

**Jihočeská univerzita v Českých Budějovicích**

Ekonomická fakulta

Katedra účetnictví a financí

---

Studijní program: N6208 Ekonomika a management

Studijní obor: Účetnictví a finanční řízení podniku

# **Diplomová práce**

## **Tvorba soustav ukazatelů – bankrotních modelů**

---

**Vedoucí diplomové práce:**

Ing. Radek Zdeněk, Ph.D.

**Autor:**

Bc. Pavel Bürger

2015



JIHOČESKÁ UNIVERZITA V ČESKÝCH BUDĚJOVICÍCH

Fakulta ekonomická  
Akademický rok: 2013/2014

## ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: **Bc. Pavel BÜRGER**  
Osobní číslo: **E13656**  
Studijní program: **N6208 Ekonomika a management**  
Studijní obor: **Účetnictví a finanční řízení podniku**  
Název tématu: **Tvorba soustav ukazatelů - bankrotních modelů**  
Zadávající katedra: **Katedra účetnictví a financí**

### Zásady pro vypracování:

Cíl:

Cílem práce je vytvořit vlastní modely pro předpověď úpadku podniku pomocí diskriminační analýzy a logistické regrese a vyhodnotit jejich vlastnosti.

Rámcová osnova:

1. Úpadek podniku a jeho predikce.
2. Predikční modely - historie, vlastnosti, spolehlivost, omezení.
3. Klasifikační metody - diskriminační analýza, logistická regrese.
4. Výběr a charakteristika vzorku podniků.
5. Výběr ukazatelů.
6. Tvorba vlastních predikčních modelů.
7. Vyhodnocení výsledků s důrazem na spolehlivost modelů.

Rozsah grafických prací:

Rozsah pracovní zprávy: 50 - 60 stran

Forma zpracování diplomové práce: tištěná

Seznam odborné literatury:

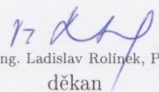
- Altman, E. I. (1968). *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. *The Journal of Finance*, 23(4), pp. 589-609.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt (3rd ed)*. Hoboken: Wiley.
- Beaver, W. H. (1966). *Financial Ratios As Predictors of Failure*. *Journal of Accounting Research*, 4(Empirical Research in Accounting: Selected Studies), pp. 71-111.
- Blaha, Z. S., & Jindřichovská, I. (2006). *Jak posoudit finanční zdraví firmy*. Praha: Management Press.
- Grünwald, R., & Holečková, J. (2009). *Finanční analýza a plánování podniku*. Praha: Ekopress.
- Havránek, T., & Vorlíček, J. (1980). *Lineární diskriminační funkce*. In: *ROBUST '80*. Praha: JČMF.
- Hebák, P. (2004). *Vícerozměrné statistické metody [1]*. Praha: Informatorium.
- Hebák, P. (2007). *Vícerozměrné statistické metody [3]*. Praha: Informatorium.
- Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendum statistického zpracování dat: metody a řešené úlohy (2nd ed)*. Praha: Academia.
- Růčková, P. (2011). *Finanční analýza: Metody, ukazatele, využití v praxi*. Praha: GRADA Publishing.
- Řeháková, B. (2000). *Nebojte se logistické regrese*. *Sociologický časopis*, 36(4), pp. 475-492.
- Sedláček, J. (2011). *Finanční analýza podniku (2nd ed)*. Brno: Computer Press.

Vedoucí diplomové práce: Ing. Radek ZDENĚK, Ph.D.


Katedra účetnictví a financí

Datum zadání diplomové práce: 3. března 2014

Termín odevzdání diplomové práce: 30. dubna 2015

  
doc. Ing. Ladislav Rolínek, Ph.D.  
děkan

JIHOČESKÁ UNIVERZITA  
V ČESKÝCH BUDĚJOVICÍCH  
EKONOMICKÁ FAKULTA  
Studentská 13 (1)  
370 05 České Budějovice

  
doc. Ing. Milan Jílek, Ph.D.  
vedoucí katedry

V Českých Budějovicích dne 3. března 2014

### **Prohlášení:**

Prohlašuji, že jsem svou diplomovou práci na téma „Tvorba soustav ukazatelů – bankrotních modelů“ vypracoval samostatně pouze s použitím pramenů a literatury uvedených v seznamu citované literatury.

Prohlašuji, že v souladu s § 47 zákona č. 111/1998 Sb. v platném znění souhlasím se zveřejněním své diplomové práce, a to v nezkrácené podobě elektronickou cestou ve veřejně přístupné části databáze STAG provozované Jihočeskou univerzitou v Českých Budějovicích na jejích internetových stránkách, a to se zachováním mého autorského práva k odevzdanému textu této kvalifikační práce. Souhlasím dále s tím, aby toutéž elektronickou cestou byly v souladu s uvedeným ustanovením zákona č. 111/1998 Sb. zveřejněny posudky školitele a oponentů práce i záznam o průběhu a výsledku obhajoby kvalifikační práce. Rovněž souhlasím s porovnáním textu mé kvalifikační práce s databází kvalifikačních prací Theses.cz provozovanou Národním registrem vysokoškolských kvalifikačních prací a systémem na odhalování plagiátů.

Ve Vodňanech dne 30. 3. 2015

.....

Bc. Pavel Bürger

**Poděkování:**

Rád bych poděkoval vedoucímu mé diplomové práce, Ing. Radku Zdeňkovi, Ph.D., za odborné připomínky, trpělivost a podněty, kterých jsem při zpracování této práce využil.

# Obsah

<b>1. Úvod .....</b>	<b>4</b>
<b>2. Finanční analýza .....</b>	<b>6</b>
2.1 Historie, definice a vymezení.....	6
2.1 Informační zdroje .....	8
2.2 Finanční zdraví.....	9
<b>3. Úpadek podniku a finanční tíseň.....</b>	<b>11</b>
3.1 Úpadek podniku .....	11
3.2 Finanční tíseň a její definice .....	14
<b>4. Predikční modely – přehled a vlastnosti.....</b>	<b>15</b>
4.1 Historie studií predikčních modelů .....	15
4.2 Predikce založená na peněžních tocích .....	15
4.3 Predikce založená na poměrových ukazatelích.....	17
4.4 Predikce založená na bankrotních modelech .....	18
<b>5. Klasifikační metody .....</b>	<b>25</b>
5.1 Úvod do klasifikačních metod a tvorby modelů .....	25
5.2 Výběr vzorku v kvantitativním výzkumu .....	26
5.3 Hodnocení kvality modelu .....	28
5.4 Druhy klasifikačních modelů .....	30
5.5 Diskriminační analýza.....	31
5.6 Logistická regrese .....	35
<b>6. Metodika .....</b>	<b>38</b>
6.1 Cíle práce .....	38
6.2 Podnik v úpadku.....	38
6.3 Vstupní data .....	39
6.4 Volba ukazatelů.....	39
6.5 Použitý software.....	41

6.6 Postup prací .....	41
<b>7. Přehled vybraných statistických testů za skupiny podniků .....</b>	<b>44</b>
7.1 Údaje determinující velikost.....	44
7.2 Údaje o výkonnosti podniků.....	47
<b>8. Klasifikační přesnost stávajících modelů .....</b>	<b>50</b>
8.1 Altman Z' .....	50
8.2 Altman Z'' .....	56
8.3 IN95.....	60
8.4 IN99.....	64
8.5 IN01 .....	67
8.6 IN05.....	69
8.7 Taffler.....	71
8.8 Gurčíkův index .....	73
8.9 Zhodnocení modelů a optimalizace.....	76
<b>9. Profilová analýza .....</b>	<b>80</b>
9.1 Grafické provedení profilové analýzy .....	80
9.2 Test shody středních hodnot.....	88
<b>10. Diskriminační analýza .....</b>	<b>90</b>
10.1 Test normality.....	90
10.2 Bankrotní model „Bürgerův index DA12“ (BIDA12) .....	92
<b>11. Logistická regrese.....</b>	<b>99</b>
11.1 Bankrotní model „Bürgerův index LR12“ (BILR12).....	99
<b>12. Srovnání Bürgerova indexu DA12 a LR12 s konkurencí .....</b>	<b>105</b>
<b>13. Závěr.....</b>	<b>108</b>
<b>Summary and keywords .....</b>	<b>110</b>
<b>Seznam použitých zdrojů .....</b>	<b>113</b>
<b>Seznam tabulek, grafů a obrázků .....</b>	<b>116</b>





# 1. Úvod

Analýza je jedním z prvních kroků nutných ke správnému rozhodnutí, přesto žádná analýza není svět sám pro sebe. Měla by mít především smysl jako logický prostředek hodnocení údajů a vytváření nových informací, které jsou pro analytika cennější než samostatné prvotní údaje. Jednou z takových analýz je analýza finanční, která je se všemi svými metodami využívána jak v kruzích teoretiků, či chceme-li akademických pracovníků, tak v kruzích praktiků.

Finanční analýza založená na kvantitativních principech predikčních modelů (obsažená v této práci) by měla vést k syntéze matematicky (či statisticky) vyjádřených dílčích aspektů financí podniku a tato syntéza by měla zodpovědět otázku, zda hrozí či nehrozí úpadek podniku. Téma předpovídání úpadku podniku se v ekonomické literatuře začalo objevovat od šedesátých let dvacátého století a právě predikční modely založené na hypotéze, že úpadek podniku je možné rozpoznat dříve, než k němu dojde<sup>1</sup>, se ukázaly být jednou z možností, jak zodpovědět otázku budoucnosti podniku.

Důležitost predikce úpadku podniku dokládá i tisková zpráva Czech Credit Bureau, která říká, že v roce 2013 bylo vyhlášeno 1 379 bankrotů obchodních společností a 4 417 bankrotů živnostníků. Bankrotní modely by tedy měly pomoci manažerům, vlastníkům, potenciálním investorům a bankám odhalit varovné signály s dostatečným časovým předstihem a to proto, aby bylo možné na situaci reagovat a popřípadě nějakým způsobem úpadku zabránit.

Cílem diplomové práce je vytvoření vlastního modelu pro předpověď úpadku podniku a to za pomoci diskriminační analýzy a logistické regrese, jakožto vybraných metod pro tvorbu bankrotních modelů. Úkolem této práce je též vyhodnotit vlastnosti nově vytvořených modelů (rovnice), zejména s důrazem na spolehlivost jejich predikce.

Literární rešerše (teoretická část) je rozdělena do čtyř kapitol očíslovaných 2 – 5 a nejprve vymezuje základy finanční analýzy, její historická východiska, informační zdroje a použití pro hodnocení finančního zdraví podniku. V kapitole 3 následuje vymezení úpadku podniku, jaké přináší náklady a případně jak může být ovlivněn nekalým jednáním, kapitola též předkládá rozdíl mezi pojmy úpadek a finanční tíseň. Rešerše v kapitole 4 přináší pohled na predikční modely, jejich historii a následně

---

<sup>1</sup> Rozpoznání probíhá za pomoci určitých signálů v hodnotách poměrových finančních ukazatelů.

seznamuje s vybranými, již vytvořenými, predikčními modely a profilovou analýzou. Poslední kapitola literární rešerše popisuje jednotlivé klasifikační metody z hlediska statistického. Zabývá se výběrem vzorku pro výzkum, hodnocením kvality vytvořeného modelu a popisuje jednotlivé druhy klasifikačních modelů dle použitých vícerozměrných statistických metod, přičemž největší pozornost je věnována metodám diskriminační analýzy a logistické regrese.

Aplikační (praktická) část práce je rozdělena do sedmi kapitole očíslovaných 6 až 12 a začíná vymezením metodiky práce popisující cíle práce, vstupní data, použitý software a postup prací. Kapitola 7 je zaměřena na vybrané statistické testy odpovídající na otázku, zda jsou podniky ve výběrovém souboru přibližně stejně veliké z hlediska obratu, zaměstnanců či bilanční sumy. Nejrozsáhlejší je kapitola 8, která se zabývá ověřením klasifikační přesnosti již vytvořených predikčních modelů na datech mikro a malých podniků. Devátá kapitola prezentuje profilovou analýzu vybraných poměrových ukazatelů, a to uživatelsky příjemnou grafickou formou doplněnou o tabulku s testy shody středních hodnot. Vrcholná část práce začíná kapitolou 10, ve které je pomocí diskriminační analýzy vytvořen první bankrotní model spolu s ověřením jeho klasifikační přesnosti, v kapitole následující je vytvořen pomocí logistické regrese druhý bankrotní model. Kapitola 12 uzavírá aplikační část srovnáním obou nově vytvořených bankrotních modelů s konkurenčními modely, jejichž klasifikační přesnost je ověřována v osmé kapitole. V poslední, třinácté kapitole, jsou čtenáři seznámeni se závěry práce.

## 2. Finanční analýza

Úvodní kapitola této práce se zabývá teoretickým pohledem na finanční analýzu, stručnou historií, vymezením věcným i časovým, dělením finanční analýzy, informačními zdroji a finančním zdravím.

### 2.1 Historie, definice a vymezení

Původ finanční analýzy (bezpochyby v té nejjednodušší podobě) je pravděpodobně starý jako samotný vznik peněz. Avšak podle dostupných pramenů jsou kolébkou finanční analýzy Spojené státy americké.<sup>2</sup> Finanční analýza se zpočátku zaměřovala na zobrazení absolutních změn v účetních výsledcích. Později se hodnocení rozšiřovalo až do dnešní komplexní podoby. V Čechách lze vystopovat počátek finanční analýzy na začátek 20. století, kdy se v literatuře objevil pojem „analýza bilanční“. Dle názvu je snadné vyvodit, že v období před 2. světovou válkou byla moderní především bilanční analýza. Po druhé světové válce se začal objevovat pojem „finanční analýza“ pro posouzení finanční situace podniku nebo dokonce státu (Růčková, 2011).

V konkurenčním prostředí musí firmy perfektně ovládat nejen obchodní oblast podnikatelské činnosti, ale také oblast finanční. Finanční analýza dává k dispozici celou řadu metod pro hodnocení finančního zdraví podniku či predikce jeho úpadku a velmi často tvoří součást hodnocení podniku při žádosti o úvěr nebo o jiné finanční zdroje. Zajímavostí finanční analýzy je fakt, že umožňuje použít vlastní úsudek k hodnocení hospodaření podniku, přičemž každý názor může být správný, pokud je podložen správným argumentem (Růčková, 2011).

V odborné literatuře existuje celé množství definic finanční analýzy, jako např.: „*Finanční analýza je oblast, která představuje výraznou součást podnikového řízení. Je úzce spojena s finančním účetnictvím a finančním řízením podniku a propojuje tyto dva nástroje podnikového řízení*“ (Grünwald, Holečková, 2009). Různé definice se shodují v tom, že finanční analýza vychází z údajů minulých účetních období a představuje tedy hodnocení minulosti, ovšem se snahou formulovat vhodná řešení do budoucnosti. Jejím cílem je poznat finanční zdraví podniku, identifikovat slabiny a nalézt silné stránky, o které se podnik může opřít (Pešková, Jindřichovská, 2012).

---

<sup>2</sup> V počáteční fázi se jednalo pouze o práce teoretické, které s praktickou analýzou nesouvisely.

Finanční analýza je také pojímána jako metoda hodnocení finančního hospodaření podniku, při které dochází k třídění získaných dat, jejich agregaci, poměřování mezi sebou navzájem a kvantifikování vztahů mezi nimi, přičemž se hledají kauzální souvislosti mezi daty a určuje se jejich vývoj (Sedláček, 2011).

Finanční analýzu můžeme rozdělit na dvě vzájemně propojené části:

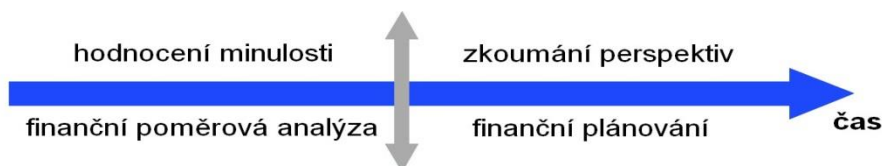
- kvantitativní
- kvalitativní

Kvalitativní část je založena jednak na znalostech vzájemných synergií ekonomických a mimoekonomických jevů a také na zkušenostech odborníků a na jejich pocitových a subjektivních předpokladech a odhadech trendů. Zabývá se vnitřním a vnějším prostředím podniku, probíhající fází života podniku a podnikovými cíly.

Kvantitativní část využívá různých algoritmizovaných (matematických či statistických) metod ke kvantitativnímu zpracování dat a jejich následnému posouzení, přičemž musí být zachována určitá kritéria srovnatelnosti, jako například oborová, geografická, politická, či legislativní srovnatelnost (Sedláček, 2011).

Při provádění finanční analýzy je také nutné brát v úvahu časové hledisko hodnocených informací a relevantně je interpretovat, neboť z účetních výkazů se nedají výsledky finanční analýzy exaktně vypočítat, ale pouze testovat s přípustnou mírou tolerance, odpovídající míře neadekvátnosti použitých zdrojů (údaje z minulosti) vzhledem ke sledování budoucnosti.

**Obrázek 1 - Časové hledisko hodnocení informací**



Zdroj: Růčková, 2011

Obrázek číslo 1 názorně ilustruje časové hledisko informací ve finanční analýze ve dvou rovinách. První rovinou je ohlédnutí se do minulosti a vyhodnocení minulosti

pomocí finanční analýzy. Druhou rovinou je fakt, že finanční analýza slouží jako základ pro finanční plánování.

Fáze finanční analýzy:

a) První fáze – sbírání informací v podobě, která je pro daný analytický cíl nejsmyslnější, respektive má nejlepší vypovídací schopnost pro daný účel.

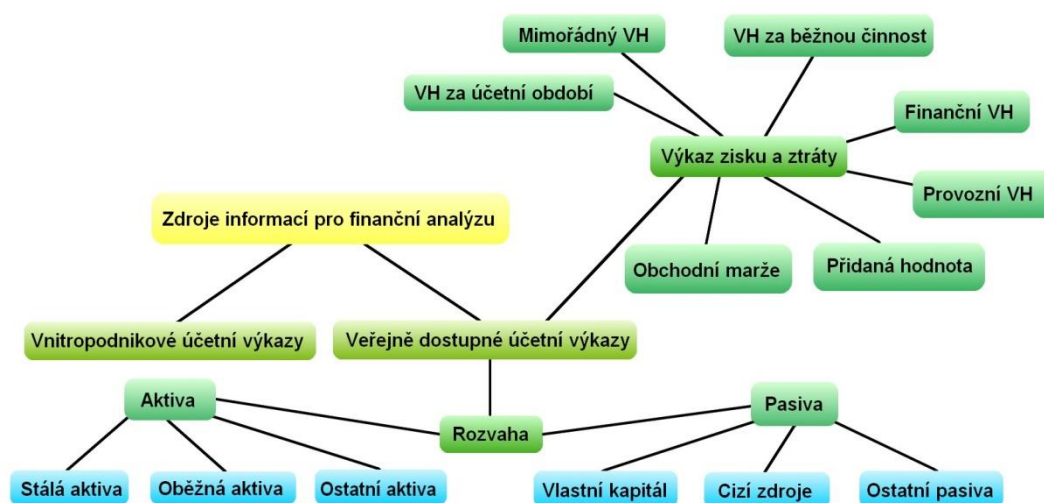
b) Druhá fáze – poměrování údajů mezi sebou a rozšiřování jejich vypovídací schopnosti pro zhodnocení určitého problému či rozhodnutí (Blaha, Jindřichovská, 2006).

## 2.1 Informační zdroje

Jak již bylo uvedeno, v první fázi finanční analýzy je potřeba získat (sesbírat) informace potřebné k provedení analýzy. Kde je možné takovéto údaje získat? Pokud se zabýváme analýzou podniku, měli bychom se zaměřit na účetní výkazy podniku, které představují základní zdroj dat pro výpočet poměrových ukazatelů. K veřejně dostupným informacím patří účetní závěrka, která obsahuje dle zákona o účetnictví rozvahu, výkaz zisku a ztráty a přílohu, nepovinnou součástí je výkaz o peněžních tocích a výkaz o změnách vlastního kapitálu (Zákon č. 563/1992 Sb.).

Pro přehlednost, jaké údaje lze ve finanční analýze využít a kde je získat, byl vytvořen následující obrázek:

**Obrázek 2 - Zdroje dat pro finanční analýzu**



Zdroj: Vlastní zpracování na základě Sedláček, 2004

Obrázek 2 ukazuje, že informace potřebné pro finanční analýzu lze získat z vnitropodnikových účetních výkazů (neveřejné) nebo z výkazů finančního účetnictví (veřejné). Výkazy finančního účetnictví jsou právně zakotveny v Zákoně o účetnictví a Vyhlášce 500/2002 Sb. Rozvaha se bilančně člení na aktiva a pasiva, a majetek i jeho zdroje se dále člení na jednotlivé skupiny. Výkaz zisku a ztráty je členěn stupňovitě tak, že je možné postupně vypočítat obchodní marži (tržby minus náklady na prodané zboží), přidanou hodnotu (obchodní marže plus výkony minus výkonová spotřeba) a výsledky hospodaření v jednotlivých částech podnikové činnosti.

Účetní závěrka jako zdroj dat má několik slabých stránek, například pro ocenění rozvahových položek se využívá model historické ceny nereflektující přesnou současnou hodnotu aktiva. Všeobecnou praxí je také snižování hodnoty dlouhodobých aktiv prostřednictvím odpisů, přičemž opačný efekt (zvyšování hodnoty) se nepřipouští. A dále v rozvaze nejsou zahrnuty některé položky, přestože mají určitou vypovídací hodnotu, například majetek využívaný na základě finančního leasingu. Výkaz zisku a ztráty má jiné nedostatky, konkrétně to, že nákladové a výnosové položky se neopírají o skutečné hotovostní toky - například do výnosů běžného období není zahrnuto inkaso plateb z prodeje, který byl realizován na úvěr v předchozím období, nebo některé náklady zahrnuté ve výsledku hospodaření nejsou vůbec hotovostním výdajem (Blaha, Jindřichovská, 2006).

Globalizace vyvolává potřebu nadnárodních účetních standardů a norem. Přestože již došlo k výraznému pokroku, nejsou stále žádné účetní normy celosvětově platné a závazné. Přesto je v Evropské unii povinnost sestavovat účetní závěrku v souladu s Mezinárodními účetními standardy (IAS/IFRS) pro podniky, které jsou emitenty cenných papírů registrovaných na burzách cenných papírů v členských státech EU (Knápková, Pavelková, 2010).

## 2.2 Finanční zdraví

Jedním z cílů finanční analýzy je stanovit pomocí určitých nástrojů míru finančního zdraví podniku<sup>3</sup>, které vyjadřuje míru odolnosti financí podniku vůči externím či interním provozním a finančním rizikům za daných okolností. Tato míra vyjadřuje,

---

<sup>3</sup> Termín finanční zdraví se zpravidla používá při analýze finančních trhů a podniků na nich obchodovaných z hlediska investorů v anglosaských zemích. Termín bonita bývá častěji uplatňován v souvislosti s hodnocením klientů bank v kontinentální Evropě.

jakou provozní či finanční újmu lze utrpět, aniž by došlo k ohrožení platební schopnosti podniku, popřípadě k ohrožení jeho tržního ohodnocení. Z toho vyplývá, že čím vyšší úroveň finančního zdraví podnik má, tím vyšší rizika by finance podniku v dalším období měly přestát (Grünwald, Holečková, 2009).

Finanční zdraví závisí především na výkonnosti a finanční pozici podniku. Z toho vyplývá, že za finančně zdravý lze považovat podnik, který:

- zhodnocuje vložený kapitál
- vyznačuje se krátkodobou likviditou
- je dlouhodobě solventní, a tedy ve svém rozhodování nezávislý (Pešková, Jindřichovská, 2012).

Podnik, který je již na trhu zavedený, považujeme za více či méně zdravý, a to i když se projevují příznaky finanční tísně, která je protikladem finančnímu zdraví, protože lze stále usuzovat, že v brzké době (do 1 roku) ještě nemusí dojít k platební neschopnosti či úpadku, pokud se přijmou adekvátní nápravná opatření. Finanční tíseň se projevuje vysokou zadlužeností, nízkou likviditou či nízkou provozní výkonností, a pokud by nebyly provedeny zásadní změny v činnosti podniku, mohlo by dojít k jeho úpadku, a právě vymezením pojmů úpadek podniku a finanční tíseň se zabývá následující kapitola.



## 3. Úpadek podniku a finanční tíseň

Třetí kapitola se zabývá úpadkem, jeho definicí, vymezením v právním řádu České republiky a náklady, které generuje. Krátká část je věnována nekalým činnostem v rámci úpadku podniku. Popsána je též situace finanční tísně, která může úpadku předcházet.

### 3.1 Úpadek podniku

Podnik je ve většině případů doveden k úpadku nedobrovolně a úpadek je v takových situacích chápán jako poslední východisko. Pokud ale podnik dokáže predikovat svůj vývoj, nemusí „klasický“ úpadek vůbec nastat, neboť podnik sám může najít vhodná řešení nastalé situace – například pomocí restrukturalizace kapitálu, akvizice atp. Řešení situace vedoucí k možnému úpadku včas, bez zásahu soudu, bude generovat menší finanční náklady, než pokud by byla situace řešena klasickým úpadkem za pomoci soudu (za předpokladu úspěchu řešení). Ve Spojených státech existuje celá řada konzultantských společností, které za úplatu sdělují manažerům problémových podniků možná východiska, okamžik zahájení restrukturalizace, či sami predikují vývoj některých podniků (Altman, 2010).

Proti těmto myšlenkám stojí některé empirické studie diskutované dále v Altmanovi (2010), kde je na základě dvou příkladů z 80. let uveden jednoduchý argument, že podnik není biologická entita a tedy nemůže být předpokládáno, že jakékoliv prodloužení jeho existence je všeobecně prospěšné. Teorie prohlubující se insolvence, jak se tato situace nazývá, říká, že ze snah zachránit očividně „umírající“ podnik mohou mít užitek pouze některé skupiny na úkor jiných skupin. Například manažeři snažící se zachránit podnik získávají pravidelné mzdy a odměny a tak se mohou pouze snažit získat čas (aby maximalizovali svůj důchod), což vede k poklesu majetku podniku a k pozdějšímu přiznání majetku věřitelům soudem v menší výši, než kterou by dostali před falešnou snahou o záchranu podniku ze strany manažerů. Manažeři se dle teorie prohlubující se insolvence snaží situaci zakrýt pomocí právníků, účetních a investičních bankéřů. Toto tvrzení stojí proti fundamentálnímu předpokladu, že majetek podniku, věřitelé, akcionáři i zaměstnanci mají užitek z reorganizace podniku.

### 3.1.1 Definice úpadku

Velmi dobře vymezené úpadkové právo umožňující rychlý výstup problémových podniků z hospodářského prostředí a zároveň umožňující rychlou vymahatelnost práv dotčených subjektů výrazně omezuje dopady vzniklé podniky, které jsou v úpadku, na ostatní subjekty národního hospodářství (Rýdl, 2005).

V českém právním prostředí aktuálně platí zákon č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení, který upravuje řešení úpadku a hrozícího úpadku dlužníka soudním řízením některým ze stanovených způsobů tak, aby došlo k uspořádání majetkových vztahů k osobám dotčeným, a k co nejvyššímu a zásadně poměrnému uspokojení dlužnických věřitelů. Zákon dále upravuje oddlužení dlužníka. Tento zákon nahradil zákon č. 328/1991 Sb., o konkurzu a vyrovnání, přičemž hlavní myšlenkou zákona z roku 2006 bylo oproti předchozímu zákonu z roku 1991 posílení postavení nezajištěných i zajištěných věřitelů, zvýšení kvality správců konkurzní podstaty a umožnění alternativních způsobů řešení úpadku pomocí reorganizace a oddlužení (Rýdl, 2005).

V paragrafu 3 definuje platný zákon úpadek následovně: „*Dlužník je v úpadku, jestliže má*

- a) více věřitelů*
- b) peněžité závazky po dobu delší než 30 dnů po lhůtě splatnosti a*
- c) tyto závazky není schopen plnit“ (Zákon č. 182/2006 Sb., §3 odst. 1).*

Neschopnost plnit peněžité závazky znamená (dle §3 odst. 2), že dlužník:

- zastavil platby podstatné části svých peněžitých závazků, nebo
- je neplní po dobu delší 3 měsíců po lhůtě splatnosti, nebo
- není možné dosáhnout uspokojení některé ze splatných peněžitých pohledávek vůči dlužníku výkonem rozhodnutí nebo exekucí, nebo
- nesplnil další povinnosti dané zákonem.

