

MISKOLCI EGYETEM
GAZDASÁGTUDOMÁNYI KAR

VÁLLALKOZÁSELMÉLET ÉS GYAKORLAT PH.D. PROGRAM
PROGRAMVEZETŐ: DR. NAGY ALADÁR

IMRE BALÁZS

BÁZEL II DEFINÍCIÓKON ALAPULÓ NEMFIZETÉS-ELŐREJELZÉSI
MODELLEK MAGYARORSZÁGI VÁLLALATI MINTÁN (2002-2006)

PH.D. ÉRTEKEZÉS TÉZISEI

TUDOMÁNYOS VEZETŐ:

DR. BOZSIK SÁNDOR

MISKOLC, 2008.

TARTALOM

1.	A kutatás témakörének ismertetése	1
2.	A kutatás elméleti háttere	2
3.	A kutatás eredményeinek összefoglalása	6
3.1.	<i>A modellezés alapját képező minta</i>	<i>6</i>
3.2.	<i>A vizsgálatba bevont ismérvek, mutatók köre</i>	<i>7</i>
3.3.	<i>A kidolgozott modellek</i>	<i>8</i>
3.4.	<i>További tesztek, hipotézisvizsgálatok</i>	<i>10</i>
4.	A kutatás eredményeinek felhasználási területei	14
5.	A kutatás folytatásának lehetséges irányai	15
6.	Hivatkozások (kivonat)	17
7.	Az értekezés témájához kapcsolódó publikációk	19

1. A kutatás témakörének ismertetése

Az értekezés az előrejelzési modellek témakörében folytatott kutatásaim összefoglalása. A témaválasztás oka nemcsak személyes érdeklődésből fakad, hanem szakmám jellegéből is: immár nyolcadik éve foglalkozom banki kockázatkezeléssel, azon belül hitelkockázatokkal.

A szakirodalomban a pénzügyi előrejelzési modellek egyik legelterjedtebb típusai a csődmodellek, kutatásaim során elsősorban tehát ezeket tekintettem kiindulási alapnak. Azt tanulmányoztam, hogy milyen statisztikai módszertan, milyen adatok felhasználása illetve definíciók alkalmazása teszi lehetővé e prediktív modellek kialakítását.

Értekezésem első részében tehát a csődmodellek fejlődéstörténetét dolgoztam fel, összesen 126 modell áttekintésével, elsősorban az alkalmazott módszertan szerinti megközelítéssel. Ismertettem továbbá a modellezésre használt leggyakoribb statisztikai módszerek elméleti hátterét, illetve azokat az értékelési módszereket, amelyekkel az egyes modellek mérhetők és jellemezhetők, ezáltal összehasonlíthatók.

Az értekezés második részében a csődmodellekhez hasonló előrejelzési modellt dolgoztam ki, amely a Bázeli II. definícióknak megfelelően a vállalatok defaultját, vagyis 90 napos fizetési késedelembe esését jelzi előre.

A rendelkezésemre álló adatbázis 2000 magyarországi vállalat adatait tartalmazta a 2002-2006 közötti időszakra vonatkozóan. Az adatbázis felhasználásával több vizsgálatot is elvégeztem, három különböző modellezési technika: a döntési fa, a logisztikus regresszió és a neurális háló felhasználásával.

A modellezés során összehasonlítottam az egyes modellezési technikák előrejelző képességét, besorolási pontosságát, megpróbáltam kiválasztani a legjobban teljesítő modellezési módszert, illetve meghatározni az előrejelzésre leghatékonyabban alkalmazható mutatók körét.

Az adatbázis segítségével két további hipotézist is megvizsgáltam:

- Növelhető-e a modellek besorolási pontossága, ha iparági középértékekhez viszonyított pénzügyi mutatókat vonunk be a vizsgálandó változók körébe?
- Növelhető-e a modellek pontossága dinamikus mutatók felhasználásával?

2. A kutatás elméleti háttere

A csődelőrejelzés, mint kutatási terület igen fiatal. Kialakulása az 1930-as évekre nyúlik vissza, de a mai értelemben vett csődmodellek csak a 60-as évek végére jelentek meg. Az első modellek óta eltelt közel 40 év alatt az alkalmazott módszertan jelentős fejlődésen ment keresztül.

A csődmodellezés szakirodalmának feldolgozása során összesen 126 modellt vizsgáltam, amelyeket az alkalmazott módszertan szempontjából csoportosítottam. Az eredményeket az alábbi táblázatban foglaltam össze.

