



Model predikcie úpadku obchodných spoločností podnikajúcich v podmienkach SR¹

Martin Gulka²

Príspevok prezentuje výsledky konštrukcie a odhadu modelu predikcie úpadku obchodných spoločností podnikajúcich v podmienkach SR s využitím logistickej regresie. Základom pre zostrojenie modelu sú kvantitatívne finančné ukazovatele, na výpočet ktorých sú potrebné údaje z jednotlivých výkazov účtovnej závierky. Výsledný model je schopný predikovať pri určitej úrovni chybovosti pravdepodobnosť úpadku obchodnej spoločnosti v časovom horizonte nasledujúcich dvanástich mesiacov. Súčasťou príspevku je zároveň porovnanie klasifikačnej presnosti nášho modelu s modelom Z-score, ktorý sa často využíva na finančnú analýzu.

Úvod

Finančné zlyhanie podnikateľského subjektu ako obchodného partnera alebo akéhokoľvek dlžníka všeobecne má následný dopad na všetkých jeho veriteľov. Žiadny podnikateľ alebo investor nechce, aby sa jeho pohľadávka stala nevyhnutnou alebo investícia zlyhanou. No v prípade, že sa dlžník dostane do úpadku, pohľadávka voči nemu sa stáva nevyhnutnou, prípadne splatnou len sčasti. Tento stav môže veriteľom spôsobiť druhotnú platobnú neschopnosť, keď v dôsledku neinkasovaných pohľadávok nie sú schopní plniť svoje vlastné záväzky a sami sa môžu neskôr ocitnúť v úpadku. Preto je potrebné, aby si veritelia v rámci obchodných vzťahov pozorne sledovali svojich odberateľov a v prípade určitých negatívnych indikátorov okamžite prijali relevantné opatrenia v snahe predísť finančným škodám spôsobeným úpadkom obchodného partnera. Jednou z možností takehoto monitoringu je finančná analýza ex ante, v rámci ktorej dokážeme prostredníctvom prediktívneho modelu pri určitej úrovni chybovosti predikovať zlyhanie podniku. Pre poznanie finančnej situácie našich partnerov je potrebné disponovať relevantnými informáciami a v čo najväčšom množstve. Vo väčšine prípadov sme však nútení pracovať iba s takými informáciami, ktoré sú verejne dostupné. Dnes sa však v prípade obchodných spoločností dá dostať aj k takým informáciám, ako sú účtovné závierky. Rôzne ukazovatele finančnej analýzy vypočítané z údajov nachádzajúcich sa v účtovnej závierke môžu byť následne vstupom do modelu, ktorý by nás mal včas upozorniť na prípadné zlyhanie analyzovaného subjektu alebo kvantifikovať pravdepodobnosť, s akou toto zlyhanie môže nastať. Práve absencia akéhosi všeobecne známeho bankrotového modelu skonštruovaného primárne pre slovenské podniky má za následok, že v rámci finančnej analýzy ex ante sa používajú modely skonštruované a odhadnuté v podmienkach zahraničných podnikateľských prostredí. Potenciálny problém použitia preberaných modelov spočíva

predovšetkým v odlišných účtovných postupoch a tým v diskrepanciách vo výpočte finančných ukazovateľov. Predkladaný príspevok si preto kládie za cieľ skonštruovať model predikcie úpadku obchodných spoločností podnikajúcich v podmienkach SR a porovnať klasifikačnú presnosť tohto modelu s klasifikačnou presnosťou modelu Z-score, ktorý sa vo finančnej analýze veľmi často používa.

METODIKA PRÁCE

Objektom skúmania sú podnikateľské subjekty so sídlom na území SR s výnimkou subjektov z finančného odvetvia. Predmetom spracovania budú účtovné závierky zostavené za obdobia 2012, 2013 a 2014. Primárnym zdrojom účtovných závierok je Register účtovných závierok, ktorý vznikol z povolenia Ministerstva financií SR ako informačný systém verejnej správy. Register je zriadený zákonom č. 431/2002 Z. z. o účtovníctve v znení neskorších predpisov a povinne zverejňuje dokumenty podľa § 23 ods. 2 tohto zákona. Kompletnú databázu všetkých účtovných závierok nám však poskytla komerčná spoločnosť Finstat, s. r. o., ktorá údaje hromadne automatizovane sťahuje prostredníctvom Application Programming Interface (API) a ktorá podobným spôsobom sťahuje informácie aj z Obchodného vestníka či Obchodného registra.

