

VALIDÁCIA PREDIKČNÝCH BANKROTOVÝCH MODELOV V PODMIENKACH SR

Radoslav Delina, Miroslava Packová

Úvod

Problém súčasnej finančnej krízy, ktorá vedie k bankrotu mnohých firiem vyvoláva otázku, či sa dajú bankrotov vopred predvídať. Problematika finančného zdravia, resp. finančných problémov podnikov sa stala predmetom mnohých štúdií už od začiatku 19. storočia. Väčšina výskumov v tejto oblasti môže byť časovo rozdelená do dvoch častí: pred a po roku 1966. Pred rokom 1966 dominovali statické jednoperiódové modely, ktoré sa snažia nájsť unikátne vlastnosti, ktoré odlišujú podniky vo finančnej tiesni od prosperujúcich podnikov. Keď v roku 1968 Altman vo svojej štúdií vytvoril model založený na viacrozmernej diskriminačnej analýze, začal novú etapu vývoja predikčných bankrotových modelov založených na viacrozmernej diskriminačnej metóde, ktorú nasledovali tzv. nové metódy eliminujúce nedostatky spomínanej metódy.

Článok podáva prehľad štúdií v danej oblasti a validuje vybrané modely na vzorke slovenských firiem prístupom využívaným v metodike data miningu pre hodnotenie predikčnej sily vybraných modelov. Zároveň prezentuje nový bankrotový predikčný model vytvorený pomocou regresnej analýzy, ktorý by zohľadňoval špecifiká slovenskej ekonomiky a dosiahol tak lepšie výsledky pri aplikovaní uvedenej metódy validácie ako tri vybrané modely: Altmanov model, Index Bonity, Index IN05.

1. Prehľad svetových štúdií bankrotových modelov

Pri skúmaní súčasného stavu poznania sme analyzovali vývoj tvorby a validácie bankrotových modelov vo svetových štúdiách v dvoch charakteristických obdobiach. Prvé obdobie do roku 1966 bolo špecifické svojou statickosťou a jednoduchosťou pri identifikácii unikátnych vlastností podnikov vo finančných problémoch.

Druhá etapa už zahŕňa viaceré ukazovatele a rôzne inovatívne metodiky pre viackriteriálne hodnotenie.

Ako prvý sa tematikou predpovedania bankrotov podnikov zaoberal Fitz Patrick, ktorý vo svojej štúdií z roku 1931 porovnával vývoj ukazovateľov v solventných a nesolventných podnikoch. Zistil, že ukazovateľmi, ktoré najviac vypovedajú o finančnej situácii podniku, sú pomery Vlastné imanie / Celkové záväzky a Čistý zisk / Vlastné imanie [17]. Podľa Smitha a Winakora (1935) je najlepším ukazovateľom pomer Pracovného kapitálu a Celkových aktív. V nasledujúcich rokoch ďalšie štúdie uskutočnili Mervin (1942), Chudson (1945), Jackendoff (1962), Beaver (1966). Beaver zistil, že pomer Čistý zisk / Celkové záväzky má najvyššiu 92% predikčnú schopnosť. 91% presnosť dosiahol pomer Čistý zisk / Tržby a 90% presnosť dosiahli pomery Čistý zisk / Vlastné imanie, Cash Flow / Celkové záväzky ako aj pomer Cash Flow k celkovým aktívam. Vo svojom návrhu pre budúce štúdie Beaver načrtol možnosť, že použitie viacerých ukazovateľov môže mať vyššiu predikčnú schopnosť ako použitie len jedného ukazovateľa, čím začal novú etapu vývoja predikčných bankrotových modelov [3].

Skúmanie rizika finančnej tiesne po roku 1966 viedlo k vývoju nových dynamických modelov, ktoré by boli schopné určiť riziko bankrotu pre každú firmu v každom okamihu. V začiatkoch vývoja boli veľmi populárne viacrozmerne diskriminačné metódy, ktoré zahŕňajú pri predikcii vývoja podniku viac pomerových finančných ukazovateľov, ktoré predstavujú jednoduché charakteristiky podnikovej činnosti, ktorým sa prisudzujú váhy významu, čím sa odstraňujú nedostatky predchádzajúcich metód [12].

Prvým a zároveň aj najznámejším a v súčasnosti najpoužívanejším modelom založeným na tejto metóde bol Altmanov (1968) [1] 5-faktorový model, určený pre výrobné podniky, ktorý

dosiahol úspešnosť predikcie bankrotu 95 % jeden rok dopredu, 72 % dva roky dopredu a pre tri roky dopredu 48 %. Podkladovým zdrojom informácií, z ktorých Altmanov model vychádzal, boli empirické údaje o 33 neprosperujúcich podnikoch za posledných päť rokov pred ich bankrotom a údaje za 33 prosperujúcich podnikov za rovnaké časové obdobie. Vzorku bankrotujúcich podnikov tvorili tí výrobcovia, ktorí podali návrh na vyhlásenie konkurzu od roku 1946 do roku 1965. Altman skúmal 22 potenciálne užitočných pomerových ukazovateľov, ktoré rozdelil do piatich základných kategórií: likvidita, rentabilita, zadlženosť, plátobná schopnosť a aktivita. Následne pomocou diskriminačnej analýzy určil váhy jednotlivých pomerových ukazovateľov. Za deliacu hodnotu bola stanovená $Z = 2,675$, pričom podnikom s hodnotou Z -skóre menšou ako je deliaca hranica hrozil bankrot. Neskôr v dôsledku ďalšieho vývoja navrhol zmenu deliacej hodnoty Z -skóre na 1,81. Výsledná rovnica Z -skóre bola určená ako vážený priemer hodnôt uvedených ukazovateľov, pričom jednotlivé váhy určujú dôležitosť daného ukazovateľa pre odhad budúceho vývoja [1]:

$$Z = 0,012 A_1 + 0,014 A_2 + 0,033 A_3 + 0,006 A_4 + 0,999 A_5 \quad (1)$$

kde

A_1 – Čistý pracovný kapitál / Celkový majetok,

A_2 – Nerozdelený zisk / Celkový kapitál,

A_3 – Zisk pred úrokmi a zdanením / Celkový kapitál,

A_4 – Trhová hodnota vlastného kapitálu / Cudzí kapitál,

A_5 – Obrat (tržby) / Celkový kapitál.

