

Obsah

Siekelová, A., Spuchľáková, E., Zvaríková, K. – Vybrané modely predikcie finančného zdravia podniku založené na metóde viacrozmernej diskriminačnej analýzy a ich aplikácia vo vybranom podniku	3
Podhorská, I., Michalíková, F. K. - Hodnotenie finančného zdravia podnikov: prípadová štúdia v podmienkach SR	11
Vochozka, M., Rowland, Z., Stehel, V., Šuleř, P., Vrbka, J. - Modelování nákladů podniku pomocí neuronových sítí	19
Švábová, L., Klieštik, T., Kováčová, M. - Voľba prediktorov v modeloch predikcie finančných ťažkostí malých firiem na Slovensku	24
Vochozka, M., Vrbka, J., Hašková, S., Rowland, Z., Machová, V. - Přehled metod komplexního hodnocení podniků	32
Valášková, K., Bartošová, V., Klieštiková, J. - Predikčné modely v podmienkach transformujúcej sa ekonomiky Slovenska: teoretický prístup	38
Ďurica, M., Adamko, P., Král, P. - Možnosti predikcie finančných ťažkostí slovenských firiem	49

VYBRANÉ MODELY PREDIKCIE FINANČNÉHO ZDRAVIA PODNIKU ZALOŽENÉ NA METÓDE VIACROZMERNEJ DISKRIMINAČNEJ ANALÝZY A ICH APLIKÁCIA VO VYBRANOM PODNIKU

SELECTED PREDICTIVE MODELS OF FINANCIAL HEALTH BASED ON THE MULTIPLE DISCRIMINANT ANALYSIS METHOD AND THEIR APPLICATION IN SELECTED ENTERPRISES

Anna Siekelová¹ - Erika Spuchľáková² – Katarína Zvaríková³

Abstrakt: Predmetom predkladaného článku je prezentácia metód hodnotenia finančného zdravia vybudovaných na základe viacrozmernej diskriminačnej analýzy. Postupne predstavíme niekoľko základných, ale aj inovatívnych metód, ktoré budú v článku prezentované chronologicky podľa dátumu ich vzniku. Zároveň predstavíme aj modely, ktoré vznikli v Českej republike a sú teda konštrukčne najbližšie špecifikám Slovenskej ekonomiky. Pravidelná analýza a následná včasná identifikácia negatívneho vývoja jednotlivých parametrov, by mala slúžiť ako prevencia pred krachom a úpadkom podnikateľských subjektov. V záverečnej časti jednotlivé modely aplikujeme na vybraný podnik a zhodnotíme výsledky a rozdiely medzi nimi.

Kľúčové slová: Finačné zdravie, predikčné modely, MDA

Summary: The subject of this article is the presentation of financial health assessment methods built on a multidimensional discriminatory analysis. We will gradually introduce some basic but also innovative methods, which will be presented in chronological order according to the date of their creation. At the same time we will introduce the models that were created in the Czech Republic and are thus structurally closest to the specifics of the Slovak economy. Regular analysis and subsequent early identification of the negative development of the individual parameters should serve as a prevention against the collapse and bankruptcy of business entities. In the final part, we apply individual models to the selected business and evaluate the results and differences between them.

Key words: Financial health, predictive methods, MDA

JEL Classification: G3

¹Ing. Anna Siekelová, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. anna.siekelova@fpedas.uniza.sk

²Ing. Erika Spuchľáková, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. erika.spuchlakova@fpedas.uniza.sk

³Ing. Katarína Zvaríková, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. anna.siekelova@fpedas.uniza.sk

ÚVOD

Diskriminačná analýza sa využíva na zatriedenie objektov do jednotlivých skupín. Pomocou tejto analýzy sa taktiež určujú premenné, ktoré disponujú najvyššou rozlišovacou schopnosťou, do ktorej zo skupín sa daný objekt zaradzuje. Napriek tomu, že nie je tak komplexná ako analýzy založené na logistickej regresii, viacrozmerná diskriminačná analýza si získala svoje pevné postavenie v širokej škále vedných odborov od svojho prvého použitia v biologickom výskume v 30-tych rokoch minulého storočia. Primárne sa využíva v tých prípadoch, keď sa závislá premenná vyskytuje v kvalitatívnej forme (žena – muž, solventný – insolventný, bankrotujúci – nebankrotujúci). Z tohto dôvodu je prvým krokom stanovenie presne vymedzených klasifikačných skupín (najčastejšie dve a viac). Následne po ich stanovení dochádza k zberu dát pre jednotlivé objekty v skupinách. Základná diskriminačná funkcia má tvar:

$$0 = a_0 + a_1 x k_1 + a_2 x k_2 + \dots + a_n x k_n \quad (1)$$

Kde:

k_i – hodnoty zvolených ukazovateľov

a_i – váhy zvolených ukazovateľov

$i = 1, 2, \dots, n$

Za výhodu tejto techniky sa považuje fakt, že do úvahy berie celý súbor charakteristík spoločných pre hodnotené subjekty, ako aj ich vzájomné interakcie. Predmetom tohto článku bude predstavenie a následná aplikácia na vybranom podniku v SR.

1. TEORETICKÉ VÝCHODISKÁ VYBRANÝCH MODELOV

1.1 Beaverov model

Ako prvý uvádzame jednorozmerný model Wiliama H. Beavera, ktorý bol jedným z prvých analytikov, ktorí sa zaoberali predikciou finančného zdravia podniku a táto analýza predstavuje odrazový mostík pre vytvorenie viacrozmerných modelov. Jeho profilová analýza bola predstavená v roku 1966. Beaver sledoval vývoj pomerových ukazovateľov v čase a porovnával priemerné hodnoty vybraných finančných ukazovateľov prosperujúcich a z hľadiska finančného zdravia problémových podnikov. Celkový počet podnikov obsiahnutých v jeho štúdiu je 158, pričom obe skupiny podnikov sú zastúpené rovnakým pomerom. Podniky boli vybrané tak, aby ku každému zastúpenému problémovému podniku bol priradený zodpovedajúci prosperujúci podnik zrovnateľný z hľadiska veľkosti a odvetvia, v ktorom pôsobí. Beaver použil účtovné údaje za 5 rokov pred zaradením podnikov medzi problémové pre výpočet 30 rôznych finančných ukazovateľov. Pri prosperujúcich podnikoch bral do úvahy identické obdobie a následne sledoval odlišnosti medzi vývoji ukazovateľov oboch skupín. (Beaver, 1966; Ruckova, 2011) Štatisticky významné rozdiely sa v profilovej analýze objavili v šiestich ukazovateľoch :

- cash flow / cudzí kapitál,
- čistý zisk / celkové aktíva,

- cudzí kapitál / celkové aktíva,
- čistý pracovný kapitál / celkové aktíva,
- likvidita 3.stupňa,
- likvidita 2.stupňa.

Beaverova analýza dokázala, že v hodnotách niektorých ukazovateľov existujú rozdiely medzi prosperujúcimi a problémovými podnikmi, ale nebolo možné určiť aký veľký tento rozdiel je. Pre ďalší postup bol preto zvolený dichotomický klasifikačný test. V ňom sa pre každý ukazovateľ určila hodnota, pri ktorej je najmenší počet chybné zaradených podnikov. Túto hodnotu nazývame medzný bod – cutoff point.

1.2 Altmanov model

Altmanov model patrí k najznámejším a najpoužívanejším modelom na celom svete. Bol vytvorený na základe viacrozmernej diskriminačnej analýzy. Pôvodný model vznikol v polovici 60-tych rokov minulého storočia a verejnosti bol predstavený v roku 1968. Cieľom bolo rozlíšiť prosperujúce podniky od podnikov smerujúcich k bankrotu. V roku 1983 bol predstavený variant, vhodný aj pre podniky, ktoré neboli verejne obchodovateľné na burze a práve tento variant s prepočítanými váhami použijeme pre aplikáciu v tomto príspevku. (Altman, 2005; Sedlacek, 1999) Má tvar:

- X_1 = obežné aktíva - krátkodobé záväzky / celkový kapitál
- X_2 = nerozdelený zisk / celkový kapitál
- X_3 = EBIT / celkový kapitál
- X_4 = vlastný kapitál / cudzí kapitál
- X_5 = tržby / celkový kapitál

$$Z = 0,717 x_1 + 0,847 x_2 + 3,107 x_3 + 0,420 x_4 + 0,998 x_5 \quad (2)$$

Tabuľka 1: Interpretácia výsledkov Z –Score pre obchodovateľné akcie

Z-score	Interpretácia
$Z > 2,99$	Dobrá finančná situácia
$1,20 < Z \leq 2,99$	Šedá zóna , hodnotenie nie je jednoznačné
$Z \leq 1,20$	Finančné problémy , vysoké riziko bankrotu

Zdroj: Vlastné spracovanie na základe Cisko, Š., Klieštik, T., 2013

1.3 Tafflerov model

Bankrotný model založený na diskriminačnej analýze bol prvýkrát predstavený v roku 1977. Bol vyvinutý vo Veľkej Británii a pre analýzu boli použité údaje z britských spoločností. Vzorka obsahovala priemyselné firmy obchodované na londýnskej burze. Taffler vytvoril dve skupiny firiem, kde prvá obsahovala podniky, ktoré zbankrotovali v rozmedzí rokov 1968 – 1973 a ich účtovné údaje spĺňali požiadavky na dostupnosť, úplnosť a vierohodnosť. Za bankrotujúce podniky považoval pri tvorbe modelu tie, ktoré sa dostali pod nútenú správu alebo do likvidácie, či už dobrovoľne alebo z nariadenia súdnych orgánov. Na rozdiel od Altmana však do druhej vzorky zaradil aj podniky, ktoré sa nedajú charakterizovať ako finančne zdravé. Medzi ďalšie rozdiely Tafflerovho modelu patrí aj to, že podniky v nebankrotujúcej vzorke nepatrili do jedného odvetvia a vecne ani veľkostne nesúvisia s prvou skupinou. Celkovo do tejto skupiny zaradil 45 podnikov. Výber jednotlivých premenných prebiehal na základe

analýzy výsledkov jednotlivých štúdií, odborných publikácií, teoretických modelov, ako aj na základe pripomienok a rád od skúsených finančných analytikov. Nakoniec Taffler vybral 50 rôznych ukazovateľov, z ktorých po dôkladnej analýze vybral 4 (Svabova & Kral, 2016; Svabova & Durica, 2016) a pomocou týchto zostavil rovnicu modelu :

- $X_1 = \text{EBT} / \text{krátkodobé záväzky}$
- $X_2 = \text{obežné aktíva} / \text{cudzíe zdroje}$
- $X_3 = \text{krátkodobé záväzky} / \text{aktíva}$
- $X_4 = \text{tržby} / \text{aktíva}$

$$ZT = 0,53 x_1 + 0,13 x_2 + 0,18 x_3 + 0,16 x_4 \quad (3)$$

Tabuľka 2: Interpretácia výsledkov Tafflerovho modelu

Hodnota ZT	Pravdepodobnosť bankrotu
$ZT \leq 0,2$	Vysoká
$ZT \geq 0,3$	Nízka

Zdroj: Vlastné spracovanie na základe Cisco, Š., Klieštik, T., 2013

Tento model preukázal dobrú úspešnosť pri testovaní. Samotný Taffler však upozorňuje na obmedzenia súvisiace s bankrotnými modelmi. Ak sa podnik v teste dostane medzi ohrozené bankrotom, stále to neznamená, že naozaj zbankrotuje. Model iba posúdi jeho momentálnu finančnú situáciu, ktorá môže byť zlá, ale podnik sa vďaka efektívnym nápravným opatreniam ako aj odvetvovému rastu môže zachrániť. Výsledné hodnotenie by však malo slúžiť ako varovaný signál pre podnikový manažment.

1.4 Sprintage model

Kanadský index vytvorený Gordonom L.V. Springatom v roku 1978. Pri konštrukcii vychádzal z Altmanových postupov. Použil 19 zaužívaných premenných, ktoré postupne testoval a ich počet zúžil na 4. (Zavgren, 1985) Tieto by mali najlepšie oddeliť stabilné podniky od podnikov ohrozených bankrotom. Springatov model má tento tvar:

- $s_1 = \text{pracovný kapitál} / \text{celkové aktíva}$
- $s_2 = \text{EBIT} / \text{celkové aktíva}$
- $s_3 = \text{EBT} / \text{krátkodobé záväzky}$
- $s_4 = \text{tržby} / \text{celkové aktíva}$

$$S = 1,03 s_1 + 3,07 s_2 + 0,66 s_3 + 0,4 s_4 \quad (4)$$

Hraničnou hodnotou Springate modelu je 0,862, kde ak podniky dosahujú nižšie skóre považujú sa za ohrozené bankrotom a naopak. Testovanie po zostavení modelu ukázalo až 92,5 % úspešnosť predikcie. V neskorších testoch dosiahol test klesajúcu úspešnosť.

1.5 Indexy IN

Špecifikum týchto indexov je v tom, že vznikli v Českej republike. Autormi sú Inka a Ivan Neumaierovci. Pred zostavením indexov analyzovali matematicko-štatistické modely hodnotenia podnikov a využili aj praktické skúsenosti zo vzorky analýz viac ako tisícky českých podnikov. Postupne zostavili štyri indexy, z ktorých sa zameriame na ten posledný z nich IN05, ktorý je určitou aktualizáciou troch predchádzajúcich indexov. Vznikol v roku

2004 na základe výsledkov testov priemyselných podnikov, keď bola overovaná úspešnosť predchádzajúcich troch modelov. Výsledky boli síce dobré, ale manželia Neumaierovci sa rozhodli aj tak pre aktualizáciu. Premenné si zachovali pôvodný tvar, ale došlo k zmene hraníc jednotlivých hodnotení a jemnej úprave váh finančných ukazovateľov. (Valaskova & Zvarikova, 2014; Neumaierova & Neumaier, 2005) Výsledná rovnica má nasledujúci tvar:

- x_1 = celkové aktíva / cudzí kapitál
- x_2 = EBIT / nákladové úroky
- x_3 = EBIT / celkové aktíva
- x_4 = tržby / celkové aktíva
- x_5 = obežné aktíva / krátkodobé záväzky + krátkodobé úvery

$$IN05 = 0,13 x_1 + 0,04 x_2 + 3,97 x_3 + 0,21 x_4 + 0,09 x_5 \quad (5)$$

Tabuľka 3: Interpretácia výsledkov indexu IN 05

Hodnota IN95	Interpretácia
$IN\ 05 > 1,6$	Podnik je tvorcom hodnoty
$0,90 < IN\ 05 \leq 1,6$	Šedá zóna , podnik netvorí hodnotu ale ani nesmeruje ku krachu
$IN\ 05 \leq 0,90$	Podnik smeruje k bankrotu

Zdroj: Vlastné spracovanie na základe Cisco, Š., Kliešтик, T., 2013

Testy upraveného modelu preukázali veľmi dobrú 80-nú % úspešnosť. Neumaierovci uviedli aj inštrukcie pre praktické využitie. Najdôležitejšou z nich je obmedzenie ukazovateľa X_2 hodnotou 9, aby sa eliminovali prípady, keď sa jeho hodnota blížila k nekonečnu.

1.6 Indexy bonity

Nazýva sa aj indikátor bonity. Tento bonitný model sa využíva najmä v nemecky hovoriacich krajinách. (Kliestik & Majerova, 2015; Cisco & Kliestik, 2013) Je založený na viacrozmernej diskriminačnej analýze a využíva rovnicu:

- b_1 = cash flow / cudzie zdroje
- b_2 = celkové aktíva / cudzie zdroje
- b_3 = EBT / celkové aktíva
- b_4 = EBT / tržby
- b_5 = zásoby / tržby
- b_6 = tržby / celkové aktíva

$$B = 1,5 b_1 + 0,08 b_2 + 10 b_3 + 5 b_4 + 0,3 b_5 + 0,1 b_6 \quad (6)$$

Čím vyššia je konečná hodnota B, tým lepšia je finančná situácia hodnoteného subjektu. Na priblíženie slúži nasledujúca tabuľka:

Tabuľka 4: Klasifikácia výsledkov indexu bonity

Hodnota indexu	Slovné hodnotenie	Hodnota indexu	Slovné hodnotenie
> 3	Extrémne dobrá	-1 – 0	Zlá
2 – 3	Veľmi dobrá	-2 – (-1)	Veľmi zlá
1 – 2	Dobrá	< -3	Extrémne zlá
0 – 1	Určité problémy	X	X

Zdroj: upravené na základe údajov z Sedláček, J., 1999

1.7 SAF 2002

V našich podmienkach nie príliš známy model. Autorkou je japonská profesorka Cindy Yoshiko Shirata, ktorá patrí v oblasti predikovania finančnej situácie medzi uznávaných expertov. V Prvý model vytvorila Shirata práve ako reakciu na tieto požiadavky a využila pri tom lineárnu viackriteriálnu diskriminačnú analýzu. Podobne ako v prípade Zmijewského a Ohlsona neboli podniky do reprezentatívnej vzorky vyberané v pároch. Celkovo bolo použitých 686 podnikov zbankrotovaných medzi rokmi 1986 – 1996. K nim bolo priradených 300 prosperujúcich firiem. Z pôvodného počtu 61 premenných boli do výslednej rovnice vybrané 4 V roku 2003 predstavila profesorka upravený model SAF 2002, ktorý obsahuje aj prvky bonitných modelov. Je postavený na analýze údajov 1407 japonských podnikov, ktoré zbankrotovali v rozmedzí rokov 1992 – 2001 a zároveň 3421 úspešných subjektov. Ako základ poslúžilo 72 rôznych finančných ukazovateľov, ktoré za použitia matematicko-štatistických analýz poslúžili ako základ viacerých variantov modelu. (Shirata, 2004) Ako najspoľahlivejší nakoniec vyšiel lineárny model so štyrmi finančnými ukazovateľmi :

- X_7 = nerozdelený zisk / celkové aktíva
- X_{10} = EBT / celkové aktíva
- X_{37} = doba obratu zásob
- X_{26} = nákladové úroky / tržby

$$\text{SAF 2002} = 0,0104 \times X_7 + 0,0268 \times X_{10} + 0,0661 \times X_{37} + 0,0237 \times X_{26} \quad (7)$$

Tabuľka 5: Prehľad ratingov SAF 2002

Rating	AA	A	BB	B	C
SAF hodnota	> 1,4	1,0 – 1,4	0,7 – 1,0	0,26 – 0,7	< 0,26
SAF početnosť	Najlepších 5 %	5 – 25 %	25 – 75 %	75 – 95 %	95 – 100 %

Zdroj: Vlastné spracovanie na základe údajov zo stránky profesorky Shirata. Dostupné na internete: <<http://www.shirata.net/eng/e16028.pdf>>

Za hranicu ohrozenia bankrotom bola určená hodnota 0,7, teda rozhranie ratingu B a BB. Spoľahlivosť modelu je vysoká, keď len 13,5 % podnikov ohodnotených ratingom BB skrachovala a pri A ratingu je to iba 9 z 1407 podnikov. Model získal v Japonsku mimoriadnu popularitu a je využívaný mnohými bankami a ratingovými agentúrami.

2. VÝSLEDKY

Predmetom nasledujúcej kapitoly je predikcia finančného zdravia vybraného podniku podnikajúcom v stavebnom priemysle. Ako prvý prezentujeme výsledky Beaverovho modelu.