Na účely hodnotenia sa v príspevku pod úpadkom rozumie začatie konkurzného či reštrukturalizačného konania. Ide o nutný kompromis, pretože dlžník je v úpadku, ak je platobne neschopný alebo predĺžený, a tento status nie je možné presne časovo identifikovať. Časovú informáciu, kedy úpadok nastal, pozná len sám dlžník. Dátum začatia konkurzného či reštrukturalizačného konania je však prvou verejne dostupnou informáciou o tom, že dlžník sa dostal do úpadku, pričom návrh na začatie konkurzného konania mohol podať on sám alebo jeho veriteľ. Bez ohľadu na to, či sa konkurzné konanie skončí vyhlásením konkurzu alebo nie, dátum začatia konkurzného či reštrukturalizačného konania bude pre nás jednoznačná informácia

- ¹ Štúdia je zverejnená sú súhlasom výkonnej rady časopisu Forum statisticum slovacum a pôvodne bola publikovaná ako: GULKA, Martin: Model predikcie úpadku obchodných spoločností podnikajúcich v podmienkach SR. In: Forum statisticum slovacum, roč. 12 (2016), č. 1, s. 16-22 (Dostupné na internete: <http://www.ssd.sk/sk/fss/fss201601/>). V prípade citovania uvedenej štúdie je potrebné odvolať sa na pôvodnú verziu uvedenú v časopise Forum statisticum slovacum.
- ² Článok je zhrnutím diplomovej práce s rovnakým názvom, za ktorú získal autor prvú cenu v súťaži o cenu guvernéra NBS pre študentov univerzít za výnimočnú dizertačnú, prípadne diplomovú prácu v oblasti menovej ekonomie, makroekonomie alebo finančnej ekonomie.



o tom, ktoré spoločnosti označíme ako spoločnosti v úpadku. Všetky oznámenia o začatí konkurzných konaní sú zverejnené v Obchodnom vestníku.

Z poskytnutej databázy všetkých obchodných spoločností sa z uvedeného dôvodu museli vyselektovať všetky tie, ktoré mali záznam v Obchodnom vestníku v časti Konkurzy a reštrukturalizácie. Išlo približne o 2 700 obchodných spoločností a všetky tieto spoločnosti boli následne manuálne skontrolované vo vyhľadávачi Obchodného vestníka. Na účely konštrukcie modelu bola totiž potrebná aj informácia, v ktorý deň sa dané konkurzné či reštrukturalizačné konanie začalo. Podľa dátumu začatia konania bolo následne možné rozhodnúť, ktorú účtovnú závierku pre danú zlyhanú spoločnosť použiť pri odhade modelu. Napríklad, ak sa konkurzné konanie na určitú obchodnú spoločnosť začalo v júni 2015, hodnoty finančných ukazovateľov sa počítali z poslednej účtovnej závierky zverejnenej pred začatím tohto konania. Pre všetky nezlyhané spoločnosti sa finančné ukazovatele počítali z účtovných závierok za rok 2014. Znamená to, že obdobie, počas ktorého sledujeme dané obchodné spoločnosti, je maximálne 12 mesiacov, a preto výstup výsledného modelu môžeme interpretovať ako pravdepodobnosť, že sa spoločnosť dostane do úpadku v priebehu nasledujúcich 12 mesiacov od dátumu zverejnenia a následného použitia účtovnej závierky.

Keďže závisle premenná je binárna, teda nabúdajúca obmenu buď zlyhanej, alebo nezlyhanej spoločnosti, model bude odhadnutý logistickou regresiou. Tá skúma závislosť medzi pravdepodobnosťou konkrétnej obmeny závisle premennej od jednej alebo viacerých nezávisle premenných, kde vysvetľujúce premenné môžu byť tak kvalitatívne, ako aj kvantitatívne. Ústredným matematickým poňatím tvoriacim základ logistickej regresie je logit, prirodzený logaritmus pomeru šancí. Podielom pravdepodobnosti výskytu udalosti a pravdepodobnosti, že udalosť nenastane, dostávame pomer šancí, ktorý je vždy kladné číslo, a vzťah medzi logitom a vektorom vysvetľujúcich premenných má už lineárny charakter. Rovnica logistického modelu má tvar:

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad (1)$$

Pre zjednodušenie zápisu uvažujeme veličinu $\pi(x)$ ako reprezentáciu podmienenej strednej hodnoty Y za podmienky x , pri logistickom rozdelení. Ak $Y = 1$, čiže nastal úpadok, potom $\pi(x)$ sa rovná $E(Y = 1|x)$, t. j. $\pi(x)$ vyjadruje pravdepodobnosť, že nastane úpadok za podmienky X , a vyjadrením $\pi(x)$ z rovnice (1) dostávame vzťah:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} \quad (2)$$

Pred samotným odhadom modelu bolo potrebné uskutočniť ešte niekoľko procedúr vedúcich k upraveniu databázy na požadovanú a použiteľnú

štruktúru. V rámci celej databázy bolo potrebné odstrániť mnohé pozorovania. Išlo predovšetkým o všetky spoločnosti z finančného odvetvia, ďalej o všetky spoločnosti, pri ktorých sa z nejakých dôvodov aktíva nerovnali pasívam, a o všetky spoločnosti, pri ktorých boli zaznamenané účtovné anomálie, ako sú záporné stavy aktív, zásob, finančných účtov, bankových úverov, tržieb a podobne. Po zrealizovaní všetkých reštrikcií a výberu iba tých zlyhaných spoločností, proti ktorým bolo začaté konkurzné či reštrukturalizačné konanie v rokoch 2013, 2014 a 2015, zostalo v našej databáze z pôvodných 147 432 obchodných spoločností len 120 854, pričom z nich len 602 bolo z podskupiny zlyhaných obchodných spoločností. Všetky ostatné boli také obchodné spoločnosti, proti ktorým doteraz nebolo začaté konkurzné konanie.

VÝSLEDKY

Pre každú obchodnú spoločnosť bolo vypočítaných 27 finančných ukazovateľov, z ktorých dva museli byť odstránené z dôvodu relatívne vysokého zastúpenia chýbajúcich hodnôt, ktoré vznikli v dôsledku delenia nulou. Okrem chýbajúcich hodnôt bolo v rámci databázy potrebné ošetriť aj extrémnu variabilitu hodnôt finančných ukazovateľov a multikolinearitu. Keďže extrémne odľahlé pozorovania spôsobujúce túto variabilitu by veľmi skresľovali výsledky ďalších štatistických analýz, pristúpilo sa k úprave dát metódou nazývanou ako „winsorising“. Ide o spôsob eliminácie extrémnych hodnôt, pri ktorom sa všetky hodnoty nad alebo pod určitou hranicou nahradia hodnotou prislúchajúcou tejto hranici. Na identifikáciu výskytu multikolinearity sme využili korelačnú maticu pozostávajúcu z Pearsonových korelačných koeficientov. Za silnú koreláciu sa považoval prípad, keď absolútna hodnota Pearsonovho korelačného koeficientu bola vyššia ako 0,60. Týmto spôsobom sme dokázali identifikovať skupiny navzájom silne korelovaných ukazovateľov a v rámci nich sme na základe individuálnej analýzy vybrali iba jeden ukazovateľ, ktorý následne vstupoval do odhadu modelu. Individuálna analýza spočívala v tom, že sme použili postup logistickej regresie zvlášť pre každý jeden ukazovateľ zo skupiny silne korelovaných ukazovateľov. Na strane vysvetľujúcich premenných bol okrem interceptu vždy iba jeden finančný ukazovateľ s tým, že nás zaujímala jeho individuálna klasifikačná presnosť vyjadrená štatistikou AUC (*Area under the curve*). V rámci skupiny silne korelovaných ukazovateľov sa následne do odhadu modelu vybral iba ten, ktorý vykázal najvyššiu hodnotu AUC. Do odhadu modelu nakoniec vstupovalo 14 finančných ukazovateľov, medzi ktorými už nebola silná korelácia.

Model bol odhadnutý logistickou regresiou s využitím procedúry *Stepwise selection*. V súbore pozorovaní, na ktorom sa model odhadoval, bolo spolu 844 pozorovaní, pričom 422 z nich boli zlyhané pozorovania. Validačná vzorka, na ktorej sa overovala klasifikačná presnosť modelu, pozostávala z 360 pozorovaní, z ktorých 180 boli zlyhané pozorovania. Kým z podskupiny zlyhaných pozo-



rovaní sme využili všetky pozorovania, z podskupiny nezlyhaných obchodných spoločností s veľkosťou 120 252 pozorovaní museli byť jednotlivé spoločnosti vyselektované náhodne s tým, že následné testovanie stredných hodnôt potvrdilo, že náhodný výber nezlyhaných pozorovaní je reprezentatívnu vzorkou pôvodného súboru všetkých nezlyhaných pozorovaní. Pri spracovaní výsledkov bol použitý softvér SAS.

