szállásszolgáltatás	3,09	2,30	0,79
Egyéb személyi szolgáltatások	1,49	0,90	0,59
Vegyi anyagok és termékek gyártása	1,24	2,40	-1,16
Szemételhordás, közegészségügy	1,17	0,60	0,57
Gépgyártás	1,13	0,80	0,33
Kulturális és sporttevékenységek	0,79	0,90	-0,11
Kitermelőipar	0,59	0,40	0,19
Ingatlanügyletek	0,57	0,80	-0,23
IT	0,57	0,50	0,07
Pénzügyi közvetítés	0,52	0,60	-0,08
Posta és távközlés	0,44	0,30	0,14
Egészségügy és szociális támogatás	0,26	0,20	0,06
Villamosenergia-, gáz-, gőz-, vízellátás	0,12	0,20	-0,08
Összesen	100,00	100,00	

Forrás: saját szerkesztés Coface (2007) tanulmány alapján

A kereskedelemben volt a legtöbb csődeset mindkét évben. Ennek okát a kereslet szisztematikus átirányulása képezte, mégpedig a retail áruházak irányába. A kereskedelmi szektor 2006-ban 36,85%-ot tudhat magáénak az összes csődesetből, míg 2005-ben mindez csupán 34,90% volt. Ez a növekvő trend bizonyítja a kereskedelem hipermarketek, szupermarketek, cash&carry üzletláncok köré való koncentrálódását, melyek esetében tovább tart a piaci részesedésért folyó harc, kiterjedve a kisebb városokra is.

2.3. A magyarázó változók

A magyarázó változókat a fizetőképességgel bizonyítottan (Ohlson 1980) összefüggésben levő jövedelmezőségi, forgási sebességi, tőkeszerkezeti mutatók közül választottuk ki. A rendelkezésre álló pénzügyi adatok 7 pénzügyi mutató felépítésére adtak lehetőséget, amelyek számítási eljárásait az alábbi táblázatban foglaltuk össze. A 7 változó egyidejűleg történő figyelembevétele a sokváltozós statisztikai eljárásokkal lehetséges, a fizetőképesség előrejelzése során.

2. táblázat. Az alkalmazott pénzügyi mutatók számításmódja

Jelölés	A mutató megnevezése	A mutató számításmódja
Flexibil	Eszközarányos forgótőke	Forgótőke/Összes eszköz
ROE	Sajáttőke-arányos nyereség	Adózott eredmény/Saját tőke
ROA	Eszközarányos nyereség	Adózott eredmény/Összes eszköz
Adósság	Vagyon/Adósság arány	Saját tőke/Összes kötelezettség
Eszkforg.	Eszközök forgási sebessége	Nettó árbevétel/Összes eszköz
ROS	Árbevétel-arányos nyereség	Adózott eredmény/Nettó árbevétel
Pénzeszk.	Pénzeszközök aránya	Pénzeszközök/Forgóeszközök

Forrás: saját szerkesztés

A pénzügyi mutatók mindegyike arányskálán kvantifikálható folytonos változó. A fizetőképesség ténye egyetlen kategóriaképző ismérv, 1 és 0 értékeket felvehető dummy változó, jelen esetben a *csőd* függő változó alakjában.

Az eszközarányos forgótőke az 1 egységnyi eszközre jutó forgótőkét állapítja meg, amely az adott vállalat pénzügyi rugalmassági mutatójaként is értelmezhető. Dragoş és Olosutean (2004) empirikus vizsgálatokat végzett 5 pénzügyi mutató felhasználásával egy 25 kereskedelmi társaságból álló cégcsoport nemteljesítési valószínűségbecslését illetően. A felhasznált mutatók egyike volt a pénzügyi rugalmasság, amelyet az Altman-tanulmány (1968) hatására alkalmaztak.