Tabuľka 6: Hodnoty ukazovateľov Beaverovho modelu

Ukazovateľ	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
cash flow / cudzí kapitál	0,2534	0,2356	0,2041	0,1113	0,0839	0,0912	0,1291	0,1238
čistý zisk / celkové aktíva	0,1447	0,095	0,086	0,023	0,0188	0,0179	0,0241	0,0219
cudzí kapitál / celkové aktíva	0,6017	0,4381	0,4573	0,3042	0,3256	0,3467	0,3791	0,3658
čistý pracovný kapitál / celkové aktíva	0,4073	0,5708	0,4252	0,5211	0,3721	0,4021	0,3967	0,3851
likvidita 3.stupňa	1,6879	2,9537	2,1064	3,649	2,9931	3,261	3,1592	2,741
lividita 1.stupňa	3,498	3,1531	1,3621	1,9813	1,7315	1,851	2,4912	1,9483

Zdroj: Vlastné spracovanie

Vzhľadom na to, že tento model neposkytuje žiadny súhrnný ukazovateľ je potrebné sledovať samsotatne jednotlivé výsledky pomeorvých ukazovateľov. Celkový výsledok ukazovateľov stanovených Beaverom priniesol pomer štyri ku dvom v prospech stabilného vývoja, čo indikuje, že spoločnosť sa radí medzi prosperujúce. Problém však nastáva po vyhodnotení Dichotomického klasifikačného testu a to preto, že práve ukazovatele naznačujúce problémy v oblasti finančného zdravia sa považujú za najpresnejšie v hodnotení a zaradzovaní podnikov. Nie je možné teda jednoznačné zaradenie skúmanej spoločnosti medzi prosperujúce alebo ohrozené bankrotom. Situácia jasne poukazuje na slabiny jednorozmernej analýzy, a preto je vhodné orientovať sa na iné modely.

Následne sme preto vypočítali hodnoty súhrnných ukazovateľov pre modely založené na viacrozmernej diskriminačnej analýze a zoradili ich do nasledujúcej tabuľky a pre lepšiu prehľadnosť sme zaradili aj grafické znázornenie ich vývoja v čase.

Tabuľka 7: Prehľad výsledkov jednotlivých modelov

Ukazovateľ	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Z-Score	3,5176	2,9929	3,0675	2,5551	2,2263	2,2341	2,5381	2,4732
ZT	0,8494	0,7398	0,7485	0,5253	0,4266	0,4542	0,5134	0,4823
S	2,1399	1,7741	1,7531	1,0185	0,7923	0,8291	1,0342	0,9828
IN 05	1,9577	1,5397	1,6546	1,2034	1,0082	1,0121	1,2371	1,2461
B	3,0073	2,216	2,2965	0,8926	0,8968	1,0317	1,3926	1,2937
SAF 2002	1,8491	1,4365	1,0348	1,225	0,7617	0,8217	1,0256	0,9721

Zdroj: Vlastné spracovanie

ZÁVER

V tabuľke výsledkov sme jednotlivé výsledky zvýraznili podľa zón, ku ktorým daný výsledok patrí, pričom odtiene zelenej značia zdravý podnik, šedá značia určité problémy, ale relatívnu stabilitu a oranžová značí priame ohrozenie predmetnej spoločnosti. Z výsledkov vidno že obdobie rokov 2010-2012 bolo relatívne pokojné a prosperujúce pričom následne pravdepodobne pod vplyvom finančnej krízy došlo k výraznému zhoršeniu výsledkov, keď sa podnik prepadol do šedej až bankrotujúcej zóny. Vidíme, že väčšina modelov ma rovnaký priebeh a reagovali svojimi výsledkami na jednotlivé zmeny vstupných ukazovateľov a odzrkadľujú aj určitú stabilizáciu a čiastočné ozdravenie v posledných rokoch. Výnimkou je Tafflerov model, ktorý nebol svojim nastavením schopný reagovať na zmeny, resp. priebeh jeho súhrnného ukazovateľa, je rovnaký ako pri ostatných modeloch, ale jednotlivé hranice zón nekorešpondujú s výsledkami ostatných modelov a zaradzujú podnik medzi prosperujúce. Práve preto je vhodné konštatovať, že tieto modely by mali byť používané v kombinácii, keďže ich samostatné používanie môže viesť k nesprávnemu vyhodnoteniu situácie, čo je spôsobené rôznymi odchýlkami.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was financially supported by the Slovak Research and Development Agency – Grant NO. APVV-14-0841: Comprehensive Prediction Model of the Financial Health of Slovak Companies.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] ALTMAN, E. I. *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. New York , 2005. 156 p. ISBN 9780471691891.
- [2] BEAVER. W. H.. *Financial Ratios as Predictors of Failure. Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 1966, pp. 71-111. ISSN 0021-8456.
- [3] CISKO, S., KLIESTIK, T. *Finančný manažment II*. Žilina: EDIS, 2013. ISBN 978-80-554-0684-8.
- [4] KLIESTIK, T., MAJEROVA, J. *Selected issues of selection of significant variables in the prediction models*. Financial Management of Firms and Financial Institutions, 2015, pp. 537-543.
- [5] NEUMAIEROVA, I., NEUMAIER, I. *Index IN05*. Evropske finanční systémy: Sborník příspěvků z mezinárodní vědecké konference. Brno: Masarykova univerzita v Brně, 2005, pp. 143-147. ISBN 80-210-3753-9.
- [6] RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza – metody, ukazatele, využití v praxi*. Praha: Grada Publishing, a.s., 2011. 72 p. ISBN 9788024739168.
- [7] SEDLAČEK, J. *Účetní data v rukou manažera*, Praha: Grada Publishing, a.s., 1999. 74 p. ISBN 8072261401.
- [8] SHIRATA, C.Y. *An Attempt to Rate Companies Based on Bankruptcy Prediction Model*. The 16th Asia-Pacific Conference on International Accounting Issues, November 9, 2004.
- [9] SVABOVÁ, L., KRÁL, P. *Selection of predictors in bankruptcy prediction models for Slovak companies*. 10th International days of statistics and economics, 2016. pp. 1759-1768.
- [10] SVABOVÁ, L., DURICA M. *A closer view of the statistical methods globally used in bankruptcy prediction of companies*. 16th International Scientific Conference on Globalization and its Socio-Economic Consequences, 2016. pp. 2174-2181.
- [11] VALASKOVÁ, K., ZVARIKOVÁ, K. *Prediction of credit risk by selected theoretical rating models*. Advances in Social and Behavioral Sciences. 5(1), 2014. pp. 160-166.
- [12] ZAVGREN, C.V. *Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis*. Journal of Business Finance & Accounting, 12, pp. 19-45.

HODNOTENIE FINANČNÉHO ZDRAVIA PODNIKOV: PRÍPADOVÁ ŠTÚDIA V PODMIENKACH SR

EVALUATION OF FINANCIAL HEALTH OF ENTERPRISES: A CASE STUDY IN SLOVAK REPUBLIC

Ivana Podhorska¹ - Katarína Frajtovej Michalíková²

Abstrakt: Štúdie venované problematike bankrotu podniku sa začali objavovať už na začiatku minulého storočia, napriek tomu je táto téma ešte vždy veľmi aktuálna. Predikcia finančného zdravia podniku a s ním spojená možnosť bankrotu predstavuje dôležitú súčasť riadenia podniku. Problémy finančného zdravia podniku môžu priamo i nepriamo ovplyvňovať subjekty prichádzajúce do kontaktu s takýmto podnikom. Finanční experti z celého sveta tak neustále hľadajú nové spôsoby, algoritmy a modely, ktoré by boli schopné včas varovať pred zlým finančným zdravím podniku, prípadne jeho bankrotom. Príspevok je zameraný na uplatnenie vybraných modelov hodnotenia finančného zdravia podniku, predikčných modelov, v slovenských podnikoch. Súčasne uplatňuje vybranú metódu na určenie hodnoty podniku, podľa ktorej sú podniky rozdelené do dvoch skupín. Porovnaním získaných výsledkov sa príspevok pokúša determinovať úspešnosť vybraných predikčných modelov v podmienkach Slovenskej republiky.

Kľúčové slová: bankrot, predikčný model, finančné ukazovatele, ekonomická pridaná hodnota

Summary: Papers dealing with issue of enterprise bankrupt have already known since previous century. Prediction of enterprise financial health is very important part of the enterprise management. Problems with financial health can affect other subjects with are in relation with this enterprise. Financial experts from all of the world have try to find new ways, algorithms and methods for determination of problems with enterprise financial health. This paper is focused on the applicability of chosen prediction models in Slovak enterprises. In addition, paper works with the value of these enterprises, calculated by economic value added. Finally, paper compares results of prediction models with results of economic value added. Based on this comparison, paper assessments succes of chosen predictive models in Slovak conditions.

Key words: bankrupt, prediction models, financial ratios, economic value added

JEL Classification: G1, G32, G33

¹Ing. Ivana Podhorská, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. ivana.podhorska@fpedas.uniza.sk

²Ing. Katarína Frajtovej Michalíková, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. katarina.michalikova@fpedas.uniza.sk

ÚVOD

Problematika bankrotu podniku predstavuje v súčasnosti veľmi živo diskutovanú tému nielen v domácej ekonomike, ale i v zahraničí. Množstvo podnikov má problémy v otázkach ich potenciálneho bankrotu alebo finančného zdravia ako celku. Prve odborné štúdie venované predmetnej problematike sú datované do tridsiatych rokov dvadsiateho storočia. Nevýhodou pre spoločnosť je, že bankrot podniku môže výrazne ovplyvniť všetky subjekty, ktoré prichádzajú do priameho i nepriameho obchodného vzťahu s takýmto podnikom. Samotný bankrot podniku, či problémy s finančným zdravím, môžu mať rôznu formu, symptómy a dôsledky. (Knapkova & Pavelkova, 2010) Je to práve strach z prípadného bankrotu, či problém s finančným zdravím, ktoré neustále nútia podniky získavať relevantné informácie, ktoré by mohli včas diagnostikovať daný problém a informovať o tejto skutočnosti. Finanční experti preto neustále hľadajú nové spôsoby, metódy, riešenia či návrhy, ktoré by mohli viesť k včasnému diagnostikovaniu potenciálneho bankrotu podniku, či problémom týkajúcich sa jeho finančného zdravia. (Kralovic & Vlachynsky, 2002) Jedným z užitočných nástrojov na predikciu finančného zdravia podniku sú práve predikčné modely. Z uvedeného dôvodu sa v príspevku venujeme aplikácii vybraných predikčných modelov vo vzorke vybraných slovenských podnikov. Okrem toho zvolíme jednu základnú metódu na určenie hodnoty podniku, ktorú opätovne aplikujeme vo vybraných podnikoch. Na základe porovnania získaných výsledkov sa pokúsime vysloviť závery o úspešnosti aplikácie vybraných predikčných modelov v slovenských podnikoch. (Misankova a kol., 2015)

1. TEORETICKÉ VÝCHODISKÁ A METODOLÓGIA

Predikčné modely sú zaradené do takzvanej *ex ante* finančnej analýzy, orientovanej na budúcnosť podniku. To znamená, že ich primárnou funkciou je predikcia finančného zdravia podniku. Predikčné modely sú založené na finančných indikátoroch hodnotiacich minulé a súčasný finančný stav podniku. (Altman, 2006) Vo všeobecnosti možno konštatovať, že predikčné modely vychádzajú z kombinácie týchto indikátorov a im priradených váh v hodnotiacej rovnici. Tradične rozoznávame niekoľko základných skupín predikčných modelov, ide o skupinu bankrotných modelov, bonitných modelov, logit a probit modelov a štruktúrálnych modelov. V predkladanom príspevku upriamime pozornosť na predikčné modely z rôznych skupín, založených na rôznych kritériách. Pre zvýšenie prehľadnosti skúmanej problematiky a získaných výsledkov, rozdelili sme uplatnenú metodológiu výpočtu i získané výsledky do troch základných krokov. (Cisco & Kliestik, 2013; Altman, 1968)

V prvom kroku sme sa zamerali na výber vhodných slovenských podnikov. Napokon sa nám podarilo získať relevantné vstupné dáta od piatich slovenských podnikov, ktoré majú sídlo na území Slovenskej republiky a vlastníctvo podniku je súkromné tuzemské. Zároveň sme vybrali podniky, ktoré sú odlišné z hľadiska regiónu, veľkosti a predmetu podnikania, aby sme zabezpečili heterogénnosť vzorky. Nosnú časť vstupných informácií tvorili ich finančné závierky za roky 2013 – 2016. Pre zachovanie anonymity ich v príspevku budeme označovať ako PODNIK1-5.

V druhom kroku bolo nevyhnutné zvoliť konkrétne predikčné modely. Náš výber bol v tomto smere do značnej miery náhodný. Celkovo sme vybrali osem predikčných modelov. Z toho štyri modely z kategórie bankrotných modelov, konkrétne Altman model, Taffler model, Model IN05, Poznanski model a Springate model, ktoré sú založené na multidiskriminačnej analýze. (Kliestik a kol., 2015; Taffler, 1982) Okrem toho sme vybrali jeden bonitný predikčný model, známy ako CH-index. Na záver sme zvolili dva modely z kategórie logit a probit modelov, založených na logistickej regresii, Ohlson model a Zmijewski model. (Zmijewski, 1984) Významným kritériom, ovplyvňujúcim výber, bol pôvod daného modelu. (Kliestik & Majerova, 2015) Z tohto dôvodu sme vybrali model IN05, ktorý bol vytvorený v Českej republike, Poznanski model vytvorený v Poľsku a CH-index vytvorený priamo v Slovenskej republike. (Chrastinova, 1998) Teoretické aspekty vybraných modelov možno nájsť v odbornej literaúre zameranej na teóriu podnikových financií a finančného manažmentu. V rámci druhého kroku sme predmetných osem predikčných modelov kalkulovali vo všetkých piatich vybraných podnikoch. (Bellovary a kol., 2007; Altman & Narayanan, 1997)

V treťom kroku sme napokon zvolili jednu metódu určenú na kvantifikáciu hodnoty podniku. Pre potreby nášho príspevku sme sa rozhodli pre teóriu ekonomickej pridanej hodnoty (angl. Economic Value Added, „EVA“). Hodnotu podniku, prostredníctvom metódy EVA, sme kvantifikovali vo všetkých piatich podnikoch. Zmyslom kvantifikácie hodnoty podniku bolo rozdelenie podnikov do dvoch základných kategórií, bankrotujúce a prosperujúce. Vďaka porovnaniu výsledkov predikčných modelov s výsledkami metódy EVA boli vyslovené závery o úspešnosti predikcie finančného zdravia podniku v slovenských podnikoch. (Marik a kol, 2011; Kotulic & Kiraly, 2007)

2. DÁTA A VÝSLEDKY

V nasledujúcej kapitole načrtneme výsledky našich kalkulácií. Ako sme uviedli v predchádzajúcej kapitole, v prvom rade bolo nevyhnutné kvantifikovať osem vybraných predikčných modelov v piatich slovenských podnikoch. Následne kvantifikovať hodnotu týchto podnikov prostredníctvom aplikácie metódy EVA. V závere bolo dôležité porovnať získané výsledky a vysloviť rozhodnutia o úspešnosti vybraných predikčných modelov v podmienkach slovenských podnikov.

2.1 Výsledky predikčných modelov

Výsledky vybraných predikčných modelov sme zachytili do prehľadných tabuliek. Tabuľky zachytávajú výsledky modelov za roky 2013 až 2016. Výsledky sme rozdelili do troch kategórií, bankrot podniku, šedá zóna a prosperita podniku. Pre zónu bankrotu je typická skutočnosť, že pre podnik existuje vysoká pravdepodobnosť bankrotu. (Kocisova & Misankova, 2014) Opakom je zóna prosperity, ktorá indikuje dobrú finančnú kondíciu podniku. Šedá zóna predstavuje nejednoznačnú situáciu. (Zalai a kol., 2013; Sedlacek, 2011) Nasledujúcich päť tabuliek zachytáva výsledky vždy jedného podniku z piatich sledovaných, za štyri hodnotené roky.

Tab. 1 – Výsledky predikčných modelov v PODNIKU1

	PODNIK1			
	2016	2015	2014	2013
Altman model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
Taffler model	prosperita	bankrot	prosperita	prosperita
IN05	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
CH-index	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
Springate model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
Poznanski model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Ohlson model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
Zmijewski model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
prosperita	25,00 %	25,00 %	25,00 %	25,00 %
šedá zóna	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %
bankrot	75,00 %	75,00 %	75,00 %	75,00 %

Zdroj: vlastné výpočty

Tabuľka č. 1 ukazuje výsledky ôsmich predikčných modelov v PODNIKU1 za štyri sledované obdobia. Výsledky determinujú, že väčšina (75 %) predikčných modelov zaraďuje podnik do zóny bankrotu. Táto situácia je nemenná vo všetkých sledovaných rokoch. Z uvedeného vyplýva, že pravdepodobnosť bankrotu tohto podniku je vysoká.

Tab. 2 – Výsledky predikčných modelov v PODNIKU2

	PODNIK2			
	2016	2015	2014	2013
Altman model	sivá zóna	sivá zóna	sivá zóna	sivá zóna
Taffler model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
IN05	prosperita	sivá zóna	sivá zóna	bankrot
CH-index	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
Springate model	sivá zóna	sivá zóna	sivá zóna	bankrot
Poznanski model	prosperita	prosperita	bankrot	bankrot
Ohlson model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Zmijewski model	prosperita	prosperita	bankrot	bankrot
prosperita	50,00 %	37,00 %	37,00 %	24,00 %
šedá zóna	25,00 %	38,00 %	38,00 %	13,00 %
bankrot	25,00 %	25,00 %	25,00 %	63,00 %

Zdroj: vlastné výpočty

Tabuľka č. 2 ukazuje výsledky ôsmich predikčných modelov v PODNIKU2. Výsledky detekujú, že v roku 2016 bola väčšina predikčných modelov (50 %) zaradených v zóne prosperity, naopak v roku 2013 bola väčšina predikčných modelov (63 %) zoskupená v zóne bankrotu. Vo zvyšných rokoch bola situácia v zásade vyrovnaná.

Tab. 3 – Výsledky predikčných modelov v PODNIKU3

	PODNIK3			
	2016	2015	2014	2013
Altman model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Taffler model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita

IN05	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna
CH-index	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna
Springate model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Poznanski model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Ohlson model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Zmijewski model	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna
prosperita	63,00 %	63,00 %	63,00 %	63,00 %
šedá zóna	37,00 %	25,00 %	37,00 %	37,00 %
bankrot	0,00 %	12,00 %	0,00 %	0,00 %

Zdroj: vlastné výpočty

Tabuľka č. 3 opisuje výsledky v PODNIKU3. Výsledky ukazujú, že vo všetkých sledovaných rokoch je väčšina predikčných modelov (63 %) situovaná v zóne prosperity. Pre PODNIK3 je zároveň významná aj šedá zóna.

Tab. 4 – Výsledky predikčných modelov v PODNIKU4

	PODNIK4			
	2016	2015	2014	2013
Altman model	prosperita	šedá zóna	prosperita	šedá zóna
Taffler model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
IN05	prosperita	šedá zóna	šedá zóna	bankrot
CH-index	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna	bankrot
Springate model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
Poznanski model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Ohlson model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Zmijewski model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot
prosperita	63,00 %	38,00 %	38,00 %	38,00 %
šedá zóna	13,00 %	38,00 %	24,00 %	12,00 %
bankrot	24,00 %	24,00 %	38,00 %	50,00 %

Zdroj: vlastné výpočty

Tabuľka č. 4 ukazuje, že v roku 2016 bola väčšina predikčných modelov (63 %) zoskupená v zóne prosperity, naopak v roku 2013 bola väčšina predikčných modelov zoskupená v zóne bankrotu. V ostatných rokoch bola situácia medzi jednotlivými zónami v zásade vyrovnaná.