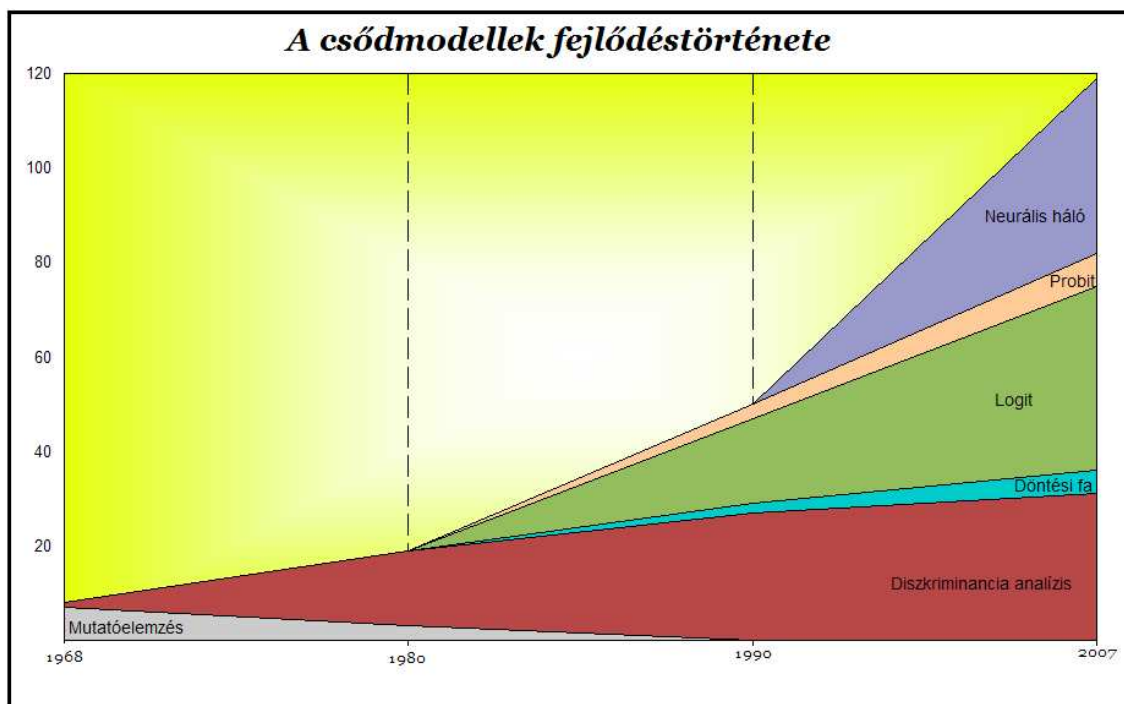
Év	Szerző	Mutatóelemzés	Diszkriminancia analízis	Probit	Logit	Döntési fa	Neurális háló
1931	Ramser, Foster	X					
1932	Fitzpatrick	X					
1935	Winakor, Smith	X					
1942	Merwin	X					
1966	Beaver		X				
1966	Mears	X					
1966	Horrigan	X					
1966	Neter	X					
1968	Altman		X				
1971	Wilcox	X					
1972	Deakin		X				
1972	Lane		X				
1972	Bilderbeek		X				
1972	Edmister		X				
1973	Wilcox	X					
1974	Awh, Waters		X				
1974	Blum		X				
1975	Sinkey		X				
1975	Libby	X					
1975	Elam		X				
1976	Altman, Lorriss		X				
1977	Altman, Haldeman, Narayan		X				
1977	Taffler, Tisshaw		X				
1978	van Frederikslust		X				
1978	Ketz		X				
1979	Bilderbeek		X				
1979	Norton, Smith		X				
1980	Dambolena, Khoury		X				

1980	Ohlson				X		
1980	Altman, Levallee		X				
1980	Sharma, Mahajan		X				
1981	Castagna, Matolcsy		X				
1982	Ooghe, Verbaere		X				
1982	Collins, Green		X		X		
1983	Taffler		X				
1983	El-Hennawy, Morris		X				
1983	Hamer		X		X		
1984	Altman, Izan		X				
1984	Zmijewski			X			
1984	Micha		X				
1984	Lincoln		X				
1984	Takahashi, Kurokawa		X				
1985	Zavgren				X		
1985	Barth, Brumbaugh, Sauerhaft, Wang				X		
1985	Gentry, Newbold, Whitford		X		X		
1985	Casey, Bartczak		X		X		
1985	Frydman, Altman, Kao		X			X	
1985	Levitan, Knoblett		X				
1986	Lo		X		X		
1987	Keasey, Watson		X		X		
1987	Pantalone, Platt		X		X		
1987	Betts, Belhoul		X				
1987	Gombola, Haskins, Ketz, Williams		X				
1987	Peel, Peel		X		X		
1987	Lau		X		X		
1988	Rudolph, Hamdan				X		
1988	Gloubos, Grammatikos		X		X		
1988	Aziz, Emanuel, Lawson		X		X		
1988	Dambolena, Shulman				X		
1989	Barniv, Raveh		X	X	X		
1989	Hopwood, McKeown, Mutchler				X		
1990	Odom, Sharda		X				X
1990	H.D. Platt, M. Platt				X		
1990	Keasey, McGuinness				X		
1990	Gilbert, Menon, Schwartz				X		
1990	Skogsvik			X			
1991	Cadden		X				X
1991	Coats, Fant		X				X
1991	Ooghe, Joos, De Vos				X		
1991	Flagg, Giroux				X		
1992	Tam, Kiang		X		X		X
1992	Salchenberger, Cinar, Lash				X		X
1992	Bahnson, Bartley				X		
1993	Coats, Fant		X				X
1993	Fletcher, Goss				X		X
1993	Udo				X		X
1993	Chung, Tam						X