A sajáttőke-arányos jövedelmezőség mutatója, azaz a részvénytőke megtérülése, mint vagyonarányos eredménymutató, „a tulajdonosi befektetés hasznának legáltalánosabb mérőszáma” (Virág 2004. 41). Trenca (2005) megállapítása szerint az amerikai szakirodalomban ROE[9]-ként használatos mutató teljes mértékben pénzügyi mutató, ugyanakkor ez alapján határozódik meg a tőke rentabilitása, megtérülése. Tulajdonosi oldalról vizsgálja a realizált adózott eredményt (Virág–Kristóf 2006).

Az eszközarányos nyereség eszközjövedelmezőségi mutató, mely „a realizált nettó eredményt viszonyítja a mérlegben szereplő összes eszközértékhez” (Virág 2004. 40). A számlálóban megjelenő eredményt jelentős mértékben torzíthatják a vállalat tőkeszerkezetében jelentkező változások. A finanszírozás formájától eltekintő mutató arra ad választ, hogy a hitelt felvevő partner képes-e olyan szintű megtérülést produkálni, amely legalább a tőke költségét fedezi.

[9] Return on Equity.

A vagyon/adósság mutató a tulajdonosi tőke, továbbá az összes kötelezettség arányát kifejező viszonyszám. A fentebb említett Dragoş–Olosutean (2004) cikk 5 változójának egyikét képviselte; Altman (1968) nagy jelentőségű tanulmányában jelent meg először, mint kiemelkedő fontosságú, pénzügyi elemzésben használt aránymutató. Megmutatja, milyen arány létezik a tulajdonosok és a hitelezők követelései között.

A forgási sebesség mutatók segítségével megítélhető, hogy az adott vállalat milyen aktívan használja fel eszközeit. Az eszközök forgási sebessége a különböző eszközcsoportok együttes forgási gyorsaságát mutatja. Minél nagyobb a forgási sebesség, azaz minél rövidebb egy forgás időtartama, „annál pozitívabbnak érzékelhetjük az elemzés tárgyát képező eszközcsoporttal való gazdálkodás hatékonyságát" (Virág–Kristóf 2006. 27).

A jövedelmezőségi mutatók közül jól bevált elemző eszközök közé sorolható az árbevétel-arányos nyereség,[10] amely jövedelmezőséget kifejező mutatónak számít, az adózás utáni eredményből indulva ki.

A pénzeszközök aránymutató likviditási mutató, azt mutatja, hogy „az adott vállalat hitelezői milyen biztonsággal számíthatnak követelésük érvényesítésére. A vevők fizetési hajlandósága nagymértékben befolyásolhatja a likviditás alakulását, ezért lényeges, hogy a forgóeszközökön belül milyen részarányt képviselnek a pénzeszközök" (Virág–Kristóf 2006. 27).

2.4. Adat-előkészítés

A modellek validálhatósága és a túltanulás elkerülése érdekében a mintát felosztottuk tanulási, illetve tesztelő almintákra. A túltanulás az a jelenség, amikor a tanulási folyamat során nem az általános problémát tanulja meg a modell, hanem a megadott adatbázis sajátosságait. Ennek kiküszöbölésére kell felosztani az adatbázist tanulási és tesztelő mintákra. A tanuló-adatbázison végeztük el a tanítást, majd megvizsgáltuk, hogy milyen eredményt érünk el a statisztikai módszer alkalmazásával ismeretlen tesztelő mintán. Ha a találati pontosság a tanulási mintáéhoz közel áll, akkor a tanulás eredményesnek minősíthető (Kristóf 2008). Ilyenformán a mintafelosztással sokkal reálisabb képet kaphatunk a csődmodell előrejelzési alkalmazhatóságáról, mintha a teljes minta besorolási pontosságára alapoznánk.

A megfigyelések 68 százalékából áll a tanulási minta, 32 százalékából a tesztelő minta. A Logit- és a Probit-modellek összehasonlíthatósága érdekében mindkettő ugyanezzel a mintafelosztással működött. A 88 elemű tanulási mintán belül 62 fizetőképes és 26 fizetésképtelen, a 41 elemű tesztelő mintán belül 21 fizetőképes és 20 fizetésképtelen vállalat létezik.