Tab. 5 – Výsledky predikčných modelov v PODNIKU5

	PODNIK5			
	2016	2015	2014	2013
Altman model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Taffler model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
IN05	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna
CH-index	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna	šedá zóna
Springate model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Poznanski model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Ohlson model	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
Zmijewski model	bankrot	bankrot	bankrot	bankrot

prosperita	63,00 %	63,00 %	63,00 %	63,00 %
šedá zóna	25,00 %	25,00 %	25,00 %	25,00 %
bankrot	12,00 %	12,00 %	12,00 %	12,00 %

Zdroj: vlastné výpočty

Tabuľka č. 5 naznačuje, že situácia výsledkov predikčných modelov v PODNIKU5 je vyrovnaná vo všetkých sledovaných rokoch. Väčšina predikčných modelov (63 %) je sústredených v zóne prosperity.

2.2 Výsledky ukazovateľa EVA

V ďalšom kroku sme kvantifikovali hodnotu piatich slovenských podnikov prostredníctvom metódy EVA. V prípade, že hodnota ukazovateľa bola vyššia ako 0, zaradili sme podnik do zóny prosperity a naopak. Nasledujúca tabuľka č. 6 zachytáva výsledky ukazovateľa EVA vo všetkých piatich slovenských podnikoch za sledované obdobie 2013-2016.

Tab. 6 – Výsledky ukazovateľa EVA vo vybraných podnikoch

EVA	PODNIK1	PODNIK2	PODNIK3	PODNIK4	PODNIK5
2016	bankrot	prosperita	prosperita	prosperita	prosperita
2015	bankrot	bankrot	prosperita	bankrot	prosperita
2014	bankrot	bankrot	prosperita	bankrot	prosperita
2013	bankrot	bankrot	prosperita	prosperita	prosperita

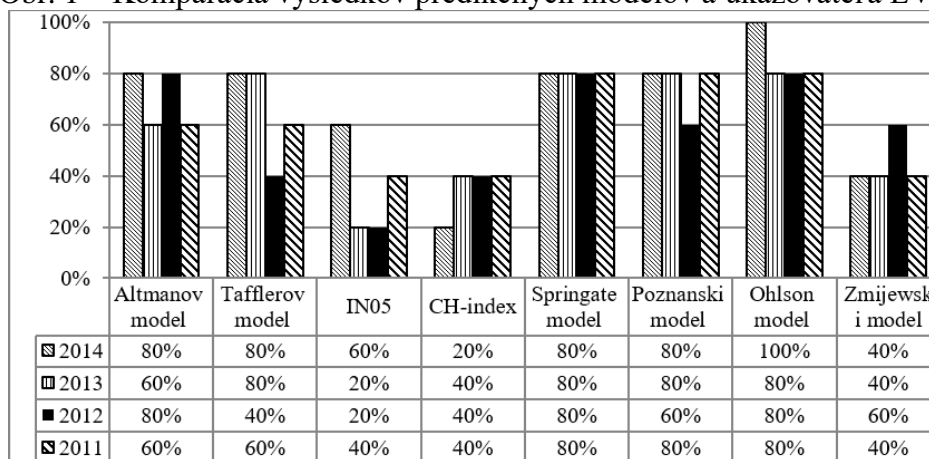
Zdroj: vlastné výpočty

Výsledky v tabuľke č. 6 naznačujú, že v roku 2016 netvoril hodnotu, bol v zóne bankrotu, iba PODNIK1, ostatné podniky hodnotu tvorili a boli situované v zóne prosperity. V rokoch 2015 a 2014 boli výsledky zhodné. PODNIKY1, 2 a 4 boli v zóne bankrotu, PODNIKY3 a 5 boli v zóne prosperity. V roku 2013 boli PODNIKY1 a 2 v zóne bankrotu, PODNIKY3, 4 a 5 v zóne prosperity.

2.3 Porovnanie výsledkov

V závere sme porovnali získané výsledky predikčných modelov a ukazovateľa EVA v sledovaných podnikoch za obdobie 2013-2016. Zmyslom predmetnej komparácie bolo zachytiť úspešnosť vybraných predikčných modelov pri predikcii finančného zdravia slovenských podnikov. Výsledky sú zobrazené na nasledujúcom obrázku č. 1.

Obr. 1 – Komparácia výsledkov predikčných modelov a ukazovateľa EVA



Zdroj: vlastné výpočty

Obrázok č. 1 zachytáva komparáciu výsledkov predikčných modelov a ukazovateľa EVA. Z výsledkov konštatujeme, že najlepšie výsledky vo všetkých sledovaných rokoch dosiahol Ohlson model. Výsledky Ohlson modelu vykazovali najvyššie priemerné percento zhody s výsledkami ukazovateľa EVA. Konkrétne v roku 2016 bola jeho úspešnosť až na úrovni 100 %, v ostatných rokoch bola na úrovni 80 %. Veľmi dobré výsledky boli dosiahnuté i modelmi Springate a Poznanski, súčasne boli ich výsledky v zásade vyrovnané. Springate model, vytvorený v Kanade, dosiahol 80 % úspešnosť vo všetkých sledovaných rokoch. Poznanski model, vytvorený v Poľsku, dosiahol úspešnosť 80 % v rokoch 2016, 2015 a 2013. V roku 2014 dosiahol model 60 % úspešnosť. Zaujímavé je, že CH-index, vytvorený v Slovenskej republike a model IN05, vytvorený v Českej republike, dosiahli najhoršie výsledky. CH-index dosiahol úspešnosť len na úrovni 40 % v rokoch 2015 a 2014, dokonca v roku 2013 dosiahol úspešnosť len 20 %. Predpokladáme, že neúspešnosť CH-indexu, i napriek jeho vytvoreniu priamo v Slovenskej republike, bola spôsobená skutočnosťou, že tento model bol vytvorený pre potreby hodnotenia finančného zdravia podnikov pôsobiacich v sektore pohľnohospodárstva.

ZÁVER

Cieľom príspevku bolo zhodnotiť úspešnosť predikcie finančného zdravia podnikov v slovenských podnikoch na základe vybraných predikčných modelov. Pre predmetné skúmanie bolo vybraných päť podnikov a osem predikčných modelov. Súčasne bola kvantifikácia rozšírená o určenie hodnoty týchto podnikov, aplikáciou ukazovateľa EVA. Na základe porovnania kvantifikovaných skutočností bolo zistené, že najväčšiu predikčnú úspešnosť dosiahli dva modely, Springate model a Ohlson model. Naproti tomu, najhoršie výsledky boli zistené u modelov CH-index a IN05.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was financially supported by the Slovak Research and Development Agency – Grant NO. APVV-14-0841: Comprehensive Prediction Model of the Financial Health of Slovak Companies.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] ALTMAN, E. I. *Corporate financial distress and bankruptcy*. New York: Wiley Publishing, 2006.
- [2] ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968, vol. 23, pp. 589-609.
- [3] ALTMAN, E. I., Narayanan, P. Business Failure Classification Models: An International Survey. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 1997, Vol. 6, pp. 1-57.
- [4] BELLOVARY, J., GIACOMINO, D., AKERS, M. A review of bankruptcy prediction studies: 1930 – Present. *Journal of Financial Education*, 2007, vol. 33, pp. 1-42.
- [5] CISKO, S., KLIESTIK, T. *Finančný manažment*. Žilina: Edis Publishing, University of Žilina, 2013.
- [6] CHRASTINOVA, Z. *Metódy hodnotenia ekonomickej bonity a predikcie finančnej situácie poľnohospodárskych podnikov*. Bratislava: VÚEPP, 1998.
- [7] KLIESTIK, T., MAJEROVA, J. Selected issues of selection of significant variables in the prediction models. *10th International Scientific Conference Financial management of Firms and Financial Institutions*, Ostrava, 2015, pp. 537-543.
- [8] KLIESTIK, T., MAJEROVA, J., LYAKIN, N. A. Metamorphoses and Semantics of Corporate Failures as a Basal Assumption of a Well-founded Prediction of a Corporate Financial Health. *3rd International Conference on Economics and Social Science (ICESS 2015)*, Advances in Education Research, 2015, vol. 86, pp. 150-154.
- [9] KNAPKOVA, A., PAVELKOVA, D. *Finanční analýza. Komplexní průvodce s příklady*. Praha: Grada Publishing, a.s., 2010.
- [10] KOCISOVA, K., MISANKOVA, M. Prediction of Default by the Use of Merton's Model and Black and Cox Model. *4th international conference on applied social science (ICASS 2014)*, Advances in Education Research, Singapore, 2014, vol. 51, pp. 563-568.
- [11] KOTULIC, R., KIRALY, P. *Finančná analýza podniku*. Bratislava: Iura Edition, spol. s r.o., 2007.
- [12] KRALOVIC, J., VLACHYNSKY, K. *Finančný manažment*. Bratislava: Iura Edition, spol. s r.o., 2002.
- [13] MARIK, M. a kol. *Metody oceňování podniku*. Praha: Ekopress, s.r.o., 2011.
- [14] MISANKOVA, M., SPUCHLAKOVA, E., FRAJTOVA-MICHALIKOVA, K. Determination of Default Probability by Loss Given Default. *Procedia Economics and Finance*, Elsevier Publisher, 2015, vol. 26, pp. 411-417.
- [15] SEDLACEK, J. *Finanční analýza podniku*. Brno: Computer Press, a.s., 2011.
- [16] TAFFLER, R. J. Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant analysis and Financial Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1982, vol. 145, pp. 342-358.
- [17] ZALAI, K. a kol. *Finančno-ekonomická analýza podniku*. Bratislava: Sprint 2 s.r.o., 2013.
- [18] ZMIJEWSKI, M. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 1984, vol. 22, pp. 59-82.

MODELOVÁNÍ NÁKLADŮ PODNIKU POMOCÍ NEURONOVÝCH SÍTÍ

MODELING OF COSTS OF THE CAPITAL THROUGH NEURAL NETWORKS

Marek Vochozka¹ - Zuzana Rowland² - Vojtěch Stehel³ - Petr Šuleř⁴ - Jaromír Vrbka⁵

Abstrakt: Pokud přemýšlíte o modelování nákladů prostřednictvím neuronových sítí, je velice důležité disponovat detailními znalostmi o nákladech, nákladových modelech a samozřejmě zejména o umělých neuronových sítích. Tyto užitečné informace a znalosti poskytuje čtenářům právě publikace modelování nákladů podniku pomocí neuronových sítí, která se snaží vysvětlit problematiku týkající se umělé inteligence a její použití v nákladových modelech. V první části knihy se autoři zabývají obecnou charakteristikou nákladů podniku z různých úhlů pohledu a prostor je věnován i obecným charakteristikám umělých neuronových sítí. Ve druhé části se autoři věnují konkrétní aplikaci neuronových sítí při modelování nákladů podniku.

Klíčové slová: náklady, neuronový sítě, podnik

Summary: If you are thinking about modeling costs through neural networks, it is very important to have detailed knowledge of costs, cost models and of course mainly about artificial neural networks. This useful information and knowledge provides readers a publication of company's cost modeling using neural networks that attempts to explain the issue of artificial intelligence and its use in cost models. In the first part of the book authors deal with the general characteristics of company's cost from different points of view and the space is also devoted to general characteristics of artificial neural networks. In the second part authors devote to specific application of neural networks to modeling the costs of the company.

Key words: costs, neural networks, company

JEL Classification: C45, C5, M41

ÚVOD

Propojením, kombinací a uplatněním výrobních faktorů dochází k realizaci výroby. Některé faktory se však spotřebovávají najednou a některé postupně. Takováto spotřeba, která je vyjádřena v peněžní podobě, je označována právě jako náklad. Náklady je tedy možno chápat

¹doc. Ing. Marek Vochozka, MBA, PhD., The Institute of Technology and Business in České Budějovice, Okružní 517/10, 370 01 České Budějovice, Czech Republic. vochozka@mail.vstecb.cz

²Ing. Zuzana Rowland, University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. rowland@mail.vstecb.cz

³Ing. Vojtěch Stehel, University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. stehel@mail.vstecb.cz

⁴Ing. Petr Šuleř, University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. petr.suler@cez.cz

⁵Ing. Jaromír Vrbka, University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. vrbka@mail.vstecb.cz

jako peněžní vyjádření spotřeby výrobních faktorů, které podnik účelně vynaložil k získání podnikových výnosů. Základní funkce nákladů je působení na výši zisku a možnost určení jeho výše. Proto je možné náklady považovat za nejpodstatnější ekonomické veličiny v podnikání (Synek a Kislingerová, 2010). V praxi existují různé způsoby pojetí nákladů. Nejběžnější pojetí nákladů pro externí uživatele je tzv. finanční pojetí nákladů. Finanční pojetí slouží zejména jako základ pro výpočet daně a je zobrazeno ve výkazu zisku a ztrát. Naproti tomuto pojetí stojí tzv. manažerské pojetí, jehož úkolem je zpracovávání informací pro interní potřeby vedoucích pracovníků (Synek a kol., 2011). Důležitým předpokladem, pro účinné řízení nákladů je dle Popeska (2009) rozpoznat náklady, zaznamenávat a pochopit podstatu nákladových položek. Aby bylo možné zkoumat chování nákladů v různých situacích, je nezbytné umět náklady rozdělit do určitých stejnorodých skupin. Způsob klasifikace nákladů vychází zejména z potřeb a účelu formy výstupních informací. V praxi existuje široká škála způsobů, jak členit náklady. Jedná se zejména o členění nákladů podle druhu, členění nákladů podle účelu, členění nákladů podle závislosti na objemu prováděných výkonů či členění nákladů pro účely řešení rozhodovacích úloh (Keřkovský, 2004). Náklady jsou ovlivňovány řadou faktorů, jako je velikost podniku, objem výroby, apod. Tyto faktory je však složité zachytit, a proto je podnik nucen vytvářet tzv. nákladové modely. Martinovičová, Konečný a Vavřina (2014) konstatují, že nákladové modely představují zjednodušené zobrazení reálného nákladového procesu, které slouží k poznání a pochopení podstaty a poskytuje dostatečné množství informací, které je potřebné k řízení nákladových procesů. Nástroj, který se zabývá modelováním nákladů podniku, se nazývá nákladová funkce. Synek a kol. (2011) uvádějí, že nákladová funkce představuje vztah mezi náklady a objemem výroby, který je možno vyjádřit matematicky a pracují s celkovými náklady, které se vypočítají jako součet fixních a variabilních nákladů. Nákladová funkce může být jak krátkodobá (v tomto období lze změnit pouze některé výrobní činitele, jako např. množství práce či spotřebované suroviny), tak dlouhodobá (v tomto období lze změnit veškeré výrobní činitele). V současné době se objevila nová disciplína, která tvoří soubor nástrojů a metod, jež umožňují ovlivňování nákladů, a to s orientací na budoucnost. Tuto novou disciplínu označujeme jako management nákladů a vznikla především tedy z důvodu potřeby modelovat náklady. Díky neustálému rozvoji informačních technologií se do modelování nákladů rozšířila též neurověda, avšak její aplikace je, na rozdíl od tradičních modelů, velmi náročná. Je však důležité podotknout, že i přes složitou a náročnou aplikaci umělých neuronových sítí se mnoho vědeckých pracovníků zabývá modely, které jsou založené právě na neuronových sítích.

Z tohoto důvodu zaměřují autoři v knize pozornost právě na problematiku spojenou s umělými neuronovými sítěmi. Umělou neuronovou síť lze charakterizovat jako flexibilní a spolehlivé pole jednoduchých výkonných prvků (neuronů). Umožňuje různě pospojovat vstupy a výstupy neuronů, zvýhodnit či potlačit některé vstupy a minimalizovat dopad nesprávně fungujícího neuronu na celkový výsledek. Dle Fanty (2000) patří neuronové síť k analytickým nástrojům, které lze zahrnout pod pojem umělá inteligence. Tento pojem je názvem pro postupy, které simulují myšlenkové pochody člověka. Systémy umělé inteligence jsou velmi úzce propojeny s vývojem výpočetní techniky a na stupni tohoto vývoje jsou zcela závislé. Dle Fanty (2000) rozumíme pod umělými neuronovými sítěmi počítačové systémy vstupu/výstupu

s volnými parametry vah a prahových hodnot. Jsou tedy počítačovými systémy, které jsou založeny na vzájemném spojení jednotek, u kterých jsou výstupy založeny zejména na učení ze vstupních dat. Kriesel (2007) konstatuje, že technologii neuronových sítí je možné využít prakticky v každé situaci, kdy je hlavním cílem nalezení neznámé proměnné či vlastnosti dle známých pozorování nebo naměřených hodnot. Neuronové sítě lze také využít, pokud je k dispozici dostatečné množství historických dat a zda mezi nimi existuje objektivní vztah nebo množina vztahů.

Aplikace umělých neuronových sítí do modelování nákladů je sice velmi zajímavá, avšak poměrně složitá (Russell, 2011). Většina tradičních metod je poměrně dobře aplikovatelná, přičemž problematika neuronových sítí je celkem náročná na to, aby byla více použitelná. Tato skutečnost se týká zejména menších společností. Neuronové sítě však i přes to dokáží zajistit lepší plánování zdrojů, koordinaci, monitoring, i celkové řízení společnosti. Metoda těchto sítí obsahuje řadu konstrukčních alternativ. Proto je tedy mnohdy velice složité vybrat pro specifický požadavek tu nejvhodnější síť (Wang, Stockton a Baguley, 2010). Modelování nákladů prostřednictvím neuronových sítí se ukazuje být dle autorů Wanga, Yua a Chana (2012) vhodnější pro nelineární vzorce dat než klasické statistické regrese. V porovnání s jednotlivými modely neuronových sítí přináší mnohem lepší výsledky tzv. hybridní modely (tzn. kombinace modelu umělé neuronové sítě a některých jiných využívaných technik). Například Jeong, Koo a Hong (2014) vyvinuli hybridní model pro odhad rozpočtu ročních nákladů na energii ve vzdělávacích zařízeních. Studie vychází z dat spotřeby elektrické energie po dobu 7 let ze 787 školských zařízení v Jižní Koreji. Výsledek studie ukázal, že přesnost předpovědi navrhovaného hybridního modelu (jež byl vyvinut kombinací SARIMA a umělých neuronových sítí) se zlepšila, v porovnání s konvenčním vzorem SARIMA. Obecně je možné konstatovat, že neuronové sítě mají hned několik výhod. Při modelování nákladů totiž dokáží zpracovat opravdu velké množství vstupních dat, mají odpovídající výstup i výkon, dokáží mapovat vstup a výstup a dosahují velice nízké chybovosti (Amusan et al., 2013).