1993	Virág		X		X		
1994	Kerling, Poddig		X				X
1994	Altman, Marco, Varetto		X				X
1994	Berg, Hexeberg				X		
1994	Johnsen, Melicher				X		
1994	Platt, Platt, Pedersen				X		
1994	Sheppard, Fraser				X		
1994	Ward				X		
1994	Wilson, Sharda		X				X
1995	Lussier		X		X		
1995	Alici		X		X		X
1995	Boritz, Kennedy, Albuquerque		X	X	X		X
1995	Lacher, Coats, Sharma, Fant		X				X
1996	Back, Laitinen, Sere, Wesel		X		X		X
1996	Leshno, Spector						X
1996	Virág, Hajdu		X				
1996	Hill, Perry				X		
1997	Bardos, Zhu		X		X		X
1997	Pompe, Feelders		X			X	X
1997	Olmeda, Fernandez		X		X	X	X
1998	Kivilioto		X				X
1998	Piramuthu, Raghavan, Shaw						X
1998	McGurr, Devaney		X				
1998	Richardson, Kane, Lobinger				X		
1999	Laitinen, Kankaanpaa		X		X	X	X
1999	Zhang, Hu, Patuwo				X		X
1999	Lennox		X	X	X		
1999	Sjovoll			X			
1999	Tan			X			X
2000	Mckee, Greenstein		X			X	X
2000	Pompe, Bilderbeek		X				X
2000	Yang, Temple				X		X
2000	Bongini, Ferri, Hahm			X			
2000	Gritta, Wang, Davalos, Chow		X				X
2000	Zapranis, Ginoglou		X				X
2001	Hámori				X		
2001	Neophytou, Mar-Molinero				X		X
2001	Atiya						X
2001	Bernhardsen			X			
2001	Hunter, Isachenkova				X		
2001	Yang		X		X		X
2001	Lin, McClean		X		X		X
2002	Ginoglou, Agorastos, Hatzigagios		X	X	X		
2003	Darayseh, Waples, Tsoukalas				X		
2004	Neophytou, Molinero				X		
2004	Charitou, Neophytou, Charalambous				X		X
2005	Virág, Kristóf		X		X		X
2006	Virág, Kristóf		X		X	X	X

A csődmódel-kutatások szerzőinek és módszereinek összefoglaló táblázata

A módszertani fejlődést egy ábrával szemléltettem, amely az idő függvényében mutatja az egyes módszerek felhasználásával készült tanulmányok számát:



A csődmodellek fejlődéstörténete módszertani megközelítéssel

Az eredmények alapján a következő tézist fogalmaztam meg:

T1. A szakirodalom feldolgozása alapján a kutatások időrendiségét és módszertanát figyelembe véve a csődmodellek fejlődéstörténetének 4 szakasza különböztethető meg:

0. A csőd kutatások kialakulásának korszaka (1931-67)

1. A diszkriminancia analízis korszaka (1968-79)

2. A logisztikus regresszió térhódításának korszaka (1980-1989)

3. A mesterséges intelligencia megjelenésének korszaka (1990-től napjainkig)

Két fejlődési mellékág azonosítható: a probit és a rekurzív felosztás módszerei.

3. A kutatás eredményeinek összefoglalása

Az értekezés második részében kvalitatív módszereken alapuló kutatási eredményeimet ismertettem. A csődmodellek mintájára olyan modell kialakítását tűztem ki célul, amely a csődnél korábban, 90 napos fizetési késedelemnél figyelmeztet a fennálló kockázatra. Ez egyben megfelel a Bázeli Tőkeegyezmény által rögzített definíciónak is.

A csődmodellek leggyakoribb kritikáinak áttekintése után felvázoltam, hogy ezekre milyen megoldást nyújthat egy default-modell.

A csődmodellek leggyakoribb kritikái	Az általam kidolgozott default-modellek nyújtotta megoldások
a csőd fogalmának jogi megközelítése	egyértelműen gazdasági alapú megközelítés: a 90 napos késedelem előrejelzése által
nehéz összehasonlíthatóság a különböző jogi szabályozások miatt	egyértelmű összehasonlíthatóság, az egyértelmű és könnyebben megfogható definíció miatt
számviteli-pénzügyi mutatók alkalmazása	kombinált minősítési eljárás: a számviteli-pénzügyi mutatók (az ún. hard faktorok) mellett kvalitatív ismérvek (ún. soft faktorok) bevonása az elemzésbe
éves beszámolók pillanatfelvétel-jellegű adatira támaszkodó vizsgálat	tesztelés dinamikus mutatók felhasználásával: a mutatók két időszak közötti változását is input tényezőként alkalmazva
korlátozott felhasználhatóság előrejelzési célokra, a minta reprezentativitásának hiánya miatt	a modellezésnél olyan adatbázissal dolgoztam, amely mind a vállalatok árbevétele, mind iparági megoszlásuk szempontjából reprezentálja a hazai nemzetgazdaságot