A statisztikai Logit-, illetve Probit-módszerek outputinformációként csőd-valószínűségeket eredményeznek, értéküket 0 és 1 között veszik fel. Ennek megfelelően a

[10] Return on Sales, ROS.

fennmaradási valószínűségek kiszámolása az *1–csődvalószínűség* különbségből adódik. A csődmodellek értékelése azonban nem csupán a csőd-, illetve fennmaradási valószínűségek megállapításában merül ki, szükség van a fizetőképes és a fizetésképtelen osztályok optimális kettéválasztását biztosító küszöbérték megválasztására is. „A cut-off pont a gyakorlatban az az osztópont, amelynél nagyobb nemfizetési valószínűséggel rendelkező egyedet defaultosnak, illetve kisebb *PD*-vel jellemezhető ügyfelet jólteljesítőnek ítélünk meg" (Info-Datax 2006. 47). Ez az az érték, amely a hitelezés, illetve elutasítás mellett való döntésben segítségül szolgál a hitelezőnek. Értékének mozgatásával egy adott bank üzletpolitikájához igazítható a kockázatvállalási hajlandóság, ennélfogva minél inkább megemelik a küszöbértéket, annál kockázatvállalóbb az adott hitelintézet, minél inkább lecsökkentik, annál konzervatívabb üzletpolitikát folytat, kockázatkerülő. A küszöbérték kritikus kockázati szintet jelöl, ahol a várható nyereség és az esetleges veszteség egyenértékű (Arutyunjan 2002).

Az előrejelzéseink során, mind a Logit-, mind a Probit-modell becslések kapcsán, az alapnak tekintett 0,5-ös küszöbérték függvényében határoltuk el a fizetőképes, illetve fizetésképtelen egyedek osztályát. Egyes szerzők szerint a küszöbértéket úgy kell megválasztani, hogy a lehető legjobb legyen a Logit-modell illeszkedése, pontos előrejelző képessége. Véleményünk szerint a küszöbértéket a modell felhasználási céljának és körülményeinek megfelelően kell megállapítani, hiszen az ezzel kapcsolatos döntés tulajdonképpen az elviselhető kockázat szintjét jelöli.

A tanulási minta összeállítását követően szükséges az ismérvek közti előzetes szelekció. Ennek szükségességét elsősorban a mutatók együttmozgása, korrelációja támasztja alá. Ha két magyarázó változó szorosan együtt mozog, nem tarthatjuk az egyiket rögzítetten, míg változtatjuk a másikat, mert ha az utóbbit változtatjuk, vele együtt mozog az előző is. A multikollinearitás problematikája akkor jelenik meg, ha a magyarázó változók között közel lineáris kapcsolat áll fenn (Ramanathan 2003). A pénzügyi mutatók együttmozgása veszélyeztetheti a modell stabilitását, ugyanakkor megbízhatóságát. A redundáns információ tartalom megszüntetését a kollinearitás vizsgálata és kiszűrése során érhetjük el, amely ugyanakkor az általam kiválasztott csődelőrejelzési modellek alkalmazásának alapfeltételét is képezi.

2.5. Modell-becslések

Az elsőszámú becslés során 7 magyarázó változóval vizsgáltuk a multikollinearitás létezését. A Gretl-ben kiszámolt VIF[11] tényező segítségével könnyen kimutatható a ROA változó esetében fennálló multikollinearitás. A ROA változó VIF tényező értéke 14,004 volt, amely meghaladja a megengedhető 10-es határt. Habár 5%-on szignifikánsnak minősült, a multikollinearitás miatt ki kellett hagynunk az eszközarányos nyereségmutatót a további becslésekből. Ilyenformán a Logit-, illetve a Probit-modell becslések során elért találati arány 88,60%-os volt. A fennmaradó 6

[11] Variance Inflation Factors.

magyarázó változó felhasználásával történő becslés eredményeként a besorolási pontosság 84,10%-ra csökkent. A továbbiakban 3 nem szignifikáns változót hagytunk ki a modellből.