ZÁVER

Jak bylo zmíněno již v úvodu, v druhé části této publikace se autoři věnují praktické analýze účetních dat pro tvorbu neuronových sítí, které mohou sloužit pro předpověď nákladů v budoucích obdobích podniku. Vstupní data, která byla zpracovávána v této knize, poskytla reálná firma zabývající se výrobou specializovaných reklamních dárků pro děti. Data byla poskytnuta za jednotlivé kvartály v posledních 10 letech. Z důvodu konkurenčního prostředí na trhu se společnost rozhodla, že údaje poskytne za předpokladu anonymizace, a proto je v této knize nazývána jako firma Alfa. Data za 10 let byla získávána v období 2006 až 2015 s výjimkou posledního kvartálu roku 2015. V první fázi byla provedena analýza dat, z důvodu poznání kvality dat a chování dat v čase. K této analýze autoři použili program Statistica 7 a jeho standardní statistické nástroje. Pro analýzu byly neuronové sítě využity ve dvou částech. Z počátku tedy autoři generovali sítě, které pomohly stanovit náklady vynaložené na prodané zboží, a poté provedli rozdělení a následný výběr dat pro provedení analýzy. Pro podrobnější analýzu autoři využili veškeré typy neuronových sítí, které program Statistica nabízí, konkrétně jde o vícevrstvou perceptronovou síť, GRNN neuronovou síť, RBF neuronovou síť, lineární

neuronovou sít' a o PNN neuronovou sít'. Po nastavení všech parametrů bylo vygenerováno 1000 sítí, z nichž 10 nejlepších zůstalo zachováno (určení proběhlo na základě metody nejmenších čtverců). Výsledky potvrdily, že největší hodnotu mají proměnné Tržby za prodej vlastních výrobků a služeb, druhou nejvyšší položkou je Čistá spotřeba materiálu a energie. Autoři vygenerovali, za účelem posouzení normality, též histogramy, které jsou charakteristické pro jednotlivé veličiny. Další analýzou, kterou se autoři zabývali, byla analýza bodových grafů, která vyjadřuje vztah nákladů k tržbám. Tyto grafy poukazují na odlišnosti očekávaných hodnot na základě propočtu. V publikaci byla uvedena i generální regrese, která zkoumala výslednou odpověď, tedy výši nákladů na kombinaci vstupů, které determinují náklady. Z výsledků vyplývá, že významnější podíl na celkových nákladech podniku mají především Tržby z prodeje vlastních výrobků a služeb než Tržby za prodej zboží. Nakonec autoři přistoupili již k samotné predikci budoucího vývoje nákladů prostřednictvím neuronových sítí. Cílem bylo určit, jak bude neuronová sít' predikovat situace, které ještě nenastaly, ale mohou nastat v budoucnu. Za tímto účelem autoři využili response grafů. Na závěr je vhodné uvést, že všechny budoucí výsledky, kterých podnik dosáhne, mohou posloužit jako další vstup do sítě, což umožní v budoucnu postupné zpřesňování predikční schopnosti sítě.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] ALTMAN, E. I. *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. New York , 2005. 156 p. ISBN 9780471691891.
- [2] AMUSAN, L. M., T. O. MOSAKU, C. K. AYO a A. B. ADEBOYE. Expert System-Based Predictive Cost Model for Building Works: Neural Network Approach. *International Journal of Basic & Applied Sciences*, 2013, vol. 13, no. 1, pp. 188-193.
- [3] FANTA, J.. *Neuronové sítě ve společenských vědách*. Vyd. 1. Praha: Univerzita Karlova v Praze, nakladatelství Karolinum, 2000. ISBN 80-246-0175-3.
- [4] JEONG, K., Ch. KOO a T. HONG. An estimation model for determining the annual energy cost budget in educational facilities using SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average) and ANN (artificial neural network). *Energy*, 2014, vol. 71, pp. 71-79.
- [5] KEŘKOVSKÝ, M.. *Ekonomie pro strategické řízení. Teorie pro praxi*. Vyd. 1. Praha: C. H. Beck, 2004, 200 p. ISBN 978-80-7179-885-9.
- [6] KRIESEL, D. *Ein kleiner Überblick über Neuronale Netze*. Bonn: Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 2007, 238 p. [2016-03-01]. Dostupné z: <http://www.dkriesel.com/media/science/neuronalenetze-de-zeta2-2col-dkrieselcom.pdf>
- [7] MARTINOVIČOVÁ, D., M. KONEČNÝ aj. VAVŘINA. *Úvod do podnikové ekonomiky*. Vyd. 1. Praha: Grada, 2014, 208 p. ISBN 978-80-247-5316-4.
- [8] POPESKO, B. *Moderní metody řízení nákladů: jak dosáhnout efektivního vynakládání nákladů a jejich snížení*. Vyd. 1. Praha: Grada, 2009, 233 p. ISBN 978-80-247-2974-9.
- [9] RUSSELL, N. A. Applying Neuroscience to Financial Planning Practice: A Framework and Review. *Journal of Personal Finance*, 2011, vol. 10, no. 2, pp. 10-65.

- [10] SYNEK, M a kolektiv. *Manažerská ekonomika. 5.*, aktualiz. a doplň. vyd. Praha: Grada, 2011, 480 p. ISBN – 978-80-247-3494-1.
- [11] SYNEK, M., J. KISLINGEROVÁ a kol. *Podniková ekonomika. 5.*, přepr. a doplň. vyd. Praha: C. H. Beck, 2010, 498 p. ISBN 978-80-7400-336-3.
- [12] WANG, Q., STOCKTON, D. J. a BAGULEY, P. Process cost modelling using neural networks. *International Journal of Production Research*, 2010, vol. 38, no. 16, pp. 3811-3821.
- [13] WANG, Y.-R., YU, Ch.-Y. a CHAN, H.-H. Predicting construction cost and schedule success using artificial neural networks ensemble and support vector machines classification models. *International Journal of Project Management*, 2012, vol. 30, no. 4, pp. 470-478.

VOLĽBA PREDIKTOROV V MODELOCH PREDIKCIE FINANČNÝCH ŤAŽKOSTÍ MALÝCH FIRIEM NA SLOVENSKU

SELECTION OF PREDICTORS IN THE PREDICTION MODELS OF FINANCIAL FAILURE OF COMPANIES IN SLOVAKIA

Lucia Švábová¹ - Tomáš Kliešтик² – Mária Kováčová³

Abstrakt: V príspevku analyzujeme, ktoré z najčastejšie používaných finančných pomerových ukazovateľov sú vhodné pre tvorbu predikčných modelov neprosperity podnikov v Slovenskej republike. Na reálnych údajoch slovenských podnikov analyzujeme, ako sa najčastejšie používané finančné charakteristiky líšia v skupine prosperujúcich a v skupine neprosperujúcich podnikov. Výsledky týchto analýz je vhodné použiť pri tvorbe modelu predikcie neprosperity firmy pomocou diskriminačnej analýzy alebo logistickej regresie.

Kľúčové slová: predikcia finančných ťažkostí, bankrotné modely, neprosperita podniku, štatistické charakteristiky

Summary: In this paper we analyze which of the most commonly used financial ratios of companies are suitable for the creation of prediction models of companies failure in the Slovak Republic. On the real data of Slovak companies, we analyze how these most commonly used financial characteristics differ the groups of prosperous companies and companies in financial failure. Results of these analyzes should be used to create the prediction model of companies failure using discriminant analysis and logistic regression.

Key words: prediction of financial distress, bankruptcy prediction models, company failure, statistical characteristics

JEL Classification: C38, G33

ÚVOD

Predikcia finančných ťažkostí spoločnosti na základe finančnej analýzy je v období posledných rokov dôležitou a zaujímavou otázkou. Táto predikcia je založená na odhade toho, či sa analyzovaná spoločnosť dostane do stavu finančného ohrozenia, či jej ďalší vývoj vedie k

¹RNDr. Lucia Švábová, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. lucia.svabova@fpedas.uniza.sk

²prof. Ing. Tomáš Kliešтик, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. tomas.kliestik@fpedas.uniza.sk

³Ing. Mária Kováčová, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. maria.kovacova@fpedas.uniza.sk

bankrotu alebo nie. Za účelom včasnej detekcie blížiacich sa problémov analyzovanej spoločnosti sa často využívajú predikčné modely. Ich úlohou je vyhodnotiť finančné zdravie spoločnosti na základe vybraných finančných ukazovateľov alebo iných charakteristík spoločnosti a prípadne vopred identifikovať bezprostredný bankrot. Identifikácia blížiacich sa problémov spoločnosti je dôležitá nielen pre majiteľov podnikov, ale aj pre obchodných partnerov, potenciálnych alebo existujúcich veriteľov alebo pre zamestnancov.

V posledných rokoch sa tvorbe predikčných modelov na predpovedanie blížiaceho sa bankrotu venujú mnohí autori v rôznych krajinách. Prvé predikčné modely vytvorili koncom 60-tych rokov známi autori ako Beaver (1966), Altman (1968). Nasledovali ďalšie predikčné modely od autorov ako Ohlson (1980), Springate (1983), Zmijewski (1984), Fulmer (1984) (1993), Shirata (1995), Dimitras a Zanakis (1996), Shumway (2001) a ďalšie. V súčasnosti existujú stovky predikčných modelov finančného zdravia podnikov, vyvinutých v konkrétnom čase a v podmienkach jednotlivých ekonomík. Mnohé z nich sa používajú v ekonomickej praxi.

V posledných rokoch sa pomocou reálnych údajov o finančných ukazovateľoch spoločností v rôznych krajinách v celom svete vyvinulo mnoho predikčných modelov. Napríklad Chung, Tan, Holdsworth (2008) vytvorili model klasifikácie pomocou viacrozmernej diskriminačnej analýzy (MDA) pre spoločnosti v oblasti finančného priemyslu v Novom Zélande. Anandarayan a kol. (2004) používali na modelovanie bankrotu v Nemecku metódu neurónových sietí. Altman a Sabato (2005) vyvinuli logit model pre malé firmy v USA. Pang-Tien a spol. (2008) tiež použili logit model pre spoločnosti v Taiwane. Logit model sa používa aj v práci Lin a Piesse (2004) pre priemyselné spoločnosti vo Veľkej Británii. Bandyopadhyay (2006) použil MDA pre spoločnosti v Indii na predvídanie bankrotu 1 rok alebo 2 roky vopred. Autori Sun a Li (2012) využili metódy logit a MDA pre spoločnosti v Číne. Bellovary a kol. (2007) spracovali existujúce štúdie viacerých autorov o predikcii bankrotu od roku 1930 do súčasnosti.

Uvedené modely predikcie bankrotu používajú na analýzu rôzne finančné ukazovatele podnikov, pričom najčastejšie sa používajú finančné pomerové ukazovatele alebo iné charakteristiky podnikov alebo prostredia, v ktorom pôsobia. Naša práca v budúcnosti povedie k vytvoreniu komplexného predikčného modelu finančných ťažkostí pre slovenské podniky. Tento model bude založený na skutočných údajoch z účtovných výkazov slovenských podnikov. Tieto modely budú vytvorené pomocou viacrozmerných štatistických metód, napr. viacrozmerná diskriminačná analýza (MDA), logistická regresia (logit), klasifikačné stromy (CART). Prostredníctvom MDA bude vytvorený predikčný model, ktorý bude schopný predikovať zaradenie podniku do skupiny prosperujúcich alebo neprosperujúcich. Pomocou metódy logistickej regresie bude vytvorený model, ktorý bude predpovedať pravdepodobnosť neprosperity podniku. Pomocou metódy klasifikačných a regresných stromov vytvoríme model, ktorý bude schopný na základe finančných ukazovateľov klasifikovať podnik do skupiny prosperujúcich resp. neprosperujúcich podnikov. Cieľom je vytvoriť predikčné modely, ktoré budú mať silnú predikčnú schopnosť. To znamená, že pomer správne zaradených podnikov do skupiny prosperujúcich alebo neprosperujúcich bude čo najvyšší. Z týchto dôvodov je dôležité najprv vykonať počiatočnú štatistickú analýzu premenných použitých v modeli. V tomto príspevku analyzujeme finančné pomerové ukazovatele, použité pri predikcii

a ich základné štatistické charakteristiky. Na základe testov štatistických hypotéz zistujeme, ktoré z týchto ukazovateľov by mohli byť vhodnými prediktormi v modeloch predikcie finančných ťažkostí slovenských firiem.

3. METODOLÓGIA

Ako sme už spomenuli, v tomto príspevku sa zameriavame na počiatočnú štatistickú analýzu prediktorov (finančných pomerových ukazovateľov podnikov), ktoré sa používajú pri tvorbe predikčných modelov. Na analýzu charakteristík finančných pomerových ukazovateľov podnikov používame základné štatistické metódy.

Na popis prediktorov, ktoré sa neskôr použijú pri vytváraní modelov predikcie zlyhania, používame popisné štatistické charakteristiky finančných pomerových ukazovateľov súboru slovenských spoločností. Pre každú premennú, ktorá je potenciálnym vhodným prediktorom pri tvorbe predikčného modelu, uvádzame priemernú hodnotu spolu so smerodajnou odchýlkou. Priemerná hodnota nám dáva predstavu o koncentrácii hodnôt tohto finančného ukazovateľa. Smerodajná odchýlka poskytuje ďalšie informácie o rozptýlení všetkých hodnôt ukazovateľa okolo strednej hodnoty.

Všetky štatistické charakteristiky uvádzame zvlášť pre skupiny prosperujúcich a neprosperujúcich podnikov. Zo základných charakteristík prediktorov v každej skupine podnikov môžeme získať predstavu o tom, ako sa tieto ukazovatele vzájomne líšia medzi týmito dvoma skupinami. Pre overenie významnosti rozdielov medzi priemernými hodnotami finančných pomerových ukazovateľov prosperujúcich a neprosperujúcich podnikov používame dvojvýberový t-test zhody stredných hodnôt nezávislých súborov. Na základe výsledkov týchto testov zistíme, ktoré finančné pomerové ukazovatele sa významne líšia medzi podnikmi bez finančných ťažkostí a podnikmi, ktoré sú vo finančných ťažkostiach. Tieto pomerové ukazovatele je následne vhodné použiť pri tvorbe predikčných modelov finančného zdravia slovenských podnikov. Nakoľko ich stredné hodnoty sú významne odlišné, sú potenciálnymi vhodnými prediktormi pri tvorbe týchto modelov.

Celá analýza sa uskutočňuje na súbore údajov 105 708 slovenských podnikov. Pre tieto podniky máme hodnoty 24 rôznych finančných pomerových ukazovateľov získaných z účtovných výkazov z roku 2015. Ukazovatele sú definované nasledovne:

X01 = tržby z prevádzkovej činnosti / aktíva;

X02 = obežné aktíva / krátkodobé záväzky;

X04 = výsledok hospodárenia za účtovné obdobie / vlastné imanie;

X07 = výsledok hospodárenia za účtovné obdobie / aktíva;

X08 = (zásoby + pohľadávky z obchodného styku - krátkodobé záväzky) / aktíva;

X09 = prevádzkový hospodársky výsledok / aktíva;

X10 = (dlhodobé záväzky + krátkodobé záväzky) / aktíva;

X11 = obežné aktíva / aktíva; X12 = (cash) / aktíva;

X15 = krátkodobé záväzky / aktíva;

X16 = obežné aktíva / tržby z prevádzkovej činnosti;

X18 = zásoby / tržby z prevádzkovej činnosti;

X20 = výsledok hospodárenia / tržby z prevádzkovej činnosti;

X21 = dlhodobé záväzky / aktíva;
 X22 = (cash) / krátkodobé záväzky;
 X24 = (zásoby + pohľadávky z obchodného styku - krátkodobé záväzky z obchodného styku) / tržby;
 X25 = obežné aktíva / krátkodobé záväzky;
 X26 = (Obežné aktíva - Zásoby) / Krátkodobé záväzky;
 X27 = zisk pred zdanením / aktíva;
 X28 = rentabilita vlastného kapitálu;
 X30 = ukazovateľ finančnej samostatnosti podniku;
 X35 = zisk pred zdanením / prevádzkové výnosy;
 X36 = čistý obežný majetok;
 X37 = zásoby + pohľadávky z obchodného styku - krátkodobé záväzky z obchodného styku.

Na určenie neprosperity podniku boli použité tri kritériá. Ako neprosperujúci podnik bol označený ten, u ktorého $X25 < 1$; $X30 < 0,04$ a výsledok hospodárenia po zdanení je nulový alebo záporný.

4. VÝSLEDKY

Najprv sme analyzovali stredné hodnoty a smerodajné odchýlky všetkých finančných pomerových ukazovateľov slovenských podnikov, ktoré máme k dispozícii. Výsledky sú uvedené v nasledujúcej Tabuľke 1. Stredná hodnota a smerodajná odchýlka je uvedená pre každý finančný ukazovateľ (v riadkoch) pre skupiny prosperujúcich a neprosperujúcich podnikov (v stĺpcoch). V prvom stĺpci je vždy priemerná hodnota a v druhom stĺpci je smerodajná odchýlka.

Tab. 1 – Stredné hodnoty a smerodajné odchýlky finančných pomerových ukazovateľov slovenských podnikov

ukazovateľ	stredná hodnota	smerodajná odchýlka	stredná hodnota	smerodajná odchýlka
	prosperujúce		neprosperujúce	
X01_2015	2,04	34,23	10,16	776,63
X02_2015	16,37	1335,77	1,72	32,13
X04_2015	-0,69	87,76	-0,44	73,55
X07_2015	-0,04	7,00	-3,53	196,09
X08_2015	0,14	3,44	-6,21	256,10
X09_2015	0,04	6,85	-2,50	195,45
X10_2015	1,09	94,69	55,11	3084,62
X11_2015	0,77	0,29	-0,55	197,79
X12_2015	0,40	0,45	0,37	12,06
X15_2015	1,02	94,68	49,53	3049,48
X16_2015	49,91	4041,99	174,27	22074,10
X18_2015	11,45	1598,79	146,59	20461,79
X20_2015	-0,11	198,10	-16,58	923,39
X21_2015	0,07	0,73	5,58	436,72
X22_2015	9,57	1204,49	0,61	14,40
X24_2015	4,10	2882,32	27,86	7735,44
X25_2015	4,71	8,38	0,97	3,72
X26_2015	4,40	8,25	0,82	3,54
X27_2015	0,11	0,22	-0,09	0,29
X28_2015	0,24	0,85	-0,31	2,06

X30_2015	16,32	1321,15	-0,04	12,63
X35_2015	0,12	0,25	-0,08	0,30
X36_2015	127,40	6183,93	-151,04	1236,68
X37_2015	150,77	3710,98	-0,33	1717,18

Zdroj: Autor

Pomocou priemerných hodnôt a ich smerodajných odchýlok môžeme porovnať, ako sa navzájom líšia hodnoty konkrétneho ukazovateľa v skupinách prosperujúcich a neprosperujúcich podnikov. Následne pomocou testu zhody stredných hodnôt týchto dvoch súborov podnikov pre jednotlivé finančné pomerové ukazovatele overíme, ktoré z nich sú štatisticky významne odlišné. Test zhody stredných hodnôt týchto dvojíc ukazovateľov je uvedený v nasledujúcej tabuľke.