V roku 1983 Altman svoj model reevidoval, pretože jeho pôvodný model mohol byť aplikovaný len na podniky obchodované na kapitálovom trhu. Zmenil sa výpočet premennej X_4 ako aj hodnoty váh jednotlivých premenných [16]:

$$Z' = 0,717 A_1 + 0,847 A_2 + 3,107 A_3 + 0,420 A_4 + 0,998 A_5 \quad (2)$$

Pôvodný ukazovateľ A_4 bol nahradený pomerom základného imania a celkových záväzkov. Zmenila sa aj deliaca hranica z 1,81 na 1,23.

Na viacrozmernej diskriminačnej analýze postavili svoje štúdie aj Daniel (1968), Deakin (1972), Blum (1974), Bilderbeek (1979), Laitinen (1994), Lussier (1992) a iní, ktorí vytvorili všeobecne aplikovateľné modely [2]. Vzhľadom na špecifickosť jednotlivých sektorov ekonomík, ktoré vedú k nemožnosti vytvorenia jedného univerzálneho modelu sa niektorí autori zamerali na vytvorenie modelov použiteľných len na určité oblasti. Pre firmy Veľkej Británie je určený model vytvorený Tafflerom [18]. Pre výrobné a distribučné firmy Veľkej Británie vytvorili model Earl a Marais (1979), model určený výlučne pre banky vytvoril Sinkey (1975) a pod. [3].

Pre Nemecko, Švajčiarsko a Rakúsko vytvoril Beerman (1976) diskriminačnú funkciu tzv. Index bonity (B). Postup je podobný ako pri Altmanovom modeli, avšak na predikciu vývoja podniku využíva iné ukazovatele, ktorým boli na základe štatistického pozorovania podnikov prisúdené iné váhy významnosti [9].

Diskriminačná funkcia, kvantifikujúca Index bonity B, má tvar:

$$B = 1,5 B_1 + 0,08 B_2 + 10 B_3 + 5 B_4 + 0,3 B_5 + 0,1 B_6 \quad (3)$$

kde:

B_1 = Cash flow / Cudzí kapitál,

B_2 = Celkový kapitál / Cudzí kapitál,

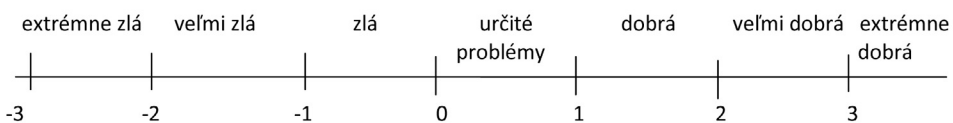
B_3 = Zisk pred zdanením / Celkový kapitál,

B_4 = Zisk pred zdanením / Celkové výkony,

B_5 = Zásoby / Aktíva celkom,

B_6 = Celkové výkony / Celkový kapitál.

Posúdenie celkovej finančnej situácie podniku sa uskutočňuje prostredníctvom stupnice:



Čím je B vyššie, tým je situácia v podniku priaznivejšia a jej prognóza lepšia. Porovnaním Altmanovho modelu a Indexu bonity vidíme, že Altmanov index viac preferuje štruktúru kapitálu, kým Index bonity ročné výsledky realizované cez príjmy. Táto skutočnosť kladne ovplyvňuje vypovedaciu schopnosť indexu bonity [10].

V podmienkach Českej republiky boli vytvorené modely manželmi Neumaierovými [14], ktorí vytvorili niekoľko predikčných indexov. Ako prvý v roku 1995 bol skonštruovaný index IN95. Štyri roky neskôr chceli autori indexu IN95 vytvoriť väzbu na tvorbu hodnoty a preto vznikol index IN99. Oba pohľady, bankrotný aj bonitný, spojili v roku 2002 do jedného indexu IN01, pričom každý index bol vytvorený na údajoch v dobe svojho vzniku. V štúdií z roku 2005 otestovali vypovedaciu schopnosť uvedených indexov pre priemyselné podniky za rok 2004. Vzorka pozostávala z 1526 podnikov rozdelených podľa hrozby bankrotu (metodika používaná bankami) a podľa tvorby hodnoty (metodika INFA). Výsledkom bolo, že Index IN95 si zlepšil svoju úspešnosť zo 75 % (pri zostavovaní indexu) na 80 %, Index IN99 klesol so svojou úspešnosťou pod 50 % a Index IN01 mierne znížil svoju úspešnosť zo 76 % na 74 %. Vzhľadom

na uvedené výsledky bol skonštruovaný Index IN05. Tento index je vytvorený ako zatiaľ posledný a je aktualizáciou indexu IN01 na údajoch podnikov z roku 2004 [14]. Výber a váhy ukazovateľov boli stanovené diskriminačnou analýzou. Index bol vytvorený a testovaný na údajoch prevažne stredne veľkých a veľkých priemyselných podnikoch, preto pre takého podniky budú mať výsledky indexu najlepšiu vypovedaciu schopnosť [4].

Rovnica indexov IN01 a IN05 má tvar [12]:

$$IN\ 05 = 0,13\ IN'_1 + 0,04\ IN'_2 + 3,97\ IN'_3 + 0,21\ IN'_4 + 0,09\ IN'_5 \quad (4)$$

kde

IN'_1 = Celkový kapitál / Cudzí kapitál,

IN'_2 = Zisk pred zdanením a úrokmi /Nákladové úroky,

IN'_3 = Zisk pred zdanením a úrokmi /Celkový kapitál,

IN'_4 = Výnosy celkom / Celkový kapitál,

IN'_5 = Obežný majetok / Krátkodobé záväzky.