A csődmodellek kritikái és a default-modell megfelelő megoldásai

3.1. A modellezés alapját képező minta

A modellek kialakításához felhasznált adatbázist az Info-Datax Kft. bocsátotta rendelkezésemre, amely 1000 késedelmes fizető és 1000 kontroll vállalatot tartalmaz. Az adatbázis segítségével országos mintán tudtam elvégezni a teszteket, a vállalatok öt éves időszakot felölelő, 2002-2006 közötti adatainak felhasználásával. Annak érdekében, hogy a kidolgozott modellek minél szélesebb körben legyenek alkalmasak az előrejelzésre, a minta

két szempont alapján képezi le a hazai nemzetgazdaságot: a vállalatok árbevétele és iparági megoszlásuk szerint.

A default, vagyis a 90 napos fizetési késedelem bekövetkezése szintén országos adatbázisból származik. Forrása a BISZ Rt által üzemeltetett KHR (Központi Hitelinformációs Rendszer). Ez a központi adatbázis a bankok jelentési kötelezettsége alapján töltődik, és minden banki illetve hitelintézeti kölcsön adatait tartalmazza. Az adatbázis nyilvántartja az egyes hitelekhez kapcsolódó fizetési státuszokat is. Egy ügyfél akkor minősül problémásnak, ha tartozása meghaladja a 30 napot. Defaultról tehát akkor beszélhetünk, ha az ügyfél a rendszerben már legalább 60 napja szerepel rossz adósként.

Mivel a bankok hitelezési gyakorlatára is jellemző, hogy megállapítanak egy minimális árbevételi határt, amelynek teljesítését elvárják a cégektől, ezért a mintába csak olyan vállalatok kerültek bele, amelyek legalább 50 millió Ft-os árbevételt értek el az utolsó két lezárt év valamelyikében.

3.2. *A vizsgálatba bevont ismérvek, mutatók köre*

A modellezés során mind kvalitatív (soft), mind kvantitatív (hard) faktorokat felhasználtam.

A vizsgált kvalitatív ismérvek:

- *földrajzi elhelyezkedés*: megye és régió szintjén;
- *iparág* (TEÁOR főágazat alapján): mezőgazdaság, ipar, kereskedelem, szolgáltatás;
- *cégforma*: kft, bt, rt, stb.

A hard faktorok között összesen 52 pénzügyi mutatót vizsgáltam, 7 mutatócsoportból:

- likviditási mutatócsoport,
- tőkeszerkezeti mutatócsoport,
- adósságszolgálati mutatócsoport,
- működőtőke mutatócsoport,
- eszközforgási mutatócsoport,
- termelékenység mutatócsoport,
- jövedelmezőségi mutatócsoport.

3.3. A kidolgozott modellek

A modellek kidolgozásához a SAS Enterprise Miner 5.2. szoftvert használtam, amelyet a SAS Institute Kft. bocsátott rendelkezésemre.

Háromféle modellezési technikát hasonlítottam össze: a döntési fát, a logisztikus regressziót és a neurális hálókat. A minta felosztására a szakirodalomban általában elterjedt, 75% - 25% arányú tanulási és tesztelési részmintákat alkalmaztam.

A modellezési munka során számos kísérletet végeztem, többféle paraméterezés alapján lefuttattam a számításokat és teszteltem az eredményeket. Végül minden módszer esetén kiválasztottam a legpontosabbnak bizonyuló modellt, amelyet véglegesítettem.

T2. A rendelkezésemre álló adatbázis segítségével igazoltam, hogy a csődmodellek mintájára készíthető olyan prediktív modell, amely a Bázel II. definícióknak megfelelően a vállalatok 90 napos késedelmes fizetését (defaultját) jelzi előre, 83%-os megbízhatósággal.

Az egyes modellek által felhasznált döntési faktorok elemzése után két újabb tézist fogalmaztam meg:

T3. Igazolódott, hogy a kvalitatív ismérvek felhasználása eredményes volt. Két ismerv, a gazdálkodási forma és a megye is bekerült mindhárom végleges modellbe.

illetve:

T4. A nemfizetés előrejelzése szempontjából legfontosabb pénzügyi mutatók az alábbiak:

- 1. hosszú távú eladósodottság,**
- 2. cash-flow fedezet,**
- 3. rövid lejáratú kötelezettségek/ dologi nettó érték,**
- 4. eszközarányos adózott eredmény (ROA).**

Ezeket a mutatókat az általam készített modellek mindegyike felhasználja.

Az alábbi táblázat mutatja be részletesen azon döntési faktorok és mutatók körét, amelyeket legalább két modell felhasznált.