Z tabuľky 1 možno vyčítať výsledky modelu vrátane odhadnutých koeficientov, ich štandardných odchýlok a p hodnôt, ako aj výsledky testov hypotéz o významnosti modelu ako celku a zovšeobecneného koeficientu determinácie. Zároveň je potrebné poznamenať, že pôvodnou procedúrou *Stepwise selection* bol namiesto stupňa samofinancovania vybraný ukazovateľ doba inkasa pohľadávok. Na základe predpokladu, že stupeň samofinancovania môže byť väčším prínosom pri predikcii úpadku obchodnej spoločnosti ako doba inkasa pohľadávok, sa však pristúpilo k vzájomnej výmene týchto dvoch ukazovateľov. Predpoklad bol potvrdený tým, že po modifikácii vzrástla senzitivita o 1 percentuálny bod, no za cenu poklesu celkovej klasifikačnej presnosti o 0,8 percentuálneho bodu. Senzitivita uvádza percentuálny podiel pozorovaní, ktoré boli skutočne zlyhané, a aj model ich označil ako zlyhané. V dôsledku tejto modifikácie je síce

ukazovateľ stupeň samofinancovania štatisticky nevýznamný, no cieľom bolo správne klasifikovať čo najviac zlyhávajúcich podnikov pri súčasnej maximalizácii celkovej klasifikačnej presnosti, čo sme vzájomnou výmenou ukazovateľov dosiahli.

Tabuľka 2 obsahuje informácie týkajúce sa klasifikačnej presnosti modelu. Môžeme vidieť, že celkový podiel správne klasifikovaných pozorovaní sa pohybuje na úrovni približne 80 %. Na druhej strane, vo validačnej vzorke nám o niečo vzrástla chyba prvého druhu, ktorá predstavuje prípad, keď model skutočne zlyhávajúcu spoločnosť označil za nezlyhávajúcu. Dôležitým výsledkom však je, že klasifikačná presnosť vykázaná na validačnej vzorke je takmer totožná s klasifikačnou presnosťou vykázanou na tréningovej vzorke. Na základe uvedeného môžeme tvrdiť, že prediktívny bankrotový model založený len na finančných ukazovateľoch dokáže vykázať celkovú klasifikačnú presnosť na úrovni približne 80 % pri chybe prvého druhu od 15 % do 18 %.

Matematický zápis výsledného modelu má tvar (3), kde X_1 je pohotová likvidita, X_2 je obrat pracovného kapitálu, X_3 je podiel finančných účtov (v %), X_4 je stupeň samofinancovania (v %), X_5 je úverová zaťaženosť (v %), X_6 je podiel záväzkov voči štátnym inštitúciám (v %) a X_7 je rentabilita aktív z pohľadu EBITDA.

$$p = \frac{e^{0,0216 - 0,6131 \cdot X_1 - 0,0068 \cdot X_2 - 0,0293 \cdot X_3 - 0,0011 \cdot X_4 + 0,0240 \cdot X_5 + 0,0317 \cdot X_6 - 1,0663 \cdot X_7}}{1 + e^{0,0216 - 0,6131 \cdot X_1 - 0,0068 \cdot X_2 - 0,0293 \cdot X_3 - 0,0011 \cdot X_4 + 0,0240 \cdot X_5 + 0,0317 \cdot X_6 - 1,0663 \cdot X_7}} \quad (3)$$

Tabuľka 1 Výsledky odhadu modelu s využitím logistickej regresie

Parameter	Koeficient	Štandardná odchýlka	P hodnota	Očakávaný vplyv	Výsledný vplyv
Intercept	0,0216	0,1321	0,8699		
Pohotová likvidita	-0,6131	0,2524	0,0151	-	-
Obrat pracovného kapitálu	-0,0068	0,0031	0,0268	-	-
Podiel finančných účtov	-0,0293	0,0063	<0,0001	-	-
Stupeň samofinancovania	-0,0011	0,0007	0,1286	-	-
Úverová zaťaženosť	0,0240	0,0046	<0,0001	+	+
Podiel záväzkov voči štátnym inštitúciám	0,0317	0,0082	0,0001	+	+
EBITDA/Aktíva	-1,0663	0,2211	<0,0001	-	-

Zovšeobecnený koeficient determinácie	0,5184
---------------------------------------	--------

Testy hypotézy o významnosti modelu	Chi-Square	P hodnota
Likelihood Ratio	415,5109	<0,0001
Score	287,3598	<0,0001
Wald	149,3264	<0,0001

Zdroj: Vlastné spracovanie na základe výsledkov zo štatistického softvéru.