§3 odst. 3 zákona dále uvádí, že právnická či fyzická osoba (podnikatel) je v úpadku i tehdy, je-li předlužena. Předlužení znamená, že dlužník má více věřitelů a souhrn jeho závazků převyšuje hodnotu jeho majetku.

Způsoby řešení úpadku jsou definovány v §4 zákona č. 182/2006 Sb. Jedná se o konkurz, reorganizaci, oddlužení a zvláštní způsoby řešení úpadku stanovené pro specifické případy.

### **3.1.2 Náklady úpadku**

Náklady úpadku lze rozdělit na náklady přímé a nepřímé.

Mezi přímé náklady úpadku patří administrativní a právní náklady spojené s procesem úpadku. Jedná se o především o odměny právníků, znalců v oboru oceňování podniku, náklady související s podáním žádostí či náklady na inventarizaci majetku. První snahy o měření přímých nákladů úpadku pocházejí ze 70. let 20. století.

Naproti tomu nepřímé náklady úpadku souvisejí se snahou podniku vyhnout se podání žádosti o úpadek k soudu. Jedná se tedy o náklady související se snahou zachránit podnik například restrukturalizací (Ross, Westerfield, Jordan, 2013).

### **3.1.3 Nekalé jednání a úpadek**

Prozatím se práce věnovala běžnému ekonomickému a finančnímu scénáři úpadku a nebrala v úvahu kriminální činnost související s konkurzním řízením a úpadkem. Jedním takovým případem byla situace, kdy některé banky v USA poskytující úvěry se dostaly do potíží a následného úpadku, protože poskytly úvěry, které směřovaly na financování nevýhodných projektů firem, v nichž většinoví akcionáři těchto bank měli významné majetkové podíly. Některé případy v USA vyústily v dlouholeté tresty odnětí svobody.

Dalším případem je schéma anglického magnáta R. Maxwella, který na konci 80. let 20. století „půjčoval“ peníze z penzijního fondu zřízeného pro budoucí potřeby zaměstnanců v důchodu. Za tyto peníze nakupoval kmenové akcie podniku na burze, čímž zvyšoval tržní cenu akcií. Akcie s vysokou tržní hodnotou byly následně použity jako zástava na bankovní úvěry. Schéma skončilo úpadkem (Encyclopedia Britannica online, 2013).

Je všeobecně známo, že v zemích s „menší podnikatelskou etikou“ a probíhajícími systémovými změnami, je prostor pro podvodné jednání (zneužití tržních nástrojů, obchodování s využitím neveřejných informací) velmi rozšířen.<sup>4</sup> Pravděpodobné ale je, že s dokonalejší legislativou a dohledem v oblasti transakcí bude prostor pro takové jednání velmi omezen (Blaha, 2006).

---

<sup>4</sup> Finanční experti se shodují, že americké finanční zákony jsou lépe propracované a možnosti klamavých taktik v této oblasti jsou oproti jiným zemím výrazně omezené.

## 3.2 Finanční tíseň a její definice

Definice finanční tísně v literatuře není jednotná. Navíc dochází k častému splývání pojmů finanční tíseň a úpadek podniku. Je pravdou, že finanční tíseň může být jednou z příčin úpadku, ale není příčinou jedinou. Mezi další příčiny patří například nepředpokládané živelné katastrofy, rozsáhlé klimatické výkyvy nebo válečná situace způsobená selháním mezinárodních jednání.

V situaci finanční tísně bývá obtížné, ale ne zcela nemožné, sestavovat platební kalendář pro nejbližší dny tak, aby nedocházelo k překračování lhůt splatnosti peněžitých závazků a jejich následnému soudnímu vymáhání. Jedna z definic může být následující: „*Finanční tíseň nastává tehdy, když jsou problémy s platební schopností tak vážné, že nemohou být vyřešeny bez výrazných změn v provozní a/nebo ve finanční činnosti podniku*“ (Grünwald, Holečková, 2009).

Podnik je možné označit za ohrožený finanční tísní v následujících situacích:

- podnik je dlouhodobě ztrátový a platebně neschopný
- podnik se vyznačuje dílčími vážnými problémy, zejména poklesem objemu výkonů, vznikem špatného sociálního klimatu v podniku a trvalou platební neschopností
- podnik se jeví jako úspěšný, ale v důsledku extrémního růstu trvale naráží na nedostatek kapitálu (Synek, 1996).

Finanční tíseň lze dále rozlišit do následujících dvou podob:

- relativní – nastává v okamžiku, kdy podnik není schopen dostát v daném termínu všem svým závazkům ke splacení
- absolutní – stav, kdy hodnota závazků převyšuje hodnotu aktiv podniku (Marek, 2006).

Metody ozdravení podniku se liší podle stupně finanční tísně, v jaké se podnik nalézá. V případě beznadějného výhledu je jedinou alternativou likvidace společnosti. V případě nadějného výhledu je alternativou restrukturalizace kapitálu, spojení s jiným podnikem nebo jiná organizační změna, která zastaví a odvrátí směřování podniku k úpadku. Důležité ovšem je, aby varování o možných problémech přišlo s dostatečným předstihem, což je úkol predikčních (bankrotních) modelů (Blaha, 2006).

## 4. Predikční modely – přehled a vlastnosti

Kapitola predikční modely se zabývá historií predikčních modelů a studií, které k nim vedly. Vymezuje základní typy modelů, jejich vlastnosti a případná omezení.

### 4.1 Historie studií predikčních modelů

Jednu z prvních studií, které můžeme spojovat s vývojem predikčních modelů, sepsal Beaver v roce 1966 a následně na ni navázal v roce 1968. Obě studie byly založeny na principu jednorozměrné statistické analýzy. Ve stejném roce sepsal Altman přelomové dílo, popisující využití finančních ukazatelů pro predikci úpadku podniku pomocí vícerozměrné statistické metody zvané diskriminační analýza. Mezi další studie patřily práce Roberta O. Edmistera (rok 1970 a 1972) a Edwarda B. Deakina (rok 1972).

Jedním z hlavních závěrů všech těchto studií byla empirická podpora tvrzení, že některé poměrové ukazatele významným způsobem korelují s úpadkem podniku. Jediný problém nalezly navazující studie v lidském faktoru, kdy docházelo k nekonzistenci vyhodnocování dat v rámci jednotlivých dní. Snaha řešit tento problém vedla k doporučení, aby rozhodování o situaci podniku neprováděla pouze jedna osoba, ale aby byla vytvořena skupina lidí dávající společný výrok.<sup>5</sup> Skupinové výroky predikující vývoj podniku měly přesnost 81,7%, zatímco odhady jednotlivců měly úspěšnost pouze 74,4% (Libby, 1975).

### 4.2 Predikce založená na peněžních tocích

Beaver ve svém raném období vytvořil jednoduchý model predikce úpadku založený na peněžních tocích. Východiskem je pohled na podnik jako na rezervoár (nádrž) likvidních aktiv, která se do podniku dostávají „přítoky“ a jsou vysávána „odtoky“. Rezervoár by měl sloužit jako polštář či tlumící prvek chránící proti odchylkám v tocích likvidních aktiv. Likvidita podniku může být definována jako pravděpodobnost, že rezervoár bude vyčerpán a podnik nebude schopen dostát svým peněžním závazkům. Pravděpodobnost je ovlivněna následujícími faktory - velikostí

---

<sup>5</sup> Systém většinového volebního principu byl doporučován jako nejvhodnější.

rezervoáru (tedy zásoby likvidních aktiv), čistými peněžními toky z provozní činnosti a zadlužeností podniku (Beaver, 1966).

Na cestě k úpadku je možné rozeznat 8 fází:

1. Pokles Cash Flow Netto – způsoben poklesem prodeje, přesto si zachovává určitou úroveň, protože ukazatel je tvořen hlavně odpisy, které jsou fixní.

2. Pokles čistého peněžního toku z provozní činnosti – výroba se dokáže poklesu prodeje přizpůsobit teprve se zpožděním, zpomaluje se obrat hotových výrobků a tak při snaze získat zakázky dochází ke snižování obezřetnosti při ověřování platební morálky (a schopnosti) odběratelů -> vznikají sporné a nedobytné pohledávky.

3. Problémy s peněžními toky z finanční činnosti – pokles nerozděleného zisku vede k problémům se samofinancováním, emitováním akcií i obtížnostem při žádosti o úvěr. Nové úrokové sazby jsou nepříznivé a dluhová služba vyčerpává podnikové finance. Není možné vyplácet dividendy.

4. Problémy s peněžními toky z investiční činnosti – v dané situaci problematická výstavba investic dále pokračuje dle plánu založeného na optimistických odhadech z minulosti. Nedostatek likvidních prostředků prodlužuje výstavbu a přírůstek dlouhodobých aktiv negeneruje očekávané tržby.

5. Problémy vedou k finanční tísní – při včasné nezvýšení příjmů na úroveň výdajů či snížení výdajů na úroveň příjmů dochází k problémům v platebním kalendáři, závazky jsou vypořádávány se zpožděním. Dodavatelé trvají na přísnějších platebních podmínkách, jako je hotovost či akreditiv.

6. Předlužení – Neustálé ztráty vedou k zápornému vlastnímu kapitálu. Aktiva podniku mají menší hodnotu než jeho závazky.

7. Tlak věřitelů – upomínky, pohrůžky, soudní vymáhání.

8. Platební neschopnost – a vyhlášení úpadku (Grünwald a Holečková, 2009).

Zda se podnik ocitá v některé z vyjmenovaných fází, je možné analyticky identifikovat na bázi peněžních toků. Signály je nutno zachytit mezi první a čtvrtou fází, protože pátá fáze již znamená finanční tíseň.

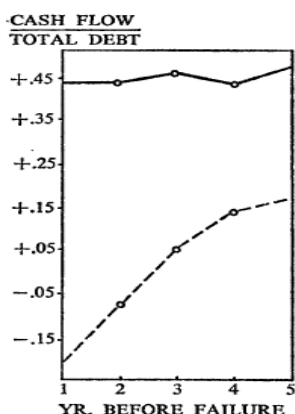
### 4.3 Predikce založená na poměrových ukazatelích

Tato metoda se začala využívat na základě Beaverovy profilové analýzy, která vznikla v roce 1966 a položila základ predikce úpadku na základě poměrových ukazatelů. Predikce je založena na sledování vývoje určitých ukazatelů ve stabilních podnicích a v podnicích před úpadkem a na následném použití charakterizujících příznaků finanční tísně k odhalení podniků, které by se mohly stát adeptem na úpadek. Beaver zjistil, že průměrné hodnoty ukazatelů dobrých podniků se výrazně liší od průměrných hodnot ukazatelů špatných podniků a to až pět let před finanční krizí podniku.

Mezi statisticky relevantní ukazatele Beaverovy profilové analýzy patří poměr dluhu a cash flow netto, poměr zisku po zdanění k aktivům, poměr dluhu k aktivům celkem, pracovní kapitál k aktivům celkem a poměr oběžných aktiv s krátkodobými pasivy (Grünwald, Holečková, 2009).

Predikce pomocí poměrových ukazatelů má určité zjevné výhody (např. jednoduchost) a potvrzuje, že rozdíly mezi úpadkovými a prosperujícími podniky existují, ovšem je třeba zmínit také omezení této metody – jedním z nich je nemožnost odpovědět na otázku „Jak velký je rozdíl?“. Profil se totiž koncentruje pouze na jeden jediný bod v rozdělení – na střední hodnotu. Bez znalosti dodatečné informace týkající se rozptylu okolo střední hodnoty nemůže být vyřčeno smysluplné tvrzení. Považme například situaci, kdy máme dvě symetrická rozdělení, u kterých je pozorována rozdílná střední hodnota. Pokud by byl rozptyl okolo střední hodnoty malý, tak by nemuselo dojít k přesahu jednoho rozdělení do druhého, což by znamenalo, že ukazatel je pro predikci perfektní. Naopak, velký rozptyl by mohl znamenat vysoký přesah jednoho souboru podniků do druhého, což by vedlo k nízké schopnosti předpovídat budoucí vývoj. To ale není jediný problém. Některé studie ukazují, že většina rozdělení při pozorování podniků je nesymetrická, což přináší problém s extrémními (odlehými) pozorováními, která vychylují střední hodnotu. Proto některé ukazatele nemusí mít žádnou schopnost predikovat úpadek podniku, ačkoliv mají rozdílnou střední hodnotu. Proto jsou doporučeny další statistické testy (Beaver, 1966).

Obrázek 3 - Profilová analýza



Zdroj: Beaver, 1966

Obrázek číslo 3 ilustrativně zobrazuje vývoj ukazatele poměr cash flow k dluhu pro prosperující podniky (plná čára) a pro podniky končící v úpadku (přerušovaná čára). Horizontální osa zobrazuje počet let zbývajících do úpadku.

#### 4.4 Predikce založená na bankrotních modelech

Bankrotní modely navazují na predikci pomocí poměrových ukazatelů, neboť tyto ukazatele také využívají, ovšem v matematicko-statistické syntéze, díky které soustava několika poměrových ukazatelů s přiřazenými vahami dá jediný výsledek – skóre, podle kterého se posuzuje, zda je bankrot podniku nepravděpodobný či naopak. Nevýhodou je, že skóre se může nacházet v takzvané „šedé zóně“, což znamená, že nelze jednoznačně určit pravděpodobnost bankrotu podniku. Bankrotní modely se tvoří za pomoci různých klasifikačních metod, např. diskriminační analýzy zpracovávající vícero poměrových ukazatelů za dvě stejně velké skupiny podniků. První skupina je tvořena podniky krátce před dokončením úpadku, druhou skupinu tvoří podniky úpadkem neohrožené (Grünwald, Holečková, 2009).

Mezi další klasifikační metody patří logistická či probitová regrese, neuronové sítě a klasifikační stromy (Jouzbarkand, 2013). Na rozdíl od bonitních modelů nemá ekonomická úvaha při výběru ukazatelů místo, vše je svěřeno do rukou matematicko-statistických metod, jako jsou testy diskriminační síly, krokové metody výběru či korelační analýza. Výběr ukazatelů se provádí z velké množiny ukazatelů, zpravidla již zavedených v praxi a předchozích studiích (Zdeněk, 2012).



Následující podkapitoly obsahují výčet některých vybraných bankrotních modelů.

#### 4.4.1 Altmanovo Z-skóre

V roce 1968 publikoval Altman myšlenku o vytvoření predikčního modelu, který bude zahrnovat několik ukazatelů a které dají společně výslednou predikci o budoucnosti podniku. Hlavními otázkami bylo, jaké ukazatele použít pro predikci, jaké váhy jim přiřadit a jakým způsobem stanovit váhy objektivně. Nápad byl použit vícerozměrnou diskriminační analýzu pro vytvoření diskriminační funkce  $Z = v_1 * x_1 + v_2 * x_2 + \dots + v_n * x_n$ , kde písmeno „v“ označovalo váhy, respektive diskriminační koeficienty a písmeno „x“ označovalo nezávislé proměnné, tedy finanční ukazatele. Výsledkem bylo vytvoření následující funkce:  $Z = 1,2 * X_1 + 1,4 * X_2 + 3,3 * X_3 + 0,6 * X_4 + 1,0 * X_5$ , kde

$X_1$  = čistý pracovní kapitál / celková aktiva

$X_2$  = nerozdělené zisky / celková aktiva

$X_3$  = EBIT / celková aktiva

$X_4$  = tržní hodnota vl. kapitálu / účetní hodnota dluhu

$X_5$  = celkové výnosy / celková aktiva

Altman vyzkoumal, že podniky s výsledným Z-skóre vyšším než 2,99 byly finančně zdravé. Podniky, u nichž bylo Z-skóre menší než 1,81, dříve či později zbankrotovaly. Mezi těmito hodnotami vznikla šedá zóna a vývoj podniků v této zóně nešlo statisticky průkazně predikovat (Altman, 1968; Blaha, Jindřichovská, 2006).

Problémem modelu bylo použití jen pro podniky kótované na burzách, proto v roce 1983 přišla modifikace v podobě revidovaného modelu  $Z'$ , která změnila ukazatel  $X_4$  na vlastní kapitál / cizí zdroje a stanovila nové váhy, přičemž revidovaná rovnice vypadala následovně:  $Z' = 0,717 * X_1 + 0,847 * X_2 + 3,107 * X_3 + 0,420 * X_4 + 0,998 * X_5$

Altman nezhálel a v 90. letech 20. století opět přišel s nově revidovaným modelem označeným  $Z''$ , ve kterém vyřadil ukazatel  $X_5$  z důvodu minimalizování efektu odvětví a možnosti hodnotit neamerické podniky. Výsledná rovnice vypadala následovně:  $Z'' = 6,56 * X_1 + 3,26 * X_2 + 6,72 * X_3 + 1,05 * X_4$  (Altman, 2000).

U modelů  $Z'$  a  $Z''$  došlo také k úpravě klasifikačních pravidel oproti původnímu modelu Z68. Viz kapitola 8 této diplomové práce.

#### 4.4.2 Modely IN

Modely IN vytvořili manželé Inka a Ivan Neumaierovi na základě matematicko-statistických postupů. Některé jsou bankrotní (podobně jako Altmanova analýza), jiné jsou bonitní (podobně ukazateli EVA). Doposud vytvořili 4 modely. Jako první byl v roce 1995 vytvořen *IN95* jakožto bankrotní model. Druhým byl *IN99*, který byl naopak modelem bonitním. *IN01* je spojením bankrotního a bonitního modelu, který byl následně aktualizován na model *IN05* (Vochozka, 2011).

##### Model IN95

Bankrotní model *IN95* je výsledkem 24 empiricko-induktivních ukazatelových systémů. Při odhalování finanční tísně vykazuje index úspěšnost větší než 70%. Váhy jednotlivých ukazatelů se vypočtou jako podíl významnosti ukazatele ke kriteriální hodnotě ukazatele, přičemž hodnoty vah pro jednotlivé obory ekonomických činností uvádí například Kislingerová, Neumaierová (1996). Pro ilustrativní příklad uvádím v rovnici *IN95* váhy pro ekonomiku ČR.

$$IN95 = 0,22 * A + 0,11 * B + 8,33 * C + 0,52 * D + 0,1 * E - 16,8 * F , \text{ kde}$$

$A$  = aktiva / cizí kapitál

$B$  = EBIT / nákladové úroky

$C$  = EBIT / aktiva celkem

$D$  = výnosy celkem / aktiva celkem

$E$  = oběžná aktiva / krátkodobé závazky a úvěry

$F$  = závazky po lhůtě splatnosti / výnosy

Podniky, u kterých je hodnota ukazatele větší než 2, by měli mít uspokojivou finanční situaci. Podniky, u nichž je hodnota ukazatele menší nebo rovna 1, jsou ohroženy vážnými finančními problémy. Mezi těmito dvěma hodnotami leží šedá zóna nevyhraněných podniků (Sedláček, 2011).

## Model IN99

*IN99* je bonitní model, který předpovídá tvorbu hodnoty podniku pro vlastníky. Vznikl na základě dat z roku 1999 a pro tvorbu byl použit vzorek 1698 firem, který se rozdělil na skupinu firem s kladnou hodnotou ekonomického zisku a na skupinu firem se zápornou hodnotou ekonomického zisku. Dle autorů má model úspěšnost správné klasifikace 85%. Rovnice *IN99* vypadá následovně:  $IN99 = -0,017x_1 + 4,573x_2 + 0,481x_3 + 0,015x_4$

$x_1$  = cizí zdroje / celková aktiva

$x_2$  = EBIT / celková aktiva

$x_3$  = výnosy / celková aktiva

$x_4$  = oběžná aktiva / krátkodobé závazky

U podniků s hodnotou ukazatele větší než 2,07 je predikován kladný ekonomický zisk. U Podniků s hodnotou ukazatele menší než 0,684 je predikován záporný ekonomický zisk. Mezi těmito dvěma hodnotami se nachází šedá zóna, ve které nelze podnik jednoznačně přiřadit do jedné ze skupin (Neumaierová, Neumaier, 2002).

## Model IN01

Cílem *IN01* bylo spojit předchozí dva modely (věřitelský a vlastnický) do jednoho modelu – rovnice. Proto bylo 1915 podniků rozděleno na tři skupiny – podniky tvořící hodnotu, podniky v bankrotu nebo těsně před ním a ostatní podniky. Rovnice *IN01* vypadá následovně:  $IN01 = 0,13x_1 + 0,04x_2 + 3,92x_3 + 0,21x_4 + 0,09x_5$

$x_1$  = celková aktiva / cizí zdroje

$x_2$  = EBIT / nákladové úroky

$x_3$  = EBIT / celková aktiva

$x_4$  = výnosy / celková aktiva

$x_5$  = oběžná aktiva / krátkodobé závazky

Hodnota indexu *IN01* větší než 1,77 klasifikuje jednotku jako podnik tvořící hodnotu. Hodnota menší než 0,75 klasifikuje jednotku jako podnik spějící k bankrotu. Mezi těmito hodnotami leží šedá zóna, kde není možné podnik jednoznačně klasifikovat (Neumaierová, Neumaier, 2002).

## Model IN05

Model *IN05* aktualizuje model *IN01* na základě nových dat z roku 2004. Za povšimnutí stojí téměř nulová změna vah, kdy ke změně došlo pouze u ukazatele  $x_3$ . Byl ovšem omezen vliv ukazatele  $x_3$ , kdy při úrocích blížících se nule byla stanovena maximální hodnota 9. Úspěšnost klasifikace modelu dosahuje dle autorů až 81 % u středních podniků. Model vypadá následovně:  $IN05 = 0,13x_1 + 0,04x_2 + 3,97x_3 + 0,21x_4 + 0,09x_5$ , přičemž jednotlivé proměnné jsou shodné s proměnnými modelu *IN01*.

U nového modelu došlo ke změně klasifikačního pravidla. Hodnota indexu *IN05* větší než 1,6 klasifikuje jednotku jako podnik tvořící hodnotu. Hodnota menší než 0,9 klasifikuje jednotku jako podnik spějící k bankrotu. Mezi těmito hodnotami leží šedá zóna, kde není možné podnik jednoznačně klasifikovat (Neumaierová, Neumaier, 2005).

Jako přednosti modelu *IN05* je možno vyzdvihnout následující:

- jednoduchý výpočet
- transparentní algoritmy finančních ukazatelů
- výpočty lze provádět s veřejně dostupnými finančními daty
- jednoznačné výsledky
- možnost využít pro podniky obchodované i neobchodované na kapitálových trzích (Neumaierová, Neumaier, 2008).

### 4.4.3 Tafflerův modifikovaný bankrotní model

Tafflerův model spatřil světlo světa v roce 1977, funkce byla odvozena z podniků obchodovaných na Londýnské burze cenných papírů. Využívá celkem čtyři poměrové ukazatele, přičemž modifikovaná diskriminační rovnice vypadá takto:

$$T = 0,53 * R_1 + 0,13 * R_2 + 0,18 * R_3 + 0,16 * R_4, \text{ kde}$$

$R_1$  = zisk před zdaněním / krátkodobé závazky

$R_2$  = oběžná aktiva / cizí kapitál

$R_3$  = krátkodobé závazky / aktiva celkem

$R_4$  = tržby celkem / aktiva celkem

Pokud je  $T$  větší než 0,3, jedná se o podnik s malou pravděpodobností úpadku. Pokud je  $T$  menší než 0,2, lze očekávat bankrot podniku s vyšší pravděpodobností (Sedláček, 2011).

#### 4.4.4 Ohlsonův bankrotní model

Ohlson vznesl otázky týkající se diskriminační analýzy z důvodu určitých omezujících statistických předpokladů, jako například normální rozdělení ukazatelů. K překonání omezení diskriminační analýzy použil logistickou regresi za účelem predikce úpadku podniku. Vybral 9 nezávislých proměnných (ukazatelů), které měly předpovědět úpadek podniku, ale neposkytl žádné teoretické ospravedlnění tohoto výběru. Použité ukazatele byly následující:

$$X_1 = \log(\text{aktiva celkem} / \text{HND index úrovně cen})$$

$$X_2 = \text{celkové závazky z dividend} / \text{aktiva celkem}$$

$$X_3 = \text{pracovní kapitál} / \text{aktiva celkem}$$

$$X_4 = \text{krátkodobé závazky} / \text{oběžná aktiva}$$

$$X_5 = 1, \text{ pokud celkové závazky překročí celková aktiva, jinak } 0$$

$$X_6 = \text{čistý peněžní příjem} / \text{aktiva celkem}$$

$$X_7 = \text{příjem z běžné činnosti po zahrnutí odpisů} / \text{celkové závazky}$$

$$X_8 = 1, \text{ pokud čistý příjem byl záporný poslední dva roky, jinak } 0$$

$$X_9 = (NI_t - NI_{t-1}) / (|NI_t + NI_{t-1}|), \text{ kde } NI_t \text{ je čistý příjem za poslední období}$$

(Jouzbarkand, 2013).

Vytvořil celkem 3 modely, první pro předpověď 1 rok před bankrotem, druhý 2 roky před bankrotem a třetí, který je relevantní pro podniky 1 i 2 roky před bankrotem. „Váhy“, respektive regresní koeficienty pro jednotlivé modely zobrazuje následující tabulka:

**Tabulka 1 - Regresní koeficienty Ohlsonova modelu**

	<b>b1</b>	<b>b2</b>	<b>b3</b>	<b>b4</b>	<b>b5</b>	<b>b6</b>	<b>b7</b>	<b>b8</b>	<b>b9</b>	<b>b0</b>
<b>1. model</b>	-0,407	6,03	-1,43	0,0757	-2,37	-1,83	0,285	-1,72	-0,521	-1,32
<b>2. model</b>	-0,519	4,76	-1,71	-0,297	-2,74	-2,18	-0,78	-1,98	0,4218	1,84
<b>3. model</b>	-0,478	5,29	-0,99	0,062	-4,62	-2,25	-0,521	-1,91	0,212	1,13

Zdroj: Ohlson (1980)

#### **4.4.5 Gurčičův index**

Gurčičův index vznikl na základě rozdělení 60 zemědělských podniků do skupiny prosperujících a skupiny neprosperujících podniků, přičemž odůvodněním takového rozdělení je dle autora fakt, že předpovědět bankrot je odvážné tvrzení. Jako prosperující podnik byl označen takový podnik, který v období 1998 – 2000 dosahoval zisku a v roce 2000 byla rentabilita vlastního kapitálu větší než 8 %. Jako neprosperující podniky byly označeny všechny ostatní.

Z původní velké skupiny ukazatelů zbylo na základě t-testu o hypotéze shody středních hodnot a na základě subjektivního rozhodnutí 5 ukazatelů. Samotná rovnice získaná pomocí diskriminační analýzy vypadá následovně:

$$G = 3,412x_1 + 2,226x_2 + 3,277x_3 + 3,149x_4 - 2,063x_5$$

$x_1$  = nerozdělený výsledek hospodaření / pasiva celkem

$x_2$  = výsledek hospodaření před zdaněním / pasiva celkem

$x_3$  = výsledek hospodaření před zdaněním / výnosy

$x_4$  = cash flow / pasiva celkem

$x_5$  = zásoby / výnosy

Hodnota  $G$  větší rovna 1,8 klasifikuje podnik jako prosperující. Hodnota  $G$  menší rovna -0,6 klasifikuje podnik jako neprosperující. Podnik s hodnotou  $G$  od -0,6 do 1,8 značí průměrný podnik (Gurčik, 2002).

## 5. Klasifikační metody

Kapitola pátá vysvětluje pojem klasifikační metody, seznamuje se základními principy a druhy klasifikačních metod a podrobně se zaměřuje na dvě konkrétní metody externální analýzy – diskriminační analýzu a logistickou regresi.