<i>Mutatók</i>	<i>Döntési fa</i>	<i>Logit regresszió</i>	<i>Neurális háló</i>
Kvalitatív ismérvek			
gazdálkodási forma	X	X	X
megye	X	X	X
Likviditási mutatócsoport			
dinamikus likviditás (m_4)		X	X
Tőkeszerkezeti mutatócsoport			
tőkeellátottság (m_6)		X	X
hosszú távú eladósodottság (m_9)	X	X	X
kötelezettségek / tárgyi eszközök (m_{10})		X	X
kötelezettségek / dologi nettó érték (m_{11})	X		X
Adósságszolgálati mutatócsoport			
cash-flow fedezet (m_{16})	X	X	X
adósságvisszafizető-képesség (m_{17})		X	X
Működőtőke mutatócsoport			
rövid lejáratú kötelezettségek/ dologi nettó érték (m_{21})	X	X	X
Eszközforgási mutatócsoport			
összes eszköz forgási időtartama (m_{22})	X		X
szállítóállomány forgási időtartama (m_{27})		X	X
Jövedelmezőségi mutatócsoport			
eszközarányos adózott eredmény - ROA (m_{34})	X	X	X

A kidolgozott default-modellek által felhasznált fontosabb mutatók

A kidolgozott modelleket a módszertani áttekintésnél ismertetett technikák alapján értékeltem.

T5. A default modellek előrejelzési pontossága némileg elmarad a csődmodellekétől. Ennek a magyarázata az lehet, hogy a pénzügyileg egészséges és a problémás vállalatok profilja valószínűleg még nem különbözik olyan markánsan egymástól, mint a csődbe jutott és a túlélő vállalatoké, ezért az előrejelzés is nehezebb, pontatlanabb.

A szakirodalomban legelterjedtebb klasszifikációs mátrix alapján számított eredményeket az alábbi táblázatban foglaltam össze.

		<i>Döntési fa</i>	<i>Logit regresszió</i>	<i>Neurális háló</i>
Besorolási pontosság	<i>Fejlesztési minta</i>	82,9%	83,5%	83,5%
	<i>Tesztelési minta</i>	78,0%	81,8%	81,4%
Elsőfajú hiba	<i>Fejlesztési minta</i>	11,8%	8,6%	8,3%
	<i>Tesztelési minta</i>	12,8%	9,4%	10,4%
Másodfajú hiba	<i>Fejlesztési minta</i>	5,3%	7,9%	8,1%
	<i>Tesztelési minta</i>	9,2%	8,8%	8,2%

A kidolgozott modellek besorolási pontosságai és hibaarányai

T6. Az alkalmazott modellezési technikák közül a döntési fa bizonyult a legkevésbé hatékony módszernek. A logisztikus regresszió és a neurális háló modelljei körülbelül ugyanúgy teljesítettek, ugyanakkor a könnyebb megvalósíthatóság és alkalmazhatóság a logit mellett szólnak.

3.4. További tesztek, hipotézisvizsgálatok

Iparági rátákon alapuló mutatók felhasználása

A szakirodalomban több kutatási eredmény¹ igazolja, hogy az iparági ráták javítják a csődmodellek besorolási pontosságát. A hipotézist megpróbáltam ellenőrizni a rendelkezésemre álló default adatbázis segítségével.

A cél tehát az volt, hogy bizonyítsam: az általam alkalmazott definíciók és modellezési technikák esetén is mérhető a modellek teljesítménynövekedése, amennyiben iparági mutatókat is felhasználok bemenő változókként.

A tesztelést kétféleképpen is elvégeztem. Először lefuttattam ugyanazon paraméterekkel a korábbi modelleket, de a bemenő adatok közé felvettem 52 újabb mutatót, amelyek az $m_1 \dots m_{52}$ mutatók iparági mediánjához való viszonyulását tükrözik. Másodszor kizárólag az 52 új iparági mutató felhasználásával futtattam le a modelleket, elhagyva az eredeti mutatókat.

¹ lásd pl. Platt-Platt (1990), Virág (1996), Virág-Kristóf (2006)

A tesztek – némi meglepetésre - nem hoztak pozitív eredményt. Az első esetben azt tapasztaltam, hogy az iparági ráták felhasználásával képzett mutatók nem kerültek be a modellekbe, besorolási pontosságaik pedig gyakorlatilag változatlan szinten maradtak.

Egyedül a neurális háló esetén volt megfigyelhető némi változás, pontossága kb. másfél százalékpontot javult a fejlesztési mintán. Az előrejelzési képesség becslésére használt tesztelési mintán ellenben nem volt látható semmilyen különbség, még némileg csökkent is a modell pontossága. A másik két modell esetén még ekkora változást sem tapasztaltam.

A második tesztnél a modellek teljesítményének nagymértékű romlását tapasztaltam: a modellek besorolási pontossága 70% körülire csökkent.

A szakirodalomban fellelhető példák ellenére ezt a hipotézist tehát el kellett vetnem.