A megmaradt 3 változóra elvégzett Logit-, illetve Probit-becslés eredményeit a következő táblázatok szemléltetik. A találatok száma, illetve a találati arány, rendre 71 találat a 88 megfigyelésből, amely 80,70%-os besorolási pontosságot jelöl.

3. táblázat. Logit-becslés

Magyarázó változók	Együttható[12]	Standard hiba	t-statisztika értéke
Konstans	-0,219143	0,550444	-0,398
Flexibil	-1,89712***	0,756704	-2,507
Adósság	2,27418*	1,981690	1,148
Eszkforg.	-0,789552**	0,319414	-2,472

Csőd függő változó átlaga: 0,295
Találatok száma: 71
Találati arány: 80,70%
McFadden pszeudo R2=0,263186
Likelihood hányados próba: χ2=28,115 (p-érték 0,000003)
Akaike információs kritérium: AIC=86,7106
Schwarz Bayes-i kritérium: BIC=96,62

Forrás: saját számítások Gretl-ben

4. táblázat. Probit-becslés

Magyarázó változók	Együttható[12]	Standard hiba	t-statisztika értéke
Konstans	-0,206254	0,305959	-0,674
Flexibil	-1,10871***	0,401212	-2,763
Adósság	1,40654*	1,134510	1,240
Eszkforg.	-0,417320	0,157908	-2,643

Csőd függő változó átlaga: 0,295
Találatok száma: 71
Találati arány: 80,70%
McFadden pszeudo R^2=0,261875
Likelihood hányados próba: χ^2=27,9749 (p-érték 0,000004)
Akaike információs kritérium: AIC=86,8507
Schwarz Bayes-i kritérium: BIC=96,76

Forrás: saját számítások Gretl-ben

A becsült modellek illeszkedési jóságának megítélésére úgynevezett McFadden pseudo-R^2 mutató is rendelkezésre áll, jelentése pedig nem más, mint: „a tárgyi modell a null- és a szaturált[13] modell közötti úton %-os értelemben mennyire közelítette meg a szaturált modellt” (Hajdu 2008).

[12] Megjegyzés: *** 1%-os szignifikanciaszintet, ** 5%-os szignifikanciaszintet, * 10%-os szignifikanciaszintet jelöl.

[13] Hiba nélkül előrejelző modell.

A likelihood hányados próba alapján szignifikáns χ^2-érték alacsony *p*-értékkel egymástól távoli modellekre utal, ami a bővebb modell alkalmazását támasztja alá (Hajdu 2008).

Az Akaike információs kritérium ugyancsak modellszelekcióval kapcsolatos, optimalitási feltételen alapul (Ramanathan 2003). A minél több változó felvétele növeli a modell illeszkedési jóságát, viszont túltanuláshoz is vezethet, ha túl sok együtthető létezik. Azt a modellt ítélik jobbnak, amelyikre kisebb a modellválasztási kritérium értéke, vagyis a kisebb AIC-értékű, valamint kisebb BIC-értékű modell a kedvezőbb. Mindkét kritérium büntető faktort tartalmaz a több változót tartalmazó, összetett modellekre (Burnham–Anderson 2004).

Az alábbi táblázat a Logit- és Probit-modell becslésekkel kapott eredményeket foglalja össze a tanulási mintára vonatkozóan. A modellek 88 vállalatból 73-ra „jelentik ki", hogy 1 év után is működőképesek, azaz fizetőképesek lesznek, 15-re pedig, hogy fizetésképtelenek. Összességében 17-et sorolnak be helytelenül: 14 céget ítélnek meg „jó"-nak, valamint 3 céget „rossz"-nak, a jövőt illetően, végezetül azonban mindkét meglátás tévesnek bizonyul.