Tab. 2 – Test zhody stredných hodnôt ukazovateľov pre slovenské prosperujúce a neprosperujúce podniky

ukazovateľ	Test zhody rozptylov			t-test zhody stredných hodnôt		
	F	Sig.	výsledok testu	T	Sig.	výsledok testu
X01_2015	29,525	,000	rozptyly sú rozdielne	-1,626	,104	stredné hodnoty sú zhodné
X02_2015	7,351	,007	rozptyly sú rozdielne	3,112	,002	stredné hodnoty sú rozdielne
X04_2015	6,473	,011	rozptyly sú rozdielne	-,443	,658	stredné hodnoty sú zhodné
X07_2015	135,955	,000	rozptyly sú rozdielne	2,765	,006	stredné hodnoty sú rozdielne
X08_2015	173,900	,000	rozptyly sú rozdielne	3,861	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X09_2015	93,577	,000	rozptyly sú rozdielne	2,027	,043	stredné hodnoty sú rozdielne
X10_2015	86,003	,000	rozptyly sú rozdielne	-2,728	,006	stredné hodnoty sú rozdielne
X11_2015	11,015	,001	rozptyly sú rozdielne	1,039	,299	stredné hodnoty sú zhodné
X12_2015	3,775	,052	rozptyly sú zhodné	,832	,405	stredné hodnoty sú zhodné
X15_2015	70,880	,000	rozptyly sú rozdielne	-2,477	,013	stredné hodnoty sú rozdielne
X16_2015	8,059	,005	rozptyly sú rozdielne	-,795	,427	stredné hodnoty sú zhodné
X18_2015	12,597	,000	rozptyly sú rozdielne	-,936	,349	stredné hodnoty sú zhodné
X20_2015	70,209	,000	rozptyly sú rozdielne	2,513	,012	stredné hodnoty sú rozdielne
X21_2015	47,955	,000	rozptyly sú rozdielne	-1,967	,049	stredné hodnoty sú rozdielne
X22_2015	3,395	,065	rozptyly sú zhodné	1,149	,251	stredné hodnoty sú zhodné
X24_2015	4,810	,028	rozptyly sú rozdielne	-,428	,669	stredné hodnoty sú zhodné
X25_2015	6277,785	,000	rozptyly sú rozdielne	97,753	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X26_2015	6397,433	,000	rozptyly sú rozdielne	96,280	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X27_2015	1641,775	,000	rozptyly sú rozdielne	94,820	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X28_2015	4919,719	,000	rozptyly sú rozdielne	18,218	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X30_2015	9,387	,002	rozptyly sú rozdielne	3,517	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X35_2015	742,320	,000	rozptyly sú rozdielne	82,594	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X36_2015	16,217	,000	rozptyly sú rozdielne	12,060	,000	stredné hodnoty sú rozdielne
X37_2015	75,425	,000	rozptyly sú rozdielne	8,870	,000	stredné hodnoty sú rozdielne

Zdroj: Autor

V ľavej časti tabuľky je pomocný test zhody rozptylov, pričom zhodu rozptylov nezamietame len pre dva z ukazovateľov. V pravej časti tabuľky sú výsledky dvojvýberového testu zhody stredných hodnôt jednotlivých ukazovateľov. Na základe p-hodnoty testu (v stĺpci Sig.) vidíme, pre ktoré z ukazovateľov zamietame hypotézu o zhode stredných hodnôt. Tieto

sú v tabuľke vyznačené sivou farbou. Pri testovaní hypotéz používame hladinu významnosti 0,05.

Na základe výsledkov týchto testov zhody stredných hodnôt jednotlivých finančných pomerových ukazovateľov podnikov vidíme, ktoré z nich je vhodné použiť pri tvorbe predikčného modelu finančného zdravia slovenských podnikov. Ukazovatele, ktoré sa významne líšia vo svojej strednej hodnote v skupine prosperujúcich a skupine neprosperujúcich podnikov, sú vhodnými prediktormi, ktoré by mohli dobre identifikovať a predpovedať finančné ťažkosti podnikov.

ZÁVER

Cieľom tohto príspevku bolo analyzovať finančné pomerové ukazovatele slovenských podnikov. Tieto pomerové ukazovatele sa často používajú v procese vytvárania modelu predikcie bankrotu podnikov. Predikčný model je schopný predpovedať pravdepodobnosť, s ktorou sa podnik ocitne v blízkej budúcnosti vo finančných ťažkostiach, alebo klasifikovať podnik do skupiny zdravých alebo skupiny bankrotom ohrozených podnikov. Ďalšia práca v budúcnosti bude venovaná odvodneniu takého predikčného modelu pre podniky na Slovensku. Prvým krokom procesu je základná štatistická analýza prediktorov používaných v tomto predikčnom modeli. Preto sme sa zamerali na základné popisné charakteristiky, strednú hodnotu a smerodajnú odchýlku a tie sme následne použili v štatistických testoch hypotéz zhody stredných hodnôt týchto ukazovateľov pre slovenské prosperujúce a neprosperujúce podniky. Výsledky tohto testovania môžu slúžiť v procese tvorby predikčného modelu pri výbere vhodných premenných, ktoré budú správne klasifikovať podnik do skupiny prosperujúcich podnikov, či naopak do skupiny podnikov ohrozených finančnými ťažkosťami.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was financially supported by the Slovak Research and Development Agency – Grant NO. APVV-14-0841: Comprehensive Prediction Model of the Financial Health of Slovak Companies.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] ADAMKO, P., DURICA, M., 2016. Comparison of bankruptcy models by conformity in determining the problematic Slovak enterprises. *Proceedings of 8th International Conference: The economies of Balkan and Eastern Europe countries in the changing world - EBEEC 2016*. Split, Croatia, pp. 96-99. ISBN 978-960-363-065-4.
- [2] ALTMAN, E. I., 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, vol. 23, no. 4, pp. 589-609.
- [3] ALTMAN, E. I., SABATO, G., 2005. Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market. *Abacus*, vol. 43, no. 3, pp. 332-356.
- [4] ANANDARAJAN, M. et al, 2004. *Bankruptcy prediction using neural network, Business Intelligence Techniques: A Perspective from Accounting and Finance*. Springer-Verlag, Germany.

- [5] BANDYOPADHYAY, A., 2006. Predicting probability of default of Indian corporate bonds – logistic and Z-score model approaches. *The Journal of Risk Finance*, vol. 7, no. 3, pp. 255–272.
- [6] BEAVER, W., 1966. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research (Supplement)*, vol. 4, pp. 71-102.
- [7] BELLOVARY, J. et al, 2007. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, vol. 33, pp. 1-43.
- [8] DIMITRAS, A. et al, 1996. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, vol. 90, pp. 487-513.
- [9] FULMER, J. G. Jr. et al, 1984. A Bankruptcy Classification Model For Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, July 1984, pp. 25-37.
- [10] CHUNG, K. Ch. et al, 2008. Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in New Zealand. *International Journal of Business and Management*, vol. 39, no. 1, pp. 19-28.
- [11] LIN, L., PIESSE, J., 2004. Identification of corporate distress in UK industrials – a conditional probability analysis approach. *Journal of Applied Financial Economics*, vol. 14, no. 2, pp. 73-82.
- [12] MISANKOVA, M. et al, 2015. Determination of Default Probability by Loss Given Default. *Procedia Economics and finance*, vol. 26, pp. 411-417.
- [13] MIŠANKOVÁ M., KRÁL P., 2015. Application of CreditRisk+ for the calculation of credit risk. *Proceedings of 10th International Scientific Conference Financial management of Firms and Financial Institutions*, Ostrava, Czech Republic, pp. 807-814.
- [14] OHLSON, J. A., 1980. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, vol. 18, pp. 109-131.
- [15] PANG-TIEN, L. et al, 2008. Financial early-warning models on cross-holding groups. *Journal of Industrial Management & Data Systems*, vol. 108, no. 8, pp. 1060-1080.
- [16] SHAMS, M. F. et al, 2011. Financial distress prediction: Comparisons of logit models using receiver operating characteristic (ROC) curve analysis. *In African Journal of Business Management*, vol. 5, no. 30. pp 12164-12173.
- [17] SHIRATA, C. Y., 1995. Read the Sign of Business Failure. *Journal of Risk and Management*, vol. 23, pp. 117-138.
- [18] SHUMWAY, T., 2001. Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, vol. 74, pp. 101-124.
- [19] SPRINGATE, G. L.V. et al, 1983. Predicting Business Failures. *CGA Magazine*, May 1983, pp. 24-27.
- [20] SUN, J., LI, H., 2012. Financial distress prediction using support vector machines: ensemble vs. individual. *Applied Soft Computing*, vol. 12, pp. 2254–2265.
- [21] VALÁŠKOVÁ, K., ZVARÍKOVA, K., 2014. Prediction of Credit Risk by Selected Theoretical Rating Models. *Proceedings of 2nd International Conference on Social Sciences Research (SSR 2014), Advances in Social and Behavioral Sciences*. Hong Kong, Singapore, vol. 5, pp. 160 – 166.

- [22] WEISSOVÁ, I., ĎURICA, M., 2016. The possibility of using prediction models for monitoring the financial health of Slovak companies. *Proceedings of 8th International Scientific Conference Managing and modelling of financial risks*. Ostrava, Czech Republic, pp. 1062 - 1070. ISSN 2464-6973
- [23] ZMIJEWSKI, M. E., 1984. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, vol. 22, pp. 59-86.

PŘEHLED METOD KOMPLEXNÍHO HODNOCENÍ PODNIKŮ

OVERVIEW OF METHODS FOR COMPREHENSIVE EVALUATION OF COMPANIES

Marek Vochozka¹ - Jaromír Vrbka² - Simona Hašková³ - Zuzana Rowland⁴ - Veronika Machová⁵

Abstrakt: Pokud přemýšlíte o modelování nákladů prostřednictvím neuronových sítí, je velice důležité disponovat detailními znalostmi o nákladech, nákladových modelech a samozřejmě zejména o umělých neuronových sítích. Tyto užitečné informace a znalosti poskytuje čtenářům právě publikace modelování nákladů podniku pomocí neuronových sítí, která se snaží vysvětlit problematiku týkající se umělé inteligence a její použití v nákladových modelech. V první části knihy se autoři zabývají obecnou charakteristikou nákladů podniku z různých úhlů pohledu a prostor je věnován i obecným charakteristikám umělých neuronových sítí. Ve druhé části se autoři věnují konkrétní aplikaci neuronových sítí při modelování nákladů podniku.

Klíčové slova: podnik, komplexní hodnocení podniků, modelování nákladů, neuronový sítě,

Summary: If you are thinking about modeling costs through neural networks, it is very important to have detailed knowledge of costs, cost models and of course mainly about artificial neural networks. This useful information and knowledge provides readers a publication of company's cost modeling using neural networks that attempts to explain the issue of artificial intelligence and its use in cost models. In the first part of the book authors deal with the general characteristics of company's cost from different points of view and the space is also devoted to general characteristics of artificial neural networks. In the second part authors devote to specific application of neural networks to modeling the costs of the company.

Key words: company, comprehensive evaluation of companies, costs modeling, neural networks

JEL Classification: C45, C52, M41

ÚVOD

Tato kniha představuje unikátní publikaci, která svým obsahem poskytuje čtenářům přehled o současných přístupech komplexního hodnocení podniku a umožňuje výběr co

¹doc. Ing. Marek Vochozka, MBA, PhD., The Institute of Technology and Business in České Budějovice, Okružní 517/10, 370 01 České Budějovice, Czech Republic. vochozka@mail.vstecb.cz

²Ing. Jaromír Vrbka, University of Žilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. vrbka@mail.vstecb.cz

³Ing. Simona Hašková, PhD., The Institute of Technology and Business in České Budějovice, Okružní 517/10, 370 01 České Budějovice, Czech Republic. haskovas@post.cz

⁴Ing. Zuzana Rowland, University of Žilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. rowland@mail.vstecb.cz

⁵Ing. Veronika Machová, The Institute of Technology and Business in České Budějovice, Okružní 517/10, 370 01 České Budějovice, Czech Republic. machova@mail.vstecb.cz

nejvhodnější metody pro oceňování podniků. Publikace vychází z předpokladu, že smysluplné zařazení umělých neuronových sítí v oblasti komplexního hodnocení podniků přinese vyšší přidanou hodnotu než stávající metody. Významným přínosem jsou též praktické řešené příklady, které jsou tematicky zařazeny k daným kapitolám. Čtenář tak může vidět využití daných metod přímo v praxi.

Publikace je rozdělena celkem na 7 kapitol, z nichž první se věnuje historii metod komplexního hodnocení podniků. Druhá kapitola se zabývá finanční analýzou, tedy popisem jednotlivých metod, zhodnocením výhod či nevýhod finanční analýzy. Patřičná pozornost je věnována také aplikaci poznatků formou konkrétních praktických příkladů. Třetí kapitola je věnována metodám komplexního hodnocení podniku konstruovaným pomocí vícenásobné diskriminační analýzy. Pozornost, jistě zasloužená, je věnována metodám konstruovaným pomocí umělých neuronových sítí. Zde je čtenáři přiblížena problematika neuronových sítí a jsou popsány nejvýznamnější metody, výhody a nevýhody daných metod. Nechybí ani praktický vyřešený příklad. Pátá kapitola přibližuje znaleckou činnost, když se zabývá hodnocením podniků na základě stanovení jejich hodnoty – využívá ocenění na základě majetkových, výnosových metod, apod. V rámci šesté části jsou popsány benchmarkingové metody komplexního hodnocení podniku. Závěrečná sedmá kapitola věnuje pozornost ostatním metodám hodnocení podniku, jako jsou například EVA, MVA a další.

Za vrcholnou disciplínu v oblasti oceňování lze považovat proces oceňování podniků, jelikož zahrnuje ocenění věcí nehmotných i hmotných a pohlíží na podnik jako na unikátní systém. V podstatě každý podnik je něčím unikátní a v mnoha ohledech jedinečný, např. v počtu zaměstnanců, ve struktuře kapitálu, v oboru činnosti, v postavení na trhu, apod. Pravidla pro oceňování podniků jsou rámcově ukotvena v Mezinárodních oceňovacích standardech (International Valuation Standards – IVS), avšak diferencovanost oceňovaných podniků neumožňuje vytvoření přesných a závazných pravidel pro oceňování, takže tyto standardy mohou být vnímány spíše jako doporučení pro oceňovatele. Oceňovatel však musí disponovat vysokými odbornými a praktickými znalostmi v oboru oceňování podniku, z důvodu absence jednotného právního rámce a unikátnosti podniků. Z uvedeného však vyplývá, že stanovení hodnoty podniku více znalci může být rozdílné, jelikož každý znalec má na stejnou věc jiný pohled a má odlišné kvalifikační předpoklady. Volba vhodné metody ocenění, je klíčovým bodem ocenění. Je však důležité, před volbou metod, aby si odhadce zpracoval postup, jenž bude dodržovat při samotném oceňování podniku. Dle Maříkové a Maříka (2005) je možno využít postupu, který se skládá z následujících kroků: sběr informací, strategická analýza, finanční analýza, volba metody ocenění a finanční plán.

V současné době se pro potřeby ocenění podniku jako nejsnáze dostupný nástroj jeví běžné účetnictví, které umožňuje vyčíslit vlastní kapitál podniku, avšak neodpovídá čistému obchodnímu majetku, takže je považováno pouze za dílčí podklad k ocenění podniku. Jako dalším lehce dostupným nástrojem pro ocenění podniku jsou informace o vývoji cen akcií podniku na trhu, avšak ty lze uplatnit pouze u akciových společností.

Lze tvrdit, že role manažerů ve vztahu ke strategickému řízení podniku je v současné době velice významná především z důvodu vysoce konkurenčního prostředí, kterému jsou podniky vystavovány. Není tedy pochyb o tom, že výkonnost podniku a její hodnocení je

bezpodmínečně spjata se strategickým řízením podniku. V dnešní době dochází rovněž k větší propojenosti ekonomiky, zvýšení její komplexnosti a růstu množství generovaných a zpracovávaných informací, což zapříčiňuje rozvoj komunikačních a informačních technologií. Ty na druhou stranu ale vedou k vyšším nárokům a požadavkům na schopnosti jednotlivých podniků informace vyhodnocovat. Zde se podnikům nabízí možnost využít nástroj komplexního hodnocení podniků, který poskytuje informace o hodnotě určitého podniku, a to zejména zákazníkům, dodavatelům, akcionářům a ostatním stakeholderům.

Nástroje pro komplexní hodnocení podniku lze definovat jako specifickou skupinu nástrojů pro hodnocení podniku. Jde především o vícerozměrné modely, které operují s několika kritérii s přiřazenou konkrétní vahou. Stav daného podniku je ve výsledku vyjádřen indexem, který umožňuje vyjádřit míru finančního zdraví podniku. Bonitní indikátory stanovují výkonnost firmy z hlediska tvorby hodnoty (posuzují podnik z hlediska investora a vlastníků společnosti). Bankrotní indikátory pak předpovídají, zda se podnik v brzké budoucnosti blíží k bankrotu, a hodnotí tedy podnik na základě schopnosti splácet své závazky.

Díky velkému rozvoji podnikového prostředí, došlo v předešlých několika letech také k velkému vývoji, jenž se promítl právě v modelech komplexního hodnocení podniku. Česká republika je však ještě velmi daleko za rozvojem ve vyspělých státech světa. Z tohoto důvodu jsou stále vyhledávány nejrůznější nové a přesnější přístupy či inovace, které by měly vztah ke komplexnímu hodnocení podniku. Úkolem nových metod je využívat nové nástroje řízení, sledovat finanční i nefinanční ukazatele, podávat informace všem stakeholderům podniku, ale i informace o spokojenosti zaměstnanců, zákazníků, potenciálu pro technické inovace či kvalifikační růst zaměstnanců. V současné době se lze setkat s řadou metod, jako jsou například modely umělé inteligence (modely umělých neuronových sítí) a další modely, které jsou postaveny nejen na finančních ukazatelích, ale zejména na ukazatelích nefinančních.

Pro podnik, který se chce udržet na trhu, je velice důležité, aby neustále sledoval aktuální dění především v oblastech týkajících se činností daného podniku a neustále efektivně reagoval na změny. K tomu všemu je však důležité, aby měla firma přístup k aktuálním a především pravdivým informacím o činnosti podniku. Zde podnikům poslouží nástroj, jako je finanční analýza.

Existuje řada definic finanční analýzy, které vysvětlují tento pojem z několika různých hledisek. Například Schollerová (2008) charakterizuje finanční analýzu jako soubor činností, jehož cílem je zjistit a komplexně vyhodnotit finanční situaci podniku. Jáčová (2010) uvádí, že úkolem finanční analýzy podniku je poskytnout přehled o finanční situaci firmy. Během existence firmy nastává celá řada situací a složitých problémů, kdy finanční analýza může odpovědět na otázky týkající se pohybu kapitálu a způsobu (kvality) jeho řízení, vlivu podnikového hospodaření na postavení firmy na trhu, a na jiné otázky. Finanční analýza umožňuje podniku dospět k určitým závěrům a následně učinit případná a podstatná opatření. Cílem finanční analýzy je tedy poskytnout co nejkvalitnější informace, které se následně použijí pro přípravu podkladů pro finanční řízení a finanční rozhodování podniku (Vašek a kol., 2012).

S postupným vývojem finanční analýzy se vyvíjely i nové modely pro ocenění podniku. Mezi nejpoužívanější metody patří například Schmalenbachova metoda, která je založená na konkrétním tvrzení, že celková hodnota firmy se vytváří vloženými statky, výkony a budoucím

výnosem. Vzorec pro výpočet hodnoty podniku vychází z aritmetického průměru substanční, majetkové hodnoty a hodnoty výnosu (Krabec, 2009). Velmi často uplatňována je rovněž diskriminační analýza, kterou řadíme mezi vyšší metody finanční analýzy a využívá se především ke zjištění blížícího se finančního kolapsu podniku (Sedláček, 2001). Dále vícerozměrná diskriminační analýza, ta je založená na bázi kategorizace jednotlivých veličin do několika skupin. Výsledkem vícerozměrné diskriminační analýzy je lineární kombinace takových proměnných, které nejlépe vystihují rozdíl mezi prosperujícími a bankrotujícími společnostmi. Za první model vícerozměrné diskriminační analýzy můžeme označit Altmanův model z roku 1968, který byl několikrát inovován a dodnes je tento model velice oblíbený. Na vícerozměrnou diskriminační analýzu byly kladeny velmi vysoké nároky, které vyústily ve vyvinutí tzv. logit analýzy, která rozděluje podniky na prosperující a bankrotující. Výkonnost podniku lze též měřit prostřednictvím metody bodového hodnocení (např. Tamariho risk index), modelů lineární pravděpodobnosti či pomocí některého z typů neuronové sítě, apod. (Zalai, 2010).