T7. A szakirodalomban több kutatási eredmény igazolja, hogy az iparági ráták javítják a csődmodellek besorolási pontosságát, azonban ezt a rendelkezésemre álló adatbázis segítségével és az alkalmazott definíciós háttérrel nem sikerült igazolni: az iparági ráták felhasználásával képzett mutatók bevonása egyik modellen sem javított.

A modellek tesztelése dinamikus mutatók bevezetésével

A másik hipotézis során azt próbáltam megvizsgálni, hogy milyen hatással vannak a modellek teljesítményére az ún. dinamikus mutatók. Ezek az egy év beszámolóinak adataiból számított ún. statikus mutatók helyett az egyes mutatók éves változásait fejezik ki. Vagyis a vizsgált, tárgyévi mutatók értékeit ugyanazon mutatók tárgyévet megelőző évi értékéhez hasonlítjuk, tehát az új változók ezen mutatók éves változásait, dinamikáját mutatják.

A tesztelést hasonlóan végeztem, mint az előző hipotézis esetében: lefuttattam ugyanazon paraméterekkel a korábbi modelleket, de a bemenő adatok közé felvettem 52 újabb mutatót, amelyek az $m_1 \dots m_{52}$ mutatók éves változásait mutatják.

A dinamikus mutatók felhasználása már látható eredményeket hozott. Az egyes modellek teljesítménye 1-2 százalékponttal javult, a besorolások pontossága 85% körülire emelkedett a fejlesztési mintán, az előrejelzések becslésére szolgáló tesztelési mintán pedig kb. 83%-os szintre nőtt.

T8. A rendelkezésre álló adatbázis segítségével igazoltam, hogy az egyes pénzügyi mutatók éves változásait kifejező ún. dinamikus mutatók felhasználásával növelhető az előrejelzési modellek besorolási pontossága.

		<i>Döntési fa</i>	<i>Logit regresszió</i>	<i>Neurális háló</i>
Besorolási pontosság	<i>Fejlesztési minta</i>	85,7%	84,5%	85,7%
	<i>Tesztelési minta</i>	79,6%	82,2%	83,6%
Elsőfajú hiba	<i>Fejlesztési minta</i>	7,6%	8,3%	8,0%
	<i>Tesztelési minta</i>	9,0%	9,8%	9,8%
Másodfajú hiba	<i>Fejlesztési minta</i>	6,7%	7,2%	6,3%
	<i>Tesztelési minta</i>	11,4%	8,0%	6,6%

A dinamikus mutatók tesztelése során kapott modellek besorolási pontosságai és hibaarányai

Az egyes modellezési technikák összehasonlításakor továbbra is a döntési fa maradt a harmadik helyen, a logit és a neurális háló közül az utóbbi kissé jobban teljesített. Továbbra is fennáll ugyanakkor, hogy a logisztikus regressziós modell stabilabbnak mutatkozott, és a gyakorlati megvalósíthatóság szempontja is emellett szól.

T9. A dinamikus ráták közül kiemelkedik a ROIC éves változása mutató, amely mindhárom modellbe bekerült új változóként.

Az alábbi táblázat mutatja be azon döntési faktorok és mutatók körét, amelyeket legalább két dinamikus modell felhasznált.

<i>Mutatók</i>	<i>Döntési fa</i>	<i>Logit regresszió</i>	<i>Neurális háló</i>
Kvalitatív ismérvek			
gazdálkodási forma	X	X	X
megye	X	X	X
Likviditási mutatócsoport			
dinamikus likviditás (m_4)		X	X
Tőkeszerkezeti mutatócsoport			
hosszú távú eladósodottság (m_9)		X	X
kötelezettségek / tárgyi eszközök (m_{10})	X		X
kötelezettségek / dologi nettó érték (m_{11})	X		X
Adósságszolgálati mutatócsoport			
cash-flow fedezet (m_{16})	X	X	X
Működőtőke mutatócsoport			
rövid lejáratú kötelezettségek/ dologi nettó érték (m_{21})	X	X	X
Eszközforgási mutatócsoport			
szállítóállomány forgási időtartama (m_{27})		X	X
Jövedelmezőségi mutatócsoport			
eszközarányos adózás előtti eredmény (m_{39})		X	X
Dinamikus likviditási mutatócsoport			
pénzhányad éves változása (d_3)		X	X
Dinamikus működőtőke mutatócsoport			
rövid lejáratú kötelezettségek/ dologi nettó érték éves változása (d_{21})		X	X
Dinamikus eszközforgási mutatócsoport			
szállítóállomány forgási időtartamának éves változása (d_{27})		X	X
Dinamikus termelékenység mutatócsoport			
1 alkalmazottra eső nettó árbevétel éves változása (d_{28})	X		X
Dinamikus jövedelmezőségi mutatócsoport			
befektetett tőke hozamának (ROIC) éves változása (d_{50})	X	X	X

A dinamikus default-modellek által felhasznált fontosabb mutatók

4. A kutatás eredményeinek felhasználási területei

A kutatás eredményei elsősorban a banki hitelezés területén alkalmazhatók közvetlenül. A bankok alkalmaznak előrejelzési modelleket, ugyanakkor azokat csak saját adatbázison, saját ügyfélkörük adatain tudják kidolgozni és tesztelni.