Oproti indexu IN01 nedošlo k výrazným zmenám, no posunuli sa hranice pre klasifikáciu podniku:

Tab. 1: Hranice klasifikácie podľa indexov IN01 a IN05

IN 01 > 1,77	IN 05 > 1,6	podnik tvorí hodnotu
0,75 < IN 01 < 1,77	0,9 < IN 05 < 1,6	šedá zóna
IN 01 < 0,75	IN 05 < 0,9	podnik smeruje k bankrotu

Zdroj: [12]

Väčšina štúdií preukázala, že základné predpoklady MDA (nezávislé premenné zahrnuté do modelu zo štatistického hľadiska zodpovedajú normálnemu rozdeleniu pravdepodobnosti; skupiny matice rozptylu alebo matice závislostí sú medzi skupinami upadajúcich alebo prosperujúcich podnikov náhodné) sú porušované. S ohľadom na tieto problémy vznikali postupom času „nové metódy“ zahrňujúce logitovú analýzu, či neutrónové siete. Najznámejším autorom logitových bankrotových modelov je Ohlson (1980), ktorý vytvoril svoj model na vzorke 105 bankrotujúcich a 2058 prosperujúcich podnikov obchodovaných na US burze najmenej tri roky a zhromaždených databázou Compustat v rozpätí rokov 1970–1976.

Analýza bola založená na 9 ukazovateľoch, ktorých výber však nebol teoreticky podložený. Ohlsonov logitový model identifikoval bankrot s 96% presnosťou jeden a dva roky dopredu [13]. Zavgren (1985) vytvoril 7-faktorový logitový model určený pre výrobné podniky, ktorý dosiahol presnosť predikcie bankrotu 69 % pre jeden až päť rokov dopredu. Wang (2004) vytvoril logitový model určený len pre internetové spoločnosti. Ďalšie štúdie uskutočnili Wertheim a Lynn (1993), Ward (1994), Platt a Pedersen (1994), Lízal (2002), Becchetti & Sierra (2003) a iní [2], [3].

Najnovšou používanou metódou je metóda neurónových sietí, na ktorej postavili svoje modely Dwyer (1992) s presnosťou predikcie

bankrotu 89 % jeden a 73 % dva roky dopredu, Guan (1993) s presnosťou 96 % rok a 100 % dva až štyri roky dopredu. Ďalšie štúdie boli prevedené autormi Agarwal (1993), Raghupathi Schkade a Raju (1993), Dudorfer (1995) a ďalší [3].

Cybinski (2003) však poukazuje na to, že v posledných desaťročiach nebola vytvorená žiadna nová metodika. Väčšinou dochádza k rozšíreniu už existujúcich modelov, keď je dostupná nová statická metóda alebo databáza [17].

2. Metodológia výskumu

Cieľom nášho výskumu je validovať vybrané modely na analyzovanej vzorke s cieľom zhodnotiť úspešnosť klasifikácie podnikov tri roky pred bankrotom. V literatúre zaoberajúcej sa touto problematikou sa však hodnotí úspešnosť modelu hlavne na základe jednej charakteristiky, a to návratnosti, ktorá je daná pomerom počtu správne predikovaných bankrotov firiem k celkovému počtu zbankrotovaných firiem. Z uvedeného vyplýva, že čím viac bankrotov model predikuje, tým vyššia je úspešnosť modelu, avšak na úkor zvyšovanie chyby prvého rádu (počet nesprávne predikovaných bankrotov).

Preto sme pri validovaní modelov zvolili nový prístup, ktorý nevychádza z klasických štatistických metód, ale opiera sa o prístupy pre testovanie predikčnej sily využívaných v data miningu – procese výberu, prehľadávania a modelovania vo veľkých objemoch údajov, ktoré slúžia k odhaleniu predtým neznámych vzťahov medzi údajmi [11].

Preto náš výskum bude zameraný na testovanie vybraných modelov na báze návratnosti a presnosti, regresnú analýzu týchto modelov, vytvorenie nového modelu a následné testovanie a porovnanie výkonnosti.

2.1 Popis testovanej vzorky

Analyzovaný dátový súbor pozostáva z údajov 1560 slovenských firiem v rozpätí rokov 1993–2007, z ktorých sa v priebehu tohto obdobia do bankrotu dostalo 103. Zdrojom finančných údajov o firmách sú štandardné účtovné závierky získané z obchodného vestníka, zbierky listín, ako aj účtovných závierok poskytnutých firmou, zverejnených v tlači alebo na webovom serveri firiem. Účtovné závierky obsahujú údaje zo súvahy ako aj výkazu ziskov a strát. Deskriptívnu štatistiku analyzovanej vzorky poskytujú nasledujúca Tab.2.

Tab. 2: Deskriptívna štatistika analyzovanej vzorky

	Všetky spoločnosti	Zbankrotované spoločnosti
spoločnosť prevažne obchodná	401	24
spoločnosť prevažne výrobná	571	51
spoločnosť prevažne poskytujúca služby	588	28
zisková spoločnosť	1144	26
stratová spoločnosť	412	76
spoločnosť s nulovým ziskom	4	1
Bratislavský kraj	467	19
Nitriansky kraj	165	7
Trenčiansky kraj	204	13
Trnavský kraj	127	7
Banskobystrický kraj	138	21
Žilinský kraj	195	12
Košický kraj	131	13
Prešovský kraj	133	11
veľká spoločnosť	157	16
stredne veľká spoločnosť	856	44
malá spoločnosť	547	43

Zdroj: vlastné spracovanie

2.2 Použité metódy testovania

Hodnotenie úspešnosti modelov pri data minin-govom prístupe prebieha na dvoch úrovniach, a to presnosti a návratnosti.