Díky neustále se zvyšující konkurenci na trhu se v druhé polovině dvacátého století rozvinul tzv. benchmarking. Benchmarking je možno definovat jako systematické monitorování a vyhodnocování toho, jak podnik efektivně a správně vyrábí své výrobky či poskytuje služby ve srovnání s nejvíce konkurujícím podnikem, tedy nejlepším podnikem v dané oblasti. Nenadál, Vykydal a Halfarová (2011) definují benchmarking jako plánovací a analytický nástroj, který slouží ke srovnání vlastní firmy s nejlepšími konkurenty v odvětví. Dle Basovníkové (2010) lze benchmarking označit za nástroj učení a výsledkem zpracování získaných informací by měl být nastavený proces neustálého zlepšování. S benchmarkingem úzce souvisí marketingový informační systém a podniková kultura společnosti.

V oblasti zvyšování výkonnosti je benchmarking pro podniky velmi přínosný. Benchmarking stanovuje a vyhodnocuje informace o konkurenci a umožňuje tak pochopit princip výkonnosti těch nejlepších podniků (APQC, 2009). Friedel (2002) konstatuje, že benchmarking ovšem neznamená zvítězit za každou cenu. V první řadě je benchmarking legální, systematický, veřejný a etický proces, který dává podněty k efektivní konkurenceschopnosti. Jeho hybnou silou je duch učení se pomocí sdílení. Neplatí mýtus, že lze dobře konkurovat jen tehdy, když víme, co dělají konkurenti, a že musíme být schopni kopírovat to, co dělají, abychom uspěli.

V 90. letech 20. století se mezi nové ukazatele sloužící k posouzení úspěšnosti podniku zařadila zejména ekonomická přidaná hodnota EVA (Economic Value Added) a tržní přidaná hodnota MVA (Market Value Added). V současné době představuje EVA velice preferovaný a významný ukazatel hodnocení podniku (Limarev a kol., 2015) a stanovuje tedy tzv. ekonomickou přidanou hodnotu. Tento ukazatel má své výhody a též i nevýhody. Mezi výhody je možno zařadit, že EVA měří výkonnost podniku, motivaci zaměstnanců, oceňuje podnik a investiční projekty. Mezi její nevýhody však patří požadavek na mnohé úpravy účetních údajů, jelikož vychází z účetních informací. V rámci České republiky v současné době existuje několik možností výpočtu ukazatele EVA. Nejčastěji jsou používány následující dvě metody: EVA Entity (nejznámější a nepoužívanější metoda v České republice) a EVA Equity (alternativní výpočet dle metodiky Ministerstva průmyslu a obchodu ČR). Dále existují další modifikace

výpočtu EVA Equity, a to AEVA, EVA APV, REVA, atd. Ukazatel MVA označuje tržní přidanou hodnotu podniku. Tržní přidaná hodnota podniku je dána rozdílem tržní hodnoty podniku a do něj investovaného kapitálu. Dle tohoto ukazatele je možné stanovit, zda management vytvořil hodnotu pro akcionáře v určitém čase. Jestliže tržní hodnota podniku převyšuje hodnotu investovaného kapitálu, podnik vytváří hodnotu. Mezi další používané metody oceňování podniku můžeme zařadit např. Total Shareholder Value, CAPM, CVA a ROI.

V posledních několika letech je pozornost zaměřena zejména na zkoumání umělých neuronových sítí (Artificial Neural Networks). Umělé neuronové sítě vychází z fyziologických neuronových sítí mozku a jejich snaha spočívá v převedení obdobného principu fungování do oblasti umělé inteligence. Člověk využívá smyslové orgány k přijetí informací z okolního světa. Na smyslové orgány navazují nervy, které vedou signál do centrální nervové soustavy. V nervové soustavě probíhá další zpracování získané informace. Další reakce je provedena efektořem (výkonným orgánem). Tyto znalosti o nervové soustavě tedy využívá umělá neuronová síť. Umělá neuronová síť se skládá z formálních neuronů, které jsou vzájemně propojeny tak, že výstup jednoho neuronu je vstupem do jednoho nebo i více dalších neuronů. Počet neuronů a jejich vzájemné propojení určuje architekturu neuronové sítě. Umělá neuronová síť se v čase rozvíjí, mění se stavy neuronů a adaptují se váhy. V současné době existuje mnoho typů neuronových sítí, např. vícevrstvé neuronové sítě, neuronová síť typu RBF, GRNN a PNN, neuronová síť s kaskádovou korelací CCNN či rekurentní neuronové sítě.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] APQC, 2009. *APQC State of Benchmarking 2009* [online]. [cit. 15. 11. 2017]. Dostupné z: <https://www.apqc.org/knowledge-base/collections/apqc-state-benchmarking-2009>
- [2] BASOVNÍKOVÁ, M., 2010. *Hodnocení výkonnosti podniku*. Brno: Mendelova univerzita.
- [3] FRIEDEL, L., 2002. *O Benchmarkingu* [online]. Benchmarking [cit. 9. 9. 2017]. Dostupné z: http://www.benchmarking.cz/o_benchmarkingu.asp
- [4] JÁČOVÁ, H., 2010. *Podnik jako součást ekonomického systému a vybrané aspekty jeho řízení*. Liberec: Technická univerzita v Liberci, 165 p. ISBN 978-80-7372-684-3.
- [5] KRABEC, T., 2009. *Oceňování podniku a standardy hodnoty*. Praha: GRADA Publishing, a.s., 261 p. ISBN 978-247-2865-0.
- [6] LIMAREV, P. V., LIMAREVA, Y. A., ZINOYEVA, E. G., USMANOVA, E. G., 2015. Methodical Motivation of the Using EVA (Economic Value Added) as Instrument of Cost-Performance Management in Organizations. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, vol 6, no. 5, pp. 489-494.
- [7] MAŘÍK, M., MAŘÍKOVÁ, P., 2005. *Moderní metody hodnocení výkonnosti a oceňování podniku: ekonomická přidaná hodnota, tržní přidaná hodnota, CF ROI*. Praha: Ekopress, 164 p. ISBN 80-86119-61-0.
- [8] NENADÁL, J., VYKYDAL, D., HALFAROVÁ, P., 2011. *Benchmarking: mýty a skutečnost: model efektivního učení se a zlepšování*. Praha: Management Press, 265 p. ISBN 978-80-7261-224-6.

- [9] SCHOLLEROVÁ, H., 2008. *Ekonomické a finanční řízení pro neekonomy*. Praha: GRADA Publishing, a. s., 252 p. ISBN 978-80-247-2424-9.
- [10] SEDLÁČEK, J., 2011. *Finanční analýza podniku*. 2. akt. vyd. Brno: Computer Press, 152 p. ISBN 978-80-251-3386-6.
- [11] VAŠEK, L. a kol., 2012. *Finanční účetnictví a výkaznictví*. Praha: Institut certifikace účetních, a.s., 264 p. ISBN 978-80-86716-79-4.
- [12] ZALAI, K. a kol., 2010. *Finančno-ekonomická analýza podniku*. 7. dopl. a rozš. vyd. Bratislava: Sprint, 493 p. ISBN 978-80-89393-15-2.

PREDIKČNÉ MODELY V PODMIENKACH TRANSFORMUJÚCEJ SA EKONOMIKY SLOVENSKA: TEORETICKÝ PRÍSTUP

PREDICTION MODELS IN CONDISTIONS OF A TRANSITION ECONOMY OF SLOVAKIA: A THEORETICAL APPROACH

Katarína Valášková¹ - Viera Bartošová² - Jana Klieštiková³

Abstrakt: Finančná situácia podniku odráža jeho hospodársky a finančný stav. Prostredníctvom finančnej analýzy a kontroly finančnej situácie je možné odhaliť slabé miesta spoločnosti a pomocou predikcie budúceho vývoja rozpoznať tie faktory, ktoré môžu mať významný podiel na úpadku či celkovej neprosperite podniku. Základnou úlohou predikčných modelov je posúdenie zdravia podniku na základe komplexnej charakteristiky, z hľadiska minulého a súčasného vývoja, za účelom včasnej prognózy budúcej situácie pre širokú škálu rôznych úrovní časového horizontu. Následne podnik dokáže prijať opatrenia, ktoré zabránia neželanému vývoju. Cieľom príspevku je prehĺbiť vedecké poznanie o predikčné modely skonštruované v podmienkach transformujúcej sa ekonomiky Slovenska za účelom ich ďalšieho možného využitia v iných transformujúcich sa krajinách.

Kľúčové slová: predikčné modely, slovenské predikčné modely, transformujúce sa ekonomiky

Summary: The financial situation of an enterprise reflects its economic and financial state. Financial analysis and financial situation control can reveal weaknesses in the enterprise and by a prediction of its future developments identify those factors that may have a significant impact on the bankruptcy or overall non-prosperity of an enterprise. The basic role of predictive models is to assess the health of the enterprise based on its complex characteristics, in terms of past and present developments, in order to forecast the future situation for a wide range of different time horizon levels. Then, the enterprise can take an action to prevent the unwanted development. The aim of the paper is to deepen the scientific knowledge of the prediction models constructed in conditions of the transforming economy of Slovakia for the purpose of their further use in other transforming countries.

Key words: prediction models, Slovak prediction models, transition economies

JEL Classification: G33, P29

¹Ing. Katarína Valášková, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. katarina.valaskova@fpedas.uniza.sk.

²doc. Ing. Viera Bartošová, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. viera.bartosova@fpedas.uniza.sk

³JUDr. Ing. Jana Klieštiková, PhD., University of Zilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. jana.kliestikova@fpedas.uniza.sk

ÚVOD

Sledovanie vývoja finančnej situácie podniku a jeho vývoja umožňuje finančná analýza, ale pomáha i odhaľovať príčiny daného vývoja podniku hlbším skúmaním vzťahov medzi finančnými ukazovateľmi a informáciami. Neuspokojí sa s kvantifikovateľnými informáciami, ale skúma aj nekvantifikovateľné (nefinančné) informácie. Komplexný pohľad vyžaduje posúdiť podnik ako neoddeliteľnú súčasť ekonomického prostredia v ktorom sa podnik nachádza, napr. oblasť podnikania, postavenie na trhu, surovinová základňa, energetická náročnosť, dodávateľská pozícia (Sedláček, 2008). Dôležité je však sledovať a hodnotiť nielen súčasnú finančnú situáciu v podniku, ale zaoberať sa i prognózou vývoja do budúcnosti. Základom prognózovania je poznanie súčasného stavu finančného zdravia podniku a vývoja kľúčových ukazovateľov, ktorý je pomocou predikčných modelov postúpený do budúceho obdobia.

Príspevok je rozdelený do troch hlavných častí. Prvá časť, Literárna rešerš, je venovaná významným míľnikom v procese tvorby predikčných modelov. Primárny cieľ a používané metódy sú determinované v kapitole Ciele a metódy. Deskripcia modelov formulovaných pre podmienky slovenského hospodárstva je podrobne popísaná v kapitole Výsledky.

1. LITERÁRNA REŠERŠ

Prvé práce z oblasti indikovania vývoja podnikov a prípadnej budúcej finančnej tiesne sa objavili prvýkrát v tridsiatich rokoch 20. storočia. Ako prvý sa touto problematikou zaoberal Fitz Patrick (1932), ktorý uverejnil štúdiu založenú na porovnaní vývoja ukazovateľov v solventných a insolventných podnikoch. Upozornil na to, že vývoj vybraných podnikových ukazovateľov sa dlho pred prepuknutím ekonomických ťažkostí, ktoré končia insolventnosťou, odlišuje v ohrozených podnikoch od prosperujúcich podnikoch. Tejto problematike sa venoval tiež Merwin (1942), ktorý uverejnil výskum, podstatou ktorého bolo porovnávanie aritmetických priemerov vybraných podnikových ukazovateľov, ktoré vyčíslil v úspešných a neúspešných podnikoch. Neskôr Ansoff (Grunwald a Holečková, 2004) formuloval predpoklady, že strategické poruchy sa naznačujú takzvanými slabými signálmi. S pribúdaním informácií sa znižuje nevedomosť, nebezpečenstvo možno identifikovať, a jeho účinky lokalizovať. Neskôr tento typ finančnej analýzy (finančná analýza ex-ante) rozvinuli vo svojich prácach M. Tamari (1966) a V.H. Beaver (1966) a v roku 1968 E.I. Altman. Títo autori sa považujú za zakladateľov vedeckého prognózovania finančného vývoja podnikov. Vznik predikčnej analýzy vyvolala snaha predvídať finančný vývoj v podnikoch a na základe toho predísť vážnejším poruchám a finančnému kolapsu. Vyššie uvedení autori overovali vypovedaciu schopnosť desiatok ukazovateľov o ktorých predpokladali, že sú schopné predikovať insolventnosť. Pôvodný výber pre praktické využitie zúžili na relatívne obmedzený počet ukazovateľov s dobrou rozlišovacou schopnosťou. Pre tieto ukazovatele je príznačné, že majú rozdielnu úroveň v prosperujúcich a neprosperujúcich podnikoch a rozdielny vývoj už dlho pred akútnym vypuknutím krízy (Zalai, 2007)).

Práve Altmanov model sa považuje stále za nesmierne relevantný, čo dokazuje niekoľko jeho významných modifikácií (Altman, 1977, 2000, 2002, 2014). Popularitu modelu zhrnul Mandu et al. (2010), na základe ktorého je Altmanov model stále pevný a odolný napriek tomu, že bol vyvinutý pred viac ako 30-timi rokmi. Tento názor bol potvrdený aj inými štúdiami (Li a Ragozar, 2012; Satish a Janakiram, 2011; El Khoury a Al Beaino, 2014; Al Khatib a Al Bzour, 2011). Na druhej strane, napr. Wu, Gant a Grey (2010), Grice a Dugan (2001), Pitrova (2011) prišli k opačnému záveru. Výsledky týchto výskumov ukazujú, že presnosť predikčných modelov sa výrazne znižuje, ak je model použitý v inom priemyselnom odvetví, v inom čase alebo inom obchodnom prostredí, než v ktorom boli získané údaje použité na odvodenie modelu. Preto je nevyhnutné vyvinúť model pre každú krajinu zvlášť akceptujúc jej ekonomickú, politickú a podnikateľskú jedinečnosť. V podmienkach Slovenska sa modely priebežne vyvíjajú, vedomosť o nich je však veľmi nízka, a preto sa prakticky čoraz častejšie využíva len preberanie už existujúcich modelov z iných krajín.

2. CIELE A METÓDY

Mnohí autori poukazujú na významnosť tvorby predikčných modelov priamo v tých podmienkach, v ktorých sa bude model i používať. Preberanie modelov z iných krajín, t. j. z iných ekonomických systémov, hospodárskych odvetví či národohospodárskych pomerov, výrazne ovplyvňuje predikčnú schopnosť modelu. Hlavným cieľom tohto príspevku je dostať slovenské modely do povedomia širšej odbornej verejnosti a prehĺbiť vedecké poznanie o predikčné modely skonštruované v podmienkach transformujúcej sa ekonomiky Slovenska za účelom ich ďalšieho možného využitia v iných transformujúcich sa krajinách.

Za účelom naplnenia stanoveného cieľa boli použité základné vedecké metódy analýzy, syntézy, indukcie, dedukcie i abstrakcie.

3. VÝSLEDKY A DISKUSIA

Analýzou dostupnej domácej literatúry bolo možné špecifikovať a následne detailne popísať významné slovenské predikčné modely.

3.1 Chrastinovej model (Ch-index)

Predikčný model, ktorého autorom je Chrastinová (1998) je model diskriminačnej funkcie, ktorý zohľadňuje špecifiká poľnohospodárskych podnikov a je to prvý predikčný model vypracovaný na Slovensku.

Ch-Index vychádza z modelov Z-skóre od Altmana a Beermanovho indexu bonity. Celkovo bolo pre potreby tohoto modelu odskúšaných 1 123 podnikov, získané poznatky potvrdili reálnosť využitia tohoto modelu pri hodnotení finančného zdravia podnikov v agrosektore Slovenskej republiky.

Na základe výsledkov testovania vhodnosti a významnosti jednotlivých ukazovateľov pre predikčnú analýzu vybrala Chrastinová pre zostavenie vlastného indexu 5 ukazovateľov, ktorým priradila koeficienty významnosti. Tie následne pretransformovala na váhy, ktorých súčet je 1, a tak vznikla diskriminačná funkcia pomenovaná CH-Index. Model Ch-Index má nasledovný tvar:

$$CH = 0,37X_1 + 0,25X_2 + 0,21X_3 - 0,10X_4 - 0,07X_5 \quad (1)$$

Kde: $X_1 = \frac{\text{VH za účtovné obdobie}}{\text{celkový kapitál}}$

$$X_2 = \frac{\text{VH za účtovné obdobie}}{\text{tržby}}$$

$$X_3 = \frac{\text{CF}}{\text{záväzky}}$$

$$X_4 = \frac{\text{záväzky}}{\text{tržby}}$$

$$X_5 = \frac{\text{cudzí kapitál}}{\text{celkový kapitál}}$$

Výsledky CH- indexu sumarizuje nasledovná tabuľka, Tab. 1.

Tab. 1 - Interpretácia výsledkov modelu CH-Index

Skóre Ch-Indexu	Interpretácia výsledkov
$CH \geq 2,5$	Prosperujúci podnik
$-5 < CH < 2,5$	Šedá zóna, priemerný podnik
$CH \leq -5$	Neprosperujúci podnik

Zdroj: Chrastinová, 1998

Binkertov model

Binkertov model bol vyvinutý v období rokov 1997-1999 na Ekonomickej univerzite v Bratislave. Cieľom bolo vytvorenie nástroja na zaradenie podnikov do skupiny prosperujúcich, resp. neprosperujúcich podnikov a následne prognózovať ich ďalší vývoj. Daný model bol vypracovaný zvlášť pre slovenské a zvlášť pre nemecké prostredie akceptujúc špecifické ekonomické prostredie oboch krajín. Prosperita podniku v slovenských podmienkach bola ťažko determinovateľná a tak boli stanovené nasledovné kritériá, Tab. 2.

Tab.2 - Kritériá pre určenie prosperity podniku

Status	Podmienky
Prosperujúci podnik	Likvidita 3. stupňa je vyššia ako 1,5
	Rentabilita tržieb je vyššia ako 5%
Neprosperujúci podnik	Likvidita 3. stupňa je nižšia ako 1
	Rentabilita tržieb je záporná

Zdroj: Vlkolinský, 2013

Pri konštrukcii modelu sa z každého ekonomického prostredia sledovalo 80 prosperujúcich a 80 neprosperujúcich podnikov, v ktorých autor využil 72 ukazovateľov, z ktorých pomocou analýz vypracoval výstup tvorený z diskriminačných funkcií

zohľadňujúcich celé obdobie analýzy. Údaje boli čerpané z účtovných závierok, vždy za 3 po sebe nasledujúce účtovné obdobia. Pomocou viacrozmernej diskriminačnej analýzy boli predstavené dva modely s 8 ukazovateľmi. Indikátory diskriminačných funkcií obsahujú horné a dolné indexy, pričom horný označuje analyzovaný rok a dolný index označuje poradie ukazovateľa v pôvodnom zložení vzorky 72 ukazovateľov.