Az általam elvégzett elemzés országos adatbázis segítségével ad támpontot arra vonatkozóan, hogy milyen mutatók lehetnek alkalmasak a default előrejelzésére. A Bázis II. tőkeegyezmény kifejezetten támogatja is, hogy a bankok külső forrásból származó adatokat, elemzéseket is felhasználjanak kockázati döntéseik megalapozásánál.

A kutatási eredmények a téma elméleti fejlődéséhez is több tekintetben is hozzájárulnak.

Egyrészt újabb adatokat szolgáltatnak az egyes modellezési technikák véget nem érő „versenyéhez”: a rendelkezésre álló adatbázison elvégzett elemzés eredményei alapján a logisztikus regresszió bizonyult legjobbnak, bár szigorú értelemben véve nem múlta felül a neurális hálót.

A csődmodellek szakirodalmának módszertani alapú fejlődéstörténeti feldolgozása is hordoz hozzáadott értéket, illetve ösztönözheti a további kutatásokat.

Az előrejelzési modellek értékelésére használt módszerek összefoglaló bemutatására nem találtam példát a magyar nyelvű szakirodalomban. Reményeim szerint az értekezés során készített ismertető leteszi ehhez az alapokat.

5. A kutatás folytatásának lehetséges irányai

Bár az elvégzett modellezési munka és a hipotézisek tesztelése meghozta az eredeti célkitűzéseknek megfelelő eredményeket, mégis maradtak olyan nyitott kérdések, amelyek további kutatások tárgyát képezhetik.

Legfontosabbnak tartom ezek között megemlíteni a bináris célváltozó felváltását több lehetséges kimeneteli lehetőséggel. A vállalatok valóságos pénzügyi helyzete ugyanis sokkal többféle lehet, mint amennyit ezzel a két szélsőséges esettel jellemezhetünk. Különösen igaz ez a csődbe jutott és túlélő vállalatokra, de ugyanúgy fennáll a default definíció alkalmazása esetén is.

A besorolási kategóriáknál legalább három lehetőséget kellene megkülönböztetni, a két szélsőség között húzódó szürke zóna definiálásával: például azon cégekre vonatkoztatva, amelyeknél a regisztrált késedelem nem éri el a 90 napot, de meghaladja a 30 napot. Ennek természetesen feltétele egy megfelelő minőségű, országos szintű adatbázis kialakítása, de véleményem szerint megvalósíthatók lennének a most felhasznált KHR adatbázis alapján.

Természetesen ez a megközelítés megkövetelné az alkalmazott modellezési technikák adaptációját is, ugyanis nem minden módszertan alkalmas kettőnél több célváltozó kezelésére.

Ez a módszertani kérdés áthidalható úgy is, hogy a köztes kategóriába tartozó vállalatokat egyszerűen kivonnánk a vizsgált mintából. Ily módon alkalmazhatók lennének a bináris célváltozóval dolgozó modellek, de az elemzés mégis finomodna azáltal, hogy két, egymástól markánsabban elkülönülő csoportot próbál meg szétválasztani, mivel a nem késedelmes kategóriát egyértelműbben definiáltuk, finomítottuk az oda sorolt vállalatok profilját.

Érdemes lenne további teszteket végezni arra vonatkozóan is, hogy hol húzhatók meg a szürke zóna határai. A problémamentes kategória 30 napos definícióját azért tekintem egyértelműnek, mivel a KHR rendszere által adott: egy ügyfél akkor minősül problémásnak, ha tartozása meghaladja a 30 napot. Megvizsgálható lenne, hogy az említett 30-90 napos kategória helyett máshol (pl. 45, 60 napos) határpontokat alkalmazva lenne-e érdemes köztes kategóriába sorolni a tartozó vállalatokat.

Az új modellépítés során természetesen elvégezhető lenne az általam is vizsgált iparági, illetve dinamikus mutatók felhasználásával nyerhető teljesítménynövekedés is.

A több kimeneti kategóriát figyelembe vevő modellek további lehetőségeket is rejtenek: később vizsgálható és modellezhető lenne az egyes fizetőképességi kategóriák közötti változások, mozgások előrejelzése is.

Érdekes tesztet lenne elvégezhető, ha az adatbázis keresztmetszeti felosztása helyett annak időszakok szerinti particionálását alkalmaznánk, vagyis az adatbázis fejlesztési és tesztmintára való szétválasztása helyett az adatokat a megfigyelési időszak alapján osztanánk két részre. Azaz pl. a 2002-2004 közötti időszak adatain kerülnének kidolgozásra a modellek, amelyeket aztán a 2005-2006 közötti adatokon tesztelnénk.

Ennek természetesen feltétele egy megfelelő minőségű, országos szintű adatbázis kialakítása.