### 5.1 Úvod do klasifikačních metod a tvorby modelů

Klasifikační metody (zejména ty, o kterých diplomová práce pojednává) se obecně řadí mezi vícerozměrné statistické metody. Obecně řečeno má klasifikace za cíl shlukovat pozorované entity do skupin tak, že v jednotlivých skupinách jsou si entity velmi podobné a naopak meziskupinově jsou entity co nejvíce rozdílné. Zjednodušeně řečeno, cílem je maximalizovat pravděpodobnost, že bude objekt *i*-tého typu zařazen do *i*-té třídy (Barvenčík, 2010). V této práci jsou klasifikační metody koncipovány tak, že máme určité nezávislé proměnné – ukazatele – a jednu závislou binární proměnnou – bankrot „ano / ne“.

Základní rozlišení klasifikačních metod je dle stylu „učení“:

- Učení s učitelem
- Učení bez učitele

Učení s učitelem znamená, že máme určitá výchozí data, která rozdělují podniky do známých skupin. Na základě těchto dat je vytvořen model, pomocí kterého můžeme zařadit podniky neznámé příslušnosti do jedné ze skupin.

Učení bez učitele znamená, že předem neznáme příslušnost jednotlivých podniků (či jiných objektů) a nemusíme znát ani počet skupin. Mezi tyto metody patří především shlukování objektů (Zdeněk, 2012).

Tvorbu klasifikačního modelu je možné rozdělit na několik fází – trénování, testování a případně aplikace modelu. Trénování znamená odvození parametrů nového modelu (rovnice) vč. proměnných a váhových koeficientů na základě výchozích dat. Testováním modelu se zjišťuje jeho praktická využitelnost, tedy především spolehlivost (přesnost), rychlost (tedy jak dopředu dokáže předpovídat) a interpretovatelnost, což

souvisí také se snahou maximálně zjednodušit model (počet proměnných), při zachování vysoké pravděpodobnosti správné předpovědi.

## 5.2 Výběr vzorku v kvantitativním výzkumu

Zkoumání úplného výčtu (census) prvků v souboru je velice nákladné a náročné, jelikož analyzovat data za celou populaci je proces zdlouhavý a u určitých výzkumů i nemožný. Proto vznikl pojem výzkumný vzorek, který by měl reprezentovat celou populaci a díky tomu je možné provádět kvantitativní výzkum na reprezentativním vzorku a závěry zobecňovat na celou populaci. Metody volby výzkumného vzorku můžeme rozdělit na metody pravděpodobnostní (náhodné) a na metody nepravděpodobnostní (nenáhodné).

Mezi pravděpodobnostní metody patří:

1. Prostý náhodný výběr – Provádí se různými technikami „losování“, které musí zaručit, aby každý prvek populace měl stejnou možnost být zařazen do výběru. Výhodou je reprezentace dobře známých i neznámých vlastností populace. Modifikací je systematický náhodný výběr, kdy do vzorku zařazujeme každou  $x$ -tou jednotku.

2. Stratifikovaný (oblastní) výběr – Populace se rozdělí na homogenní subpopulace podle důležitých charakteristik (proměnných), a v těchto subpopulacích se poté provede náhodný výběr. Metoda zaručuje zahrnutí všech důležitých charakteristik populace do výzkumného vzorku.

3. Vícetupňový náhodný výběr – Využívá se u velkých populačních souborů, kde je použití prostého náhodného výběru neekonomické. Populace je rozdělena na vzájemně zastupitelné podsoubory (nehomogenní), z nichž jsou poté náhodně vybrány zkoumané jednotky nebo další podsoubory (Čermák, Vrabec, 1999).

Mezi nepravděpodobnostní metody patří:

1. Kvótní výběr – Záměrný výběr s cílem dosáhnout předem daného rozložení určitých znaků ve výzkumném vzorku, neboli naplnit předem dané kvóty (např. 20 %



mužů, 80 % žen ve vzorku). Jelikož není kvótní výběr výběrem náhodným, nemá při jeho používání statistická indukce využitelnost jako u výběrů náhodných.

2. Lavinový výběr – Jednotlivé zkoumané jednotky zprostředkovávají kontakt na další jednotky. Využívá se u sociologického výzkumu utajených spolků a klanů (Ježek, Vaculík, Worther, 2006).

3. Párový výběr – Jednou z intervenujících proměnných jsou interindividuální rozdíly mezi jednotlivými podniky, které nelze odstranit ani zahrnout do jakési konstanty. Párový výběr je tedy snaha o vyrovnání (vyvážení) skupin pomocí zařazení ve vybraných charakteristikách podobných podniků do příslušné skupiny. Párování se obvykle provádí na základě kritéria velikosti, průmyslu a stáří (Vochozka, 2011).

Obecně se předpokládá, že podniky v původním vzorku i v budoucím vzorku pocházejí ze stejného rozdělení pravděpodobnosti. Navíc klasický pohled – model, vzor, přístup – je založen na předpokladu použití náhodného vzorku. Ve většině klasických modelů je ovšem odhad založen na nenáhodném výběru vzorků. Je přirozené, že nenáhodný výběr vzorků podniků povede ke zkreslenému odhadu pravděpodobností a parametrů modelu (Zmijewski, 1984). Přesnost výsledků také nemůže být zobecněna a uvedené hodnoty přednosti modelu v takových studiích mohou být zavádějící (Piesse, Wood, 1992). Pokud je tedy model sestavován z nenáhodných vzorků, je nutné pro uživatele modelu definovat jeho specifika a účel použití (například velké podniky, zemědělské podniky atp.), protože takto sestavený model je nepřesný při použití pro typy podniků, které jsou v původním vzorku zastoupeny minimálně (Vochozka, 2011).

Autoři studií používají často vyvážené soubory dat s poměrem bankrotních a nebankrotních podniků 1:1. Pro každý podnik ve skupině bankrotních je vybrán podobný nebankrotní podnik. Nejčastěji se využívá technika párování vzorků. Logika věci je následující: Bankrotní firmy jsou často neúměrně malé a soustředěné v určitém odvětví. Kdyby byly prosperující firmy vybrány náhodně, byly by pravděpodobně podstatné rozdíly mezi skupinou prosperujících a úpadkových podniků pokud jde o velikost a průmysl. Model by tedy spíše než mezi bankrotním a nebankrotním podnikem rozlišoval mezi velkými a malými firmami či odvětvími. Ovšem použití takto vyvážených vzorků má i nedostatky. Nevýhodou vyváženého souboru je obtížnost provedení vícerozměrného vyvážení souboru. Navíc kritéria jsou často vybrána ad hoc

a při jakémkoliv spojení s pravděpodobností selhání povede takový výběr ke zkreslení výsledků modelu. Některé vlastnosti jsou ve vyvážených souborech nadhodnoceny či podhodnoceny, což vede k nižší spolehlivosti modelu (Vochozka, 2011).

### 5.3 Hodnocení kvality modelu

Hodnocení kvality modelů, tedy jejich testování je možné provádět pomocí několika metod:

- Resubstituce
- Rozdělení souboru
- Bootstrap
- Jackknife
- Křížová validace

Resubstituce znamená, že kritérium je použito k třídění těch jednotek, na jejichž základě bylo získáno. Tento postup však logicky vede k podhodnocení chybovosti modelu, a pokud má model vysokou chybovost u podniků, na jejichž základě byl odvozen, lze předpokládat horší výsledky u nových podniků.

Rozdělení souboru podniků na dvě části je další možností pro vyhodnocení kvality modelu. Pomocí první části dat je odvozen model, který je následně testován na základě údajů druhé části. Výhodou je nestranný odhad pravděpodobnosti mylné klasifikace, nevýhodou je požadavek na dostatečně velký soubor podniků. Navíc kritérium klasifikace může být horší, než kdyby byl použit soubor všech podniků (Hebák, 2007a).

Bootstrapping spočívá v tom, že získáváme informace o výběrovém rozložení odhadu hledaného parametru tím, že provádíme opakované výběry z datového souboru, který byl využit pro získání odhadu. Opakovaný výběr znamená, že vytvoříme nový datový soubor o původním rozsahu  $n$ -podniků, přičemž veškeré podniky do nového datového souboru vybíráme zcela náhodně z původního datového souboru, to znamená, že některý podnik se může v novém souboru objevit několikrát. Tento nový soubor poté použijeme pro posouzení kvality modelu.

Jackknife je metoda podobná bootstrapu, ovšem místo provedení nového výběru z celého souboru se vezme celý soubor a odebere se z něho jeden prvek. Tak je získáno

n-výběrů o n-1 prvcích, z nichž počítáme jako u bootstrapu rozptýlenost a další odhady. Klasifikátor je tedy odhadnut na základě údajů o všech jednotkách s výjimkou jedné, přičemž poté je zjištěno, zda by byla tato jednotka správně zařazena. Jackknife je zvláštní případ křížové validace.

Pro potřebu křížové validace se rozdělí data na dvě nebo více částí a model se získá pro všechna data po vynechání jedné z částí. Pak se počítá chyba predikce pro zbývající část. Proveďte se to takto pro všechny části a ze získaných odhadů se spočítá kombinovaný odhad chyby. Maximální počet skupin je dán počtem podniků. Extrémním případem je jackknifová metoda (Hendl, 2009).

Pro výsledné hodnocení kvality modelu by měla být vytvořena klasifikační matice zobrazující skutečnou skupinu daného podniku proti tomu, jak byl podnik na základě modelu klasifikován. Na diagonále jsou počty správně zařazených podniků, ostatní prvky znamenají mylné zařazení. Pravděpodobnost mylné klasifikace se odhadne jako podíl chybně klasifikovaných jednotek na celku, pravděpodobnost správné kvalifikace analogicky. Matice může mít například následující podobu:

**Tabulka 2 - Klasifikační matice**

Skutečnost	Klasifikace		Celkem
	1	0	
1	TP	FN	TP+FN
0	FP	TN	FP+TN
Celkem	TP+FP	FN+TN	n

Zdroj: Zdeněk, 2012 (původně Bortlíček, 2008)

TP (True Positives) – pozorování pozitivní ve skutečnosti a zařazená jako pozitivní dle modelu.

FN (False Negatives) – pozorování pozitivní ve skutečnosti, ale mylně zařazená jako negativní dle modelu.

FP (False Positives) – pozorování negativní ve skutečnosti a mylně klasifikována jako pozitivní na základě modelu.

TN (True Negatives) – pozorování negativní ve skutečnosti a zařazená správně jako negativní dle modelu.

Necht' je dále vymezena chyba I. a II. druhu. Chyba I. druhu znamená, že pozorování ve skutečnosti negativní je výsledkem testu klasifikováno jako pozitivní, respektive výsledek indikuje, že daná podmínka je splněna, ačkoliv není. Relativně (v %) je vzhledem k výše zmíněné klasifikační matici vyjádřena jako  $\frac{FP}{n} * 100$ . Chyba II. typu znamená, že pozorování ve skutečnosti pozitivní je výsledkem testu klasifikováno jako negativní. Relativní vyjádření chyby II. druhu je  $\frac{FN}{n} * 100$ . Pro vyjádření chyby I. a II. druhu formou koeficientu je nutné vynechat v matematické vazbě člen krát sto. V aplikační části práce bude chyba I. a II. druhu vyjadřována výhradně pomocí výše uvedených matematických vztahů (v % či koeficient).

## 5.4 Druhy klasifikačních modelů

Vícerozměrné statistické metody lze dělit následovně:

- metody externální analýzy
- metody internální analýzy
- metody strukturální analýzy (Hendl, 2009).

Externální analýza hledá a popisuje vztahy mezi jednotlivými množinami proměnných. Mezi její techniky patří mnohonásobná regresní analýza, to znamená, že do externální analýzy patří i logistická regrese, jakožto zobecnění regresní lineární analýzy. Do externální analýzy patří také diskriminační analýza, která se zabývá úlohou ideálního zařazení daného podniku do jedné ze skupin, o kterých máme statistické informace. Podobné úkoly pomáhá řešit technika regresních a klasifikačních stromů. Jedná se o metody vyhledávající posloupnost proměnných a jejich štěpení, takže na konci procesu získáme rozklad prostoru vytvořeného hodnotami prediktorů na podmnožiny a každé podmnožině je přiřazena predikovaná hodnota kriteriální proměnné. Do externální analýzy můžeme též zařadit profilovou analýzu či neuronové sítě.

Internální analýza hledá závislosti mezi proměnnými uvnitř jedné množiny proměnných. Mezi její metody patří analýza hlavních komponent, která řeší problém redukce počtu proměnných popisujících určitou skupinu tak, že sestrojí menší počet vzájemně nezávislých proměnných. Hlavní komponenty se uspořádají podle toho, kolik

variability původní množiny proměnných objasňují. Do internální analýzy patří též faktorová analýza. Cílem je vytvořit nové proměnné – faktory – které jsou váženým součtem původních proměnných stejně jako hlavní komponenty. Další metodou je shluková analýza, pomocí níž hledáme zařazení proměnných nebo objektů dle míry podobnosti. Mezi internální analýzy můžeme též zařadit analýzu nejmenšího prostoru, korespondenční analýzu či analýzu latentních tříd.

Strukturální analýza popisuje vztah mezi několika skupinami proměnných. Mezi její metody patří analýza korelačních cest, což je technika využívající regresní analýzu pro odhad kauzálního propojení mezi několika prediktory a kriteriální proměnnou. Patří sem také lineární strukturální relační analýza využívající se jako prostředek analýzy kauzálních modelů s mnoha indikátory latentních proměnných při zohlednění chyby měření a kovariance mezi proměnnými (Hendl, 2009).

## 5.5 Diskriminační analýza

Diskriminační analýza patří do metod zkoumání závislosti mezi několika skupinami nezávisle proměnných, které jsou označeny jako diskriminátory. Umožňuje zařazení objektu do jedné z již existujících tříd. Ve vstupních datech jsou jednotlivé objekty – podniky – zařazeny do určitých primárních tříd a následně jsou zkoumány nezařazené (nové) podniky, pro které se hledá příslušnost k některé z primárních tříd. Objekt se zařazuje do třídy na objektivním základě největší míry podobnosti, kupříkladu nejmenší Mahalanobisovy vzdálenosti. Jedním z cílů je vyčíslit hodnotu diskriminační funkce, která nám pomůže zařadit podniky do primární třídy (Meloun, Militký, 2002).

### 5.5.1 Kanonická diskriminační analýza

Fisherovo pojetí diskriminační analýzy říká, že je třeba nalézt takovou lineární kombinaci  $p$  sledovaných proměnných, která by lépe než jakákoli jiná lineární kombinace rozlišovala  $K$  skupin v tom smyslu, že její vnitroskupinová variabilita bude co nejmenší a meziskupinová variabilita co největší. Zavádí vektor parametrů  $\mathbf{Y} = \mathbf{v}^T \mathbf{x}$ , kde  $\mathbf{v}^T = (v_1, \dots, v_p)$  (Hebák, 2007a).

Celkovou variabilitu původních proměnných je možné vyjádřit maticí  $\mathbf{T}$  typu  $p * p$ , kde  $\mathbf{T} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ki} - \bar{x})(x_{ki} - \bar{x})^T$  a tuto celkovou variabilitu je možné rozložit na

součet matice  $\mathbf{E}$  - vyjadřující vnitroskupinovou variabilitu - a matice  $\mathbf{B}$  – vyjadřující meziskupinovou variabilitu. Tedy  $\mathbf{E} + \mathbf{B} = \mathbf{T}$ . Přičemž:

$$\mathbf{E} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ki} - \bar{x}_k)(x_{ki} - \bar{x}_k)^T$$

$$\mathbf{B} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (\bar{x}_k - \bar{x})(\bar{x}_k - \bar{x})^T$$

Sumy čtverců  $Q_B(Y)$  a  $Q_E(Y)$  představují míru meziskupinové a vnitroskupinové variability pro novou veličinu  $Y$ , přičemž největší míry meziskupinové a nejmenší míry vnitroskupinové variability  $Y$  je dosaženo při maximalizaci Fisherova diskriminačního kritéria  $\lambda = \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{B} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{E} \mathbf{v}} = \frac{Q_B(Y)}{Q_E(Y)}$

Pro stanovení veličiny  $Y = \mathbf{v}^T \mathbf{x}$  je třeba stanovit prvky vektoru  $\mathbf{v}$  tak, aby maximalizoval diskriminační kritérium. Přičemž tuto úlohu lze řešit takto:

$$(\mathbf{E}^{-1} \mathbf{B} - \lambda \mathbf{I}) \mathbf{v} = 0, |\mathbf{E}| \neq 0$$

Tato charakteristická rovnice má  $R$  nenulových řešení, kterými jsou uspořádaná charakteristická čísla  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_R$ . Charakteristická rovnice stanovuje poměr mezi prvky vektoru  $\mathbf{v}_1$ , a konkrétní hodnoty prvků vektoru lze získat normováním na jednotkovou délku a to tak že:

$$\frac{1}{n - K} \mathbf{v}_1^T \mathbf{E} \mathbf{v}_1 = 1$$

Přičemž pak je součet čtverců vyjadřující vnitroskupinovou variabilitu nové veličiny jednotkový. Maximum diskriminačního kritéria lze tedy následně zapsat jako:

$$\lambda_1 = \frac{Q_B(Y_1)}{n - K}$$

Symbol  $n$  ( $n = 1, 2, \dots, n$ ) značí počet jednotek (podniků) a symbol  $K$  ( $K = 1, 2, \dots, K$ ) značí počet skupin. Pokud je soubor podniků popsaných  $p$  ( $p = 1, 2, \dots, p$ ) proměnnými roztríděn pouze do dvou skupin (např.: bankrotní / nebankrotní), pak stačí pro plné zachování rozdílnosti mezi skupinami jediný diskriminant (Hebák, 2007a). Vzhledem k zaměření diplomové práce právě na roztrídění do dvou skupin není další postup, nutný při roztrídění do 3 a více skupin, teoreticky vymezován.

Pro představu o tom, jak se z hlediska  $r$ -té kanonické proměnné jednotlivé skupiny liší navzájem, je vhodné využít výpočet skupinových centroidů:

$\overline{y_{kr}} = w_r + \sum_{j=1}^p v_{jr} \overline{x_{kj}}$ , přičemž  $w_r = -\mathbf{v}_r^T \bar{\mathbf{x}}$ , a  $\mathbf{v}_r^T$  jsou prvky vektoru  $[v_{1r}, v_{2r}, \dots, v_{pr}]$ , což jsou koeficienty  $r$ -té kanonické proměnné a kde  $\overline{x_{kj}}$  je průměr všech zjištěných hodnot  $j$ -té veličiny ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) v  $k$ -té skupině ( $k = 1, 2, \dots, K$ ). A pokud dosadíme do  $Y_r = \mathbf{v}_r^T \bar{\mathbf{x}}$  pro určitý podnik zjištěné hodnoty veličin  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , získáme  $r$ -té diskriminační skóre ( $r = 1, 2, \dots, R$ ). Po přičtení konstanty  $w_r$  ke každému diskriminačnímu skóre zjistíme, že průměrné diskriminační skóre jednotlivých diskriminantů je nulové (Hebák, 2007a).

### 5.5.2 Klasifikační diskriminační analýza

Kanonická diskriminační analýza je především popisný nástroj pro vyjádření rozdílů mezi skupinami jednotek s ohledem na vektor  $p$  pozorovaných veličin. Druhým možným použitím diskriminační analýzy je klasifikace objektů neznámého původu do dvou nebo více možných skupin. Diskriminačním kritériem pro zařazování neznámých podniků do jednotlivých skupin je přitom funkce původních proměnných odhadnutá na základě výběrového souboru podniků se známou příslušností ke skupinám (Hebák, 2007a). Vzhledem k zaměření diplomové práce popisují další řádky diskriminaci mezi dvěma skupinami.

Nechť je populace (podniky) rozdělena do dvou skupin tak, že rozdělení náhodného vektoru  $\mathbf{x}$  ve dvou skupinách představuje vícerozměrné normální rozdělení s vektory středních hodnot  $\boldsymbol{\mu}_1$  a  $\boldsymbol{\mu}_2$  a současně shodnými kovariančními maticemi  $\boldsymbol{\Sigma}$ . V tom případě lze vektor parametru maximalizující Fisherovo diskriminační kritérium vyjádřit jako  $\mathbf{v} = a * \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$ , kde  $a$  je libovolná konstanta a  $\mathbf{v}$  charakteristický vektor. Pokud použijeme pro prvky vektoru parametrů (stejně jako u kanonické diskriminační analýzy) podmínku  $\mathbf{v}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{v} = 1$ , potom  $a = [(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)]^{-1/2}$

Diskriminační funkce má tvar:

$\mathbf{x}^T \mathbf{v} = \mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$ , tato diskriminační funkce má ve skupinách normální rozdělení se středními hodnotami  $\boldsymbol{\mu}_1^T \mathbf{v} = \boldsymbol{\mu}_1^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$  a  $\boldsymbol{\mu}_2^T \mathbf{v} = \boldsymbol{\mu}_2^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$ , přičemž vzdálenost těchto středních hodnot je Mahalanobisovou vzdáleností dvou skupin vyjádřenou jako  $(\boldsymbol{\mu}_1^T \mathbf{v} - \boldsymbol{\mu}_2^T \mathbf{v}) = [(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)]^{1/2}$  a střed mezi takovými středními hodnotami lze zapsat jako  $c = \frac{1}{2}(\boldsymbol{\mu}_1^T \mathbf{v} + \boldsymbol{\mu}_2^T \mathbf{v})$ .

Nyní lze formulovat diskriminační pravidlo. Pokud je  $\mathbf{x}^T \mathbf{v} > c$ , pak má hodnocená jednotka (podnik) blíže ke skupině číslo 1, při opačné nerovnosti má blíže ke skupině 2.

Za předpokladu vícerozměrné normality se společnou kovarianční maticí můžeme zařazovat jednotku s určitým pozorováním  $x$  do skupiny 1, pokud  $f_1(\mathbf{x}) / f_2(\mathbf{x}) > 1$ , kde  $f_1(\mathbf{x})$  a  $f_2(\mathbf{x})$  jsou hustoty pravděpodobnosti rozdělení pro skupinu 1 a 2. Takto stanovené kritérium ovšem předpokládá stejný počet podniků u obou skupin a tedy stejnou pravděpodobnost mylného zařazení podniku z jedné skupiny do druhé. Skupiny ovšem nemusí být stejně velké. Pokud předpokládáme, že  $\pi_1$  a  $\pi_2$  jsou rozsahy skupiny odpovídající apriorní pravděpodobnosti příslušnosti podniku k určité skupině, pak lze jednotku neznámého původu zařadit do skupiny s vyšší aposteriorní pravděpodobností, tedy do skupiny 1, pokud  $f_1(\mathbf{x}) / f_2(\mathbf{x}) > \pi_2 / \pi_1$  (Hebák, 2007a). Do výpočtů je možné zařadit též ztrátu, k níž dojde v důsledku chybného zařazení. Tento výpočet ale nebude v diplomové práci prezentován a proto zde není teoreticky vymezen.

Klasifikační diskriminační analýzu můžeme dělit na lineární a kvadratickou. Konfrontace všech výše uvedených diskriminačních kritérií vede k tvorbě lineární diskriminační funkce ve tvaru:

$$\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1 - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_1^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1 + \ln \pi_1 \quad \text{pro první skupinu a}$$

$$\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2 - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_2^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2 + \ln \pi_2 \quad \text{pro druhou skupinu.}$$

Pozorování je klasifikováno do skupiny s vyšší hodnotou lineární diskriminační funkce.

### 5.5.3 Test významnosti ukazatelů

Slouží k určení ukazatelů vhodných pro odlišení jednotlivých skupin. Hypotéza, že žádný diskriminant není užitečný, je ekvivalentní hypotéze o shodě  $K$  skupinových vektorů středních hodnot. Jako testové kritérium lze použít Bartlettovu statistiku  $V = [n - 1 - \frac{p+K}{2}] \sum_{r=1}^R \ln(1 + \lambda_r)$  s chí-kvadrátem rozdělení s  $(p - 1)(K - 2)$  stupni volnosti, kde  $n$  je počet jednotek,  $p$  je počet proměnných a  $K$  je počet skupin. Tento její tvar umožňuje testovat hypotézu vztahující se k jednotlivým diskriminantům (ukazatelům). Zamítnutí hypotézy  $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_R = 0$  znamená, že nejméně jedno



z charakteristických čísel – to největší, tedy  $\lambda_1$  – je nenulové, a proto je proměnná pro odlišení skupin významná. Navázat lze ověřováním hypotézy pro další charakteristická čísla v řadě (Hebák, 2007a).

#### 5.5.4 Krokový výběr proměnných

V zásadě je v každém kroku takové metody veličina zařazena, jestliže maximalizuje hodnotu nějaké statistiky a tato hodnota přesahuje jistou mez. Pro každý krok jsou hodnoty statistik upravovány na základě toho, které veličiny byly v předchozích krocích zařazeny (Havránek, Vorlíček, 1980). Velmi oblíbené je použití Wilksova kritéria, které je dáno jako  $\Lambda = \frac{|E|}{|E+B|}$ , přičemž tuto statistiku lze aproximovat  $F$  statistikou, která má přibližně  $F$  rozdělení s  $K - 1$  a  $n - K$  stupni volnosti.

$$F = \frac{1 - \Lambda}{\Lambda} * \frac{n - K - p}{K - 1}$$

Ovšem mnohem vhodnější je použít  $F$  statistiku pouze v prvním kroku a v dalších krocích použít parciální Wilksovo kritérium, které je dáno poměrem hodnoty Wilksovy lambdy před přidáním proměnné a Wilksovy lambdy po přidání proměnné do modelu. V každém kroku je pak:

- proměnná s nejnižší hodnotou  $F$  odstraněna z modelu, pokud její hodnota není větší rovna mezi pro vyřazení
- proměnná s nejvyšší hodnotou  $F$  zařazena do modelu, pokud její hodnota není menší než mez pro zařazení

Procedura končí ve chvíli, kdy není možné žádnou proměnnou zařadit či vyřadit (Havránek, Vorlíček, 1980).

## 5.6 Logistická regrese

Existuje mnoho výzkumných situací, ve kterých závislá proměnná nabývá omezeného počtu hodnot. Takovým případem je i hodnocení úpadku podniku, který lze vyjádřit „dvouhodnotovou událostí“. Ovšem je třeba zdůraznit, že logistická regrese není omezená pouze na případy binární závislé proměnné – jedná se ovšem o specifické případy v této kapitole neřešené (Hendl, 2009; Řehábková, 2000).

Předpokládejme, že máme závislou binární proměnnou, která nabývá hodnoty 1, pokud jev nastane, jinak nabývá hodnoty 0. V logistické regresi nás zajímá, jak závislejší hodnoty pravděpodobnosti  $P(Y = 1) = \beta_0 + \sum \beta_i x_i$  na podmínkách daných hodnotami několika nezávislých proměnných. Ovšem při modelování takto dané pravděpodobnosti narazíme na číselné problémy, protože pravděpodobnost leží mezi nulou a jedničkou, zatímco rovnicí predikované hodnoty se mohou pohybovat i v jiném intervalu. K odstranění tohoto problému je nutné zaměnit pravděpodobnost jevu šancí jevu, která je definována jako podíl pravděpodobnosti  $Y = 1$  a  $Y \neq 1$  a lze ji zapsat jako  $P / (1 - P)$ . Šance nemá stanovenou maximální hodnotu, ale její minimální hodnota je nula.

Dalším krokem po zavedení šance je transformace na přirozený logaritmus šance. Takto vytvořená proměnná se nazývá logit a lze ji zapsat jako:  $\text{logit}(Y) = \ln \frac{P}{1-P}$ , přičemž hodnoty logitu se pohybují od mínus nekonečna do plus nekonečna. Použití logitu jako závislé proměnné nás zbaví problémů, které by nastaly při použití pravděpodobnosti a šance. Upravená regresní rovnice má tvar  $\text{logit}(Y) = \beta_0 + \sum \beta_i x_i$

Logit lze zpětně převést na šanci použitím exponenciální funkce a šanci lze opět převést na pravděpodobnost, čímž vzniká ekvivalentní vyjádření modelů rovnicí 
$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum \beta_i x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum \beta_i x_i)}$$

$\beta_i$  představuje regresní koeficient odhadnutý statistickou metodou a vyjadřuje změnu logitu při jednotkové změně nezávislé proměnné, kterou představuje písmeno  $x_i$  (Řeháková, 2000; Hendl, 2009).