Diskriminačná funkcia Binkertovho modelu pre slovenské podniky má tvar (Vlkolinský,2013):

$$DS1 \text{ po } 3 = 0,180U_1^1 + 0,147U_{40}^2 + 0,237U_{49}^2 + 0,377U_{63}^2 + 0,514U_{13}^3 + 0,515U_{29}^3 + 0,271U_{30}^3 + 0,207U_9^2 \quad (2)$$

Kde: $U_1^1 = \frac{\text{obežný majetok}}{\text{krátkodobé záväzky}}$

$$U_{40}^2 = \frac{\text{vlastný kapitál}}{\text{investičný majetok}}$$

$$U_{49}^2 = \frac{\text{výsledok hospodárenia}}{\text{tržby}}$$

$$U_{63}^2 = \frac{\text{výnosy}}{\text{pridaná hodnota}}$$

$$U_{13}^3 = \frac{\text{celkový majetok bežného roka}}{\text{celkový majetok predchádzajúceho roka}} - 1$$

$$U_{29}^3 = \frac{\text{vlastný kapitál bežného roka}}{\text{vlastný kapitál predchádzajúceho roka}} - 1$$

$$U_{30}^3 = \frac{\text{cudzie zdroje bežného roka}}{\text{cudzie zdroje predchádzajúceho roka}} - 1$$

$$U_9^2 = \frac{\text{zisk}}{\text{vlastný kapitál+rezervy+dlhodobé cudzie zdroje}}$$

Binkert stanovil aj hraničné hodnoty, podľa ktorých je možné určiť to, či je podnik prosperujúci alebo neprosperujúci. Smerodajným údajom pre toto stanovenie je priemerná hodnota D, ktorá je zobrazená v tabuľke č. 3.

Tab.3 - Určenie prosperity podniku podľa Binkerta

Status	Hraničné hodnoty modelu
Prosperujúci podnik (priemer)	4,35
Neprosperujúci podnik (priemer)	-4,35

Zdroj: Vlkolinský, 2013

3.2 Gurčíkov model

G-Index je jednou z diskriminačných funkcií umožňujúcou diferencovať podniky poľnohospodárskej prvovýroby na prosperujúce, resp. neprosperujúce. Model skonštruoval

Ľubomír Gurčík (2002) prostredníctvom viacrozmernej diskriminačnej analýzy, kde pondetom pre tvorbu modelu boli 3 významné modely Altmanovo Z-skóre, index bonity a Ch-index. G-index bol vytvorený na základe náhodného výberu 60 slovenských podnikateľských subjektov prostredníctvom 5 ukazovateľov, ktoré boli vybrané z pôvodného súboru 35 finančných indikátorov. Podniky boli rozdelené na prosperujúce a neprosperujúce podľa presne definovaných kritérií. Za prosperujúci podnik bol považovaný taký, ktorý počas troch rokov za sebou (1998-2000) dosahoval zisk a v poslednom zo sledovaných rokov rentabilita vlastného kapitálu bola vyššia ako 8%, čo autor považoval za hraničnú hodnotu, pri ktorej si vlastními vložený kapitál zachováva svoju reálnu hodnotu. V prípade, že podnikateľský subjekt počas troch rokov dosahoval stratu, bol označený ako neprosperujúci podnik (Gurčík, 2002). Diskriminačná funkcia G-indexu má nasledovný tvar:

$$G = 3,412X_1 + 2,226X_2 + 3,227X_3 + 3,129X_4 - 2,063X_5 \quad (3)$$

Kde: $X_1 = \frac{\text{nerozdelený hospodársky výsledok}}{\text{pasíva celkom}}$

$$X_2 = \frac{\text{hospodársky výsledok pred zdanením}}{\text{pasíva celkom}}$$

$$X_3 = \frac{\text{výsledok hospodárenia pred zdanením}}{\text{podnikové výnosy}}$$

$$X_4 = \frac{\text{cash flow}}{\text{pasíva celkom}}$$

$$X_5 = \frac{\text{zásoby}}{\text{podnikové výnosy}}$$

Gurčík definoval i hraničné hodnoty, podľa ktorých je možné určiť to, či je podnik prosperujúci, priemerný alebo neprosperujúci. Pre zatriedenie podnikov do jednotlivých skupín navrhol kritériá, ktoré sú zobrazené v tabuľke č. 4.

Tab.4 – Kritéria prosperity podniku podľa G-indexu

Interpretácia prosperity	Skóre
Prosperujúci podnik	$G \geq 1,8$
Priemerný podnik	$-0,6 < G < 1,8$
Neprosperujúci podnik	$G \leq -0,6$

Zdroj: Gurčík, 2002

3.3 Hurtošovej ratingový model

Hurtošovej ratingový model bol vyvinutý pre bankový sektor na hodnotenie úverovej spôsobilosti podnikov, resp. podnikateľov. Keďže ratingový model možno považovať za predikčný model – jeho úlohou je odhadnúť pravdepodobnosť zlyhania dlžníka v priebehu jedného roka – metodológia je prakticky využiteľná nielen v podmienkach úverovej inštitúcie,

ale aj pri zostavovaní modelov na prognózovanie finančnej situácie podnikov všeobecne. Toto platí samozrejme za predpokladu dostupnosti potrebných údajov.

Časové obdobie, počas ktorého sa monitorovalo správanie klientov, s cieľom zistiť zaradenie týchto podnikateľských subjektov do skupiny prosperujúcich alebo neprosperujúcich, bolo stanovené na jeden rok. Vzorka obsahovala 427 unikátnych podnikateľských subjektov, pričom bolo 94 neprosperujúcich a 333 prosperujúcich podnikov. Pre subjekty bolo vypočítaných 126 finančných pomerových ukazovateľov na základe údajov účtovných výkazov. Do skupiny neprosperujúcich podnikateľských subjektov patrili dlžníci v omeškaní viac ako 60 dní v súvislosti s plnením významného záväzku voči banke a do skupiny prosperujúcich podnikov boli zaradené podnikateľské subjekty, ktorých omeškanie bolo kratšie ako 30 dní. Pri aplikovaní logistickej regresie bol skonštruovaný model založený na 4 ukazovateľoch, schopný predpovedať zlyhanie podniku rok vopred (Vlkolínský, 2013).

Logit funkcia Hurtošovej modelu má tvar:

$$p = \frac{e^{-1,6889+0,00337UK27-4,4075UK55+1,4058UK57-0,0165UK67}}{1+e^{-1,6889+0,00337UK27-4,4075UK55+1,4058UK57-0,0165UK67}} \quad (4)$$

Kde: $UK27 = \frac{\text{priemerné zásoby}}{\text{tržby}} \cdot 365$

$$UK55 = \frac{\text{odpisy}}{\text{náklady hospodárskej činnosti}}$$

$$UK57 = \frac{\text{nákladové úroky}}{\text{náklady finančnej činnosti}}$$

$$UK67 = \frac{\text{vlastný kapitál}}{\text{celkový kapitál}}$$

Hurtošová tiež stanovila aj hraničné hodnoty, podľa ktorých je možné určiť to, či je podnik prosperujúci alebo neprosperujúci. Smerodajným údajom pre toto stanovenie je hodnota p , ktorá je zobrazená v tabuľke č. 5.

Tab. 5 - Limity pre určenie prosperity podniku

Status	Hraničné hodnoty modelu
Prosperujúci podnik	$p < 0,5$
Neprosperujúci podnik	$p > 0,5$

Zdroj: Vlkolínský, 2013

3.4 Predikčný model Delina a Pácková

V roku 2013 bol Radoslavom Delinom a Miroslavou Páckovou skonštruovaný bankrotový model P' prostredníctvom regresnej analýzy. Tento modifikovaný model vychádza z troch klasických bankrotových modelov, ktorými sú Altmanov model, Index bonity od Beermana a Index IN05 od manželov Neumaierovcov. Delina a Pácková skonštatovali, že spomenuté tri modely nie sú vhodné pre ich implementáciu na podmienky Slovenskej

republiky, a preto s cieľom zvýšenia presnosti modelu, vypracovali vlastnú modifikáciu, model P', ktorý možno zapísať nasledovne:

$$P' = 2,86 - 0,000127X1 + 0,04851X2 + 0,2136X3 - 0,000071X4 + 0,0001068X5 - 0,0006116X6 \quad (5)$$

Kde: $X1 = \frac{\text{finančný majetok} - \text{krátkodobé záväzky}}{\text{prevádzkové náklady} - \text{odpisy}}$

$$X2 = \frac{\text{nerozdelený zisk}}{\text{celkový kapitál}}$$

$$X3 = \frac{\text{zisk pred úrokmi a zdanením}}{\text{celkový kapitál}}$$

$$X4 = \frac{\text{základné imanie}}{\text{celkové záväzky}}$$

$$X5 = \frac{\text{cash flow}}{\text{cudzí kapitál}}$$

$$X6 = \frac{\text{zisk pred zdanením}}{\text{celkové výkony}}$$

Tabuľka č. 6 zobrazuje interpretáciu výsledkov P' modelu.

Tab. 6 – Kritéria prosperity podniku podľa modelu P'

Skóre P' modelu	Interpretácia výsledkov
$P' \geq 2,856$	Podnik je finančne zdravý a existuje nízka pravdepodobnosť, že sa dostane do bankrotu
$P' < 2,856$	Existuje vysoká pravdepodobnosť, že sa podnik dostane do bankrotu

Zdroj: Delina a Packová, 2013

Gulkov model

Gulkov model analyzuje vzorku obchodných spoločností, ktoré podnikali na Slovensku, tvorenú 120 854 podnikmi, pričom v rámci tejto vzorky bolo 120 252 spoločností takých, voči ktorým nebolo začaté konkurzné konanie, a zvyšok, teda 602 podnikov, bolo takých, voči ktorým konkurzné konanie už bolo začaté. Model obsahuje 7 ukazovateľov, z pôvodných 25 a je schopný predpovedať zlyhanie podniku na rok dopredu. Klasifikačná presnosť modelu je približne 75% až 80%, pri chybe I. druhu je to 15 % až 18% a pri chybe II. druhu je to 23%. Autor v práci vzorku obchodných spoločností upravil a následne komparoval svoj model s Altmanovým Z-skóre. Gulkov model vykazoval evidentne vyššiu klasifikačnú presnosť (75,64% vs. 55,09%). Na druhej strane Z-skóre vykazovalo nižšiu chybovosť I. druhu, ale za cenu vysokej chybovosti II. druhu, ktorá bola na úrovni až 45,07%. Znamená to, že model Z-skóre má tendenciu veľa slovenských obchodných spoločností označovať za zlyhávajúce, čo

spochybňuje klasifikačnú schopnosť tohto modelu, a tým aj vhodnosť využitia Z-skóre pri prognózovaní finančnej situácie slovenských obchodných spoločností (Gulka, 2016). Logit funkcia Gulkovho modelu má tvar:

$$p = \frac{e^{0,0216 - 0,6131X1 - 0,0068X2 - 0,0293X3 - 0,0011X4 + 0,0240X5 + 0,0317X6 - 1,0663X7}}{1 + e^{0,0216 - 0,6131X1 - 0,0068X2 - 0,0293X3 - 0,0011X4 + 0,0240X5 + 0,0317X6 - 1,0663X7}} \quad (6)$$

Kde: $X1 = \frac{\text{finančné účty}}{\text{kr. záväzky} + \text{kr. finančné výpomoci} + \text{bežné bankové úvery}}$

$$X2 = \frac{\text{tržby z predaný tovar a výrobu}}{\text{obečný majetok} - \text{kr. záväzky} - \text{kr. fin. výpomoci} - \text{bežné bankové úvery}}$$

$$X3 = \frac{\text{finančné účty}}{\text{celkové aktíva}}$$

$$X4 = \frac{\text{vlastné imanie}}{\text{celkové aktíva}}$$

$$X5 = \frac{\text{bankové úvery} + \text{kr. fin. výpomoci}}{\text{celkové aktíva}}$$

$$X6 = \frac{\text{záväzky voči štátnym inštitúciám}}{\text{celkové aktíva}}$$

$$X7 = \frac{\text{VH z HČ} + \text{odpisy} + \text{nákl. úroky} + \text{ZC predané DM a mat.} - \text{tržby z predaja DM a mat.}}{\text{aktíva celkom}}$$

Hraničné hodnoty pre určenie prosperity sú stanovené hodnotou p, ktorú uvádza tabuľka č. 7.

Tab.7 -Hraničné hodnoty podmieňujúce určenie prosperity podniku

Status	Hraničné hodnoty modelu
Prosperujúci podnik	$p < 0,5$
Neprosperujúci podnik	$p > 0,5$

Zdroj: Gulka, 2016

Hoci sa v našich podmienkach neustále vyvíjajú predikčné modely, žiaden z nich nebol prijatý odbornou verejnosťou na takej úrovni, aby sa minimalizovalo preberanie zahraničných modelov a ich implementácia v podmienkach, pre ktoré neboli navrhnuté.

ZÁVER

Dôležitým aspektom fungovania podnikov je ich úspešná činnosť dosiahnutí v minulosti, avšak veľký dôraz sa kladie i na udržanie tohto výkonu do budúcnosti. Zlyhanie jedného podnikateľského subjektu výrazne negatívne ovplyvní i subjekty, ktoré mali s podnikom určité obchodné väzby. Príčiny platobnej neschopnosti či iných finančných ťažkostí je možné včas odhaliť pomocou predikčných metód. V podmienkach slovenskej ekonomiky sa taktiež nachádzajú predstavitelia predikčných modelov a spomedzi nich je dôležité spomenúť Chrastinová a Gurčíka, ktorí aplikovali viacrozmernú diskriminačnú analýzu na prognózovanie

finančného zdravia poľnohospodárskych podnikov. Binkert a Zallay rovnakú metodológiu aplikovali v obchodných podnikoch.

Využitie modelov navrhnutých v konkrétnych podmienkach danej krajiny ďaleko presnejšie prognózuje budúci finančný vývoj podniku i jeho ďalšie smerovanie. Vzhľadom na to, že Slovensko patrí do skupiny tranzitívnych ekonomík, tvorba vlastných predikčných modelom má i rozsiahlejšie pôsobenie a môže slúžiť ako podklad či motivácia pre prognózovanie budúceho vývoja podnikateľských subjektov i v iných transformujúcich sa, najmä európskych, krajinách.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was financially supported by the Slovak Research and Development Agency – Grant NO. APVV-14-0841: Comprehensive Prediction Model of the Financial Health of Slovak Companies.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] AL KHATIB, K., AL BZOUR, A. E. Predicting corporate bankruptcy of Jordanian listed companies: Using Altman and Kida models. *International Journal of business and management*, 2011, vol. 6, no. 3, pp. 208-215.
- [2] ALTMAN, E. I. Financial ratios. Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of finance*, 1968, vol. 23, no. 4, pp. 589-609.
- [3] ALTMAN, E. I. et al. ZETA Analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of banking and finance*, 1977, vol. 1, pp. 29-54.
- [4] ALTMAN, E. I. *Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z- score and Zeta® Models*. [online]. 2000. [cit. 2018-02-26]. Dostupné z: <<http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/PredFnclDistr.pdf>>.
- [5] ALTMAN, E. I. *Bankruptcy, credit risk and high yield junk bonds*. New York: Blackwell Publishers. 2002. 576 p. ISBN 978-0631225638.
- [6] ALTMAN, E. I., IWANICZ-DROZDOWSKA, M., LAITINEN, E. K., SUVAS, A. *Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model*. [online]. 2014. [cit. 2018-02-27]. Dostupné z: <<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2536340>>.
- [7] BEAVER, W. H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 1966, vol. 4, no. 1, pp. 71-111.
- [8] DELINA, R., PACKOVÁ, M. Validácia predikčných bankrotných modelov v podmienkach SR. *E+M*, 2013, vol. 16, no. 3, pp. 101-112.
- [9] EL KHOURY, R., AL BEAINO, R. Classifying manufacturing firms in Lebanon: An applications of Altman's Model. *Procedia: Social and behavioral sciences*, 2014, vol. 109, no. 1, pp. 3-18.
- [10] FITZPATRICK, P. A comparison of ratios of succesful industrial enterprises with those of failed companies. *The certified public accountant*, 1932.

- [11] GRICE, J. S., DUGAN, M. T. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for researchers. *Review of quantitative finance and accounting*, 2001, vol.17, no. 2. pp. 151-166.
- [12] GRUNWALD, R. – HOLEČKOVÁ, J.. *Finanční analýza a plánování podniku*. Praha: Oeconomica, 2004, 182 p. ISBN 80-245-0684-X.
- [13] GULKA, M. Model predikcie úpadku obchodných spoločností podnikajúcich v podmienkach SR. *Biatic*, 2016, vol. 24, no. 6, pp. 5-9.
- [14] GURČÍK, Ľ. et al. *Ekonomika podnikov*. 1. Vyd. Nitra: Slovenská poľnohospodárska univerzita, 2002, 184 p. ISBN 80-8067-069-3.
- [15] CHRASTINOVÁ, Z. *Metódy hodnotenia ekonomickej bonity a predikcie finančnej situácie poľnohospodárskych podnikov*. Bratislava: Výskumný ústav ekonomiky poľnohospodárstva a potravinárstva, 1998, 34 p. ISBN 8080580227.
- [16] LI, J., RAGOZAR, R. Application of the Z- score model with consideration of total assets volatility in predicting corporate financial failures from 2000 – 2010. *Journal of accounting and finance*, 2012, vol.12, no. 1, pp. 11-19.
- [17] MANDRU, L. et al. 2010. The diagnosis of bankruptcy risk using score function. *Proceedings of the 9th WSEAS International conference on artificial intelligence*, 2010, pp. 76- 87.
- [18] MERWIN, C. Financing small corporations in five manufacturing industries. 1926-1936. New York: National bureau of economic research. 1942.
- [19] PITROVÁ, K. Possibilities of the Altman Zeta model application to Czech Firms. *Ekonomika a management*, 2011, vol. 3, pp. 66-76.
- [20] SATISH, Y. M., JANAKIRAM, B. Turnaround strategy using Altman model as a tool in solar water heater industry in Karnataka. *International journal of business and management*, 2011, vol.6, no.1, pp. 199-206.
- [21] SEDLÁČEK, J. *Finanční analýza podniku*. Praha: Computer Press, 2008. 154 p. ISBN 978-80- 251-1830-6.
- [22] TAMARI, M. Financial ratios as a mean of forecasting Banckruptcy. *Management International Revie*, 1966. vol. 6, no. 4.
- [23] VLKOLINSKÝ, P. Prehľad vývoja ratingových modelov vo vybraných krajinách. *Finančný manažér*, 2013, vol. 13, no. 1, pp. 17-27.
- [24] WU, Y., GRANT, C., GREY, S. A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of contemporary accounting and economics*, 2010, vol. 6, no. 1, pp. 34-45.
- [25] ZALAI, K. et al. *Finančno-ekonomická analýza podniku*. Bratislava: Sprint, 2007. 355 p. ISBN 978-80-89085-74-1.