Vyhodnotenie úspešnosti klasifikátora je založené na zhode medzi predikciou (d_i, c_j) a skutočnou hodnotou (d_i, c_j) určenou pre všetky dokumenty $d_i \in T$. Kvantitatívne je možné efektívnosť vyhodnotiť podľa presnosti a návratnosti. Pre klasifikáciu dokumentov z triedy c_j je presnosť π_j definovaná ako podmienená pravdepodobnosť. Analogicky návratnosť je definovaná ako pravdepodobnosť. Pravdepodobnosti p_j a π_j je možné odhadnúť podľa kontingenčnej tabuľky (Tab.3) pre klasifikáciu testovacích dokumentov ako:

$$\pi_j = TP_j / (TP_j + FP_j) \quad (5)$$

$$p_j = TP_j / (TP_j + FN_j) \quad (6)$$

kde TP_j a TN_j (FP_j a FN_j) je počet správne (nesprávne) predikovaných pozitívnych a negatívnych príkladov triedy c_j [13]. V nami analyzovanej triede (vzorke), premenná TP_j predstavuje počet firiem, ktoré v skutočnosti zbankrotovali a ktoré model ako zbankrotované aj klasifikoval (presná predikcia bankrotu). Analogicky FP_j predstavuje početnosť tých firiem, ktoré sa v skutočnosti do bankrotu nedostali, ale model ich klasifikoval ako zbankrotované (chybná predikcia bankrotu). Premenná kontingenčnej tabuľky FN_j predstavuje podniky, ktoré zbankrotovali ale model ich klasifikoval ako finančne zdravé a TN_j – podniky, ktoré nezbankrotovali a rovnako ich ako finančne zdravé klasifikoval aj model.

Tab. 3: Kontingenčná tabuľka klasifikácie testovacích dokumentov

	$\theta(d_p, c_j) = true$	$\theta(d_p, c_j) = false$
$\hat{\theta}(d_p, c_j) = true$	TP_j	FP_j
$\hat{\theta}(d_p, c_j) = false$	TN_j	FN_j

Zdroj: [13]

Cieľom validácie je zhodnotenie vhodnosti uvedených troch modelov v podmienkach slovenskej ekonomiky. Pre zhodnotenie štatistickej významnosti jednotlivých nezávislých premenných modelov ako aj modelov ako celkov bola vykonaná regresná analýza, ktorá skúma funkčný vzťah podľa ktorého sa mení závislá premenná Y pri zmenách nezávislých veličín X_1, X_2, \dots, X_K . Model mnohonásobnej lineárnej regresie môžeme zapísať v maticovom tvare [19]:

$$y = X\beta + u \quad (7)$$

kde:

$y_{n \times 1}$	stĺpcový vektor vysvetľovanej premennej,
$X_{n \times (k+1)}$	matica k vysvetľujúcich premenných,
$\beta_{(k+1) \times 1}$	stĺpcový vektor regresných koeficientov,
$u_{n \times 1}$	stĺpcový vektor náhodnej zložky.

Regresná analýza je zároveň základnou technikou použitou pri následnej modifikácii už spomínaných modelov. Jej cieľom je vytvoriť nový bankrotový predikčný model zohľadňujúci špecifiká slovenskej ekonomiky, ktorý by na danej vzorke dosahoval lepšie výsledky než analyzované modely.

3. Výsledky výskumu

3.1 Testovanie presnosti a návratnosti modelov

Z analyzovaného súboru 1560 firiem v skutočnosti zbankrotovalo 103 firiem, čo predstavuje 8,33 % z celkovej vzorky. Najviac bankrotov predikoval index IN05, z ktorých až 85,41 % nesprávne, dôsledkom čoho je aj najvyššia hodnota návratnosti; avšak na úkor nižšej presnosti. Najvyššie hodnoty presnosti dosiahol Index Bonity, ktorý nesprávne klasifikoval 78,02 % bankrotov. Najhoršie výsledky vo všetkých troch kategóriách: chyba prvého rádu, presnosť a návratnosť, vykázal Altmanov model (Tab.4).

Tab. 4: Výsledky validácie modelov

	Počet predikcií bankrotu firiem	Chybná predikcia bankrotu	Presnosť predikcie bankrotu	Návratnosť predikcie bankrotu
Altman	428	375	53	
		87,62 %	12,38 %	51,46 %
Index Bonity	273	213	60	
		78,02 %	21,98 %	58,25 %
IN05	521	445	76	
		85,41 %	14,59 %	73,79 %

Zdroj: vlastné spracovanie

Ako je z Tab. 4 zrejmé, presnosť a návratnosť modelu ako miery hodnotenia úspešnosti modelu vykazujú odlišné výsledky. Vyplýva to z toho, že čím viac bankrotov model predikuje, tým väčšia je pravdepodobnosť že zbankrotovaný podnik zhodnotí ako zbankrotovaný, avšak na úkor vyššej chybné predikcie bankrotu. Z tohto dôvodu, hodnotenie modelov len na základe návratnosti, ako uvádzajú mnohí autori (Altman (1968), [16], Ohlson (1980), Zmijewski (1984) a iní), poskytuje skreslené výsledky.

3.2 Regresná analýza

Pre zhodnotenie štatistickej významnosti jednotlivých modelov, odhad regresných parametrov a navrhnutie nového modelu sa v nasledujúcej časti článku budeme venovať regresnej analýze, ktorú sme uskutočnili pomocou programu R.

Regresná funkcia analyzovaných modelov je tvorená závislou premennou zobrazujúcou skutočnosť, či sa firma dostala do bankrotu alebo nie. Nezávislé premenné predstavujú ukazovatele jednotlivých modelov. Cieľom vykonanej regresnej analýzy je predovšetkým určiť štatistické významnosti jednotlivých premenných v modeloch ako aj vhodnosť modelu, t.j. zamietnutie alebo potvrdenie nulovej hypotézy o nevhodnosti modelu pre predikciu bankrotu podniku.