5. táblázat. Besorolás a tanulási mintában

	Előrejelzés szerint nem csődös	Előrejelzés szerint csődös
Valóságban nem csődös	59	3
Valóságban csődös	14	12

Forrás: saját számítások Gretl-ben

A következő táblázat a modell-becslésekkel kapott eredményeket tartalmazza a tesztelő mintára vonatkozóan. Mind a Logit-, mind a Probit-modell a 41 vállalatból 26-ra feltételezi, hogy 1 év után is működőképesek, azaz fizetőképesek lesznek, 2-re pedig, hogy fizetésképtelenek. Összességében 9-et sorolnak be helytelenül: 7 céget ítélnek meg „jó"-nak, ugyanakkor 2 céget „rossz"-nak, a jövőt illetően, viszont mindkét előrejelzés tévesnek bizonyul, amint az 1 év múlva kiderül. A becslések a tesztelő mintán 78%-os találati arányt mutatnak, a 41 előrejelzésből összesen 32 be is következik.

6. táblázat. Besorolás a tesztelő mintában

	Előrejelzés szerint nem csődös	Előrejelzés szerint csődös
Valóságban nem csődös	19	2
Valóságban csődös	7	13

Forrás: saját számítások Gretl-ben

2.6. Végső besorolási pontosság

Az alábbi táblázat a tanulási és a tesztelő minta hibáit és besorolási pontosságait szemlélteti a Logit-, illetve Probit-modell becslésekre vonatkozóan. A tanulási és a tesztelő minta besorolási pontossága között alig 3 százalékpont eltérés tapasztalható, ami arra enged következtetni, miszerint a pénzügyi-számviteli adatok sajátos összefüggésrendszere alapján elvégzett modell-előrejelzések megbízhatóak, a szakirodalmi tanulmányokban közölt modell-megbízhatósághoz hasonló módon.

7. táblázat. Besorolási pontosság

	Fizetőképes	Fizetőképtelen	Téves besorolás	Besorolási pontosság
Tanulási minta	62	26	17	80,70%
Tesztelő minta	21	20	9	78,00%

Forrás: saját számítások Gretl-ben

3. Következtetés

A hitelképesség felmérésére nem elégséges csupán a pénzügyi mutatókra hagyatkozni, sokkal kifinomultabb és a kockázatokra érzékenyebb módszerek alkalmazására van szükség. Tanulmányunkban a sokváltozós statisztikai csődelőrejelző Logit-, illetve Probit-modelleket alkalmaztuk, egy 129 vállalatból álló minta csőd-valószínűségeinek becslésére, ugyanakkor a cégek fizetőképes és fizetésképtelen osztályokba való besorolására. Az általunk alkalmazandó módszer kiválasztásánál figyelembe vettük annak besorolási képességét előre meghatározott osztályokba (fizetőképes és fizetésképtelen), több változó egyidejű alkalmazhatóságát, valamint a kapott eredmény nemteljesítési valószínűségként való interpretálhatóságát, hiszen csak ekkor lehet egy modellt hitelkockázat kezelésére alkalmazni. A modellek magyarázó változóit a fizetőképességgel bizonyítottan összefüggésben levő jövedelmezőségi, forgási sebességi, tőkeszerkezeti mutatók közül választottuk ki. A modellek túltanulásának elkerülése érdekében a mintát felosztottuk tanulási, illetve attól független tesztelő almintákra. A tanulási mintán elvégzett Logit-, illetve Probit-modell becslések eredményeként a kapott találatok száma 71 a 88 megfigyelésből, amely 80,70%-os besorolási pontosságnak felel meg. A tesztelő minta esetében a találatok száma 32 a 41-ből, amely 78%-os találati arányt mutat. A besorolási pontosságok között alig 3 százalékpont az eltérés, ilyenformán a tanulási mintán elvégzett nemfizetési valószínűségbecslés megbízhatónak nyilvánítható, a szakirodalmi modell-megbízhatósági szintekhez közelít. Mindez bizonyítékul szolgál arra, miszerint a vállalatok pénzügyi adatainak sajátos összefüggésrendszere alapján megbízható előrejelzések tehetők a vállalatok jövőbeni fennmaradását illetően.