MOŽNOSTI PREDIKCIE FINANČNÝCH ŤAŽKOSTÍ SLOVENSKÝCH FIRIEM

POSSIBILITIES FOR FINANCIAL DISTRESS PREDICTION OF SLOVAK FIRMS

Marek Ďurica¹ - Peter Adamko² – Pavol Král³

Abstrakt: V príspevku analyzujeme, ktoré z bežne používaných metód sú vhodné pre tvorbu modelov predikujúcich finančné ťažkosti podnikov v Slovenskej republike. Analyzujeme najmä modely vytvorené pomocou učiacich sa systémov, napr. rozhodovacích stromov. Modely vytvorené pomocou reálnych údajov slovenských podnikov analyzujeme z pohľadu ich celkovej predikčnej schopnosti a najmä schopnosti indentifikovať budúce finančné ťažkosti. Výsledky tejto analýzy je možné použiť pri tvorbe komplexného predikčného modelu finančných ťažkostí slovenských podnikov.

Kľúčové slová: predikčný model, pomerové finančné ukazovatele, rozhodovacie stromy, predikčná schopnosť.

Summary: In the paper, we analyze which of the commonly used methods are suitable for creating predictive models of financial distress in the Slovak Republic. We mainly analyze models created using self-learning systems, e.g. decision trees. Models based on real data of Slovak companies are analyzed in terms of their overall predictive capacity and, in particular, the ability to identify future financial distress. The results of this analysis can be used to create a comprehensive predictive model of the financial distress of Slovak companies.

Key words: predictive model, financial ratios, decision trees, prediction ability.

JEL Classification: C38, G33

ÚVOD

Predikovanie finančných ťažkostí na základe analýzy finančných ukazovateľov firmy je v ostatných rokoch pomerne častým námetom odborných publikácií. Analytici sa snažia pomocou rôznych štatistických a dataminingových metód nájsť čo možno najlepší model v podmienkach rôznych krajín predikujúci možný bankrot spoločnosti. Potom je možné

¹RNDr. Marek Ďurica, PhD., University of Žilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Quantitative Methods and Economic Informatics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. marek.durica@fpedas.uniza.sk

²Mgr. Peter Adamko, PhD, University of Žilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Quantitative Methods and Economic Informatics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. maria.kovacova@fpedas.uniza.sk

³doc. Ing. Pavol Král, PhD., University of Žilina, Faculty of Operation and Economics of Transport and Communications, Department of Economics, Univerzitná 1, 010 26 Žilina, Slovak Republic. pavol.kral@fpedas.uniza.sk

prípadnému bankrotu zabrániť, resp. aspoň minimalizovať jeho dopad. (Kliestik, Siekelova & Misankova, 2017)

1. METÓDY TVORBY PREDIKČNÝCH MODELOV

Na tvorbu predikčných modelov bola ako prvá použitá metóda viacrozmernej diskriminačnej analýzy (MDA). Dokonca hneď prvé použitie tejto metódy na tvorbu predikčného modelu (Altman, 1968) je dodnes pomerne často používané nielen v krajine vzniku, t.j. v USA, ale aj v iných krajinách. Napriek tomu, že v praxi väčšinou nie sú splnené predpoklady použitia MDA, modely založené na tejto metóde sú dodnes používané a aj novovytvárané. Výhodou týchto modelov je možnosť jednoduchej interpretácie získaných výsledkov. (Valaskova & Podhorska, 2017) Ďalšou dodnes využívanou metódou používanou na tvorbu predikčných modelov je logistická regresia (tzv. LOGIT modely). Prvý publikoval použitie tejto metódy na predikciu bankrotu Ohlson (1980). (Kral & Janoskova, 2016)

Pomerne používaným kompromisom medzi spomínanými klasickými postupmi a tzv. čiernymi skrinkami (neurónové siete, apod.) sú rozhodovacie stromy. Modely založené na rozhodovacích stromoch majú pomerne jednoducho splniteľné predpoklady, jednoduchú implementáciu a výsledné modely sú ľahko interpretovateľné. V porovnaní s modelmi vytvorenými pomocou iných postupov majú tieto modely minimálne porovnateľnú úspešnosť predikcie finančných ťažkostí. Používajú sa mnohé rastové algoritmy rozhodovacích stromov, napr. CART, CHAID, QUEST, C4.5, C5.0, C5.1, atď. Model CHAID bol pre tvorbu modelu predikujúceho finančné ťažkosti použitý napr. v Rumunsku (Andreica, 2012), ale aj v Turecku (Koyuncugil & Ozgulbas, 2012). Model QUEST ale aj ďalšie typy rozhodovacích stromov použili na tvorbu predikčného modelu Delen, Kuzey & Uyar (2013). Predikčné modely založené aj na modele C4.5 vytvorili Cheng & Chan (2016) a na modele C5.0 napríklad Chen (2011). Algoritmus CART je vďaka svojej jednoduchosti jedným z najpoužívanejších nielen na tvorbu rozhodovacích stromov predikujúcich bankrot. Bol použitý napr. na predikciu bankrotu mikropodnikov vo Veľkej Británii (Irimia-Dieguez, Blanco-Oliver, and Vazquez-Cueto, 2015) ale aj v Rusku (Fedorova, Gilenko and Dovzhenko, 2013).

Rozšírením myšlienky rozhodovacích stromov sú náhodné lesy, ktoré zvyčajne dosahujú podstatne vyššiu predikčnú schopnosť ako samotné stromy. Náhodný les je kombinovaný učiaci sa systém pre klasifikáciu, ktorá vytvorí viac rozhodovacích stromov a na základe najčastejšie sa vyskytujúceho výsledku potom vytvorí samotný klasifikátor. (Siekelova, et al., 2017) Náhodné lesy boli na modelovanie finančných ťažkostí európsky firmami zo siedmich krajín (Behr & Weinblat, 2017).

V súčasnosť sa však na tvorbu modelov používajú aj iné metódy z oblasti umelej inteligencie, napr. neurónové siete a genetické algoritmy. Ide však o tzv. čierne skrinky, a zo strany ekonómov je hlavnou výhradou k požívaniu týchto metód ich neprehľadnosť, hlavne čo sa týka interpretácie. Umelé neurónové siete boli na tvorbu predikčného modelu pre malé podniky použité napr. v Južnej Kórei (Jo, Kim & Shin, 2015).

V Slovenskej republike skonštruovali bankrotné modely viacerí autori, napr. Chrastinová v roku 1998, Binkert v roku 2000, Gurčík v roku 2002, Hurtošová v roku 2009, Gulka v roku 2016. V ostatných krajinách V4 boli navrhnuté viaceré bankrotné modely.

Autormi sú napr. Virág a Hajdu v Maďarsku v roku 1996; Poznański v Poľsku v roku 2004, v Českej republike Neumaierová a Neumaier v rokoch 1995, 1999, 2001 a 2005 a tiež Jakubík a Teplý v roku 2006. Všetky tieto modely sú skonštruované na základe MDA, resp. LOGIT metódy. (Adamko & Svabova, 2016; Kliestikova, Misankova & Kliestik, 2017)

2. POUŽITÉ DÁTA A POSTUPY

Našou snahou je samozrejme vytvorenie predikčného modelu s čo možno najväčšou predikčnou schopnosťou. V tomto príspevku sa zameriavame len získanie základného prehľadu možností tvorby predikčných modelov v podmienkach slovenskej ekonomiky a ich predikčnej schopnosti. Preto sme na tvorbu modelov použili viac ako 30 rôznych prístupov. Nemohli sme vynechať ani konvenčné prístupy k tvorbe týchto modelov, ako je metóda MDA a tiež metóda logistickej regresie, ale zaujímali sme sa najmä o možnosti modernejších učiacich sa systémov. Preto sme uvažovali celej skupine rozhodovacích stromov (CART, CHAID, QUEST, atď.), viacerých modeloch neurónových sietí, a tiež náhodných lesov, genetických algoritmov, atď.

Samotná tvorba modelov je založená na databáze, ktorá obsahuje hodnoty 24 rôznych finančných pomerových ukazovateľov získaných z účtovných výkazov 105 708 slovenských podnikov z roku 2015. Táto množina bola pre potreby validácie náhodne rozdelená na tréningovú (80 % vzorky) a testovaciu množinu (20 % vzorky). Na modelovanie nesprosperity podniku rok vopred používame nasledovné finančné pomerové ukazovatele:

X_{01} = tržby z prevádzkovej činnosti / aktíva;

X_{02} = obežné aktíva / krátkodobé záväzky;

X_{04} = výsledok hospodárenia za účtovné obdobie / vlastné imanie;

X_{07} = výsledok hospodárenia za účtovné obdobie / aktíva;

X_{08} = (zásoby + pohľadávky z obchodného styku - krátkodobé záväzky) / aktíva;

X_{09} = prevádzkový hospodársky výsledok / aktíva;

X_{10} = (dlhodobé záväzky + krátkodobé záväzky) / aktíva;

X_{11} = obežné aktíva / aktíva;

X_{12} = (cash) / aktíva;

X_{15} = krátkodobé záväzky / aktíva;

X_{16} = obežné aktíva / tržby z prevádzkovej činnosti;

X_{18} = zásoby / tržby z prevádzkovej činnosti;

X_{20} = výsledok hospodárenia / tržby z prevádzkovej činnosti;

X_{21} = dlhodobé záväzky / aktíva;

X_{22} = (cash) / krátkodobé záväzky;

X_{24} = (zásoby + pohľadávky z obchodného styku - krátkodobé záväzky z obchodného styku) / tržby;

X_{25} = obežné aktíva / krátkodobé záväzky;

X_{26} = (Obežné aktíva - Zásoby) / Krátkodobé záväzky;

X_{27} = zisk pred zdanením / aktíva;

X_{28} = rentabilita vlastného kapitálu;

X_{30} = ukazovateľ finančnej samostatnosti podniku;

$X35$ = zisk pred zdanením / prevádzkové výnosy;

$X36$ = čistý obežný majetok;

$X37$ = zásoby + pohľadávky z obchodného styku - krátkodobé záväzky z obchodného styku.




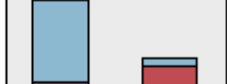

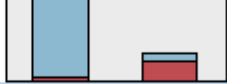

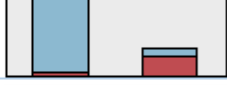

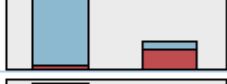



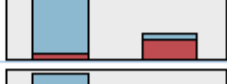



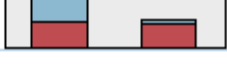
Na určenie neprosperity podniku v roku 2016 boli použité tri kritériá. Ako neprosperujúci podnik bol označený ten, u ktorého v roku 2016 platilo: $X25 < 1$; $X30 < 0,04$ a výsledok hospodárenia po zdanení je nulový alebo záporný. Modely budú teda predikovať neprosperitu podniku jeden rok dopredu.

3. VÝSLEDKY A DISKUSIA

Na databáze viac ako stotisíc slovenských podnikov sme sa pokúsili vytvoriť predikčný model viac ako tridsiatimi rôznymi spôsobmi. Vzhľadom na dáta sa však v niektorých prípadoch nepodarilo vytvoriť výsledný model (napr. LOGIT model).

Hlavným kritériom hodnotenia jednotlivých modelov je ich predikčná schopnosť. Iba 9 modelov dosiahlo celkovú predikčnú schopnosť vyššiu ako 70 %. Prehľad týchto modelov zoradených podľa ich celkovej predikčnej schopnosti na testovacej vzorke zobrazuje nasledujúci obrázok.

Obr. 1 – Prehľad výsledných predikčných modelov

Model	Graph	Overall Accuracy (%)
 Random Trees 1		95,797
 XGBoost Tree 1		91,461
 C5 1		91,224
 C&R Tree 1		91,186
 Tree-AS 1		91,171
 CHAID 1		91,095
 LSVM 1		90,71
 Quest 1		78,791
 Discriminant 1		74,774

Zdroj: Autor

Ako môžeme vidieť najvyššiu predikčnú schopnosť 95,8 % dosiahli náhodné lesy. Výbornú predikčnú schopnosť nad 90 % dosiahli takmer všetky stromové klasifikátory (okrem stromu typu QUEST). Výhodou týchto modelov je tiež, že ich výsledkom je konkrétna stromová štruktúra predstavujúca súbor jednoduchých pravdiel. Tieto pravidlá je možné pomerne jednoducho interpretovať a aj použiť na reálne predikovanie finančných ťažkostí dokonca bez použitia výpočtovej techniky. Stačí len poznať niekoľko finančných ukazovateľov jednoducho vypočítateľných z účtovných výkazov, porovnať ich s niekoľkými rozhodujúcimi hodnotami a takto zistiť, či je daná firma ohrozená prípadnou neprosperitou v nasledujúcom roku, alebo nie. Pomerne vysokú predikčnú schopnosť dosiahol aj model vytvorený technikou pomocného vektora (LSVM). Vyššiu predikčnú schopnosť ako 70 % dosiahla aj najbežnejšie používaná metóda viacrozmernej diskriminačnej analýzy.

Možno ešte dôležitejším faktorom ako celková predikčná schopnosť je včasné identifikovanie hroziacich finančných ťažkostí, t.j. úspešné klasifikovanie neprosperujúcich podnikov. Tento faktor znázorňujú prave stĺpcové grafy na Obr. 1. Z tohto pohľadu nemôžeme model skonštruovaný pomocou náhodných lesov označiť za dobrý a to napriek vysokej celkovej predikčnej schopnosti. Z tohto pohľadu veľmi stráca aj rozhodovací strom vytvorených QUEST algoritmom. Na druhej strane, najlepšie neprosperujúce podniky klasifikuje model vytvorený metódou MDA, ktorý dosiahol celkovú predikčnú schopnosť len necelých 75 %. Ostatné modely dosiahli veľmi dobrú úspešnosť klasifikácie neprosperujúcich podnikov.

Pomerne neočakávaným faktom je, že medzi najlepšími modelov sa nenachádza ani jeden z modelov vytvorených pomocou umelej neurónovej siete, príp. ďalších metód umelej inteligencie.

ZÁVER

Cieľom tohto príspevku bolo analyzovať možnosti rôznych typov konštrukcie predikčných modelov najmä s ohľadom na ich predikčnú schopnosť. V blízkej budúcnosti sa zmeriame na tvorbu komplexného predikčného modelu v podmienkach slovenskej ekonomiky a tiež plánujeme tvorbu týchto modelov a pre iné rozvíjajúce sa trhy v krajinách východnej Európy. Jedným z prvých krokov procesu tvorby týchto modelov je výber spôsobu ich tvorby. Preto sme sa v príspevku zamerali na analýzu možností použitia snád' takmer všetkých možností tvorby predikčných modelov. Na základe dosiahnutých výsledkov predikčnej schopnosti môžeme konštatovať, že ako najvýhodnejšie na tvorbu predikčných modelov sa javia rozhodovacie stromy (s rastovým algoritmom C5.1, CART a CHAID). Tieto rozhodovacie stromy dosiahli výbornú celkovú predikčnú schopnosť a veľmi dobrú schopnosť klasifikácie neprosperujúcich podnikov, ale najmä ide o modely, ktoré sú pomerne jednoducho pochopiteľné a interpretovateľné a je tiež pomerne jednoduché ich implementovať do praxe.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was financially supported by the Slovak Research and Development Agency – Grant NO. APVV-14-0841: Comprehensive Prediction Model of the Financial Health of Slovak Companies.

ZOZNAM BIBLIOGRAFICKÝCH ODKAZOV

- [1] ADAMKO, P., SVABOVA, L. Prediction of the risk of bankruptcy of Slovak companies. *Proceedings of Managing and Modelling of Financial Risks: 8th International Scientific Conference*, 2016, pp. 15-20. ISBN: 978-80-248-3994-3
- [2] ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968, vol. 23, no. 4, pp. 589-609. ISSN: 1540-6261
- [3] ANDREICA, M. E.. Financial Distress Prediction of the Romanian Companies Using CHAID Models. *Metalurgia International*, 2012, vol. 17, no. 12, pp. 196-200. ISSN: 1582-2214
- [4] BEHR, A., WEINBLAT, J. Default Patterns in Seven EU Countries: A Random Forest Approach. *International Journal of the Economics of Business*, 2016, vol. 24, no. 2, pp. 1-42. ISSN: 1466-1829
- [5] CHEN, M.-Y. Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 2011, vol. 38, no. 9, pp. 11261-11272. ISSN: 0957-4174
- [6] CHENG, C.-H., CHAN, C.-P. An attribute selection based classifier to predict financial distress. *Proceedings of 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, pp. 1119-1124. ISBN: 978-1-5090-4093-3
- [7] DELEN, D., KUZEY, C., UYAR, A. Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. *Expert Systems with Applications*, 2013, vol. 40, no. 10, pp. 3970-3983. ISSN: 0957-4174
- [8] FEDOROVA, E., GILENKO, E., DOVZHENKO, S. Bankruptcy prediction for Russian companies: Application of combined classifiers. *Expert Systems with Applications*, 2013, vol. 40, no. 18, pp. 7285-7293. ISSN: 0957-4174
- [9] IRIMIA-DIEGUEZ, A. I., BLANCO-OLIVER, A., VAZQUEZ-CUETO, M. J., A Comparison of Classification/Regression Trees and Logistic Regression in Failure Models. *Procedia Economics and Finance*, 2015, vol. 26, pp. 23-28. ISSN: 2212-5671
- [10] Jo, N.-O., Kim, H.-J., Shin, K.-S. Bankruptcy Type Prediction Using A Hybrid Artificial Neural Networks Model. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 2015, vol. 21, no. 3, pp. 79-99. ISSN: 1573-7675
- [11] KLIESTIK, T., SIEKELOVA, A., MISANKOVA, M. Financial Health Prediction of Company's Business Partners Based on Selected Quantitative and Qualitative Indicators. *Journal of Economics, Business and Management*, 2017, vol. 5, no. 3, pp. 143-147. ISSN: 2301-3567
- [12] KLIESTIKOVA, J., MISANKOVA, M., KLIESTIK, T.. Bankruptcy in Slovakia: international comparison of the creditor's position. *Oeconomia Copernicana*, 2017, vol. 8, no. 2, pp. 221-237. ISSN: 2353-1827
- [13] KOYUNCUGIL, A. S., OZGULBAS, N. Financial early warning system model and data mining application for risk detection. *Expert Systems with Applications*, 2012, vol. 39, no. 6, pp. 6238-6253. ISSN: 0957-4174

- [14] KRAL, P., JANOSKOVA, K. Evaluation of prediction ability of bankruptcy prediction models applying logistic regression (LOGIT). *Lecture notes in management science*, 2016, vol. 66, pp. 21-26. ISSN: 2251-3051
- [15] OHLSON, J. A.. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1980, vol. 18, pp. 109-131. ISSN: 1475-679X
- [16] SIEKELOVA, A., KLIESTIK, T., SVABOVA, L., ANDRONICEANU, A., SCHONFELD, J. (2017). Receivables Management: The Importance of Financial Indicators in Assessing the Creditworthiness. *Political Journal of Management Studies*, 2017, vol. 15, no. 2, pp. 217-228. ISSN: 2081-7452
- [17] VALASKOVA, K., PODHORSKA. Prediction models in the context of the international environment. *Proceedings of the 17th international scientific conference Globalization and its socio-economic consequences*, 2017, pp. 2792-2800. ISBN: 978-80-8154-212-1