Tabuľka 2 Klasifikačná tabuľka pre tréningovú a validačnú vzorku

	Správna klasifikácia	Nesprávna klasifikácia	Chyba 1. druhu	Chyba 2. druhu
Tréningová vzorka	80,81 %	19,19 %	14,93 %	23,46 %
Validačná vzorka	79,17 %	20,83 %	18,33 %	23,33 %

Zdroj: Vlastné spracovanie na základe výsledkov zo štatistického softvéru.



- 3 Je to väčší súbor ako pôvodne uvádzaných 120 854 pozorovaní, pretože sme nemuseli odstrániť pozorovania s chýbajúcimi hodnotami pri všetkých finančných ukazovateľoch, ale iba pri tých, s ktorými uvažujeme v našom modeli a v modeli Z-score.
- 4 PK = obežný majetok – krátkodobé záväzky – krátkodobé finančné výpomoci – bežné bankové úvery
- 5 EBITDA = VH z hosp. č. + odpisy + zostatková cena predaného DM a materiálu – tržby z predaja DM a materiálu

Po dosadení hodnôt finančných ukazovateľov do vzťahu (3) získame hodnoty pravdepodobností p v intervale $<0,1>$, ktoré môžeme interpretovať ako pravdepodobnosť, že sa daná obchodná spoločnosť dostane do úpadku v priebehu nasledujúcich 12 mesiacov. Pravdepodobnosti nad 0,50 interpretujeme ako prípad, keď sa podnik viac podobá podniku smerujúcemu k úpadku, a pravdepodobnosti pod 0,50 interpretujeme ako prípad, keď sa podnik viac podobá podniku nesmerujúcemu k úpadku. Vzťahy pre výpočet jednotlivých finančných ukazovateľov tvoriacich výsledný model sú v tabuľke 3.

Odhadnutý model sme následne aplikovali na náš súbor všetkých dostupných obchodných spoločností s veľkosťou 122 822 pozorovaní³ a na tento istý súbor sme zároveň aplikovali aj revidovaný Altmanov Z-score model (Altman, 1983) s tým, že sme si navzájom porovnali výsledky klasifikačnej presnosti. Keďže Altman uvažuje až tri klasifikačné úrovne, bolo potrebné rozhodnúť o tom, ako ošetriť tzv. šedú zónu. Zistili sme, že v čase aplikácie Altmanovho modelu na súbor slovenských obchodných spoločností sa v šedej zóne nachádzalo 24 % pozorovaní, v zóne nezlyhávajúcich spoločností sa nachádzalo 43 % pozorovaní a v zóne zlyhávajúcich spoločností 33 % pozorovaní. My sme však na účely overenia a porovnania klasifikačnej presnosti potrebovali poznať iba dve možnosti predikcie, a to buď zlyhávajúci podnik, alebo nezlyhávajúci podnik. Ak náš model vykáže pravdepodobnosť úpadku vyššiu ako 50 %, považujeme takýto podnik za zlyhávajúci. A naopak, ak model vykáže pravdepodobnosť úpadku nižšiu ako 50 %, považujeme takýto podnik za nezlyhávajúci. V prípade Altmanovho modelu však existujú až tri možnosti klasifikácie. Preto sme pristúpili k modifikácii tzv. cut-off hranice pre revidovaný Z-score model, pod ktorou budeme podnik považovať za zlyhávajúci a nad ktorou budeme podnik považovať za nezlyhávajúci. Postupovali sme nasledujúcim spôsobom:

- nová cut-off hranica pre Z' skóre revidovaného modelu bola určená ako priemer spodnej hranice (1,23) a hornej hranice (2,90), čoho výsledkom je číslo 2,065;
- ak vypočítané skóre bolo nižšie ako 2,065 a dané pozorovanie malo status zlyhanej spoločnosti, považovali sme to za správnu klasifikáciu;

- ak vypočítané skóre bolo vyššie ako 2,065 a dané pozorovanie malo status nezlyhanej spoločnosti, považovali sme to za správnu klasifikáciu;
- ak vypočítané skóre bolo vyššie ako 2,065 a dané pozorovanie malo status zlyhanej spoločnosti, považovali sme to za chybu prvého druhu;
- ak vypočítané skóre bolo nižšie ako 2,065 a dané pozorovanie malo status nezlyhanej spoločnosti, považovali sme to za chybu druhého druhu.