### 5.6.1 Hodnocení kvality logistického modelu

Je sestavený model kvalitní, tedy vysvětluje vztah mezi nezávislými a závislými proměnnými? Existuje celá řada statistik (testů) pro určení odpovědi na tuto otázku. První z nich je statistika -2 log likelihood (-2LL), která má asymptoticky chí-kvadrát rozdělení, a nabývá kladných hodnot, přičemž větší hodnoty znamenají horší predikci závislé proměnné. Postup je takový, že se nejprve určí hodnota -2LL pro model obsahující pouze konstantu  $\beta_0$  a potom se teprve určí hodnota pro model obsahující zvolenou skupinu proměnných (ukazatelů). Pokud je dosažená hladina významnosti (p-hodnota)<sup>6</sup> menší než předem stanovená, pak zamítáme nulovou hypotézu a tvrdíme,

<sup>6</sup> Obvykle volená p-hodnota odpovídá číslu 0,05.

že informace získané z nezávislých proměnných umožňují lepší predikci závislé proměnné než v případě, kdy byla přítomna pouze konstanta.

Druhou možností je využití klasifikační tabulky, která byla popsána v kapitole 5.2.

Třetím způsobem je využití analogických ukazatelů ke koeficientu determinace  $R^2$ , který je znám z lineární regrese a je možné interpretovat ho v procentech jako variabilitu závislé proměnné vysvětlené uvažovanými nezávislými proměnnými. Nejčastěji je možné se setkat s Cox & Snell  $R^2$  a Nagalkerke  $R^2$ . Vyšší hodnota indikuje vyšší kvalitu modelu.

Čtvrtou možnost poskytuje test dobré shody modelu s daty. Pro logistickou regresi byl navržen Hosmer a Lemeshow test, která říká, zda je model správně utvořen. Rozhodnutí probíhá na základě p-hodnoty – pokud je malá (pod 0,05), model zamítáme jako nevyužitelný, pokud je p-hodnota vyšší, tak model označujeme za adekvátní (Řeháková, 2000).

### **5.6.2 Interpretace a významnost regresních koeficientů**

Samotný regresní koeficient  $\beta_i$  je možné interpretovat jako změnu logitu při jednotkové změně hodnoty nezávislé proměnné. Mnohem zajímavější je interpretace exponentu daného regresního koeficientu – jedná se o násobek, o který se změní šance, jestliže se hodnota nezávislé proměnné změní o jednotku (Hebák, 2007b).

Významnost nezávislé proměnné se testuje pomocí Waldovy statistiky, která má chí-kvadrát rozdělení. Pokud je p-hodnota menší než stanovená (0,05), zamítáme hypotézu, že  $\beta_i = 0$ , což znamená, že nezávislá proměnná je pro model významná. Pokud má regresní koeficient velkou absolutní hodnotu, neměli bychom na Waldovu statistiku spoléhat, místo toho se doporučuje vytvořit model „s“ a „bez“ dané nezávislé proměnné a test významnosti založit na změně v hodnotě -2LL (Řeháková, 2000).

## 6. Metodika

Šestá kapitola popisuje metodické vymezení práce týkající se podniků, ukazatelů, cílů, použitých dat a postupů.

### 6.1 Cíle práce

Cílem diplomové práce je vytvoření vlastního modelu pro předpověď úpadku podniku prostřednictvím diskriminační analýzy a logistické regrese, jakožto vybraných statistických metod pro tvorbu bankrotních modelů. Úkolem této práce je též vyhodnotit vlastnosti nově vytvořených modelů (rovníc), zejména s důrazem na spolehlivost jejich predikce. Cíle bude dosaženo pomocí těchto dílčích cílů:

1. Aplikace vybraných, již vytvořených, modelů na vstupní data a ověření jejich spolehlivosti spočtením klasifikační přesnosti modelu pro roky 2010 – 2012, tedy 3 až 1 rok před úpadkem.

2. Optimalizace prahového bodu (klasifikačního pravidla) modelů vybraných pro bod 1 za pomoci iteračních metod.

3. Tvorba profilové analýzy na základě vstupních dat pro zjištění, ve kterém roce dochází k největším rozdílům ve vybraných poměrových ukazatelích úpadkových a neúpadkových podniků.

4. Tvorba nových modelů pomocí diskriminační analýzy a logistické regrese a následné ověření jejich kvality, především klasifikační přesnosti. Z každé metody vzejde jeden model vytvořený na vstupních datech roku, který bude z hlediska profilové analýzy nejvhodnější.

### 6.2 Podnik v úpadku

Vymezení úpadku bylo popsáno na základě zákona č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení v kapitole 3.1. Pro metodiku a stanovení, zda podnik zařadit do skupiny úpadkových (dále též „bankrotních“) či neúpadkových (dále rovněž „nebankrotních“) podniků ve sledovaných letech, byla použita databáze programu Albertina, která dává příznak podnikům nacházejícím se v konkurzu či úpadku.

### 6.3 Vstupní data

Vhodná vstupní data byla získána z účetních závěrek přístupných Ekonomické fakultě Jihočeské Univerzity. Pro rozlišení, zda podnik vstoupil do úpadku, byl použit databázový program Albertina, ze kterého byly následně čerpány účetní výkazy.

Jako první byl vybrán vzorek podniků, které vstoupily v roce 2013 do úpadku. K této skupině podniků byla následně získána data z účetních výkazů (rozvaha a výkaz zisku a ztráty) 3 roky před úpadkem. Jako vstupní data pro ověření a tvorbu modelů za skupinu úpadkových podniků tedy posloužily účetní výkazy z kalendářních let 2010, 2011 a 2012<sup>7</sup>. Celkem byla získána data 80 úpadkových podniků.

Druhou skupinou vybraných podniků byly podniky „zdravé“, tedy takové, které v roce 2013 nevstoupily do úpadku. Jako vstupní data pro ověření a tvorbu modelů za skupinu neúpadkových podniků posloužily účetní výkazy z let 2010, 2011 a 2012. Podniky byly z velké skupiny neúpadkových podniků vybírány metodou náhodného výběru, a to až do celkového počtu 80 neúpadkových podniků.

Všechny vybrané podniky splňují celoevropskou definici mikro podniků a malých podniků. V každém ze sledovaných kalendářních let v nich pracovalo méně než 50 zaměstnanců a obrat v každém ze sledovaných účetních období byl menší než 10 milionů euro. Vybrané podniky tvoří průřez napříč všemi ekonomickými odvětvími.

### 6.4 Volba ukazatelů

Jako výchozí skupina byla vybrána široká paleta ukazatelů uváděných v učebnicích finanční analýzy a používaných v klasifikačních modelech (viz kapitola 4). Z této palety budou pomocí statistických metod vybrány ukazatele nejvhodnější pro predikci úpadku podniku a budou použity pro tvorbu rovnice klasifikující podnik. Ukazatele jsou vybrány ze všech skupin vyjma tržních ukazatelů, přičemž je můžeme rozdělit na ukazatele:

- rentability
- účinnosti
- zadluženosti

---

<sup>7</sup> Podmínkou zařazení podniku do výběru byla existence podniku již před rokem 2010. Tedy vznik podniku alespoň v roce 2009 a dříve.

- likvidity
- nákladovosti
- založené na peněžních tocích

Následuje rozpis ukazatelů v jednotlivých skupinách zahrnující název, výpočet a symboliku používanou v další části práce.

#### **6.4.1 Ukazatele rentability**

- rentabilita aktiv:  $[(\text{výsledek hospodaření před zdaněním} + \text{nákladové úroky}) / \text{aktiva}]$ ,  $VH DU/A$
- míra zisku:  $(\text{výsledek hospodaření před zdaněním} / \text{aktiva})$ ,  $VH D/A$
- rentabilita výnosů:  $(\text{výsledek hospodaření před zdaněním} / \text{výnosy})$ ,  $VH D/V$
- rentabilita nákladů:  $(\text{výsledek hospodaření před zdaněním} / \text{celkové náklady})$ ,  $VH D/N$

#### **6.4.2 Ukazatele účinnosti a vázanosti**

- vázanost oběžných aktiv:  $(\text{oběžná aktiva} / \text{výnosy})$ ,  $OA/V$
- vázanost krátkodobých závazků:  $(\text{krátkodobé závazky} / \text{výnosy})$ ,  $KZ/V$
- účinnost aktiv:  $(\text{výnosy} / \text{aktiva})$ ,  $V/A$

#### **6.4.3 Ukazatele zadluženosti**

- celková zadluženost:  $(\text{cizí kapitál} / \text{aktiva})$ ,  $CK/A$
- krátkodobá zadluženost:  $(\text{krátkodobý cizí kapitál} / \text{aktiva})$ ,  $KCK/A$
- krytí aktiv dlouhodobým kapitálem:  $[(\text{vlastní kapitál} + \text{dlouhodobý cizí kapitál}) / \text{aktiva}]$ ,  $DK/A$

#### **6.4.4 Ukazatele likvidity**

- běžná likvidita:  $[\text{oběžná aktiva} / (\text{krátkodobé závazky} + \text{krátkodobé bankovní úvěry a finanční výpomoci})]$ ,  $L3$

- pohotová likvidita:  $[(\text{krátkodobé pohledávky} + \text{finanční majetek}) / (\text{krátkodobé závazky} + \text{krátkodobé bankovní úvěry a finanční výpomoci})]$ , *L2*

- peněžní likvidita:  $[\text{finanční majetek} / (\text{krátkodobé závazky} + \text{krátkodobé bankovní úvěry a finanční výpomoci})]$ , *L1*

#### **6.4.5 Ukazatele nákladovosti**

- mzdová nákladovost:  $(\text{osobní náklady} / \text{výnosy})$ , *ON/V*

- nákladovost tržeb:  $(\text{náklady} / \text{výnosy})$ , *N/V*

#### **6.4.6 Ukazatele založené na peněžních tocích**

- cash rentabilita aktiv:  $(\text{cash flow ze samofinancování} / \text{aktiva})$ , *CF/A*

- cash rentabilita výnosů:  $(\text{cash flow ze samofinancování} / \text{výnosy})$ , *CF/V*

- cash rentabilita cizího kapitálu:  $(\text{cash flow ze samofinancování} / \text{cizí kapitál})$ , *CF/CK*

- úrokové krytí z cash flow:  $(\text{cash flow bilanční} / \text{nákladové úroky})$ , *CF/NU*

### **6.5 Použitý software**

Pro výpočty v praktické části byl využit program Statistica ve verzi 8.0 od společnosti StatSoft, Microsoft Office Excel 2010 a SPSS ve verzi 20.0 od společnosti IBM.

### **6.6 Postup prací**

Podkapitola postup prací specifikuje do podrobností vybrané úkony z aplikační části diplomové práce, jejichž komplexní proces nemusí být pro uživatele na první pohled zřejmý.

Pro kapitolu 7 nebylo nutné vytvářet žádné poměrové ukazatele, důležité pro testování hypotéz bylo vytvořit v programu Statistica pro každou z testovaných veličin (obrat, aktiva, zaměstnanci) šest sloupců s příslušnou hodnotou veličiny, kdy tři sloupce odpovídají letům 2010 – 2012 a zároveň skupině bankrotních podniků, další tři sloupce

skupině nebankrotních podniků pro stejné roky. Údaje jako průměr či směrodatná odchylka se následně daly z takto vytvořených sloupců dat jednoduše spočítat pomocí příslušných funkcí.

Klasifikační matice v kapitole 8 byly vysvětleny v literární rešerši, nicméně za zmínku stojí, že relativní údaje uvedené v klasifikačních maticích jsou konstruovány tak, aby součet všech čtyř kombinací možné klasifikace byl 100 % a nikoliv tak, aby součet řádku příslušné skupiny byl 100 %.

Za podrobnější zmínku stojí optimalizace kriteriálního pravidla (prahové hodnoty) u jednotlivých zkoumaných bankrotních modelů. Výpočet probíhal v programu Excel. Bylo nutné vypočítat příslušné poměrové ukazatelů zahrnuté v daném modelu pro všech 160 podniků ve všech třech sledovaných letech. Následoval výpočet diskriminačního skóre (například Z-score). Každý podnik byl následně označen na základě porovnání diskriminačního skóre a klasifikačního pravidla jako bankrotní či prosperující. Na základě klasifikace jednotlivých podniků byla vytvořena klasifikační matice příslušného roku. Z každé ze tří klasifikačních matic byla spočtena celková spolehlivost – klasifikační přesnost – modelu pro příslušný rok. Dalším východiskem pro možnou optimalizaci bylo vytvoření tabulky, která obsahovala jednotlivé chyby I. a II. druhu pro všechny tři sledované roky a zároveň jejich součet. Tabulka byla spočtena z klasifikačních matic a byla s nimi tudíž v rámci daného Excel souboru propojena. Nyní již mohly následovat změny klasifikačního pravidla (prahového bodu), čímž mohlo docházet k reklasifikaci jednotlivých podniků na základě porovnání diskriminačního skóre a nového klasifikačního pravidla a zároveň docházet k přepočtu spolehlivosti a chybovosti modelu v jednotlivých letech. Ke změnám klasifikačního pravidla bylo přistoupeno použitím doplňku „Řešitel“. Měněnou buňkou bylo klasifikační pravidlo (prahová hodnota), cílovou buňkou s příznakem minimalizace byl výše zmíněný součet chyb I. a II. druhu ve zvláštní tabulce. Interval, ve kterém se mohlo nové klasifikační pravidlo hledat (neboli omezující podmínky v modulu řešitel), byl ohraničen skupinovými průměry diskriminačního skóre. Zvolená metoda řešení má název „Evolutionary“. Tímto způsobem byl nalezen nový prahový bod a stanoveno nové klasifikační pravidlo pro jednotlivé modely.

V kapitole 9 byla provedena profilová analýza. Pro obě skupiny podniků byly ve všech třech sledovaných letech spočteny hodnoty 19 poměrových ukazatelů. Z jednotlivých ukazatelů byly následně zvlášť pro každou ze dvou skupin podniků a pro



každý ze tří sledovaných let spočteny průměry poměrových ukazatelů, které byly poté přeneseny do zvláštní tabulky (celkem 6 průměrů). Vytvoření grafu proběhlo v programu Excel tak, že na osu X byly zaneseny údaje počtu let do bankrotu, tedy čísla 3, 2, a 1. Na osu Y byly vyneseny dvě řady hodnot, první řada obsahovala tři skupinové průměry poměrových ukazatelů pro skupinu bankrotních podniků a druhá řada obsahovala tři průměry poměrových ukazatelů pro skupinu nebankrotních podniků. Pochopitelně průměry musely být za sebou seřazeny tak, aby korespondovaly s osou X (počtem let do úpadku). Grafy byly dále upravovány dle standardní nabídky programu Excel, například popisky os, intervaly spolehlivosti atp. Testy středních hodnot proběhly tak, že došlo k porovnání hodnot každého z devatenácti poměrových ukazatelů v příslušném roce mezi skupinou bankrotních podniků a skupinou nebankrotních podniků.

Testy normality byly provedeny pro každý z devatenácti ukazatelů v každém ze tří sledovaných let pro každou ze dvou skupin podniků zvlášť. Celkem muselo být ve statistickém programu provedeno 114 testů normality. Zajímavější část 10. kapitoly spočívala v tvorbě bankrotního modelu diskriminační analýzou, přičemž postup byl takový, že bylo spočteno vybraných devatenáct poměrových ukazatelů pro rok 2012. Hodnoty každého poměrového ukazatele byly vloženy do samostatného sloupce (celkem 19 sloupců po 160 řádcích), a to bez ohledu na to, zda se týkaly bankrotního či nebankrotního podniku, jelikož poté byl přidán sloupec specifikující, které řádky hodnot poměrových ukazatelů reprezentují bankrotní podniky (označeno číslem 1), a které reprezentují nebankrotní podniky (označeno číslem 0). Pro tvorbu modelu byla využita metoda rozdělení souboru, neboť z těchto 20 sloupců dat byly náhodně vybrány  $\frac{3}{4}$  řádků ze skupiny bankrotních podniků a  $\frac{3}{4}$  řádků ze skupiny nebankrotních podniků<sup>8</sup>, a tento výběr byl dále vložen do programu SPSS, ve kterém došlo k vytvoření bankrotního modelu. Shodným způsobem byla použita data i pro tvorbu modelu pomocí logistické regrese. Důležité je zmínit, že SPSS umožňuje nastavit statistickou signifikanci (p-hodnotu) pro vstup a výstup jednotlivých ukazatelů v rámci krokového výběru proměnných. Byly ponechány defaultní hodnoty vstup 0,05 a výstup 0,1.

---

<sup>8</sup> Celkem bylo vybráno 120 řádků dat, 60 reprezentující bankrotní podniky a 60 reprezentující nebankrotní podniky.

## 7. Přehled vybraných statistických testů za skupiny podniků

Při zkoumání určitých skutečností je třeba na počátku získat určitý nadhled a zodpovědět základní a přirozené otázky jako například „Existují rozdíly ve výsledku hospodaření, cash flow či obratu bankrotních a nebankrotních podniků? Pokud ano, jaké?“ nebo „Jakým způsobem se vyvíjí zaměstnanost v daných podnicích?“ či „Jsou podniky obsažené ve vzorcích velikostně srovnatelné?“. Pro základní přehled mezi skupinami bankrotních a nebankrotních podniků a porovnání vývoje vybraných účetních ukazatelů byly použity základní statistické výpočty.

### 7.1 Údaje determinující velikost

Jak bylo zmíněno v metodice, vybrané podniky splňují celoevropskou definici mikropodniků a malých podniků. Pro přehled rozdílů či shod dvou skupin podniků z hlediska velikosti tedy byla použita velikost obratu a evidenční počet zaměstnanců v jednotlivých letech.

Tabulka 3 - Bankrotní podniky - jejich obrat a počet zaměstnanců

Bankrotní podniky			
<i>Obrat (v tis. Kč)</i>			
	2010	2011	2012
<b>Průměr prostý</b>	15 808,89	15 493,14	12 909,56
<b>Maximum</b>	115 912	117 499	200 041
<b>Směrodatná odchylka</b>	22 534,40	21 143,28	27 316,69
<b>Variační koeficient</b>	1,43	1,36	2,12
<i>Evidenční počet zaměstnanců</i>			
	2010	2011	2012
<b>Průměr prostý</b>	10,58	9,35	8,85
<b>Maximum</b>	48	45	45
<b>Směrodatná odchylka</b>	11,02	10,79	10,28

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

**Tabulka 4 - Nebankrotní podniky - jejich obrat a počet zaměstnanců**

<b>Nebankrotní podniky</b>			
<i>Obrat (v tis. Kč)</i>			
	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>
<b>Průměr prostý</b>	10 010,35	9 779,45	10 602,64
<b>Maximum</b>	64 158	93 976	105 182
<b>Směrodatná odchylna</b>	14 242,47	17 429,09	18 084,41
<b>Variační koeficient</b>	1,42	1,78	1,71
<i>Evidenční počet zaměstnanců</i>			
	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>
<b>Průměr prostý</b>	9,65	9,83	9,15
<b>Maximum</b>	49	49	47
<b>Směrodatná odchylna</b>	11,46	11,73	11,82

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z porovnání tabulky 3 a 4 je patrné, že obrat byl ve všech třech letech v průměru vyšší u podniků bankrotních a to při vyšší hodnotě směrodatné odchylny. V roce 2012, tedy rok před úpadkem, naopak hodnota variačního koeficientu obratu u podniků úpadkových výrazně vzrostla (z hodnoty 1,36 v roce 2011 na hodnotu 2,11 v roce 2012). U nebankrotních podniků zůstává i v roce 2012 variační koeficient obratu relativně stabilní (vzhledem k předchozímu roku). Průměrný objem výkonů (vyjádřený obratem) u bankrotních podniků s blížícím se rokem úpadku klesá.

Průměrný evidenční počet zaměstnanců (tabulka 3) u bankrotních podniků vykazoval klesající trend z hodnoty 10,58 zaměstnanců v roce 2010 na hodnotu 8,85 zaměstnanců v roce 2012. U nebankrotních podniků (tabulka 4) vykazoval průměrný evidenční počet zaměstnanců relativně stabilní hodnoty v rozmezí minimálně 9,15 v roce 2012 a maximálně 9,72 v roce 2011.

Obecně lze říci, že vzorek bankrotních a nebankrotních podniků vykazuje v průměrech velikosti obratu a evidenčního počtu zaměstnanců jednotlivých let určité odlišnosti. Celoevropská definice mikropodniků a malých podniků byla dodržena, ale je velikost podniků v těchto vzorcích z hlediska statistiky srovnatelná? To odhalí parametrický dvouvýběrový t-test o rozdílu průměrů dvou nezávislých vzorků spočtený pro obrat a evidenční počet zaměstnanců pro každý ze tří let.

Vždy je testována hypotéza  ${}^9H_0: \mu_1 = \mu_2$  proti hypotéze  $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$  při 158 (n-2, kde n je celkový počet pozorování za obě skupiny) stupních volnosti na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Pokud p-hodnota daného t-testu překročí hodnotu 0,05 nelze zamítnout hypotézu  $H_0$  a podniky obou skupin lze v daném roce označit za velikostně srovnatelné.

**Tabulka 5 - Výsledné p-hodnoty pro srovnání velikosti (obrat, zaměstnanci)**

	2010	2011	2012
<b>p-hodnota obrat</b>	0,053487	0,064026	0,529711
<b>p-hodnota zaměstnanci</b>	0,603569	0,790162	0,86425

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z tabulky 5 je vidět, že v žádném ze tří sledovaných let nebyla výsledná p-hodnota příslušného t-testu menší než 0,05. Skupiny bankrotních a nebankrotních podniků lze z hlediska obratu a počtu zaměstnanců prohlásit za srovnatelně velké.

Jelikož veličina obratu je před bankrotem relativně nestabilní (minimálně dle teorie), byl proveden test srovnatelnosti velikosti z hlediska výše celkových aktiv. Testované hypotézy, stupně volnosti, kritérium signifikance a interpretace jsou shodné s předchozím výpočtem.

**Tabulka 6 - Výsledné p-hodnoty pro srovnání velikosti (aktiva)**

	2010	2011	2012
<b>p-hodnota celková aktiva</b>	0,430768	0,38328	0,372281

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z tabulky 6 vyplývá, že v žádném ze tří sledovaných let nebyla p-hodnota příslušného t-testu menší než 0,05. Skupiny bankrotních a nebankrotních podniků lze z hlediska výše celkových aktiv prohlásit za srovnatelně velké.

Statistické testy potvrdily původní hypotézu – použití celoevropské definice mikropodniků a malých podniků a použití náhodného výběru povede k vytvoření dvou reprezentativních vzorků bankrotních a nebankrotních podniků, jejichž velikost bude podobná, a tedy další statistické výpočty budou poskytovat relevantní výsledky.

<sup>9</sup> Písmeno  $\mu$  je symbolem střední hodnoty,  $\mu_1$  označuje skupinu bankrotních podniků,  $\mu_2$  skupinu nebankrotních podniků.

## 7.2 Údaje o výkonnosti podniků

Očekávaným předpokladem je, že v několika letech předcházejících úpadku bude výkonnost úpadkových (bankrotních) podniků zaostávající za výkonností podniků nebankrotních. Výkonnost je zde pro zjednodušení vyjádřena výsledkem hospodaření za účetní období (základní mikroekonomický cíl firmy) a výší cash flow.

**Tabulka 7 - Bankrotní podniky - výsledek hospodaření a cash flow**

	Bankrotní podniky		
	Výsledek hospodaření za účetní období (v tis. Kč)		
	2010	2011	2012
<b>Průměr prostý</b>	-756,41	-757,14	-2 129,54
<b>Směrodatná odchylka</b>	2 286,21	3 044,92	3 994,28
<b>Medián</b>	-278,5	-301	-782,5
	Cash flow (v tis. Kč)		
	2010	2011	2012
<b>Průměr prostý</b>	-424,73	-440	-1 833,89
<b>Směrodatná odchylka</b>	2 349,05	2 921,19	3 879,85
<b>Medián</b>	-78	-216,5	-704,5

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z tabulky 7 je vidět, že průměrný „čistý zisk“ (výsledek hospodaření za účetní období) podniků, které skončily v úpadku, není ani v jednom ze tří let předcházejících úpadku kladný. Medián „čistého zisku“ je rovněž záporný a má klesající trend z hodnoty -278,5 tis. Kč v roce 2010 až na hodnotu -782,5 tis. Kč v roce 2012.

Cash flow bezesporu ovlivňuje schopnost firmy přežít. U bankrotních podniků je průměrné cash flow záporné ve všech třech letech před úpadkem. Medián cash flow je též záporný s projevujícím se klesajícím trendem z hodnoty -78 tis. Kč v roce 2010 na hodnotu -704,5 tis. Kč v roce 2012.

Výkonnost bankrotních podniků s blížícím se úpadkem vykazuje klesající tendenci, a to jak u průměru, tak u mediánu výsledku hospodaření za účetní období i výše cash flow.

**Tabulka 8 - Nebankrotní podniky - výsledek hospodaření a cash flow**

<b>Nebankrotní podniky</b>			
<i>Výsledek hospodaření za účetní období (v tis. Kč)</i>			
	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>
<b>Průměr prostý</b>	302,35	194,58	630,48
<b>Směrodatná odchylka</b>	2 178,10	2 137,02	3 064,04
<b>Medián</b>	21	3	7
<i>Cash flow (v tis. Kč)</i>			
	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>
<b>Průměr prostý</b>	672,59	589,31	1 012,29
<b>Směrodatná odchylka</b>	2 315,10	2 505,82	3 367,87
<b>Medián</b>	116,5	24	54

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Tabulka 8 zobrazuje nebankrotní podniky a jejich výkonnost měřenou z absolutního výsledku hospodaření za účetní období a velikosti cash flow. Průměrný čistý zisk neúpadkových podniků je v letech 2010 – 2012 kladný. V průměru se podnikům dařilo nejméně v roce 2011 s hodnotou 194 tis. Kč. Medián je nejvyšší v roce 2010 s hodnotou 21 tis. Kč

Nebankrotní malé a mikro podniky neměly problém s cash flow. Jeho průměr je v letech 2010 a 2011 nad 500 tis. Kč a v roce 2012 dokonce nad 1 mil. Kč. Medián hodnot není záporný, a i přestože je v letech 2011 a 2012 výrazně nižší než v roce 2010, neměla by mít většina mikro a malých podniků problém s hrazením svých závazků.

Jsou skutečně rozdíly ve středních hodnotách výsledků hospodaření za účetní období a cash flow bankrotních a nebankrotních podniků statisticky významné? Na to odpovídá dvouvýběrový t-test o rozdílu průměrů (středních hodnot) dvou nezávislých vzorků testující nulovou hypotézu  $H_0: \mu_1 = \mu_2$  ve prospěch hypotézy  $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$  při 158 stupních volnosti na stupni významnosti  $\alpha = 0,05$ . Pokud má p-hodnota daného t-testu hodnotu menší než 0,05, lze zamítnout hypotézu  $H_0$  ve prospěch hypotézy  $H_1$  a tvrdit, že existuje statisticky prokazatelný rozdíl ve výkonnosti bankrotních a nebankrotních podniků.

**Tabulka 9 - Výsledné p-hodnoty pro srovnání výkonnosti (VH a CF)**

	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>
<b>p-hodnota výsledek hospodaření</b>	0,00449	0,000284	0,000078
<b>p-hodnota cash flow</b>	0,01149	0,00041	0,000006

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z tabulky 9 vyplývá, že ve všech sledovaných letech byla p-hodnota pro obě sledované veličiny nižší než 0,05 a tedy zamítáme hypotézu  $H_0$ . Statisticky byla potvrzena hypotéza, že úpadkové a neúpadkové podniky mají signifikantně rozdílnou výkonnost vyjádřenou pomocí absolutní výše výsledku hospodaření za účetní období a absolutní výše cash flow. Dle klesající p-hodnoty lze rozeznat prohlubující se rozdíl mezi bankrotními a nebankrotními podniky s přibližujícím se rokem bankrotu.

Po zjištění, že vzorek nebankrotních a vzorek bankrotních podniků je obdobný velikostně, ale rozdílný ve výsledcích hospodaření a cash flow, bude přistoupeno k aplikaci vybraných, již vytvořených, bankrotních modelů na vstupní data a ověření jejich klasifikační spolehlivosti.