3.2.1 Altmanov model

Hypotéza č.1: Bankrot firmy je možné predpovedať na základe premenných zahrnutých v Altmanovom modeli. Hypotézu je možné zapísať v regresnom tvare:

$$A_t = \beta_0 + \beta_1 A_{1t} + \beta_2 A_{2t} + \beta_3 A_{3t} + \beta_4 A_{4t} + \beta_5 A_{5t} + e_t \quad (8)$$

Na základe odhadu regresných parametrov môžeme hypotézu zapísať v tvare:

$$A_t = 2,84 - 0,000000167 A_{1t} + 0,05406 A_{2t} + 0,176 A_{3t} - 0,0002433 A_{4t} + 0,0189 A_{5t} \quad (9)$$

Koeficient determinácie R^2 má hodnotu 2,49 %, čo znamená, že 2,49 % variability vysvetľovanej premennej A_t je vysvetlená vysvetľujúcimi premennými A_1, A_2, A_3, A_4 a A_5 . Z toho vyplýva, že predikčná sila modelu nie je významná, čo potvrdzuje výsledok úspešnosti nami prevedenými analýzami. Z odhadovaných parametrov regresnej funkcie sú štatisticky významné parametre A_2, A_3, A_5 a regresná konštanta β_0 . Na základe F-štatistiky zamietame nulovú hypotézu a nevhodnosti modelu.

3.2.2 Index Bonity

Hypotéza č.2: Bankrot firmy je možné predpovedať na základe premenných zahrnutých v Indexe Bonity. Hypotézu je možné zapísať v regresnom tvare:

$$B_t = \beta_0 + \beta_1 B_{1t} + \beta_2 B_{2t} + \beta_3 B_{3t} + \beta_4 B_{4t} + \beta_5 B_{5t} + \beta_6 B_{6t} + e_t \quad (10)$$

Na základe odhadu regresných parametrov môžeme hypotézu zapísať v tvare:

$$B_t = 2,84 + 0,000105 B_{1t} - 0,0000483 B_{2t} + 0,2229 B_{3t} - 0,0006474 B_{4t} + 0,0000004749 B_{5t} + 0,007959 B_{6t} \quad (11)$$

Koeficient determinácie R^2 má hodnotu 2,2 %, čo znamená, že 2,2 % variability vysvetľovanej premennej B_t je vysvetlená vysvetľujúcimi

premennými B_1, B_2, B_3, B_4, B_5 a B_6 . Z toho vyplýva, že predikčná sila modelu nie je významná, čo potvrdzuje výsledok hodnotenia úspešnosti nami prevedenou validáciou modelov. Z odhadovaných parametrov regresnej funkcie sú štatisticky významné takmer všetky parametre, s výnimkou B_2 a B_5 . Na základe F-štatistiky zamietame nulovú hypotézu a nevhodnosti modelu.

3.2.3 IN05

Hypotéza č.3: Bankrot firmy je možné predpovedať na základe premenných zahrnutých v Indexe IN05. Hypotézu je možné zapísať v regresnom tvare:

$$IN_t = \beta_0 + \beta_1 IN_{1t} + \beta_2 IN_{2t} + \beta_3 IN_{3t} + \beta_4 IN_{4t} + \beta_5 IN_{5t} + e_t \quad (4)$$

Na základe odhadu regresných parametrov môžeme hypotézu zapísať v tvare:

$$IN_t = 2,845 - 0,000003422 IN_{1t} + 0,0000001892 IN_{2t} + 0,1937 IN_{3t} + 0,007935 IN_{4t} + 0,0000008091 IN_{5t} \quad (12)$$

Koeficient determinácie R^2 má hodnotu 1,77 %, čo znamená, že 1,77 % variability vysvetľovanej premennej IN_t je vysvetlená vysvetľujúcimi premennými IN_1, IN_2, IN_3, IN_4 a IN_5 . Z toho vyplýva, podobne ako u predchádzajúcich modelov, že predikčná sila modelu nie je významná, čím sa potvrdzuje výsledok uskutočnených validácií. Z odhadovaných parametrov regresnej funkcie sú štatisticky významné parametre IN_3, IN_4 a regresná konštanta β_0 . Na základe F-štatistiky zamietame nulovú hypotézu a nevhodnosti modelu. Nakoľko je rovnica indexu IN01 a IN05 zhodná, dosiahnuté výsledky môžeme interpretovať aj pre model IN01.

4. Modifikácia modelu

Z dôvodu nízkej úspešnosti klasifikácie podnikov vybraných modelov na analyzovanej vzorke sme pomocou regresnej analýzy vytvorili vlastný P model. Regresná rovnica je tvorená závislou veličinou, ktorou je skutočnosť bankrotu/nebankrotu. Nezávislými premennými všetky sú ukazovatele, ktoré boli zahrnuté v analyzovaných modeloch, a pre komplexnejšiu analýzu sme zahrnuli aj ďalšie ukazovatele uvedené v známych predikčných bankrotových modeloch: Taffler (1977), Index IN99, (viď Tab. 5).

$$\begin{aligned} \text{Taffler} = & 0,53 \text{ EBT} / \text{ Krátkodobé záväzky} + \\ & + 0,13 \text{ Obežné aktíva} / \text{ Celkové záväzky} + \\ & + 0,18 \text{ Krátkodobé záväzky} / \text{ Celkové aktíva} + \\ & + 0,16 (\text{ Finančný majetok} - \text{ Krátkodobé záväzky}) / (\text{ Prevádzkové náklady} - \text{ Odpisy}) \quad (13) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{IN99} = & -0,017 \text{ Cudzí zdroje} / \text{ Aktíva} + \\ & + 4,573 \text{ EBIT} / \text{ Aktíva} + 0,481 \text{ Výnosy} / \text{ Aktíva} + \\ & + 0,015 \text{ Obežné aktíva} / (\text{ Krátkodobé záväzky} + \text{ Krátkodobé bankové úvery}) \quad (14) \end{aligned}$$

Výstupom je regresná tabuľka, v ktorej sa nachádzajú odhady regresného koeficientu β a štatistické významnosti jednotlivých premenných (viď Tab. 5). Vynechané sú ukazovatele, u ktorých bola preukázaná kolinearita: A_1, B_5, B_6 .