6. Hivatkozások (kivonat)

Balcaen, S. - Ooghe, H. (2004): *35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and their Related Problems*. Vlerick Leuven Gent Working Paper Series 2004/15.

Collins, R. - Green, R. (1982): *Statistical methods for bankruptcy prediction*. Journal of Economics and Business, 34(4), pp. 349–354.

Deutsche Bundesbank (2003): *Approaches to the validation of internal rating systems*. Monthly Report, September 2003.

Fair Isaac (2006): *Introduction to Model Builder Scorecard*. Fair Isaac White paper, November 2006.

Gilbert, L.R. - Menon, K. - Schwartz, K.B. (1990): *Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress*. Journal of Business Finance and Accounting, vol. 17, no. 1, pp. 161-171.

Glennon, D. (2006): *Building and Validating Credit Rating and Scoring Models*. OCC Workshop Session 1, Washington, February 2006.

Hajdu O. (2003): *Többváltozós statisztikai számítások*. Központi Statisztikai Hivatal, Budapest, 2003.

Halas G. (2004): *Hogyan mérjük nemfizetési valószínűséget? Módszertani összehasonlítás*. Mérés Határ Műhely, 2004. szeptember.

Hámori G. (2001): *A fizetésektelenség előrejelzése logit-moddal*. Bankszemle, 45. évf, 1-2 szám, 65-87. old.

Hosner, D. - Lemeshow, S. (2000): *Applied Logistic Regression*. John Wiley, New York, 2000.

Hossari, G. (2007): *Benchmarking New Statistical Techniques in Ratio-Based Modelling of Corporate Collapse*. International Review of Business Research Papers, Vol. 3. No. 3. August 2007. pp.141-161.

Info-Datex (2006): *Módszertani elemzés a nemfizetési valószínűség modellezéséhez*. PSZÁF pályázati tanulmány, 2006. július.

- Lennox, C. (1999): *Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches*. Journal of Economics and Business, vol. 51, no. 4, pp. 347-364.
- Lin, F.Y. - McClean, S. (2001): *A Data Mining Approach to the Prediction of Corporate Failure*. Knowledge-Based Systems, vol. 14, no. 3, pp. 189-195.
- Mays, E. (2004): *Credit Scoring for Risk Managers. The Handbook for Lenders*. South-Western Publishers, Ohio, 2004.
- Ooghe, H. - Joos, P. - De Vos, D. (1991): *Failure prediction models*. PhD thesis, Department of Corporate Finance, Ghent University, Belgium, 1991.
- SAS Institute (2001): *Building Consumer Credit Scoring Models with SAS Enterprise Miner*. SAS Institute Inc, Cary, NC, 2001.
- Siddiqi, N. (2006): *Credit Risk Scorecards. Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, 2006.
- Thomas, L.C. – Edelman, D.B. – Crook, J.N. (2002): *Credit Scoring and Its Applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 2002.
- Virág M. (1996): *Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés*. Kossuth Könyvkiadó, Budapest, 1996.
- Virág M. (2004): *A csődmodellek jellegzetességei és története*. Vezetéstudomány, 35. évf. 10. sz. 24-32. old.
- Virág M. – Hajdu O. (1996): *Pénzügyi mutatószámokon alapuló csődmodell-számítások*. Bankszemle, 15. évf. 5. sz. 42-53. old.
- Virág M. – Kristóf T. (2005): *Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével*. Közgazdasági Szemle, 52. évf. 2. sz. 144-162. old.
- Zavgren, C. (1983): *The prediction of corporate failure: the state of the art*. Journal of Accounting Literature, vol. 2. pp. 1-33.
- Zmijewski, M.E. (1984): *Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*. Journal of Accounting Research, 1984, no. 22, pp. 59-82.

7. Az értekezés témájához kapcsolódó publikációk

Folyóiratcikkek

[2003] „Kisvállalkozások minősítésének gyakorlata a banki hitelelbírálásnál” e-tudomány 2003/3. szám II-1-10. oldal (ISSN 1786-6960)

[2004] „Az EU bankrendszerre vonatkozó legfontosabb szabályozásai” e-tudomány 2004/1. szám I-1-18. oldal (ISSN 1786-6960)

[2007] „A csődmodellek története és fejlődése” e-tudomány 2007/3. szám III-1-42. oldal (ISSN 1786-6960)

[2007] „Prediktív modellek értékelési módszerei” e-tudomány 2007/4. szám I-1-10. oldal (ISSN 1786-6960)

Konferencia-kiadvány

[2005] „A short overview on the Hungarian bank segment in the European Union” European Integration Studies, Miskolci Egyetem, 2005 (ISSN 1588-6735)

Tanulmányi segédlet

„Statisztikai modellezési módszerek” – tanulmányi segédlet a Bankügyletek illetve a Bankmenedzsment c. tantárgyakhoz. Miskolci Egyetem, Pénzügyi Tanszék

<http://www.gtk.uni-miskolc.hu/gtk/ui/uipz/>