Pri porovnaní klasifikačných tabuliek môžeme vidieť, že náš model má vyššiu celkovú úspešnosť správnej klasifikácie ako Z-score model. Z celkového počtu 122 822 obchodných spoločností náš model správne klasifikoval 92 904 spoločností, zatiaľ čo Z-score správne klasifikoval len 67 665 spoločností. Problémom na strane Z-score modelu je najmä nesprávna klasifikácia skutočne nezlyhávajúcich podnikov (chyba druhého druhu) a ako môžeme vidieť, tento model má tendenciu označovať veľa skutočne nezlyhávajúcich spoločností za zlyhávajúce. Tento jav následne spôsobuje, že Z-score model síce vykáže nízku chybovosť prvého druhu, ale za cenu vysokej chybovosti druhého druhu, čo v konečnom dôsledku vedie k nízkej celkovej klasifikačnej presnosti. Podľa nášho modelu smeruje do úpadku 30 335 obchodných spoločností, no podľa Z-score až 55 612, čo sa nám zdá byť menej realistickým obrazom o situácii slovenského podnikateľského prostredia, ako na to poukazuje aj náš model. Z overenia klasifikačnej presnosti nášho modelu môžeme zároveň vidieť, že aj na takomto veľkom súbore pozorovaní náš model stále vykazuje výsledky veľmi podobné výsledkom z tréningovej a validačnej vzorky. Náš model vykázal na súbore 122 822 obchodných spoločností celkovú klasifikačnú presnosť na úrovni 75,64 % pri chybe prvého druhu na úrovni 15,65 %, čo sú čísla veľmi podobné číslam z tréningovej a validačnej vzorky, uvedeným v tab. 2.

V rámci porovnania modelov sa pristúpilo aj k inému spôsobu kvantifikácie klasifikačnej presnosti Altmanovho modelu na slovenských podnikoch. Z pôvodnej databázy sa odstránili všetky podniky nachádzajúce sa v šedej zóne (približne 24 % všetkých pozorovaní). Dalo by sa povedať, že týmto úkonom sme zjemnili podmienky komparácie v prospech Altmanovho modelu, pretože práve pri podnikoch v šedej zóne sa predpokladá najvyššia chybovosť. Zvyšné dve zóny, a to bez-

Tabuľka 3 Vzťahy pre výpočet finančných ukazovateľov prítomných v modeli

Názov ukazovateľa	Vzťah pre výpočet
Pohotová likvidita	Finančné účty / (krátkodobé záväzky + krátkodobé fin. výpomoci + bežné bankové úvery)
Obrat pracovného kapitálu	(Tržby za predaný tovar + výroba) / PK ⁴
Podiel finančných účtov	Finančné účty / aktíva spolu
Stupeň samofinancovania	Vlastné ímanie / aktíva spolu
Úverová zaťaženosť	(Bankové úvery + krátkodobé finančné výpomoci) / aktíva spolu
Podiel záväzkov voči štátnym inštitúciám	(Záväzky zo sociálneho poistenia + daňové záväzky a dotácie) / aktíva spolu
EBITDA/Aktíva	EBITDA ⁵ / aktíva spolu



Tabuľka 4 Overenie klasifikačnej presnosti nášho modelu na súbore s veľkosťou 122 822 pozorovaní

Obchodné spoločnosti		Skutočnosť		Spolu
		zlyhané	nezlyhané	
Predikcia	zlyhané	512	29 823	30 335
	nezlyhané	95	92 392	92 487
Spolu		607	122 215	122 822

Zdroj: Vlastné spracovanie.