Výsledný regresný model má nasledujúci tvar:

$$\begin{aligned} P = & 2,836 - 0,0001331 (\text{ Finančný majetok} - \\ & - \text{ Krátkodobé záväzky}) / (\text{ Prevádzkové náklady} - \\ & - \text{ Odpisy}) + 0,05077A_2 + 0,8027A_3 - \\ & - 0,0006079A_4 + 0,00009913B_1 + 0,0005512B_2 - \\ & - 0,5996B_3 - 0,0005996B_4 \quad (15) \end{aligned}$$

kde:

- $A_2 =$ Nerozdelený zisk / Celkový kapitál,
- $A_3 =$ Zisk pred úrokmi a zdanením / Celkový kapitál,
- $A_4 =$ Základné imanie / celkové záväzky,
- $B_1 =$ Cash flow / Cudzí kapitál,
- $B_2 =$ Celkový kapitál / Cudzí kapitál,
- $B_3 =$ Zisk pred zdanením / Celkový kapitál,
- $B_4 =$ Zisk pred zdanením / Celkové výkony.

Pre takto vytvorený model je potrebné vykonať korelačnú analýzu, ktorej výsledkom bude zhodnotenie do akej miery sa jednotlivé premenné modelu navzájom ovplyvňujú. Z dvojitých premenných, ktoré vykazujú veľmi tesnú príamu závislosť ($> 0,9$), bude štatisticky menej významná premenná vylúčená, z dôvodu, že tieto premenné sa vyvíjajú takmer identicky. Uvedená korelácia bola zistená medzi ukazovateľmi A_3 a B_3 ; do modelu zahrnieme ukazovateľ A_3 , ktorý je štatisticky významnejší. Vysokú koreláciu sme zistili aj medzi koeficientmi A_4 a B_2 , preto do modelu zahrnieme len premennú A_4 , ktorá je štatisticky významnejšia. Regresný model má potom tvar:

Tab. 5: Výsledky regresnej analýzy vzájomnej podmienenosti bankrotu firmy od finančných ukazovateľov obsiahnutých v analyzovaných modeloch

	Estimate	Std. Error	t value	Pr (> t)	significance
(Intercept)	2,836	8.947e-03	317.000	<2,00e-16	***
EBT / kr. záväzky	-2.193e-03	1.380e-03	-1.589	0.112134	
OA / celk. záväzky	7.246e-05	1.307e-04	1.958	0.05028	
(FM – kr. záväzky) / / (prev. náklady-odpisy)	-1.331e-04	3.989e-05	-3.336	0.000856	***
EBIT/ Aktíva	8.517e-08	8.798e-07	0.097	0.922881	
A ₂	5.077e-02	8.203e-03	6.189	6.45e-10	***
A ₃ ,IN ₃	8.027e-01	2.442e-01	3.287	0.001018	**
A ₄	-6.079e-04	1.691e-04	-3.595	0.000327	***
A ₅	2.052e-02	1.595e-02	1.286	0.198389	
B ₁	9.913e-05	3.691e-05	2.686	0.007256	**
B ₂ ,IN ₁	5.512e-04	1.752e-04	3.146	0.001660	**
B ₃	-5.872e-01	2.432e-01	-2.414	0.015813	*
B ₄	-5.996e-04	1.449e-04	-4.137	3.56e-05	***
IN ₂	-1.003e-02	1.593e-02	-0.629	0.529139	
IN ₄	-6.663e-05	1.220e-04	-0.546	0.585106	
IN ₅	1.222e-06	5.171e-06	0.236	0.813121	

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.4887 on 6224 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.03434, Adjusted R-squared: 0.03201

F-statistic: 14.76 on 15 and 6224 DF, p-value: <2.2e-16

Zdroj: vlastná analýza v R (podľa metodiky [19])

$P' = 2,86 - 0,0001278(\text{Finančný majetok} - \text{Krátkodobé záväzky}) / (\text{Prevádzkové náklady} - \text{Odpisy}) + 0,04851A_2 + 0,2136A_3 - 0,000071A_4 + 0,0001068B_1 - 0,0006116B_4$
(16)

Koeficient determinácie R² upraveného modelu P' má hodnotu takmer 2,98 %, čo znamená že takmer 3 % variability vysvetľovanej premennej P je vysvetlená vysvetľujúcimi premennými (finančný majetok – krátkodobé

záväzky) / (prevádzkové náklady – odpisy), A₂, A₃, A₄, B₁ a B₄. Z odhadovaných parametrov regresnej funkcie sú štatisticky významné všetky parametre vrátane regresnej konštanty β₀. Z F-štatistiky vyplýva, že regresný model je na popisovanie bankrotu / nebankrotu podnikov vhodný.

Za deliacu hranicu sme si pomocou optimalizácie v programe MS Excel stanovili hodnotu 2,856. Interpretácia je potom nasledovná:

Tab. 6: Hranice klasifikácie podnikov podľa P' modelu

P' < 2,856	existuje veľká pravdepodobnosť, že sa podnik dostane do bankrotu
P' ≥ 2,856	podnik je finančne zdravý a pravdepodobnosť, že sa dostane do bankrotu je nízka

Zdroj: vlastné spracovanie

Navrhnutý P' model v porovnaní s Altmanovým modelom vykazuje lepšie výsledky vo všetkých troch kategóriách: chyba prvého rádu, presnosť a návratnosť. V porovnaní s Indexom Bonity dosahuje oveľa lepšie výsledky návratnosti, t.j. správne klasifikoval 74 podnikov, kým Index Bonity len 60. Presnosť predikcie je v našom modeli o 0,7 % nižšia a chyba prvého

rádu sa vyskytla o 0,7 % vyššia. Ak modifikovaný P' model porovnáme s Neumaierových indexom IN05; index IN05 dosiahol oproti P' modelu lepšiu návratnosť o takmer 2 %. Presnosť modelu P' bola v dôsledku poklesu chyby prvého rádu o takmer 7 % vyššia o rovnaké percento (viď Tab. 7).