Irodalomjegyzék

Altman, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance* 1968, vol. 23 no. 4 pp. 589−609.

Arutyunjan Alex 2002. *A mezőgazdasági vállalatok fizetésképtelenségének előrejelzése*. PhD-értekezés. Gödöllő, Szent István Egyetem, http://www2.szie.hu/tti/godolloi/kdi/docs/tezis/Arutyunjan_Alex_HU.pdf, letöltve: 2008. június 3.

Basel Committee on Banking Supervision 2006. International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework, http://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf, letöltve: 2007. augusztus 18.

Bhatia, M. 2006. *Credit Risk Management & Basel II*. An Implementation Guide. London, Risk Books

Beaver, W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting. Selected Studies. *Journal of Accounting Research*, Supplement to vol. 5 1966, pp. 71−111.

Burnham, K. P.−Anderson, D. R. Multimodel Inference. Understanding AIC and BIC in Model Selection. *Sociological Methods & Research* 2004, vol. 33 no. 2 pp. 261−304.

Dragoş C.−Olosutean A. Metodologie de estimare a riscului de faliment al firmelor. Aplicaţie pentru un eşantion de firme din România. Studia Universitas Babeş−Bolyai. *Oeconomica* 2004, vol. 49 no. 1 pp. 123−130.

Frydman, H.−Altman, E. I.−Kao, D. L. Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification. The Case of Financial Distress. *Journal of Finance* 1985, vol. 40 no. 1 pp. 269−291.

Goldfarb, R. 2004. *Setting Risk Tolerance Levels*. Enterprise Risk Management Symposium, http://www.casact.org/education/erm/2004/handouts/goldfarb2b.pdf, letöltve: 2008. április 19.

Hajdu Ottó 2007. Logisztikus regresszió a „csődesemény" előrejelzésében, http://portal.uni-corvinus.hu/fileadmin/user_upload/hu/tanszekek/kozgazdasagtudomanyi/tsz-statisztika/tantargyak/okonometria/LogitJegyzet.pdf, letöltve: 2008. május 24.

Kristóf Tamás A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről. *Közgazdasági Szemle* 2008, 55. évf. 5. sz. 441−461.

Ohlson, J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research* 1980, vol. 18 no. 1 pp. 109−131.

Ong, M. K. 2004. *The Basel Handbook*. A Guide for Financial Practitioners. London, Risk Books

Oravecz Beatrix Credit scoring modellek és teljesítményük értékelése. *Hitelintézeti Szemle* 2007, 6. évf. 6. sz. 607−627.

Ramanathan, R. 2003. *Bevezetés az ökonometriába alkalmazásokkal*. Budapest, Panem Könyvkiadó

Resti, A.−Sironi, A. 2007. *Risk Management and Shareholders' Value in Banking*. Chichester, John Wiley

Trenca Ioan 2005. *Fundamente ale managementului financiar*. Cluj-Napoca, Casa Cărţii de Ştiinţă

Virág Miklós 2004. *Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés*. 3. javított, bővített kiadás. Budapest, Aula Kiadó

Virág Miklós−Kristóf Tamás Iparági rátákon alapuló csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerekkel. *Vezetéstudomány* 2006, 37. évf. 1. sz. 25−35.

Zmijewski, M. E. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, Supplement to vol. 22, 1984, pp. 59−82.

***Coface România 2007. Studiu privind situaţia falimentelor din România pentru anul 2006,http://www.coface.ro/cofro/studii_analize/STUDIU%20PRIVIND%20SITUATIA%20FALIMENTELOR%202006.pdf, letöltve: 2008. május 15.

***Info-Datax Kft. 2006. Módszertani elemzés a nemfizetési valószínűség modellezéshez, www.pszaf.hu/resource.aspx?ResourceID=pszafhu_palyamunka_nemfizetes, letöltve: 2008. június 1.