## 8. Klasifikační přesnost stávajících modelů

Osmá kapitola popisuje klasifikační přesnost a možnosti využití vybraných modelů ze čtvrté kapitoly pro mikro a malé podniky dnešní doby. Nejsou využity modely využívající údaje kapitálového trhu či národní makroagregáty. Modely využití v této kapitole jsou následující: Altman  $Z'$ , Altman  $Z''$ , IN 95, IN99, IN01, IN05, Tafflerův model, Gurčíkův index. Například model IN99 primárně nesloužil k předpovědi bankrotu. Přesto je vhodné porovnat jeho klasifikační přesnost v kontextu ostatních modelů IN. Gurčíkův index je sice zaměřen odvětvově a není primárně bankrotním modelem, přesto je vhodné zhodnotit jeho klasifikační přesnost, protože používá některé proměnné, které jiné modely neobsahují, například cash flow / pasiva a zásoby / výnosy. Některé modely mají takzvanou šedou zónu neboli interval, ve kterém nelze jednoznačně zařadit podnik jako úpadkový či neúpadkový. V takové situaci došlo k rozdělení intervalu na dvě poloviny a pozorování byla přiřazena ke skupině bližší. Východiskem pro toto rozhodnutí je předpoklad, že šedá zóna byla vytvořena symetricky okolo dělicího bodu. Zhodnocení klasifikační přesnosti je provedeno pro roky 2010, 2011 i 2012 (tedy 3 až 1 roky před úpadkem) a reflektuje tedy predikční schopnost modelu do až tříleté budoucnosti.

### 8.1 Altman $Z'$

Altmanův  $Z'$  model je jedním z majících šedou zónu. Proto je v tabulce 10 uvedeno původní klasifikační pravidlo a upravené klasifikační pravidlo.

Tabulka 10 - Klasifikační pravidlo Altman  $Z'$

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
$> 2,9$	Prosperita	Původní pravidlo
1,23 až 2,9	Šedá zóna	
$< 1,23$	Úpadek	
$> 2,065$	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
$\leq 2,065$	Úpadek	

Zdroj: vlastní práce

Výpočet klasifikační přesnosti proběhl pro roky 2010, 2011 a 2012. Tabulky 11 až 13 zobrazují spolehlivost předpovědí úpadku či prosperity (v absolutním i relativním



vyjádření) na základě porovnání výstupu modelu a skutečnosti v jednotlivých letech. Z výsledků je vidět, že se zkracující se dobou do úpadku roste klasifikační spolehlivost.

### 8.1.1 Klasifikace v roce 2010

Tabulka 11 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu v absolutním i relativním (procentuálním) vyjádření počtu podniků daným způsobem klasifikovaných. Celkový počet podniků dosahuje hodnoty 160 (80 úpadkových, 80 neúpadkových). Model správně zařadil jako prosperující 52 podniků z 80. Dále správně zařadil 37 podniků z 80 jako úpadkových. U predikce úpadku byl model méně přesný než u predikce prosperity. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 28, zatímco úpadkových podniků 43.

Celková spolehlivost modelu, daná součtem podílů správně klasifikovaných prosperujících a úpadkových podniků na celku, byla 55,625 % (89 ze 160 podniků), celková chybovost, daná součtem podílů mylně klasifikovaných bankrotních a nebankrotních podniků na celku, byla 44,375 %.

Tabulka 11 - Klasifikační matice Altman Z' 2010 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	52 (32,5 %)	28 (17,5 %)	80 (50 %)	32,5 %	17,5 %
Úpadek	43 (26,875 %)	37 (23,125 %)	80 (50 %)	23,125 %	26,875 %
Celkem	95 (59,375 %)	65 (40,625 %)	160 (100 %)	55,626 %	44,375 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Dále je třeba poznamenat, že ve skupině skutečně prosperujících podniků model správně klasifikoval 65 % podniků (52 z 80), zatímco ve skupině skutečně úpadkových podniků správně klasifikoval jen 46,25 % (37 z 80).

### 8.1.2 Klasifikace v roce 2011

Tabulka 12 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu v absolutním i relativním vyjádření počtu podniků daným způsobem klasifikovaných. Model správně zařadil jako prosperující 48 podniků z 80. Dále správně zařadil 43 podniků z 80 jako

úpadkových. U predikce úpadku byl model méně přesný než u predikce prosperity. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 32, zatímco úpadkových podniků 37. Oproti klasifikaci v roce 2010 se model zlepšil v predikci úpadku (43 místo 37), ale zhoršil v predikci prosperity (48 místo 52).

Celková spolehlivost modelu, daná součtem podílů správně klasifikovaných prosperujících a úpadkových podniků na celku, byla 56,875 % (91 ze 160 podniků) a celková chybovost, daná součtem podílů mylně klasifikovaných bankrotních a nebankrotních podniků na celku, byla 43,125 %.

**Tabulka 12 - Klasifikační matice Altman Z' 2011 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	48 (30 %)	32 (20 %)	80 (50 %)	30 %	20 %
Úpadek	37 (23,125 %)	43 (26,875 %)	80 (50 %)	26,875 %	23,125 %
Celkem	85 (53,175 %)	75 (40,875 %)	160 (100 %)	56,875 %	43,125 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Ve skupině skutečně prosperujících podniků model správně klasifikoval 60 % podniků (48 z 80), zatímco ve skupině skutečně úpadkových podniků správně klasifikoval jen 53,75 % (43 z 80) podniků.

### 8.1.3 Klasifikace v roce 2012

Tabulka 13 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu v absolutním i relativním (procentuelním) vyjádření počtu podniků daným způsobem klasifikovaných. Model správně zařadil jako prosperující 46 podniků z 80, což je 57,5 % správně klasifikovaných ve skutečnosti prosperujících podniků. Dále model správně zařadil 61 podniků z 80 jako úpadkových, což je 76,25 % správně klasifikovaných podniků ve skupině skutečně úpadkových podniků. U predikce úpadku byl model výrazně přesnější než u predikce prosperity. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 34, zatímco úpadkových podniků jen 19. Oproti klasifikaci v roce 2011 se model zlepšil v predikci úpadku (61 místo 43) a mírně zhoršil v predikci prosperity (46 místo 48).

Celková spolehlivost modelu, daná součtem podílů správně klasifikovaných prosperujících a úpadkových podniků na celku, byla 66,875 % (107 ze 160 podniků), což je o 10 procentních bodů (dále též „p. b.) vyšší spolehlivost oproti roku 2011. Celková chybovost, daná součtem podílů mylně klasifikovaných bankrotních a nebankrotních podniků na celku, byla 33,125 %.

**Tabulka 13 - Klasifikační matice Altman Z' 2011 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	46 (28,75 %)	34 (21,25 %)	80 (50 %)	28,75 %	21,25 %
Úpadek	19 (11,875 %)	61 (38,125 %)	80 (50 %)	38,125 %	11,875 %
Celkem	65 (40,625 %)	95 (59,375 %)	160 (100 %)	66,875 %	33,125 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

#### 8.1.4 Zvýšení spolehlivosti modelu - revize klasifikačního pravidla

Spolehlivost modelu (55,62 %, 56,87 % resp. 66,87 % pro jednotlivé roky) není dostatečná pro kvalitní predikci. Klasifikační pravidlo pro danou rovnici bylo odvozeno již dávno. Jeho úprava by mohla napomoci ke zpřesnění předpovědí modelu.

Úprava prahové hodnoty (klasifikačního pravidla) byla provedena pomocí iteračních metod. Cílem bylo maximalizovat průměrnou spolehlivost (přesnost) modelu v letech 2010 – 2012, a to pomocí minimalizace sumy chyb I. a II. druhu (dále též „Chyba I. / II.“), vyjádřených koeficientem, za sledované 3 roky.

**Tabulka 14 - Chybovost modelu Altman Z' při původní a nové prahové hodnotě**

Prahová hodnota	2,065		4,29	
Období	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,26875	0,175	0,0875	0,28125
2011	0,23125	0,20	0,04375	0,29375
2012	0,11875	0,2125	0,0375	0,30
<b>Suma</b>	1,20625		1,04375	

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Tabulka 14 zobrazuje původní prahovou hodnotu získanou rozdělením intervalu šedé zóny Altmanova  $Z'$  modelu v polovině a příslušnou chybu I. a II. druhu vyjádřenou koeficientem v jednotlivých letech při dané prahové hodnotě. V posledním řádku je suma chyb I. a II. druhu za jednotlivé roky při dané prahové hodnotě. V pravé části jsou stejné údaje pro upravenou prahovou hodnotu, která byla získána pomocí optimalizačních iteračních metod.

Původní klasifikační pravidlo bylo 2,065. Optimalizované pravidlo je 4,29<sup>10</sup>. Upravení klasifikačního pravidla vedlo k výraznému snížení chyby I. druhu, ale k nárůstu chyby II. druhu v jednotlivých letech. Přesto se díky snížení sumy chyb I. a II. druhu zvýšila průměrná klasifikační přesnost o 5,42 procentních bodů (z 59,79 % na 65,21 %), jak zobrazuje tabulka 15. Také lze pozorovat, že klasifikační přesnost díky úpravě prahového bodu překračuje ve všech třech letech 60 %, předtím tomu tak bylo pouze v roce 2012.

**Tabulka 15 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

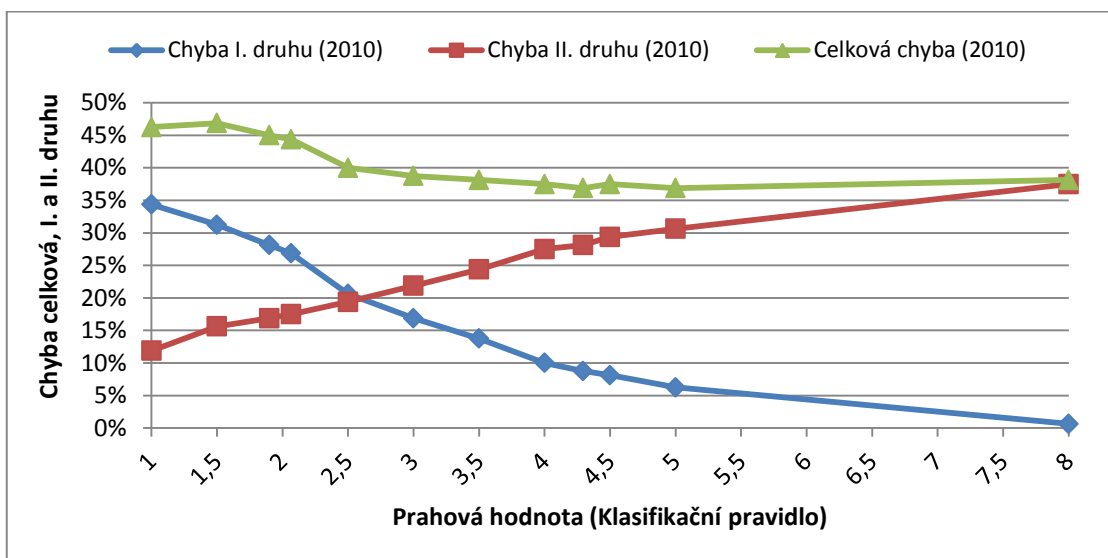
Rok	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 2,065	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 4,29
2010	55,625	63,125
2011	56,875	66,25
2012	66,875	66,25
<b>průměr</b>	59,79167	65,2083

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

V rámci výzkumu je vhodné zobrazit v grafu vývoj celkové chyby a chyb I. a II. druhu (v %) pro jednotlivé roky. Z důvodu úspory místa budou v dalších kapitolách a modelech používány pouze tabulky s nerevidovaným a revidovaným klasifikačním pravidlem a zobrazením míry jednotlivých chyb (či míry spolehlivosti) pro dané prahové hodnoty a období.

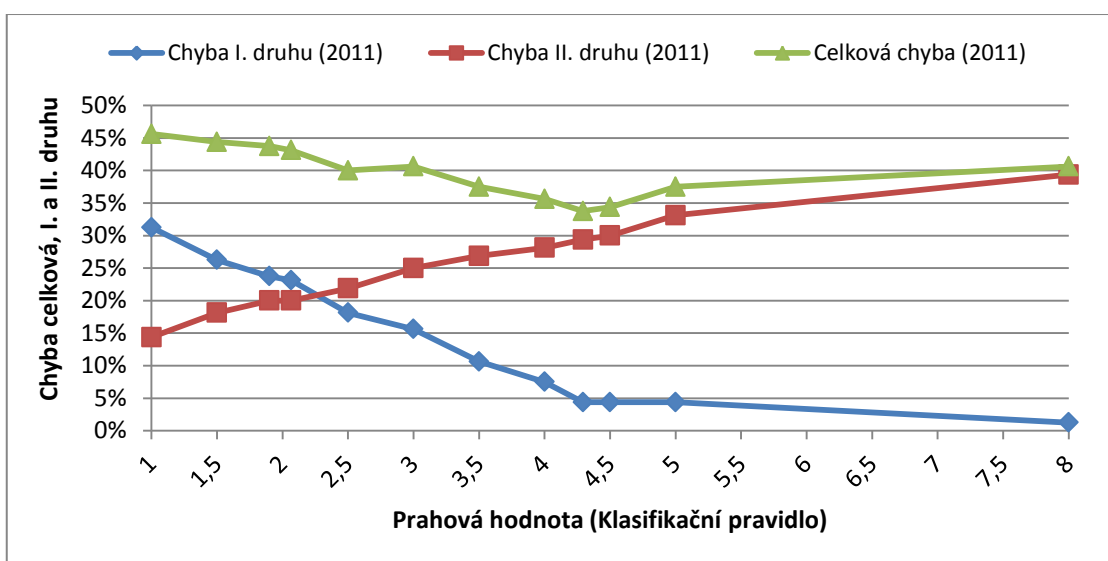
<sup>10</sup> Iteračně i graficky stanovená prahová hodnota je 4,293494322. Model však vykazuje shodnou spolehlivost a chybovost i po zaokrouhlení prahové hodnoty na 4,29.

**Graf 1 - Vývoj chyb v roce 2010 u modelu Altman Z'**



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

**Graf 2 - Vývoj chyb v roce 2011 u modelu Altman Z'**

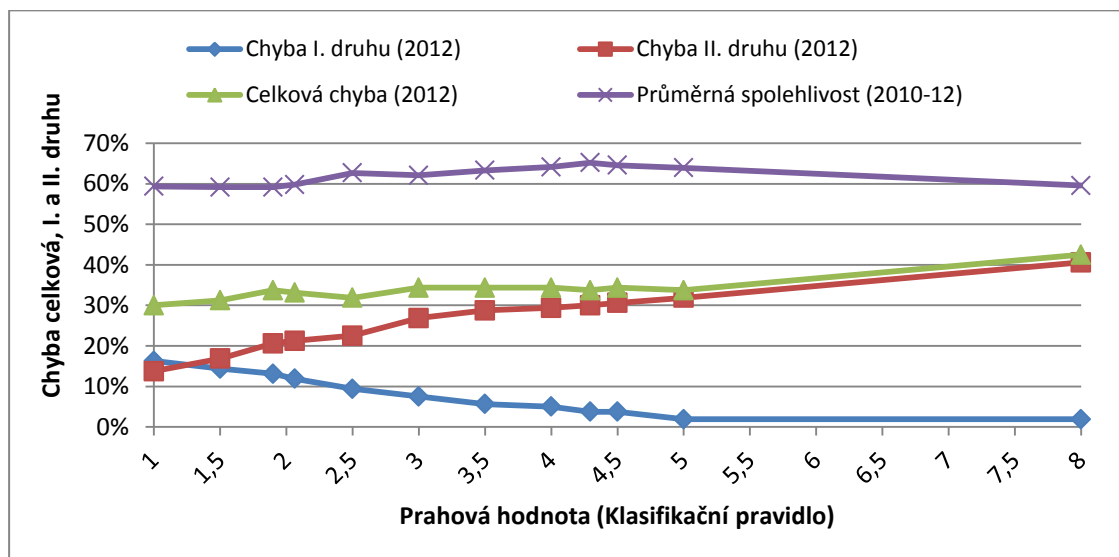


Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z grafu 1 a 2 je patrné, že celková chyba je v letech 2010 a 2011 klesající se zvyšující se prahovou hodnotou směrem od hodnoty 1 až do hodnoty přibližně 4,3. Po překročení této prahové hodnoty nastává mírný (2010), respektive znatelný (2011) nárůst celkové chyby. Konkrétně se jedná o nárůst celkové chyby z 36,875 % při prahové hodnotě 4,29 na 38,13 % při prahové hodnotě 8 (2010) a celkové chyby

z 33,75 % na hodnotu 41 % (2011) při změně prahové hodnoty ze 4,29 na 8. Graficky je potvrzeno, že nový prahový bod pro klasifikaci (4,29) vykazuje v letech 2010 a 2011 nejmenší celkovou chybu ze zkoumaného intervalu okolních prahových bodů 1 – 8.

Graf 3 - Vývoj chyb v roce 2012 u modelu Altman Z' a vývoj průměrné spolehlivosti (2010-12)



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Graf 3 ukazuje, že celková chyba s nárůstem hodnoty prahového bodu v roce 2012 mírně roste po délce intervalu 1 – 8. Přesto je vhodné, v zájmu přesnější klasifikace v předchozích letech, obětovat chybovost 30 % při prahové hodnotě 1 za chybovost 33,75 % při prahové hodnotě 4,29. Díky tomu se také sníží chyba I. druhu z 16,25 % na 3,75 %. V grafu 3 je dále možné sledovat průměrnou spolehlivost v % spočtenou za roky 2010 – 2012. Nejvyšší hodnoty dosahuje právě při hodnotě klasifikačního pravidla 4,29 a to konkrétně 65,2083 %. Zatímco při prahové hodnotě 1 dosahuje průměrná míra spolehlivosti pouze hodnoty 59 %.

## 8.2 Altman Z''

Altmanův model Z'' je model s šedou zónou, proto je v tabulce 16 zobrazena úprava klasifikačního pravidla pro vytvoření klasifikace bez intervalu šedé zóny.

**Tabulka 16 - Klasifikační pravidlo Altman Z''**

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
> 2,6	Prosperita	Původní pravidlo
1,1 až 2,6	Šedá zóna	
< 1,1	Úpadek	
> 1,85	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
≤ 1,85	Úpadek	

Zdroj: vlastní práce

### 8.2.1 Klasifikace v roce 2010

Tabulka 17 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu v absolutním i relativním vyjádření počtu podniků daným způsobem klasifikovaných v roce 2010. Celkový počet podniků dosahuje hodnoty 160 (80 úpadkových, 80 neúpadkových). Model správně zařadil jako prosperující 48 podniků z 80 (60% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 68 podniků z 80 jako úpadkových (85% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 32, zatímco úpadkových jen podniků 12.

Celková spolehlivost modelu, daná součtem podílů správně klasifikovaných prosperujících a úpadkových podniků na celku, byla 72,5 % (116 ze 160 podniků) a celková chybovost, daná součtem podílů mylně klasifikovaných bankrotních a nebankrotních podniků na celku, byla 27,5 %.

**Tabulka 17 - Klasifikační matice Altman Z'' 2010 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	48 (30 %)	32 (20 %)	80 (50 %)	30 %	20 %
Úpadek	12 (7,5 %)	68 (42,5 %)	80 (50 %)	42,5 %	7,5 %
Celkem	60 (37,5 %)	100 (40,625 %)	160 (100 %)	72,5 %	27,5 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.2.2 Klasifikace v roce 2011

Tabulka 18 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu Altman Z'' v absolutním i relativním vyjádření za rok 2011. Model správně zařadil jako

prosperující 39 podniků z 80 (48,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 65 podniků z 80 jako úpadkových (81,25% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 41, zatímco úpadkových jen podniků 15.

Celková spolehlivost modelu, daná součtem podílů správně klasifikovaných prosperujících a úpadkových podniků na celku, byla 65 % (104 ze 160 podniků) a celková chybovost, daná součtem podílů mylně klasifikovaných bankrotních a nebankrotních podniků na celku, byla 35 %.

Spolehlivost modelu byla pro rok 2011 výrazně nižší než pro rok 2010. V důsledku růstu chyb I. i II. druhu celková chyba dosáhla v roce 2011 hodnoty 35 %, naproti v roce 2010 dosáhla hodnoty pouze 27,5 %.

**Tabulka 18 - Klasifikační matice Altman Z'' 2011 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	39 (24,375 %)	41 (25,625 %)	80 (50 %)	24,375 %	25,625 %
Úpadek	15 (9,375 %)	65 (40,625 %)	80 (50 %)	40,625 %	9,375 %
Celkem	54 (33,75 %)	106 (66,25 %)	160 (100 %)	65 %	35 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.2.3 Klasifikace v roce 2012

Tabulka 19 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu Altman Z'' v absolutním i relativním vyjádření za rok 2012. Model správně zařadil jako prosperující 43 podniků z 80 (53,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 75 podniků z 80 jako úpadkových (93,75% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 37, zatímco úpadkových jen podniků 5.

Celková spolehlivost modelu byla 73,75 % (118 ze 160 podniků) a celková chybovost byla 26,25 %.

Spolehlivost modelu byla pro rok 2012 výrazně vyšší než pro rok 2011 (73,75 % versus 65 %) a podobná jako v roce 2010 (73,75 % versus 72,5 %). Chyba typu úpadkový podnik zařazen jako prosperující, byla pouze 3,125 %.



**Tabulka 19 - Klasifikační matice Altman Z'' 2012 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	43 (26,875 %)	37 (23,125 %)	80 (50 %)	26,875 %	23,125 %
Úpadek	5 (3,125 %)	75 (46,875 %)	80 (50 %)	46,875 %	3,125 %
Celkem	48 (30 %)	112 (70 %)	160 (100 %)	73,75 %	26,75 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.2.4 Zvýšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Model vykazuje v roce 2011 náhlý pokles klasifikační přesnosti oproti rokům 2010 a 2012. Úprava klasifikačního pravidla by mohla napomoci ke zvýšení spolehlivosti modelu právě v roce 2011 a to tak, aby se svou přesností přiblížil rokům 2010 a 2012.

Úprava prahové hodnoty (klasifikačního pravidla) byla provedena pomocí iteračních metod. Cílem bylo maximalizovat průměrnou spolehlivost (přesnost) modelu v letech 2010 - 2012 a to pomocí minimalizace sumy chyb I. a II. druhu, vyjádřených koeficientem, za sledované 3 roky.

**Tabulka 20 - Chybovost modelu Altman Z'' při původní a nové prahové hodnotě**

Prahová hodnota	1,85		2,95	
Období	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,075	0,2	0,05	0,21875
2011	0,09375	0,25625	0,0375	0,25625
2012	0,03125	0,23125	0,01875	0,24375
Suma	0,8875		0,825	

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Tabulka 20 zobrazuje původní prahovou hodnotu získanou rozdělením intervalu šedé zóny Altmanova Z' modelu v polovině (1,85) a příslušnou chybu I. druhu spolu s chybou II. druhu vyjádřenou koeficientem v jednotlivých letech při dané prahové hodnotě. V posledním řádku je suma chyb I. a II. druhu za jednotlivé roky při dané prahové hodnotě. V pravé části jsou stejné údaje pro upravenou prahovou hodnotu (2,95), která byla získána pomocí optimalizačních iteračních metod.

Původní klasifikační pravidlo bylo 1,85. Optimalizované pravidlo je 2,95. Upravení klasifikačního pravidla vedlo ke snížení chyb I. druhu, ale zároveň k drobnému nárůstu chyb II. druhu v jednotlivých letech (vyjma roku 2011, kde došlo pouze ke snížení chyby I. druhu, a chyba II. druhu zůstala stejná).

V důsledku snížení sumy chyb I. a II. typu se zvýšila průměrná klasifikační přesnost o 2,08 procentních bodů (ze 70,42 % na 72,5 %), jak zobrazuje tabulka 21. Také lze pozorovat, že díky úpravě prahového bodu vykazuje model klasifikační přesnost i v roce 2011 nad 70 %, oproti původní spolehlivosti v tomto roce došlo ke zlepšení o 5,625 procentních bodů. V roce 2012 zůstala přesnost modelu stejná před i po úpravě prahového bodu. V roce 2010 došlo k nárůstu spolehlivosti o 0,625 p. b. Úpravou kritéria tedy bylo dosaženo požadovaného cíle.

**Tabulka 21 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

Rok	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,85	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 2,95
2010	72,5	73,125
2011	65	70,625
2012	73,75	73,75
<b>průměr</b>	70,42	72,5

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.3 IN95

Bankrotní model IN95 je modelem s šedou zónou. Tabulka 22 zobrazuje původní a upravené klasifikační pravidlo pro následující výpočty s rozdělením v polovině intervalu šedé zóny.

**Tabulka 22 - Klasifikační pravidlo IN95**

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
> 2	Prosperita	Původní pravidlo
1 až 2	Šedá zóna	
< 1	Úpadek	
> 1,5	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
≤ 1,5	Úpadek	

Zdroj: vlastní zpracování

### 8.3.1 Klasifikace v roce 2010

Tabulka 23 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN95 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2010. Model správně zařadil jako prosperující 39 podniků z 80 (48,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 56 podniků z 80 jako úpadkových (70% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 41, zatímco úpadkových jen podniků 24.

Celková spolehlivost modelu byla 59,375 % (95 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 40,625 %.

Tabulka 23 - Klasifikační matice IN95 2010 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	39 (24,375 %)	41 (25,625 %)	80 (50 %)	24,375 %	25,625 %
Úpadek	24 (15 %)	56 (35 %)	80 (50 %)	35 %	15 %
Celkem	63 (39,375 %)	97 (60,625 %)	160 (100 %)	59,375 %	40,625 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.3.2 Klasifikace v roce 2011

Tabulka 24 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN95 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2011. Model správně zařadil jako prosperující 40 podniků z 80 (50% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 53 podniků z 80 jako úpadkových (70% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 40, zatímco úpadkových jen podniků 27.

Celková spolehlivost modelu byla 58,125 % (93 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 41,875 %. Celková spolehlivost modelu byla oproti roku 2010 menší o 1,25 p. b.

Oproti předcházejícímu roku se snížila schopnost předpovědět úpadek o 1,875 %, ale zvýšila se spolehlivost predikce prosperity o 0,625 p. b.

**Tabulka 24 - Klasifikační matice IN95 2011 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	40 (25 %)	40 (25 %)	80 (50 %)	25 %	25 %
Úpadek	27 (16,875 %)	53 (33,125 %)	80 (50 %)	33,125 %	16,875 %
Celkem	67 (41,875 %)	93 (58,125 %)	160 (100 %)	58,125 %	41,875 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.3.3 Klasifikace v roce 2012

Tabulka 25 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN95 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2012. Model správně zařadil jako prosperující 43 podniků z 80 (53,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 72 podniků z 80 jako úpadkových (90% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model výrazně méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 37, zatímco úpadkových jen podniků 5.

Celková spolehlivost modelu byla 71,875 % (115 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 28,125 %. Přesnost modelu byla oproti roku 2011 vyšší o 13,75 p. b. Oproti předcházejícímu roku se především snížila chyba úpadkový podnik klasifikován jako prosperující o 11,875 p. b.

**Tabulka 25 - Klasifikační matice IN95 2012 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	43 (26,875 %)	37 (23,125 %)	80 (50 %)	26,875 %	23,125 %
Úpadek	8 (5 %)	72 (45 %)	80 (50 %)	45 %	5 %
Celkem	51 (31,875 %)	109 (68,125 %)	160 (100 %)	71,875 %	28,125 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.3.4 Zvýšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Model IN95 je vhodný pro odhadnutí situace podniku rok před jeho případným úpadkem, protože dokáže správně klasifikovat až 90 % úpadkových podniků a dosahuje celkové přesnosti 71,875 %. Bohužel dva či tři roky před bankrotem je model použitelný hůře, s celkovou přesností menší než 60 % a správnou klasifikací 70 %

úpadkových podniků nedává dostatečně silný argument pro jeho využití při dlouhodobějších odhadech možného bankrotu. Úprava klasifikačního pravidla by ovšem mohla napomoci zvýšení spolehlivosti modelu.

**Tabulka 26 - Chybovost modelu IN95 při původní a nové prahové hodnotě**

<b>Prahová hodnota</b>	1,5		2,667	
<b>Období</b>	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,15	0,25625	0,09375	0,30625
2011	0,16875	0,25	0,1125	0,275
2012	0,05	0,23125	0,03125	0,2625
<b>Suma</b>	1,10625		1,08125	

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 26 zobrazuje, že nejvhodnější klasifikační pravidlo dle minimalizace sumy chyb I. a II. druhu za všechny 3 roky je prahová hodnota 2,667. Tabulka je shodná s tabulkami v předcházejících podkapitolách. Jak se změnila celková a průměrná spolehlivost modelu zobrazuje tabulka 27.