Tab. 7: Výsledky validácie P' modelu

	Počet predikcií bankrotov firiem	Chybná predikcia bankrotu	Presnosť predikcie bankrotu	Návratnosť predikcie bankrotu
P' model	348	274	74	
		78,74 %	21,26 %	71,84 %

Zdroj: vlastné spracovanie

Záver

Na základe výsledkov validácie vybraných bankrotových predikčných modelov finančného zdravia: Altmanov model, Index bonity a index IN05, môžeme konštatovať, že na nami analyzovanej vzorke pre podmienky slovenskej ekonomiky nie sú uvedené modely vhodné. Výsledky hodnotenia ich úspešnosti prostredníctvom dvoch foriem: návratnosti a presnosti nedosiahli očakávané a uspokojivé výsledky. Dôvodom môže byť skutočnosť, že každý z týchto modelov bol vytvorený pre konkrétne podmienky tej ktorej ekonomiky v danom časovom období, z čoho vyplýva, že nie je možné vytvoriť jeden univerzálny model. Z tohto dôvodu sme pomocou regresnej analýzy vytvorili nový model P' vychádzajúci z klasických, vyššie uvedených modelov. Cieľom vytvorenia tohto modelu bolo zvýšenie presnosti modelu, s tým súvisiace zníženie chyby prvého rádu za akceptovania mierneho poklesu návratnosti modelu. Tento cieľ sa nám v porovnaní s predchádzajúcimi modelmi podarilo splniť v takmer všetkých prípadoch, s výnimkou Indexu Bonity, kde sme dosiahli nižšiu presnosť o 0,7 %, avšak návratnosť bola vyššia viac než 13 %.

Z praktického hľadiska využitia novo-vytvoreného modelu je však potrebné brať v úvahu, že obsahuje obmedzenia štandardné pre všetky modely vychádzajúce z účtovných závierok, z ktorých sú finančné údaje extrahované. S cieľom čo najviac minimalizovať dané obmedzenia,

sme maximalizovali vzorku tak, aby majetkové prepojenia, ktoré majú vplyv na niektoré výsledky neboli natoľko významné, aby sa prejavili vo výsledkoch analýz. I napriek lepším dosiahnutým výsledkom, a teda vytvorením modelu s lepšou predikčnou silou ako boli skúmané všeobecne uznávané modely, si dovoľme tvrdiť, že na základe aplikácie odlišnej metódy validácie ako je bežne využívané, nie sú regresné modely pri identifikácii optimálneho bankrotového modelu piliš vhodné. Toto tvrdenie opierame o všeobecne slabé výsledky presnosti všetkých testovaných modelov, ktoré v žiadnom prípade nepresahuje 22 %. Naším výskumom sme otvorili možnosti pre aplikáciu a optimalizáciu inovatívnejších metód napr. umelej inteligencie, príp. robustnejších metód logistických regresíí, ktorá by mohla lepšie optimalizovať výsledky pri zohľadnení oboch úrovní testovania – návratnosti aj presnosti.

Tento názor podporuje aj štúdia Hausera a Bootha [7], ktorí na vzorke US firiem z rokov 2006–2007 testovali predikčnú silu modelov vytvorených pomocou klasickej a robustnej logistickej metódy (Bianco-Yohai), ktorá dosiahla výrazne lepšie výsledky. [7]. Nedávne štúdie ukazujú, že omnoho vhodnejšími sú však modely neurónových sietí, ktoré vďaka svojim nelineárnym neparаметrickým vlastnostiam nevyžadujú splnenie predpokladov ako: linearita, normalita, nezávislosť premenných, ktoré sú v prípade tradičných štatistických metód často porušované. Vysokú predikčnú silu neurónových

sietí oproti konvenčným štatistickým metódam potvrdili Sharda a Wilson (1996), Tam a Kiang (1992), [20]. Podľa Jardina [8] sa dá ešte predikčná sila neurónových modelov zvyšovať optimalizáciou ich nastavení. Vo svojej štúdií skúma vplyv techniky výberu premenných podľa rôznych kritérií na predikčnú silu neurónových modelov.

Aj napriek tomu, že metóda neurónových sietí a ich aplikácia pri vytváraní predikčných bankrotových modelov bola predmetom mnohých nedávnych štúdií, táto problematika ešte nebola dostatočne dobre pochopená. Niektorí autori [5], [6], [18] tvrdia, že bez správneho pochopenia uvedenej problematiky nie je možné naplno využiť potenciál tejto techniky.