Tabuľka 5 Overenie klasifikačnej presnosti Z-score modelu na súbore s veľkosťou 122 822 pozorovaní

Obchodné spoločnosti		Skutočnosť		Spolu
		zlyhané	nezlyhané	
Predikcia	zlyhané	531	55 081	55 612
	nezlyhané	76	67 134	67 210
Spolu		607	122 215	122 822

Zdroj: Vlastné spracovanie.

Tabuľka 6 Overenie klasifikačnej presnosti Z-score modelu bez podnikov v šedej zóne

Obchodné spoločnosti		Skutočnosť		Spolu
		zlyhané	nezlyhané	
Predikcia	krízová zóna	472	40 310	40 782
	bezpečná zóna	55	53 018	53 073
Spolu		527	93 328	93 855

Zdroj: Vlastné spracovanie.

pečná a krízová zóna podniku sa, naopak, považujú za zóny, kde by chybovosť mala byť najnižšia. Cieľom je teda zistiť, akej chybovosti sa dopúšťa Altmanov model len v týchto dvoch zónach.

Zistili sme, že chybovosť vo zvyšných dvoch zónach je v porovnaní s variantom zahŕňajúcim aj podniky v šedej zóne takmer rovnaká (10,44 % vs. 12,57 % pre chybu prvého druhu, 43,19 % vs. 45,07 % pre chybu druhého druhu). Tým naznačujeme, že prijatý kompromis v modifikácii cut-off hranice nemal zásadný vplyv na výslednú klasifikačnú presnosť Z-score modelu pri aplikácii na slovenských podnikoch. Nadalej teda zostáva platné konštatovanie, že Altmanov model aplikovaný na slovenské podniky vykazuje nízku klasifikačnú presnosť vyplývajúcu z vysokej chybovosti druhého druhu.

ZÁVER

V príspevku sme načrtli proces konštrukcie modelu predikcie úpadku obchodných spoločností. Na základe výsledkov sme zistili, že model založený len na pomerových ukazovateľoch finančnej analýzy dokáže vykázať celkovú klasifikačnú presnosť na úrovni 75 až 80 % pri chybe prvého druhu na úrovni od 15 do 18 %. Dôkazom toho sú výsledky jednak z tréningovej a validačnej vzorky a jednak z následnej validácie modelu na súbore 122 822 obchodných spoločností. Na ten istý súbor sme následne aplikovali aj model Z-score a na základe porovnania výsledkov sme zistili, že náš mo-

del vykazuje evidentne vyššiu celkovú úspešnosť správnej klasifikácie (75,64 % vs. 55,09 %). Na druhej strane model Z-score vykázal nižšiu chybovosť prvého druhu, ale za cenu vysokej chybovosti druhého druhu, ktorá bola na úrovni až 45,07 %. Znamená to, že model Z-score má tendenciu označovať veľa slovenských obchodných spoločností za zlyhávajúce, čo spochybňuje klasifikačnú presnosť tohto modelu, a tým aj vhodnosť použitia modelu Z-score pri prognózovaní finančnej situácie slovenských obchodných spoločností.

Literatúra

- ATLMAN, E. I. 1983. *Corporate financial Distress: a complete guide to predicting, avoiding, and dealing with bankruptcy*. 1. vyd. New York: Wiley.
- GHOSH, D. – VOGT, A. *Outliers: An Evaluation of Methodologies* [online]. B.m. : b.v., 2012. [cit. 9.5.2016]. Dostupné na: <https://www.amstat.org/sections/srms/proceedings/y2012/files/304068_72402.pdf>.
- GULKA, M. 2016. Model predikcie úpadku obchodných spoločností podnikajúcich v podmienkach SR [diplomová práca]. Nitra: SPU v Nitre, 2016.
- HOSMER, D. – LEMESHOW, S. 2000. *Applied Logistic Regression*. 2. vyd. New York : John Wiley & Sons, 2000. 375 s. ISBN 9780471722144.
- Register účtovných závierok : Register účtovných závierok [online]. [cit. 9.5.2016]. Dostupné na: <<http://www.registeruz.sk/cruz-public/home>>.
- STANKOVIČOVÁ, I. – VOJTKOVÁ, M. 2007. *Viacrozmerné štatistické metódy s aplikáciami*. 1. vyd. Bratislava : IURA Edition, 261 s. ISBN 978-80-8078-152-1.
- Zákon č. 7/2005 Z. z. o konkurze a reštrukturalizácii a o zme- ne a doplnení niektorých zákonov.
- Zákon č. 431/2002 Z. z. o účtovníctve.