**Tabulka 27 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

<b>Rok</b>	<b>Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,5</b>	<b>Spolehlivost (%) s prahovým bodem 2,667</b>
2010	59,375	60
2011	58,125	61,25
2012	71,875	70,625
<b>průměr</b>	63,125	63,96

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

V důsledku snížení sumy chyb I. a II. typu se zvýšila průměrná klasifikační přesnost o 0,835 p. b., jak zobrazuje tabulka 27. Také lze pozorovat, že díky úpravě prahového bodu vykazuje klasifikační přesnost v roce 2010 i 2011 hodnotu 60 %, respektive 61,25 % (původně obě přesnosti pod 60 %). V roce 2012 došlo ke snížení klasifikační přesnosti o 1,25 p. b. Úprava kritéria (prahového bodu) nepřinesla, na rozdíl od předchozích modelů (Altman  $Z'$  a  $Z''$ ), výrazné zlepšení klasifikační přesnosti modelu.

## 8.4 IN99

IN99 je model s šedou zónou, opět došlo k rozdělení daného intervalu v polovině a úpravě klasifikačního pravidla (viz tabulka 28).

**Tabulka 28 - Klasifikační pravidlo IN99**

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
> 2,07	Prosperita	Původní pravidlo
0,684 až 2,07	Šedá zóna	
< 0,684	Úpadek	
> 1,377	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
≤ 1,377	Úpadek	

Zdroj: vlastní zpracování

### 8.4.1 Klasifikace v roce 2010

Tabulka 29 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN99 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2010. Model správně zařadil jako prosperující 27 podniků z 80 (33,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 60 podniků z 80 jako úpadekových (75% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 53, zatímco úpadekových jen podniků 20.

Celková spolehlivost modelu byla 54,375 % (87 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 45,625 %.

**Tabulka 29 - Klasifikační matice IN99 2010 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	27 (16,875 %)	53 (33,125 %)	80 (50 %)	16,875 %	33,125 %
Úpadek	20 (12,5 %)	60 (37,5 %)	80 (50 %)	37,5 %	12,5 %
Celkem	47 (29,375 %)	113 (70,625 %)	160 (100 %)	54,375 %	45,625 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

#### 8.4.2 Klasifikace v roce 2011

Tabulka 30 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN99 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2011. Model správně zařadil jako prosperující 27 podniků z 80 (33,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 58 podniků z 80 jako úpadkových (72,5% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 53, zatímco úpadkových jen podniků 22.

Celková spolehlivost modelu byla 53,125 % (85 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 46,875 %. Celková spolehlivost modelu byla oproti roku 2010 menší o 1,25 p. b. Oproti předcházejícímu roku se snížila schopnost předpovědět úpadek o 1,875 p. b., předpověď prosperity zůstala na stejných hodnotách.

Tabulka 30 - Klasifikační matice IN99 2011 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	27 (16,875 %)	53 (33,125 %)	80 (50 %)	16,875 %	33,125 %
Úpadek	22 (13,75 %)	58 (36,25 %)	80 (50 %)	36,25 %	13,75 %
Celkem	49 (30,625 %)	111 (69,375 %)	160 (100 %)	53,125 %	46,875 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

#### 8.4.3 Klasifikace v roce 2012

Tabulka 31 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN99 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2012. Model správně zařadil jako prosperující 25 podniků z 80 (31,25% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 69 podniků z 80 jako úpadkových (86,25% skupinová přesnost). U predikce prosperity byl model výrazně méně přesný než u predikce úpadku. Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 55, zatímco úpadkových jen podniků 11.

Celková spolehlivost modelu byla 58,75 % (94 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 41,25 %. Celková spolehlivost modelu byla oproti roku 2011 vyšší o 5,625 p. b. Na první pohled by se mohlo zdát, že model dává rok před úpadkem jasný signál, že podnik svou činnost ukončí (86,25% skupinová přesnost pro skupinu bankrotních podniků), ale vzhledem k vysoké chybě prosperujících

podnik zařazen jako úpadkový (68,75% mylná klasifikace ve skupině nebankrotních podniků) není model vhodný pro předpověď úpadku. Ostatně s tímto cílem ani nebyl vytvořen.

**Tabulka 31 - Klasifikační matice IN99 2012 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	25 (15,625 %)	55 (34,375 %)	80 (50 %)	15,625 %	34,375 %
Úpadek	11 (6,875 %)	69 (43,125 %)	80 (50 %)	43,125 %	6,875 %
Celkem	36 (22,5 %)	124 (77,5 %)	160 (100 %)	58,75 %	41,25 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

#### 8.4.4 Zvýšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Tabulka 33 ukazuje, že posunutím prahové hodnoty, pro zařazení podniku mezi bankrotní nebo prosperující, z čísla 1,377 na číslo -0,05 dochází ke zvýšení klasifikační spolehlivosti ve všech třech sledovaných letech. V roce 2010 o nepatrných 1,25 p. b., v roce 2011 o 10,625 p. b., a v roce 2012 dokonce o 14,375 p. b. V průměru se zvýšila klasifikační přesnost o 8,75 p. b.

**Tabulka 32 - Chybovost modelu IN99 při původní a nové prahové hodnotě**

Prahová hodnota	1,377		-0,05	
Období	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,125	0,33125	0,3625	0,08125
2011	0,1375	0,33125	0,2875	0,075
2012	0,06875	0,34375	0,18125	0,0875
<b>Suma</b>	1,3375		1,075	

Zdroj: vlastní zpracování

**Tabulka 33 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

Rok	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,377	Spolehlivost (%) s prahovým bodem -0,05
2010	54,375	55,625
2011	53,125	63,75
2012	58,75	73,125
<b>průměr</b>	55,416	64,167

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování



Posunutím prahového bodu na hodnotu -0,05 došlo ke značnému nárůstu chyby I. druhu (viz tabulka 32) a zvýšení klasifikační spolehlivosti je provedeno na úkor opatrnosti při klasifikaci úpadkového podniku. Naopak chyba prosperující podnik zařazený jako úpadkový byla výrazně snížena. Doporučený horizont pro předpověď úpadku je 1 rok.

## 8.5 IN01

Tabulka 34 zobrazuje, jak probíhala klasifikace bez šedé zóny pro model IN01.

**Tabulka 34 - Klasifikační pravidlo IN01**

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
> 1,77	Prosperita	Původní pravidlo
0,75 až 1,77	Šedá zóna	
< 0,75	Úpadek	
> 1,26	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
≤ 1,26	Úpadek	

Zdroj: vlastní zpracování

### 8.5.1 Klasifikace v roce 2010

Tabulka 35 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN01 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2010. Model správně zařadil jako prosperující 39 podniků z 80 (48,75% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 64 podniků z 80 jako úpadkových (80% skupinová přesnost). Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 41, zatímco úpadkových jen podniků 16.

Celková spolehlivost modelu byla 64,375 % (103 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 35,625 %.

**Tabulka 35 - Klasifikační matice IN01 2010 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	39 (24,375 %)	41 (25,625 %)	80 (50 %)	24,375 %	25,625 %
Úpadek	16 (10 %)	64 (40 %)	80 (50 %)	40 %	10 %
Celkem	55 (34,375 %)	105 (60,625 %)	160 (100 %)	64,375 %	35,625 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.5.2 Klasifikace v roce 2011

Tabulka 36 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN01 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2011. Model správně zařadil jako prosperující o 5 podniků více než v roce 2010 (55% skupinová přesnost), ale jako úpadkové podniky správně zařadil o 2 podniky méně (77,5% skupinová přesnost). Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 36, zatímco úpadkových jen podniků 18. Celková spolehlivost modelu byla 66,25 % (106 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 33,75 %. Oproti roku 2010 narostla spolehlivost modelu o 1,875 p. b.

Tabulka 36 - Klasifikační matice IN01 2011 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	44 (27,5 %)	36 (22,5 %)	80 (50 %)	27,5 %	22,5 %
Úpadek	18 (11,25 %)	62 (38,75 %)	80 (50 %)	38,75 %	11,25 %
Celkem	62 (38,75 %)	98 (61,25 %)	160 (100 %)	66,25 %	33,75 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.5.3 Klasifikace v roce 2012

Tabulka 37 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu IN01 v absolutním i relativním vyjádření za rok 2012. U skupiny prosperujících podniků byl model stejně přesný jako v roce 2011. U úpadkových podniků došlo ke zlepšení predikce - o 11 podniků více (91,25% skupinová přesnost). Mylně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 36, zatímco úpadkových jen podniků 7. Celková spolehlivost modelu byla 73,125 % (117 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 26,875 %. Oproti roku 2011 narostla spolehlivost modelu o 6,875 p. b.

Tabulka 37 - Klasifikační matice IN01 2012 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	44 (27,5 %)	36 (22,5 %)	80 (50 %)	27,5 %	22,5 %
Úpadek	7 (4,375 %)	73 (45,625 %)	80 (50 %)	46,625 %	4,375 %
Celkem	51 (31,875 %)	109 (68,125 %)	160 (100 %)	73,125 %	26,875 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.5.4 Zlepšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Tabulka 39 ukazuje, že posunutím prahové hodnoty, pro zařazení podniku mezi bankrotní nebo prosperující, z čísla 1,26 na číslo 1,584 dochází ke zvýšení klasifikační spolehlivosti v roce 2010 o 5 p. b., v roce 2011 se spolehlivost modelu nemění a v roce 2012 dokonce klesá o 3,125 p. b. V průměru se zvýšila klasifikační přesnost o 0,63 p. b. Při změně klasifikačního pravidla dochází k takzvanému trade-off vztahu, kdy dochází ke znatelnému nárůstu spolehlivosti předpovědi úpadku 3 roky před úpadkem, ale snižuje se spolehlivost předpovědi rok před úpadkem, zde tedy záleží na volbě hodnotitele a posouzení uživatele. Posunutím prahového bodu na hodnotu 1,584 došlo k mírnému poklesu chyby I. druhu (viz tabulka 38) a k mírnému nárůstu chyby II druhu.

Tabulka 38 - Chybovost modelu IN01 při původní a nové prahové hodnotě

Prahová hodnota	1,26		1,584	
	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,1	0,25625	0,0375	0,26875
2011	0,1125	0,225	0,0875	0,25
2012	0,04375	0,225	0,0375	0,2625
<b>Suma</b>	0,9625		0,94375	

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 39 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)

Rok	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,26	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,584
2010	64,375	69,375
2011	66,25	66,25
2012	73,125	70,125
<b>průměr</b>	67,91	68,54

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.6 IN05

Tabulka 40 zobrazuje původní pravidlo s šedou zónou a upravené pravidlo bez šedé zóny s rozdělením v polovině intervalu šedé zóny. Oproti modelu IN01 došlo k úpravě v nestandardizovaném ukazateli EBIT / Nákladové úroky, kdy v modelu IN01 mohl dosahovat téměř jakýchkoliv hodnot, zatímco v modelu IN05 je autory omezen na maximální hodnotu 9.

**Tabulka 40 - Klasifikační pravidlo IN05**

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
> 1,6	Prosperita	Původní pravidlo
0,9 až 1,6	Šedá zóna	
< 0,9	Úpadek	
> 1,25	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
≤ 1,25	Úpadek	

Zdroj: vlastní zpracování

### 8.6.1 Klasifikace v letech 2010 – 2012

Ani výše popsaná změna v modelu IN05 oproti modelu IN01 spojená s drobnou recalibrací vah autory modelu nevedla k výrazné odchylce ve spolehlivosti modelu.

Tři roky před úpadkem je model IN01 a IN05 stejně spolehlivý, s přesností 64,375 %. Dva roky před úpadkem dochází k drobné odlišnosti, model IN01 vykazuje přesnost 66,25 %, zatímco model IN05 66,875 %. Jeden rok před úpadkem jsou modely IN01 a IN05 opět stejně spolehlivé (73,125% přesnost).

### 8.6.2 Zlepšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Dle iterační metody je nejlepším prahovým bodem hodnota 1,243 (původně 1,25). Bohužel přesnosti modelu daná změna příliš nepomohla. Dle tabulky 41 se průměrná spolehlivost zvýšila o 0,42 %, spolehlivost rok před úpadkem vzrostla o 0,625 p. b., dva roky před úpadkem zůstala shodná a rok před úpadkem vzrostla o 0,625 p. b.

**Tabulka 41 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

Rok	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,25	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 1,243
2010	64,375	65
2011	66,875	66,875
2012	73,125	73,75
<b>průměr</b>	68,125	68,54

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

## 8.7 Taffler

Tafflerovým nejstarším prahovým bodem byla nula. Modifikované pravidlo samotným autorem po revizi je zobrazeno v tabulce 42, ta dále obsahuje úpravu pro odstranění šedé zóny.

**Tabulka 42 - Klasifikační pravidlo Taffler**

Hodnota rovnice	Výrok	Druh pravidla
> 0,3	Prosperita	Původní pravidlo
0,2 až 0,3	Šedá zóna	
≤ 0,2	Úpadek	
> 0,25	Prosperita	Pravidlo bez šedé zóny
≤ 0,25	Úpadek	

Zdroj: vlastní zpracování

### 8.7.1 Klasifikace v roce 2010

Tabulka 43 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu Taffler v absolutním i relativním vyjádření za rok 2010. Model správně zařadil jako prosperující 61 podniků z 80 (76,25% skupinová přesnost). Dále správně zařadil 14 podniků z 80 jako úpadkových (17,5% skupinová přesnost). Mýlně klasifikovaných prosperujících podniků bylo 19, zatímco úpadkových 66.

Celková spolehlivost modelu byla jako u jediného modelu pod 50 %, konkrétně 46,875 % (75 správně klasifikovaných podniků ze 160 podniků) a celková chybovost byla 53,125 %.

**Tabulka 43 - Klasifikační matice Taffler 2010 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	61 (38,125 %)	19 (11,875 %)	80 (50 %)	38,125 %	11,875 %
Úpadek	66 (41,25 %)	14 (8,75 %)	80 (50 %)	8,75 %	41,25 %
Celkem	127 (79,375 %)	33 (20,625 %)	160 (100 %)	46,875 %	53,125 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.7.2 Klasifikace v roce 2011

Dva roky před úpadkem byla spolehlivost modelu ještě o trochu nižší než tři roky před úpadkem. Jedinou změnou v klasifikaci je fakt, že model správně zařadil jako prosperující pouze 60 podniků místo 61. A tedy tento jeden prosperující podnik nesprávně klasifikoval jako úpadkový. Celková spolehlivost modelu tedy klesla na 46,25 %.

### 8.7.3 Klasifikace v roce 2012

Tabulka 44 zobrazuje porovnání skutečnosti a předpovědi modelu Taffler v absolutním i relativním vyjádření za rok 2012. Došlo k paradoxní situaci, kdy model správně klasifikoval přesně 50 % podniků. Rok před úpadkem se tedy nejedná o žádnou spolehlivou klasifikaci. Model byl výrazně přesnější při klasifikaci ve skupině prosperujících podniků, kde správně zařadil 59 z 80 podniků. Při klasifikaci ve skupině úpadkový správně zařadil jen 21 z 80 podniků.

Tabulka 44 - Klasifikační matice Taffler 2012 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	59 (36,875 %)	21 (13,125 %)	80 (50 %)	36,875 %	13,125 %
Úpadek	59 (36,875 %)	21 (13,125 %)	80 (50 %)	13,125 %	36,875 %
Celkem	118 (73,75 %)	42 (26,25 %)	160 (100 %)	50 %	50 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.7.4 Zlepšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Tafflerův model zatím vykázal nejhorší výsledky ze všech testovaných modelů. Se spolehlivostmi 46,875 %, 46,25 % a 50 % nelze doporučit jeho použití pro Českou republiku a mikro a malé podniky. Jedním z faktorů, proč tento model vykazuje tak nízkou spolehlivost v testovaném prostředí je bezesporu ten, že Tafflerův model byl odvozen od průmyslových podniků kótovaných na Londýnské burze. Mohla by ale revize klasifikačního pravidla (prahového bodu) zvýšit jeho přesnost?

Tabulka 46 ukazuje, že posunutím prahové hodnoty, pro zařazení podniku mezi bankrotní nebo prosperující, z čísla 0,25 na číslo 0,85 dochází ke zvýšení klasifikační

spolehlivosti v roce 2010 o 10,625 p. b., v roce 2011 o 15,625 p. b., a v roce 2012 o 7,5 p. b. V průměru se zvýšila klasifikační přesnost o 11,25 p. b. Úprava klasifikačního pravidla tedy přinesla znatelný nárůst přesnosti modelu. Posunutím prahového bodu na hodnotu 0,85 také dochází k úbytku chyby I. ve prospěch chyby II. druhu (viz tabulka 45), což znamená, že model je po úpravě klasifikačního pravidla „opatrnější“, respektive méně úpadkových podniků je zařazeno jako prosperujících.

**Tabulka 45 - Chybovost modelu Taffler při původní a nové prahové hodnotě**

<b>Prahová hodnota</b>	0,25		0,85	
<b>Období</b>	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,4125	0,11875	0,125	0,3
2011	0,4125	0,125	0,10625	0,275
2012	0,36875	0,13125	0,15625	0,26875
<b>Suma</b>	1,56875		1,23125	

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

**Tabulka 46 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

<b>Rok</b>	<b>Spolehlivost (%) s prahovým bodem 0,25</b>	<b>Spolehlivost (%) s prahovým bodem 0,85</b>
2010	46,875	57,5
2011	46,25	61,875
2012	50	57,5
<b>průměr</b>	47,708	58,958

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

## 8.8 Gurčikův index

Tabulka 47 opět zobrazuje upravené klasifikační pravidlo s odstraněním šedé zóny.

**Tabulka 47 - Klasifikační pravidlo Gurčikova indexu**

<b>Hodnota rovnice</b>	<b>Výrok</b>	<b>Druh pravidla</b>
> 1,8	Prosperita	Původní pravidlo
0,6 až 1,8	Šedá zóna	
≤ -0,6	Úpadek	
> 0,6	Prosperita	Upravené pravidlo
≤ 0,6	Úpadek	

Zdroj: vlastní zpracování

### 8.8.1 Klasifikace v roce 2010

Z tabulky 48 je zřejmé, že celková spolehlivost Gurčikova indexu byla tři roky před úpadkem 63,125 %. Obzvláště úspěšný byl model v klasifikaci úpadkové skupiny podniků, kde správně zařadil 70 z 80 podniků (87,5% skupinová přesnost). Prosperujících podniků model správně klasifikoval 31 z 80 (38,75% skupinová přesnost).

Tabulka 48 - Klasifikační matice Gurčik 2010 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	31 (19,375 %)	49 (30,625 %)	80 (50 %)	19,375 %	30,625 %
Úpadek	10 (6,25 %)	70 (43,75 %)	80 (50 %)	43,75 %	6,25 %
Celkem	41 (25,625 %)	119 (74,375 %)	160 (100 %)	63,125 %	36,875 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.8.2 Klasifikace v roce 2011

Z tabulky 49 je patrné, že model byl při klasifikaci skupiny prosperujících podniků stejně úspěšný jako v roce 2010. Zhoršil se však při klasifikaci skupiny úpadkových podniků, kdy správně klasifikoval místo 70 podniků jen 66. V důsledku toho se snížila celková spolehlivost modelu o 2,5 p. b. na 60,625 %.

Tabulka 49 - Klasifikační matice Gurčik 2011 (absolutní i relativní)

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	31 (19,375 %)	49 (30,625 %)	80 (50 %)	19,375 %	30,625 %
Úpadek	14 (8,75 %)	66 (41,25 %)	80 (50 %)	41,25 %	8,75 %
Celkem	45 (28,125 %)	115 (71,875 %)	160 (100 %)	60,625 %	39,375 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

### 8.8.3 Klasifikace v roce 2012

Model ve skupině úpadkových podniků správně zařadil 77 z 80 podniků (96,25% skupinová přesnost), což je jeden z nejlepších naměřených výsledků zkoumaných



modelů. Celková spolehlivost modelu dosahovala rok před úpadkem hodnoty 66,875 %, což je o 6,25 p. b. více, než dva roky před úpadkem.

**Tabulka 50 - Klasifikační matice Gurčík 2012 (absolutní i relativní)**

Skutečnost	Předpověď modelu		Celkem	Celková spolehlivost	Celková chybovost
	Prosperita	Úpadek			
Prosperita	30 (18,75 %)	50 (31,25 %)	80 (50 %)	18,75 %	31,25 %
Úpadek	3 (1,875 %)	77 (48,125 %)	80 (50 %)	48,125 %	1,875 %
Celkem	33 (20,625 %)	127 (79,375 %)	160 (100 %)	66,875 %	33,125 %

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

#### 8.8.4 Zlepšení spolehlivosti modelu – revize klasifikačního pravidla

Optimalizace přinesla posun prahové hodnoty z 0,6 na minus 0,06. Z tabulky 51 je vidět, že došlo ke snížení chyby II. při zvýšení chyby I., model je tedy vyváženější.

**Tabulka 51 - Chybovost Gurčíkova indexu při původní a nové prahové hodnotě**

Prahová hodnota	0,6		- 0,06	
Období	Chyba I.	Chyba II.	Chyba I.	Chyba II.
2010	0,0625	0,30625	0,13125	0,21875
2011	0,0875	0,30625	0,14375	0,19375
2012	0,01875	0,3125	0,0375	0,21875
<b>Suma</b>	1,09375		0,94375	

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

**Tabulka 52 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod)**

Rok	Spolehlivost (%) s prahovým bodem 0,6	Spolehlivost (%) s prahovým bodem - 0,06
2010	63,125	65
2011	60,625	66,25
2012	66,875	74,375
<b>průměr</b>	63,54	68,54

Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z tabulky 52 je dále patrné, že posun prahového bodu na hodnotu -0,06 přinesl zvýšení klasifikační přesnosti ve všech třech sledovaných letech. V průměru se zvýšila klasifikační přesnost o 5 p. b., resp. 68,54 %. Nejdůležitější změna proběhla při klasifikaci jeden rok před úpadkem, kdy se přesnost modelu dostala na hodnotu

74,375 %. Žádnému z předcházejících modelů se nepodařilo ani po optimalizaci klasifikačního kritéria přesáhnout hodnotu spolehlivosti 74 %.

Gurčíkův index je tedy jednoznačně velmi kvalitním modelem pro klasifikaci mikro a malých podniků s perspektivou jednoho roku a to i přesto, že byl vytvořen na skupině zemědělských podniků.

## 8.9 Zhodnocení modelů a optimalizace

Po provedení výpočtů spolehlivosti jednotlivých modelů a optimalizace prahové hodnoty došlo k zachycení výsledků do jednoho grafu. Graf 4 zobrazuje hodnotu spolehlivosti jednotlivých modelů v procentech vypočtenou tři roky (2010), dva roky (2011) a rok (2012) před případným úpadkem v roce 2013 při použití původního, autorem stanoveného, kritériálního pravidla (prahové hodnoty), přičemž tato spolehlivost je v legendě grafu označena jako 2010 A, 2011 A a 2012 A (písmeno A je zkratkou slova „autor“). Graf dále zobrazuje hodnotu spolehlivosti jednotlivých modelů v procentech vypočtenou pro dané období, ale při použití nové prahové hodnoty minimalizující sumu chyb I. a II. druhu, respektive prahové hodnoty maximalizující průměrnou spolehlivost modelu v letech 2010 – 2012, tato spolehlivost je v legendě grafu označena jako 2010 O, 2011 O a 2012 O (písmeno O je zkratkou slova „optimalizace“).

Graf je koncipován tak, že původní a nová spolehlivost v daném roce je vyjádřena sloupci umístěnými vedle sebe a vybarvenými stejným druhem barvy, přičemž původní spolehlivost má vždy tmavší odstín příslušné barvy a nová spolehlivost vždy světlejší odstín příslušné barvy.

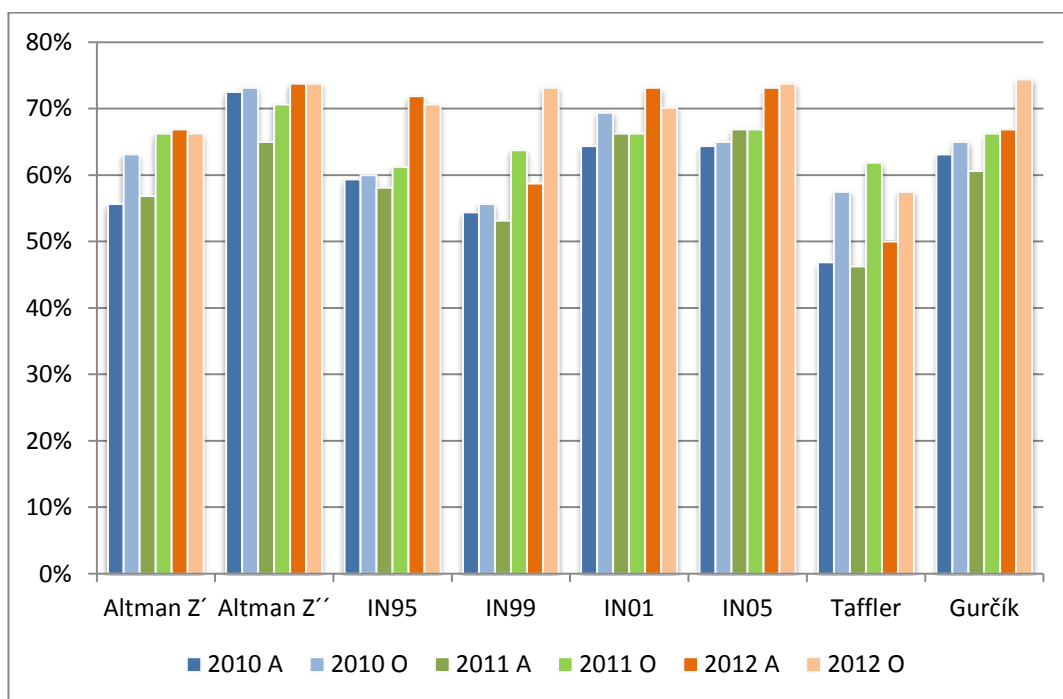
Z grafu 4 vyplývá, že žádný model nepřekročil hranici spolehlivosti 75 %. Porovnání jednotlivých sloupců spolehlivosti před a po optimalizaci prahové hodnoty nám ukazuje, že ve většině případů (19 z 24<sup>11</sup>) došlo díky úpravě klasifikačního pravidla ke zvýšení spolehlivosti klasifikace při použití daného modelu v daném období. Tři roky před úpadkem se díky optimalizaci zvýšila spolehlivost predikce u všech osmi modelů. Dva roky před úpadkem se zvýšila spolehlivost predikce u šesti modelů z osmi (u některých velmi výrazně – např. Altman Z' o +9,375 procentních bodů), a u modelů IN01 a IN05 zůstala spolehlivost dva roky před úpadkem

---

<sup>11</sup> 3 roky a 8 modelů dává součin 24 kombinací.

po optimalizaci stejná. Tři roky před úpadkem se zvýšila spolehlivost predikce u čtyř modelů z osmi, u jednoho modelu zůstala stejná (Altman Z'') a u tří modelů se nepatrně snížila (Altman Z', IN95 a IN01). Z grafu 4 je zřejmé, že optimalizace nejvíce prospěla modelu Taffler, Gurčikovu indexu, modelu IN99 a modelu Altman Z'', který nyní vykazuje konzistentnější výsledky v jednotlivých letech před úpadkem a nejvyšší spolehlivosti ze všech modelů. Model IN05 je jedním z nejlépe koncipovaných pro mikro a malé podniky České republiky i bez optimalizace, neboť optimalizace zvýšila spolehlivost tři roky a rok před úpadkem jen velmi nepatrně a dva roky před úpadkem zůstala i po optimalizaci spolehlivost stejná.

**Graf 4 - Relativní spolehlivost modelů v jednotlivých letech před a po optimalizaci prahové hodnoty**



Zdroj: vlastní zpracování

Pro doplnění grafů je poskytnuta tabulka 53 zobrazující v procentech (%) spolehlivost před optimalizací prahového bodu a po provedení optimalizace prahového bodu pro jednotlivé modely a jednotlivé roky.