Literatúra

- [1] ALTMAN, E.I. *Corporate Distress Prediction Models in a Turbulent Economic and Basel II Environment* [online]. 2002 [cit.2011-11-08]. 31 s. (PDF). Dostupné z: <<http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Corp-Distress.pdf>>.
- [2] BALCAEN, S., OOGHE, H. 35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies. *The British Accounting Review*. 2006, Vol. 38, Iss. 1, pp. 63–93. ISSN 0890-8389.
- [3] BELLOVARY, J.L., GIACOMO, D.E., AKERS, M.D. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*. 2007, Vol. 33, Iss. 4. ISSN 0093-3961.
- [4] DIHENEŠČÍKOVÁ, D., HIČÁK, S. Index IN05 v priemyselných podnikoch na východnom Slovensku. *Trendy v podnikaní*. 2011, roč. 1, č. 2, s. 39–43. ISSN 1805-0603.
- [5] GAVUROVÁ, B. Systém Balanced Scorecard v podnikovom riadení. *Ekonomický časopis*. 2011, roč. 59, č. 2, s. 163–177. ISSN 0013-3035.
- [6] GAVUROVÁ, B. Source Identification of Potential Malfunction of Balanced Scorecard System and Its Influence on System Function. *E+M Ekonomie a Management*. 2012, roč. 15, č. 3, s. 76–90. ISSN 1212-3609.
- [7] HAUSER, R.P., BOOTH, D. Predicting Bankruptcy with Robust Logistic Regression. *Journal of Data Science*. 2011, Vol. 9, Iss. 4, pp. 565–584. ISSN ISSN 1680-743X.
- [8] JARDIN, P. Bankruptcy Prediction and Neural Networks: The Contribution of Variable Selection Methods. In *Proceedings of the Second European Symposium on Time Series Prediction (Estsp 2008)*. Helsinki: University of Technology, 2008. pp. 271–284.
- [9] KAMENIKOVÁ, K. Obmedzenia použitia modelov predikcie finančného vývoja podniku. *Acta Montanistica Slovaca*. 2005, roč. 10, č. 3, s. 337–343. ISSN 1335-1778.
- [10] KAMENIKOVÁ, K. *Finančné riadenie firmy I*. Košice: ES/AMS, Fakulta BERG TUKE, 2002. ISBN 80-89066-30-5.
- [11] KLÍMEK, P. Shlukovací Metody v Data Miningu. *E+M Ekonomie a Management*. 2008, roč. 11, č. 2, s.120–125. ISSN 1212-3609.
- [12] KRÁL, P., HIADLOVSKÝ, V., GAVLIAK, R. Použitie faktorovej analýzy pri predikcii finančnej situácie podnikov v SR s využitím SPSS. *Forum Statisticum Slovaca*. 2007, č. 4, s. 74–80. ISSN 1336-7420.
- [13] LEE, A.C., LEE, J.C., LEE, CH.F. *Financial analysis, Planning and Forecasting, Theory and Application*. 2. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2009. 1136 s. ISBN-10 981-270-608-9.
- [14] NEUMAIEROVÁ, I., NEUMAIER, I. Index IN05. In *Evropské finanční systémy: sborník příspěvků z mezinárodní vědecké konference*. Brno: Masarykova univerzita v Brne, 2005. s. 143–148. ISBN 80-210-3753-9.
- [15] PARALIČ, J. *Dolovanie znalostí z textov*. Košice: Equilibria, s.r.o., 2010. s. 63–65. ISBN 978-80-89284-62-7.
- [16] PITROVÁ, K. Possibilities of The Altman Zeta Model Application to Czech Firms. *E+M Ekonomie a Management*. 2011, roč. 14, č. 3, s. 66–76. ISSN 1212-3609.
- [17] SHUMWAY, T. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *TEXTBIZ: The financial analysis engine* [online] 1996 [cit. 2011-11-08]. Dostupné z: <<http://textbiz.org/projects/defaultprediction/hazardmodel.pdf>>.
- [18] TAFFLER, R.J., TISHAW, H. Going, Going, Gone-Four Factors Which Predict. *Accountancy*. 1997, Vol. 88, Iss. 1003, pp. 50–54. ISSN 0001-4664.
- [19] ZALAI, K. *Finančno-ekonomická analýza podniku*. Bratislava: SPRINT, 2008. 385 s. ISBN 978-80-89085-99-6.

[20] ZHANG, G., HU, M.Y., PATUWO, B.E., INDRO, D.C. Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross – Validation Analysis. *European Journal of Operational Research*. 1999, Vol. 116, Iss. 1, pp.16–32. ISSN 0377-2217.

[21] ŽELINSKÝ, T., GAZDA, V., VÝROST, T. *Ekonometria*. Košice: Technická univerzita v Košiciach, 2010. ISBN 978-80-553-0389-5.

doc. Ing. Radoslav Delina, PhD.
Technická Univerzita v Košiciach
Ekonomická fakulta
Katedra bankovníctva a investovania
radoslav.delina@tuke.sk

Ing. Miroslava Packová
Technická Univerzita v Košiciach
Ekonomická fakulta
Katedra bankovníctva a investovania
miroslava.packova@tuke.sk

Doručeno redakci: 8. 11. 2012

Recenzováno: 20. 12. 2012, 29. 12. 2012

Schváleno k publikování: 4. 7. 2013

PREDICTION BANKRUPTCY MODELS VALIDATION IN SLOVAK BUSINESS ENVIRONMENT

Radoslav Delina, Miroslava Packová

The prediction of bankruptcy has been the major subject of many studies since first study in this area, carried out by Fitz Patrick (1931). Many economists from all over the world have been trying to find company's bankruptcy forecasting model using different methods with the aim to achieve the best results. For this purpose discriminant analysis, probit and logit analysis have been usually used. As mentioned statistical methods needed to meet assumptions as linearity, normality and independence among predictor variables, new methods with nonlinear nonparametric properties such as neural networks have been developed and applied. Despite of many advantages of neural networks, still the above mentioned – classical statistical methods have been mostly used.

In the presented paper we provide a review of bankruptcy prediction studies divided into two time periods: before and after year 1966. Three of the bankruptcy prediction models: Altman model, Beerman discriminatory function, Index IN05 have been chosen for the validation on the real data of companies established in Slovakia. We have developed new modified model while using regression analysis to get higher predictive performance on analysed sample than chosen models. To validate selected bankruptcy prediction models performance we have chosen approach based on the data mining validation methods. Hence, our study is focused on the performance evaluation at two levels: precision – proportion of correctly predicted bankruptcy of totally predicted bankruptcy; and recall – proportion of correctly predicted bankruptcy of really bankrupted companies. Based on the matched sample of 1560 firms from the time period 1993–2007, our findings based on precision and recall indicate, that chosen models are inappropriate for Slovak economy and new quest for new models should be undertaken.

Key Words: *bankruptcy, predictive models, Altman models, Beerman discriminatory function, index IN05, regression analysis.*

JEL Classification: *C25, C52, C53, G33.*