**Tabulka 53 - Spolehlivost modelů před a po optimalizaci prahové hodnoty**

	Spolehlivost před optimalizací			Spolehlivost po optimalizaci		
	2010	2011	2012	2010	2011	2012
<b>Altman Z'</b>	55,625	56,875	66,875	63,125	66,250	66,250
<b>Altman Z''</b>	72,500	65,000	73,750	73,125	70,625	73,750
<b>IN95</b>	59,375	58,125	71,875	60,000	61,250	70,625
<b>IN99</b>	54,375	53,125	58,750	55,625	63,750	73,125
<b>IN01</b>	64,375	66,250	73,125	69,375	66,250	70,125
<b>IN05</b>	64,375	66,875	73,125	65,000	66,875	73,750
<b>Taffler</b>	46,875	46,250	50,000	57,500	61,875	57,500
<b>Gurčík</b>	63,125	60,625	66,875	65,000	66,250	74,375

Zdroj: vlastní zpracování

Z tabulky 53 dále vyplývá, že u modelů Altman Z', IN95 a IN01 došlo z důvodu minimalizace tříleté chyby a tedy maximalizace průměrné spolehlivosti modelu k určitému poklesu klasifikační přesnosti 1 rok před úpadkem (rok 2012), a to konkrétně o -0,625 procentního bodu, -1,25 procentního bodu a -3 procentní body. Nelze ovšem opomenout skutečnost, že bankrotní modely jsou modely pravděpodobnostní predikující ex-ante budoucí situaci a proto je žádoucí, aby model nevykazoval vysokou přesnost pouze v 1 roce před bankrotem, ale také například 2 až 3 roky před případným úpadkem podniku, jelikož racionálně uvažující podnikatel, využívající bankrotní modely pro predikci situace obchodních partnerů, potřebuje získat signály o možných problémech dostatečně dopředu (smluvní vztahy jsou často domlouvány na více než 1 rok), aby mohl neustále sledovat a vyhodnocovat další vývoj obchodních partnerů. Pro takového podnikatele je vypovídající spíše průměrná klasifikační přesnost daného modelu pro 1, 2 a 3 roky před úpadkem, a jelikož lze (na základě popisu tabulky 54) vyhodnotit změnu klasifikačních pravidel z hlediska průměrné spolehlivosti daných třech let jako úspěšnou, tak lze považovat drobné snížení klasifikační přesnosti u třech výše zmíněných modelů v době jednoho roku před úpadkem za zanedbatelné. Je třeba též zdůraznit, že u některých modelů (IN99, IN05, Taffler, Gurčík) došlo naopak k nárůstu klasifikační přesnosti a to nejen průměrné, ale též přesnosti 1 rok před úpadkem, proto se využitá metoda optimalizace jeví jako vhodná.

Kapitolu uzavírá tabulka 54 porovnávající původní prahovou hodnotu<sup>12</sup> (PPH), novou prahovou hodnotu (NPH), původní průměrnou celkovou spolehlivost daného modelu (PPCS), novou průměrnou celkovou spolehlivost (NPCS) a změnu, která říká, o kolik procentních bodů se zvýšila průměrná spolehlivost modelu při použití nové prahové hodnoty pro klasifikaci podniků.

**Tabulka 54 - Porovnání prahových hodnot z hlediska celkové průměrné spolehlivosti modelu**

	<b>PPH</b>	<b>NPH</b>	<b>PPCS</b>	<b>NPCS</b>	<b>Změna</b>
<b>Altman Z'</b>	2,065	4,29	59,79 %	65,21 %	5,42 p. b.
<b>Altman Z''</b>	1,85	2,95	70,42 %	72,50 %	2,08 p. b.
<b>IN95</b>	1,5	2,667	63,13 %	63,96 %	0,83 p. b.
<b>IN99</b>	1,377	-0,05	55,42 %	64,17 %	8,75 p. b.
<b>IN01</b>	1,26	1,584	67,91 %	68,54 %	0,63 p. b.
<b>IN05</b>	1,25	1,243	68,13 %	68,54 %	0,41 p. b.
<b>Taffler</b>	0,25	0,85	47,71 %	58,96 %	11,25 p. b.
<b>Gurčík</b>	0,6	-0,06	63,54 %	68,54 %	5,00 p. b.

Zdroj: vlastní zpracování

Z tabulky 54 je vidět, že u všech modelů došlo ke zvýšení průměrné spolehlivosti při použití NPH místo PPH. Minimální zlepšení průměrné klasifikační přesnosti bylo o 0,63 p. b. u modelu IN01, maximální zlepšení průměrné klasifikační přesnosti bylo 11,25 procentních bodů u Tafflerova modelu.

Na základě posouzení tabulky 53 a 54 a grafu 4 je doporučeno používat nové optimalizované prahové hodnoty (NPH) pro klasifikaci mikro a malých podniků především pro modely Altman Z', Altman Z'', IN99, IN05, Taffler a pro Gurčíkův index. Pro modely IN95 a IN01 je na zvážení uživatele, jakou kritériální hodnotu použije.

<sup>12</sup> Původní prahová hodnota je autorem modelu stanovená hodnota bez intervalu šedé zóny, který byl odstraněn rozdělením v polovině a přiřazením podniku do té skupiny, ke které měl na základě výsledku rovnice nejbliže.

## 9. Profilová analýza

Kapitola 9 se zaměřuje na profilovou analýzu jednotlivých ukazatelů specifikovaných v metodice (podkapitola 6.4). Výsledkem by mělo být zjištění, zda jsou vidět rozdíly v jednotlivých ukazatelích mezi skupinami bankrotních a nebankrotních podniků a pokud ano, tak v jakém období před úpadkem se tyto rozdíly projevují, zda již například 3 roky před úpadkem, nebo až v době blíže úpadku. Zjištění lze provést pomocí grafů vývoje skupinových průměrů a testů shody středních hodnot.

Zkušený uživatel poměrových ukazatelů se možná pozastaví nad tím, proč nejsou použity některé známé ukazatele, jako například vázanost zásob či nákladovost odpisů. Vysvětlení je prosté: Jelikož je soubor podniků vytvořen tak, že se jedná o průřez malých a mikro podniků napříč odvětvími národního hospodářství, tak vzniká situace, kdy některé vybrané podniky nedisponují žádnými zásobami (z důvodu předmětu podnikání) či nedisponují dlouhodobými aktivy a tedy negenerují odpisy (opět je důvodem předmět podnikání). Využití některých výše zmíněných ukazatelů by tedy mohlo vést k mylným závěrům z důvodu měnící se velikosti porovnávaných skupin podniků. Použití takových ukazatelů není vhodné ani v následujících kapitolách pro tvorbu komplexního modelu pomocí diskriminační analýzy či logistické regrese, jelikož by model nemusel být aplikovatelný pro některé malé a mikro podniky, které mají specifický předmět podnikání.

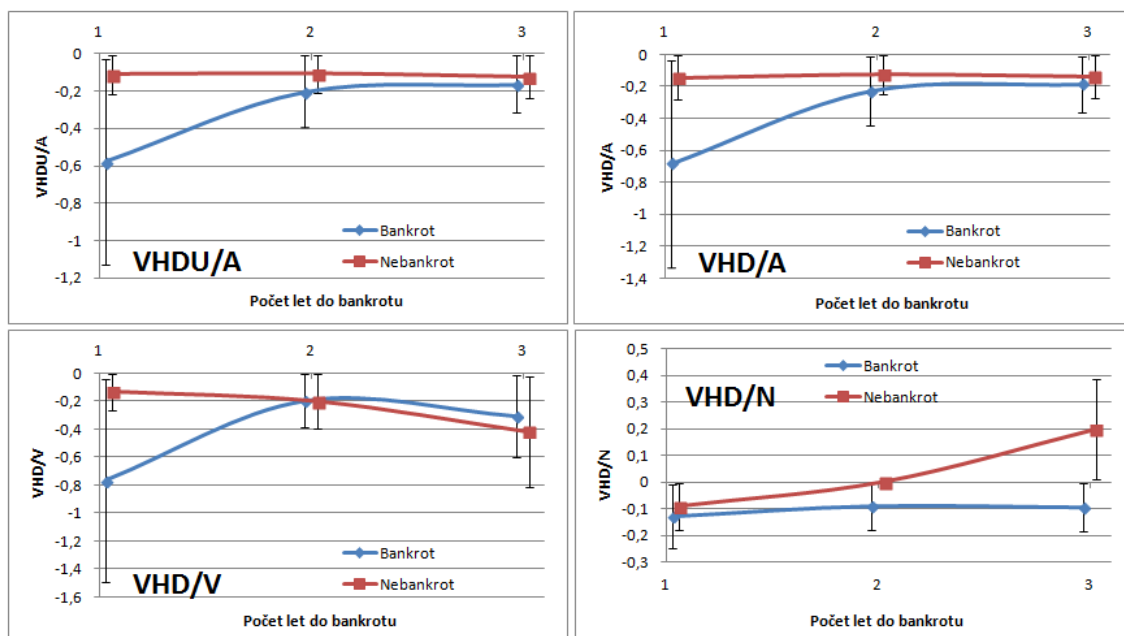
### 9.1 Grafické provedení profilové analýzy

Kapitola se zaměřuje na provedení profilové analýzy pro jednotlivé skupiny ukazatelů (rentability, likvidity atd.) pomocí grafického aparátu.

Graf 5 zobrazuje profilovou analýzu vybraných ukazatelů rentability. Grafy profilové analýzy jsou koncipovány tak, že na ose X je zobrazen počet let do úpadku. Graf se tedy z hlediska osy X čte zprava doleva. Na ose Y je vynesena střední hodnota (průměr) příslušného ukazatele v daném počtu let před úpadkem a to pro skupinu bankrotních podniků (modrá čára) a pro skupinu nebankrotních podniků (červená čára). V grafech jsou dále zachyceny chybové úsečky vyjadřující 95% interval spolehlivosti, pro jejichž přehledné zobrazení došlo k mírnému vychýlení obou řad grafu vůči ose X.

Pokud není v některém roce u některého ukazatele chybová úsečka viditelná, jedná se o situaci velmi nízké variability hodnot příslušného ukazatele v konkrétním období.

**Graf 5 - Profilová analýza ukazatelů rentability**

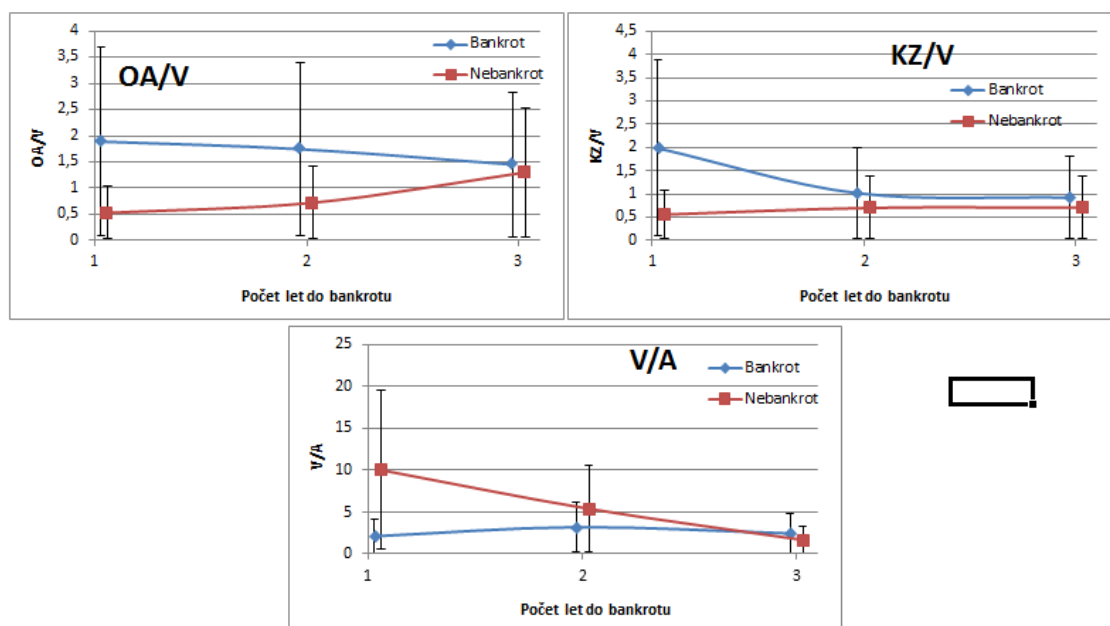


Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Z jednotlivých grafů je vidět, že oběma skupinám podniků se z hlediska rentability daří 3 roky před bankrotem podobně (vyjma rentability nákladů). Zlomový okamžik nastává 2 roky před bankrotem, kdy zejména u rentability aktiv nastává následující – rentabilita bankrotních podniků závratně klesá, zatímco rentabilita nebankrotních podniků si udržuje úroveň podobnou předchozím rokům. I u rentability výnosů nastává zlom dva roky před úpadkem, kdy je rentabilita výnosů u obou skupin podniků totožná, ale vývoj mezi dvěma roky a jedním rokem do úpadku je zcela opačný, nebankrotním podnikům se daří zvyšovat rentabilitu výnosů, zatímco bankrotním podnikům se rentabilita výnosů propadá. U rentability nákladů je situace zcela opačná a obě skupiny jsou si naopak velmi podobné v době 1 roku před úpadkem. Hypotézou tedy je, že první tři ukazatele rentability jsou vhodné pro klasifikaci podniků do jednotlivých skupin, zatímco čtvrtý ukazatel (rentabilita nákladů) není příliš vhodná pro klasifikaci podniků do jednotlivých skupin.

U chybových úseček obou skupin dochází v jednotlivých letech k častému překrývání. K tomuto překrývání dochází například i 1 rok před úpadkem, a to i přesto, že je u některých ukazatelů (*VHDU/A*, *VHD/A* a *VHD/V*) výrazně odlišná střední hodnota. To je způsobeno rostoucí variabilitou ukazatele a tedy i směrodatnou chybou. Pozdější testy středních hodnot odhalí statistickou (ne)významnost mezi oběma skupinami podniků v jednotlivých letech u jednotlivých ukazatelů.

**Graf 6 - Profilová analýza ukazatelů účinnosti**



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Graf 6 zobrazuje profilovou analýzu ukazatelů účinnosti specifikovaných v metodice. Grafy jsou koncipovány stejně jako pro profilovou analýzu rentability.

Z grafu vázanosti oběžných aktiv je vidět, že bankrotní podniky vykazují během počtu let do úpadku hodnoty ukazatele od 1,45 do 1,9. Je vidět, že se zkracující se dobou do úpadku ukazatel mírně roste. Zcela opačný trend (klesající) má ukazatel vázanosti oběžných aktiv pro nebankrotní podniky, ukazatel začíná na hodnotě 1,3 tři roky před rozhodným rokem a klesá až na hodnotu 0,53 jeden rok před úpadkem.

Ukazatel vázanosti krátkodobých závazků se projevuje následovně. Bankrotní podniky mají hodnotu ukazatele v rozmezí 0,9 (tři roky před bankrotem) až 2 (jeden rok před úpadkem). Nebankrotní podniky začínají na hodnotě 0,7 tři roky před případným

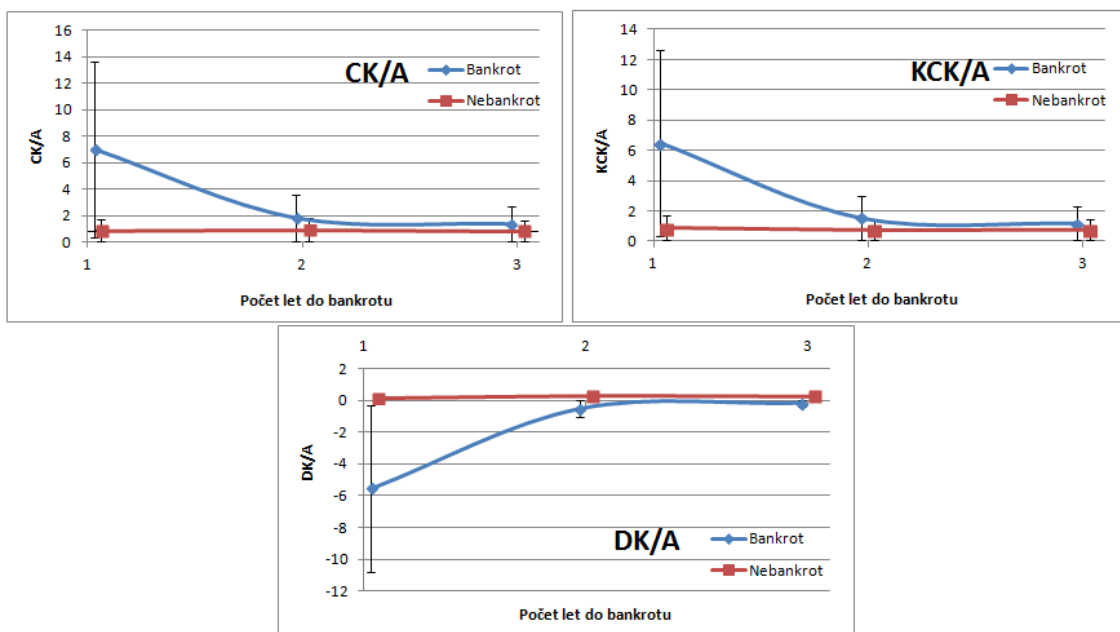


úpadkem, ale ukazatel se jim daří v průběhu let snižovat až na hodnotu 0,55 v roce 2012. Nebankrotním podnikům se tedy dařilo snižovat krátkodobé závazky, zvyšovat výnosy či kombinovat obojí.

Podniky by se měly snažit maximalizovat ukazatel účinnosti aktiv. Bankrotním podnikům se to ovšem nedařilo. Ukazatel začal na hodnotě 2,45 tři roky před úpadkem a skončil s hodnotou 2,11 jeden rok před úpadkem. Naproti tomu nebankrotním podnikům se dařilo ukazatel maximalizovat. Tři roky před úpadkem byla hodnota ukazatele 1,66, ale jeden rok před úpadkem byla hodnota ukazatele 10.

Jako kvalitně klasifikující ukazatele se z pohledu grafů jeví ukazatele účinnosti aktiv a vázanosti oběžných aktiv. U chybových úseček ovšem opět dochází k častému překrývání v jednotlivých letech – opět je to způsobeno měnící se variabilitou ukazatelů v jednotlivých letech. Statistické testy shody středních hodnot poskytnou podrobnější analýzu daného problému.

**Graf 7 - Profilová analýza ukazatelů zadluženosti**



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Graf 7 představuje grafy profilové analýzy pro ukazatele zadluženosti specifikované v metodice. Ukazatel krytí úroků na bázi cash flow je přiřazen až

k ukazatelům založeným na peněžních tocích. Grafy jsou sestaveny stejným způsobem jako předcházející profilová analýza (viz ukazatele rentability).

Z grafu *CK/A* (celková zadluženost) je vidět, že skupina nebankrotních podniků se v zadluženosti pohybuje po všechny tři sledované roky pod hodnotou 1 a tedy není předlužená. Zadluženost této skupiny se pohybuje v rozmezí 85 % až 91 %. Naopak skupina bankrotních podniků je předlužená již tři roky před bankrotem s hodnotou ukazatele 1,4. Jeden rok před bankrotem zadluženost roste až na hodnotu 7. Bankrotní podniky vykazují výraznou předluženost. Ta je způsobena především nárůstem krátkodobého cizího kapitálu jak zobrazuje graf ukazatele *KCK/A*, jelikož křivka grafu tohoto ukazatele téměř kopíruje křivku ukazatele *CK/A*. Zadluženost krátkodobým cizím kapitálem je u bankrotních podniků tři roky před úpadkem na hodnotě 1,2 a jeden rok před úpadkem roste až na hodnotu 6,49. Naopak zadluženost nebankrotních podniků krátkodobým cizím kapitálem se pohybuje „jen“ v rozmezí 0,7 až 0,87.

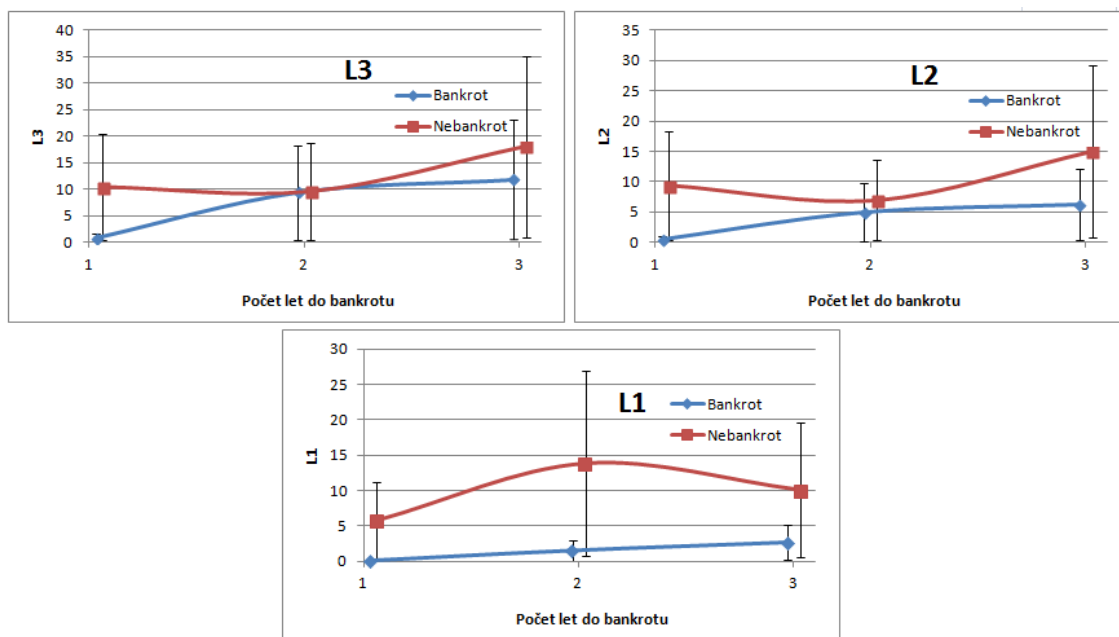
Poslední graf na obrázku dole zobrazuje krytí aktiv dlouhodobým kapitálem (*DK/A*). Pokud je hodnota ukazatele = 1, znamená to, že veškerá aktiva jsou financována dlouhodobým kapitálem. Nebankrotní podniky mají v roce 2010 hodnotu ukazatele 0,25 a v roce 2012 hodnotu 0,11. To znamená, že rostl podíl aktiv financovaných krátkodobým kapitálem. U bankrotních podniků je situace tři roky před bankrotem podobná jako u nebankrotních, ovšem jeden rok před bankrotem ukazatel výrazně klesá na hodnotu -5,53. To je způsobeno zápornou hodnotou dlouhodobého kapitálu a výrazným nárůstem krátkodobého kapitálu u skupiny bankrotních podniků.

Chybové úsečky napovídají, že variabilita ukazatelů a tedy jejich směrodatná chyba je proměnlivá v čase a zároveň se mění v závislosti na skupině podniků. Je třeba provést testy shody středních hodnot.

Graf 8 se zaměřuje na profilovou analýzu ukazatelů likvidity. Grafy jsou sestaveny stejně, jak je popsáno u profilové analýzy ukazatelů rentability. Lze si povšimnout, že křivky grafů *L3* a *L2* mají velmi podobný průběh. To je způsobeno tím, že ukazatel *L3* zahrnuje veškerá oběžná aktiva včetně zásob, zatímco ukazatel *L2* zobrazuje oběžná aktiva bez zásob a křivky grafů jsou tedy ovlivněny pouze výší těchto zásob u jednotlivých skupin podniků. Lze konstatovat, že likvidita *L3* je u bankrotních podniků klesající s blížícím se okamžikem úpadku – 3 roky před úpadkem je hodnota ukazatele 11,81, 1 rok před úpadkem je hodnota ukazatele 0,79. Doporučená hodnota je

v rozmezí 1,5 až 2,5, zcela problematická je na první pohled hodnota  $< 1$ , jelikož pak je nutné hradit krátkodobý cizí kapitál například prodejem dlouhodobého majetku. U nebankrotních podniků začíná likvidita  $L3$  v roce 2010 na hodnotě 18 a v roce 2012 je na hodnotě 10,42. Nebankrotní podniky nemají s běžnou likviditou problém.

**Graf 8 - Profilová analýza ukazatelů likvidity**



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

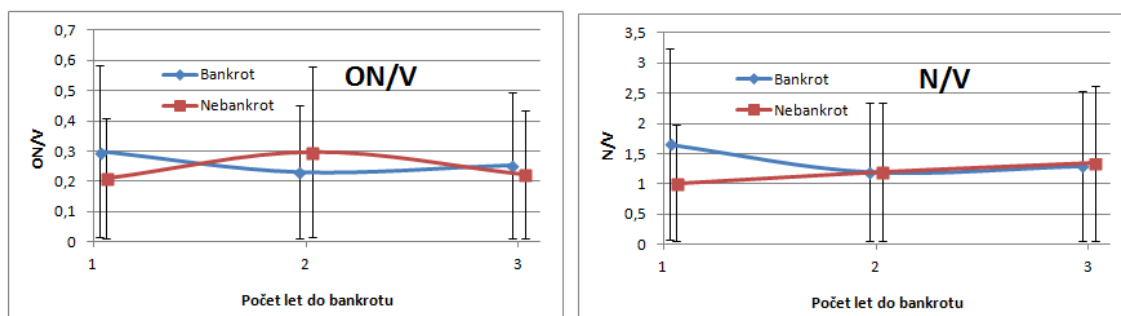
Doporučená hodnota pro likviditu  $L2$  je v rozmezí 1 až 1,5. Bankrotní podniky tuto hodnotu překračují tři a dva roky před úpadkem. Jeden rok před úpadkem jsou ovšem na hodnotě 0,53 a dostávají se do výrazných problémů s likviditou. Nebankrotní podniky s likviditou  $L2$  problém nemají, ani v jednom roce neklesá pod hodnotu 6,9.

Likvidita  $L1$  má doporučené hodnoty v rozmezí 0,2 až 0,5. Bankrotní podniky se dostávají pod tuto hodnotu jeden rok před úpadkem. Z grafu je vidět, že hodnota likvidity  $L1$  klesá lineárně s blížícím se úpadkem. U nebankrotních podniků není žádný problém s likviditou, sice jeden rok před úpadkem klesá na hodnotu 5,73, ale nejedná se o závažný problém, spíše o optimalizaci držby peněžních prostředků.

Z grafů je vidět, že ukazatele likvidity by mohly relativně dobře klasifikovat podniky do jednotlivých skupin, zejména likvidita  $L1$ . Chybové úsečky ukazují, že

dochází k prolínání směrodatné chyby ukazatelů v určitých obdobích, testy shody středních hodnot přesněji zobrazí jednotlivé statistické významnosti a nevýznamnosti.

**Graf 9 - Profilová analýza ukazatelů nákladovosti**



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Graf 9 se zaměřuje na profilovou analýzu ukazatelů nákladovosti specifikované v metodice. Grafy sestaveny postupem shodným pro profilovou analýzu ukazatelů rentability. Z grafu ukazatele *ON/V* je vidět, že osobní náklady jsou záležitostí proměnlivou a mohou v jednotlivých skupinách podniků kolísat. Dva roky před úpadkem je nákladovost osobních nákladů vyšší u skupiny nebankrotních podniků, ale jeden rok před úpadkem je situace obrácená a podniky bankrotní vykazují 30 haléřů osobních nákladů na 1 Kč výnosů, zatímco nebankrotní podniky jen 20 haléřů.

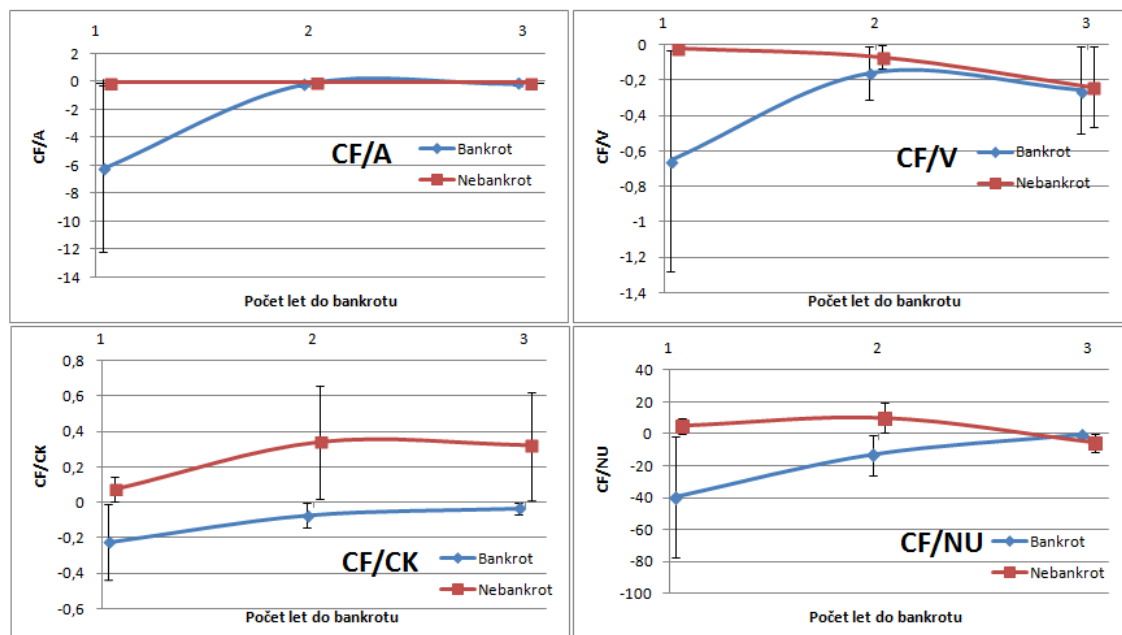
Ukazatel nákladovosti tržeb by měl být pod hodnotou 1, jinak dochází k situaci, že podnik vytvoří 1 Kč výnosů, ale vynaloží na to více než 1 Kč nákladů. U bankrotních podniků je situace tři a dva roky před úpadkem shodná s podniky nebankrotními, kdy obě skupiny vykazují hodnoty ukazatele 1,3 a 1,19. Rozdíl nastává v jednom roce do úpadku, kdy se nebankrotním podnikům daří ukazatel dále vylepšovat na hodnotu přesně 1, zatímco bankrotním podnikům se ukazatel zhoršuje na hodnotu 1,66.

U obou ukazatelů nákladovosti dochází z důvodu vysoké variability ukazatelů v jednotlivých letech k překrývání chybových úseček. V některých případech jsou směrodatné chyby ukazatelů u bankrotních a nebankrotních podniků téměř shodné.

Graf 10 zobrazuje profilovou analýzu pro ukazatele založené na cash flow specifikované v metodice. Sestavení grafů vysvětleno výše. Ukazatel cash rentability

aktiv je velmi podobný rentabilitě aktiv z hospodářského výsledku. Rentabilita je u bankrotních i nebankrotních podniků po všechny tři roky záporná. Ale zatímco u nebankrotních podniků se pohybuje v jednotkách procent (do 10 %), u bankrotních podniků je tomu v řádu desítek procent, nejhorší situace je jeden rok před úpadkem, kdy bankrotní podniky vykazují cash rentabilitu aktiv v hodnotě -6 (neboli -600 %).

Graf 10 - Profilová analýza ukazatelů založených na cash flow



Zdroj: výběrový soubor podniků, vlastní zpracování

Cash rentabilita výnosů je z pohledu nebankrotních podniků v průběhu času rostoucí a tedy jedná se o pozitivní trend. U bankrotních podniků je rostoucí od třetího do druhého roku před úpadkem, ale poté nastává propad a jeden rok před úpadkem je hodnota  $CF/V$  u bankrotních podniků výrazně pod hodnotou ukazatele u skupiny nebankrotních podniků.

Cash rentabilita cizího kapitálu je u skupiny nebankrotních podniků ve všech třech letech kladná, tři a dva roky před bankrotem se pohybovala okolo hodnoty 0,33, ale v roce 2012 byla hodnota  $CF/CK$  jen 0,07. U skupiny bankrotních podniků je naopak cash rentabilita cizího kapitálu ve všech třech letech záporná s klesající tendencí s blížícím se úpadkem (-0,03 tři roky před, -0,07 dva roky před a -0,22 jeden rok před úpadkem).

Posledním ukazatelem je úrokové krytí spočtené z cash flow. Podnik by měl dle teorií doporučených hodnot mít hodnotu ukazatele  $> 1$ . Skupina nebankrotních podniků vykazuje problematickou hodnotu  $-5,66$  v roce 2010. V dalších letech následuje u skupiny nebankrotních podniků zlepšení nad doporučené hodnoty. Rok 2011 s hodnotou  $9,8$  a rok 2012 s hodnotou  $4,87$  znamená, že skupina nebankrotních podniků nemá s úrokovým krytím cash flow problém. Naopak skupina bankrotních podniků se dostává se zkracující se dobou do úpadku do stále větších problémů - hodnota ukazatele je u této skupiny tři roky před úpadkem  $-0,74$  a jeden rok před úpadkem  $-39,78$ .

Vybrané ukazatele založené na cash flow lze z grafického pohledu označit za vhodné klasifikátory podniků do jednotlivých skupin.

## 9.2 Test shody středních hodnot

Jedním z předpokladů pro přesnou klasifikaci podniků do jednotlivých skupin na základě poměrových ukazatelů pomocí profilové analýzy je co nejmenší překryv skupinových hustot pravděpodobnosti. K zjištění, zda jsou střední hodnoty ukazatelů mezi skupinami podniků bankrotních a nebankrotních rozdílné, je využít statistický dvouvýběrový  $t$ -test o rozdílu průměrů dvou nezávislých vzorků testující nulovou hypotézu  $H_0: \mu_1 = \mu_2$  ve prospěch hypotézy  $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$  na stupni významnosti  $\alpha = 0,05$ . Pokud je  $p$ -hodnota daného  $t$ -testu menší než  $0,05$ , lze zamítnout hypotézu  $H_0$  ve prospěch hypotézy  $H_1$  a tvrdit, že existuje statisticky prokazatelný rozdíl mezi středními hodnotami konkrétního ukazatele pro skupiny bankrotních a nebankrotních podniků. Je ovšem nutné použít správnou variantu  $t$ -test. Použití konvenčního  $t$ -test předpokládá statisticky stejné rozptyly obou testovaných skupin. Naopak, pokud mají testované skupiny rozptyly rozdílné (lze zjistit pomocí Levenova testu, jehož statistická signifikance značí porušení předpokladu rovnosti rozptylů), je nutné použít modifikovaný  $t$ -test označovaný jako Welch's  $t$ -test.

Tabulka 55 zobrazuje střední hodnoty jednotlivých ukazatelů za skupinu bankrotních podniků (značenou  $\mu_1$ ) a skupinu nebankrotních podniků (značenou  $\mu_0$ ) a hodnotu příslušného  $t$ -testu v letech 2010, 2011 a 2012, tedy 3, 2 a 1 rok před úpadkem. Zvýrazněné hodnoty  $t$ -testu značí statistickou signifikanci.

Lze si povšimnout, že ačkoliv z některých grafů profilové analýzy by se dal vyvodit závěr, že existuje významný rozdíl mezi středními hodnotami dvou skupin ukazatelů

(např. graf ukazatele *KCK/A* 1 rok před úpadkem), není tomu tak z hlediska statistického testu. Statistická nesignifikance je způsobena poměrně rozsáhlou variabilitou hodnot a tedy i směrodatnou chybou ukazatelů. Z hlediska statistického se nejedná o vážný problém, jelikož pomocí statistické indukce nejsou hodnoceny bodové odhady. Je ovšem potřeba poznamenat, že statisticky signifikantní rozdíl mezi středními hodnotami obou skupin podniků, byl zaznamenán alespoň v jednom sledovaném období u 14 z 19 ukazatelů. U 10 z 19 ukazatelů byl statisticky signifikantní rozdíl mezi středními hodnotami obou skupin podniků zaznamenán 1 rok před úpadkem. Z daného zjištění je možné závěrem dodat, že z většiny použitých ukazatelů lze poznat (alespoň v některém období) rozdíl mezi skupinou bankrotních a nebankrotních podniků. Rozdíly mezi skupinami podniků se nejčastěji projevují 1 rok před úpadkem.

**Tabulka 55 - Testy shody středních hodnot mezi skupinami bankrotních a nebankrotních podniků**

Ukazatel	2010 (3 roky)			2011 (2 roky)			2012 (1 rok)		
	$\mu_1$	$\mu_0$	$t$	$\mu_1$	$\mu_0$	$t$	$\mu_1$	$\mu_0$	$t$
VH DU/A	-0,162	-0,123	-0,345	-0,202	-0,106	-0,944	-0,578	-0,109	<b>-2,697**</b>
VH D/A	-0,186	-0,138	-0,415	-0,228	-0,127	-0,984	-0,681	-0,146	<b>-3,248**</b>
VH D/V	-0,309	-0,418	0,515	-0,198	-0,203	0,055	-0,767	-0,135	<b>-2,459**</b>
VH D/N	-0,095	0,197	-0,918	-0,091	0,001	-0,876	-0,126	-0,091	-0,319
OA/V	1,451	1,302	-1,839	1,746	0,724	-1,958	1,891	0,529	-1,166
KZ/V	0,922	0,707	0,154	1,017	0,702	0,432	1,984	0,559	0,821
V/A	2,452	1,662	<b>2,411*</b>	3,194	5,392	-0,571	2,109	10,016	-1,045
CK/A	1,401	0,850	<b>2,391*</b>	1,854	0,915	<b>3,047**</b>	7,018	0,879	1,593
KCK/A	1,186	0,724	<b>2,026*</b>	1,538	0,707	<b>3,201**</b>	6,485	0,871	1,455
DK/A	-0,186	0,249	-1,909	-0,538	0,295	<b>-3,208**</b>	-5,531	0,112	-1,463
L3	11,819	18,005	-0,503	9,413	9,568	-0,004	0,786	10,422	<b>-3,656***</b>
L2	6,216	14,987	-1,311	4,954	6,930	-0,057	0,528	9,415	<b>-3,643***</b>
L1	2,585	10,082	-1,950	1,461	13,838	-0,519	0,079	5,737	<b>-3,168***</b>
ON/V	0,253	0,222	0,735	0,231	0,298	-1,524	0,298	0,209	<b>2,399*</b>
N/V	1,296	1,343	-0,227	1,197	1,197	-0,001	1,659	1,012	<b>2,405*</b>
CF/A	-0,143	-0,089	-0,474	-0,190	-0,087	-1,029	-6,244	-0,097	-1,105
CF/V	-0,257	-0,234	-0,102	-0,161	-0,069	-1,213	-0,655	-0,021	<b>-2,373*</b>
CF/CK	-0,035	0,321	-0,732	-0,073	0,339	-0,829	-0,224	0,072	-0,712
CF/NU	-0,746	-5,661	0,147	-13,254	9,805	-1,852	-39,787	4,872	<b>-3,534***</b>

Zdroj: vlastní zpracování; \* p-hodnota < 0,05; \*\* p-hodnota < 0,01; \*\*\* p-hodnota < 0,001

## 10. Diskriminační analýza

Desátá kapitola se zaměřuje na tvorbu diskriminační funkce klasifikující podnik do příslušné skupiny s cílem maximalizovat celkovou spolehlivost vytvořeného modelu. Před samotným zahájením tvorby modelu je vhodné ověřit určité vlastnosti použitých ukazatelů. Testy shody středních hodnot byly provedeny v předchozí kapitole. V kapitole diskriminační analýza je proveden test normality dat. Jelikož diskriminační analýza umožňuje ve svém základu krokový výběr proměnných, není testována matice spearmanových korelačních koeficientů, na jejímž základě by mohl být proveden užší výběr ukazatelů pro zařazení do modelu.

Pomocí diskriminační analýzy je vytvořen 1 model pro klasifikaci podniků do jedné ze dvou skupin. Model je vytvořen na datech ukazatelů z roku 2012 (1 rok před úpadkem) z důvodu, že rozdíly mezi skupinami podniků se dle profilové analýzy nejčastěji projevují 1 rok před úpadkem.<sup>13</sup> Důležité je zmínit, že model není z důvodu následného ověření klasifikační spolehlivosti tvořen z celého vzorku 160 podniků. Je využita metoda rozdělení souboru. Rovnice je vytvořena z náhodného vzorku 120 podniků (60 úpadkových a 60 neúpadkových), zbylých 40 podniků (20 úpadkových a 20 neúpadkových) je následně použito pro ověření klasifikační přesnosti modelu, z toho plyne, že tři čtvrtiny původních dat jsou použity pro tvorbu modelu a jedna čtvrtina je následně použita pro ověření klasifikační spolehlivosti modelu. Spolehlivost modelu je následně ověřena i pomocí resubstituce vzorku 120 podniků sloužícího pro tvorbu modelu.

### 10.1 Test normality

Testování jednorozměrné normality je provedeno pomocí Kolmogorov-Smirnovova testu, který vyjadřuje nulovou hypotézu, že empirické rozdělení se rovná teoretickému normálnímu rozdělení. Hodnoty testového kritéria vyjadřují maximální hodnotu rozdílu mezi empirickou a teoretickou distribuční funkcí. Zamítnutí hypotézy na stupni významnosti alespoň  $\alpha = 0,05$  znamená, že empirické rozdělení neodpovídá plně teoretickému normálnímu rozdělení.

---

<sup>13</sup> Pro každý rok jsou k dispozici vstupní data ve formě 19 poměrových ukazatelů specifikovaných v metodice pro skupiny 80 bankrotních podniků a 80 nebankrotních podniků.



Tabulka 56 zobrazuje hodnoty testového kritéria a dosaženou hladinu významnosti jednotlivých ukazatelů zvláště za skupiny bankrotních podniků (1) a nebankrotních podniků (0) pro období 3 roky, 2 roky a 1 rok před úpadkem. Hypotéza o shodě empirického a teoretického rozdělení je zamítnuta téměř ve všech případech. Výjimku tvoří ukazatel *ON/V* ve skupině bankrotních podniků v roce 2012 a *CF/CK* ve skupině bankrotních podniků ve všech třech sledovaných letech.

**Tabulka 56 - Kolmogorov-Smirnovův test normality**

Skupina	2010 (3 roky)		2011 (2 roky)		2012 (1 rok)	
	1	0	1	0	1	0
<i>VH DU/A</i>	0,236**	0,362**	0,235**	0,35**	0,244**	0,331**
<i>VHD/A</i>	0,233**	0,349**	0,237**	0,353**	0,241**	0,339**
<i>VHD/V</i>	0,349**	0,305**	0,232**	0,313**	0,364**	0,305**
<i>VHD/N</i>	0,228**	0,424**	0,196**	0,306**	0,359**	0,250**
<i>OA/V</i>	0,423**	0,409**	0,441**	0,437**	0,387**	0,444**
<i>KZ/V</i>	0,474**	0,452**	0,469**	0,405**	0,429**	0,412**
<i>V/A</i>	0,154*	0,204**	0,339**	0,467**	0,397**	0,448**
<i>CK/A</i>	0,319**	0,289**	0,328**	0,265**	0,423**	0,29**
<i>KCK/A</i>	0,301**	0,317**	0,293**	0,292**	0,434**	0,327**
<i>DK/A</i>	0,301**	0,311**	0,293**	0,293**	0,434**	0,324**
<i>L3</i>	0,525**	0,360**	0,524**	0,473**	0,361**	0,328**
<i>L2</i>	0,518**	0,340**	0,515**	0,477**	0,281**	0,332**
<i>L1</i>	0,498**	0,354**	0,494**	0,460**	0,320**	0,335**
<i>ON/V</i>	0,211**	0,156*	0,183**	0,204**	0,147	0,152*
<i>N/V</i>	0,344**	0,336**	0,231**	0,331**	0,345**	0,276**
<i>CF/A</i>	0,246**	0,385**	0,227**	0,346**	0,480**	0,357**
<i>CF/V</i>	0,365**	0,349**	0,254**	0,282**	0,341**	0,269**
<i>CF/CK</i>	0,141	0,297**	0,131	0,345**	0,141	0,314**
<i>CF/NU</i>	0,388**	0,310**	0,258**	0,277**	0,231**	0,286**

Zdroj: vlastní zpracování; \* p-hodnota < 0,05; \*\* p-hodnota < 0,01; \*\*\* p-hodnota < 0,001

Při zamítnutí nulové hypotézy jednorozměrného testu v téměř všech případech je vysoce pravděpodobné, že dochází i k zamítnutí vícerozměrné normality na základě testování šikmosti a špičatosti v obou skupinách podniků. Je nutné poznamenat, že z řady studií vyplývá, že právě lineární diskriminační analýza je vhodnou volbou i při nesplnění předpokladu vícerozměrné normality dat. Transformace dat pomocí Tukeyova

žebříku transformací<sup>14</sup>, který umožňuje korigovat šikmost distribuční funkce, nevedla z hlediska zamítnutí nulové hypotézy Kolmogorov-Smirnovova testu k jiným než v tabulce 56 prezentovaným výsledkům.

## 10.2 Bankrotní model „Bürgerův index DA12“ (BIDA12)

Model je tvořen na základě ukazatelů spočtených z účetních výkazů roku 2012 pro dvě skupiny podniků po 60. Rovnice zahrnující všech 19 ukazatelů není popisována, jelikož není ani statisticky významná, ani logická z hlediska ekonomické teorie, a to zejména z důvodu vzájemně silné korelace některých ukazatelů. Pro tvorbu smysluplné rovnice tvořenou méně než 19 ukazateli byla využita dopředná kroková metoda Wilksovy lambdy aproximovaná pomocí  $F$  statistiky. Díky tomu jsou do rovnice zahrnuty pouze statisticky významné ukazatele. Wilksova lambda je dána jako poměr matice vyjadřující vnitroskupinovou variabilitu ( $\mathbf{E}$ ) k součtu matic vyjadřujících vnitroskupinovou ( $\mathbf{E}$ ) a meziskupinovou variabilitu ( $\mathbf{B}$ ). Z toho vyplývá, že čím nižší hodnota Wilksovy lambdy, tím větší by měla být spolehlivost daného modelu.

### 10.2.1 Tvorba modelu

Jelikož je soubor roztríděn pouze do dvou skupin, tedy počet kanonických proměnných  $R = 2 - 1 = 1$ , je určeno pouze jedno charakteristické číslo mající hodnotu 0,468 a jeden vektor parametrů kanonické proměnné. Hodnota kanonické korelace je 0,565. Otázkou zůstává, které ukazatele byly pomocí dopředné krokové metody vybrány do rovnice jako statisticky signifikantní.

Celkem do modelu vstoupilo následujících 6 proměnných (ukazatelů):

*VH DU/A, V/A, CK/A, L3, ON/V, CF/NU*

V rovnici jsou tedy zastoupeny ukazatele rentability, účinnosti, zadluženosti, likvidity, nákladovosti i založené na cash flow. Z každé skupiny ukazatelů (6 skupin) byl do modelu zařazen 1. Nespornou výhodou daného výběru je fakt, že jsou zastoupeny různé ekonomické faktory ovlivňující daný podnik (například výše peněz na účtu, výše nákladových úroků, mzdy pracovníků a s tím související odvody státu,

---

<sup>14</sup> Tukey doporučuje aplikovat matematické operace typu  $x^2$ ,  $\frac{-1}{x}$ ,  $\log(x)$  či  $\sqrt{x}$  na vstupní data a tím korigovat šikmost původní distribuční funkce, což ve výsledku může, ale nemusí, vést k transformaci původního rozdělení na normální rozdělení.

využívanost vlastněných aktiv, půjčky a dluhy atp.). Z hlediska statistického je výhodou daného výběru slabá korelace mezi jednotlivými ukazateli. Pro ilustraci jsou uvedeny korelační koeficienty jednotlivých ukazatelů (viz tabulka 57). Na první pohled je zřejmé, že ve všech případech je korelace velmi slabá až slabá (jako slabá bývá označována hodnota korelačního koeficientu do absolutní hodnoty 0,3).

**Tabulka 57 - Korelační koeficienty ukazatelů zahrnutých v modelu**

	VHDU/A	CK/A	V/A	L3	ON/V	CF/NU
VHDU/A	1	-0,148	-0,255	-0,08	0,044	0,23
CK/A	-0,148	1	0,067	-0,046	0,027	0,045
V/A	-0,255	0,067	1	-0,045	-0,024	-0,003
L3	-0,08	-0,046	-0,045	1	0,038	-0,172
ON/V	0,044	0,027	-0,024	0,038	1	-0,01
CF/NU	0,23	0,045	-0,003	-0,172	-0,01	1

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 58 zachycuje výslednou hodnotu Wilksovy lambdy pro vytvořený model. Při vstupu prvního ukazatele byla hodnota Wilksovy lamby 0,888, po vstupu druhého ukazatele 0,824 až se po vstupu šestého ukazatele dostala na hodnotu 0,681. Obrázek dále zachycuje signifikanci Bartlettovy statistiky testující nulovou hypotézu, že veškerá charakteristická čísla jsou rovna 0 a model není pro odlišení skupin významný. Bartlettovo testové kritérium je porovnáváno s chí-kvadrátem rozdělení, který má  $6 * (2 - 1) = 6$  stupňů volnosti. Signifikance testu  $< 0,001$  značí zamítnutí nulové hypotézy ve prospěch hypotézy, že model je pro odlišení skupin statisticky významný.

**Tabulka 58 - Wilksova lambda a statistická signifikance modelu**

Test of Function(s)	Wilks's Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,681	44,163	6	,000

Zdroj: vlastní zpracování, výstup SPSS

Tabulka 59 ukazuje výsledný vektor parametrů kanonické proměnné. Jedná se o koeficienty, které jsou přiřazeny jednotlivým ukazatelům a pomocí nichž lze spočítat diskriminační skóre pro zařazení podniku do jedné ze dvou skupin. Obrázek dále obsahuje normované (standardizované) koeficienty kanonické proměnné. Mezi

normovanými a nenormovanými koeficienty jednotlivých ukazatelů platí vztah: *nenormovaný koeficient daného ukazatele \*  $\sqrt{\text{diagonální prvek matice E pro daný ukazatel}}$*

Na základě standardizovaných (normovaných) koeficientů se pro odlišení podniků do jednotlivých skupin se zdá být nejdůležitější ukazatel L3, přibližně stejně důležité jsou ukazatele CK/A, ON/V a CF/NU. Jako nejméně důležitý se zdá být ukazatel V/A.

**Tabulka 59 - Vektor koeficientů kanonické proměnné a normovaný vektor koeficientů**

Canonical Discriminant Function Coefficients		Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
	Function		Function
	1		1
VHDU/A	,326	VHDU/A	,358
V/A	,005	V/A	,274
CK/A	-,118	CK/A	-,469
L3	,029	L3	,519
ON/V	-1,854	ON/V	-,440
CF/NU	,005	CF/NU	,432
(Constant)	,805		

Zdroj: vlastní zpracování, výstup SPSS

**Tabulka 60 - Matice E**

Pooled Within-Groups Matrices							
		VHDU/A	V/A	CK/A	L3	ON/V	CF/NU
Covariance	VHDU/A	1,208	-15,361	-,643	-1,547	,012	22,009
	V/A	-15,361	2996,368	14,532	-43,264	-,311	-14,173
	CK/A	-,643	14,532	15,696	-3,233	,025	15,435
	L3	-1,547	-43,264	-3,233	311,165	,159	-264,516
	ON/V	,012	-,311	,025	,159	,056	-,201
	CF/NU	22,009	-14,173	15,435	-264,516	-,201	7598,528

Zdroj: vlastní zpracování, výstup SPSS

Tabulka 60 zachycuje matici E zobrazující kovariance poměrových ukazatelů zahrnutých v modelu. Na základě znalosti matice E je možné matematicky převést nenormované koeficienty vektoru kanonické proměnné na normované koeficienty. Výhodou této operace je fakt, že normované koeficienty reflektují klasifikační sílu daného ukazatele. Například pro ukazatel V/A platí:  $0,005 * \sqrt{2996,368} = 0,005 * 54,739 = 0,274$ .

**Rovnice Bürgerova indexu DA12 má následující tvar:**

$$BIDA12 = 0,326 * \frac{VHDU}{A} + 0,005 * \frac{V}{A} - 0,118 * \frac{CK}{A} + 0,029 * L3 - 1,854 * \frac{ON}{V} + 0,005 * \frac{CF}{NU} + 0,805$$

Rovnici lze přepsat do tvaru, který využívá konstantu jako klasifikační pravidlo a na tomto základě je možné ji dále do rovnice nezahrnovat:

$$0,326 * \frac{VHDU}{A} + 0,005 * \frac{V}{A} - 0,118 * \frac{CK}{A} + 0,029 * L3 - 1,854 * \frac{ON}{V} + 0,005 * \frac{CF}{NU} \leq -0,805$$

**Upravená rovnice Bürgerova indexu DA12 má pak následující tvar:**

$$BIDA12 = 0,326 * \frac{VHDU}{A} + 0,005 * \frac{V}{A} - 0,118 * \frac{CK}{A} + 0,029 * L3 - 1,854 * \frac{ON}{V} + 0,005 * \frac{CF}{NU}$$

**Základní klasifikační pravidlo:**

Z výše specifikované úpravy rovnice BIDA12 vyplývá, že jako klasifikační pravidlo je využita konstanta z rovnice. Pokud je hodnota upraveného bankrotního modelu BIDA12 menší rovna  $-0,805$  je podnik označen za úpadkový (bankrotní), naproti tomu, pokud je výsledná hodnota modelu větší než  $-0,805$ , je podnik označen za prosperující.

### **10.2.2 Ověření klasifikační přesnosti modelu**

Nejprve je model otestován z hlediska spolehlivosti pomocí metody resubstituce. Do rovnice jsou dosazeny příslušné ukazatele všech 120 podniků, ze kterých byl model odvozen (60 bankrotních, 60 prosperujících). Následuje otestování spolehlivosti využitím příslušných ukazatelů zbývajících 40 podniků, které nebyly pro tvorbu modelu použity. Pro prvotní ověření spolehlivosti modelu jsou, stejně jako pro jeho tvorbu, využity hodnoty ukazatelů jednotlivých podniků spočtené z účetních výkazů roku 2012 (1 rok před úpadkem) a východiskem klasifikace je základní klasifikační pravidlo s prahovým bodem  $-0,805$ .

Metodou resubstituce vykazuje model celkovou spolehlivost 78,33 %. Správně bylo klasifikováno 53 prosperujících podniků z 60 (88,33% skupinová přesnost) a 41 bankrotních podniků z 60 (68,33% skupinová přesnost).

Celková spolehlivost modelu spočtená na základě zbývajících 40 podniků je 62,5 %. Správně bylo klasifikováno 17 prosperujících podniků z 20 (85% skupinová přesnost) a 8 úpadkových podniků z 20 (40% skupinová přesnost). Vážená spolehlivost za rok 2012 je 74,37 %, neboť  $62,5 \cdot 0,25 + 78,33 \cdot 0,75 = 74,37$  %.

Necht' je dále otestována spolehlivost modelu pomocí dosazení příslušných ukazatelů všech 160 podniků spočtených z účetních výkazů pro roky 2010 a 2011. Jak spolehlivě dokáže model BIDA12 v tomto případě klasifikovat?

Při klasifikaci podniků na základě dat roku 2011 vykazuje model celkovou spolehlivost 59,375 %. Správně bylo klasifikováno 64 prosperujících podniků z 80 (75% skupinová přesnost) a 31 bankrotních podniků z 80 (38,75% skupinová přesnost).

Při klasifikaci podniků na základě dat roku 2010 vykazuje model celkovou spolehlivost 58,125 %. Správně bylo klasifikováno 72 prosperujících podniků z 80 (90% skupinová přesnost) a 21 úpadkových podniků z 80 (26,25% skupinová přesnost).

Lze konstatovat, že model kvalitně klasifikuje podniky na základě dat roku 2012. Problém nastává při snaze o klasifikaci podniků na základě hodnot ukazatelů let 2010 a 2011. Celková spolehlivost 59,375 % a 58,125 % není dostatečná. Volba jiného prahového bodu (klasifikačního pravidla) by mohla zvýšit celkovou spolehlivost modelu. Požadavkem nepochybně je, aby se nesnížila klasifikační přesnost modelu pro rok 2012. Následující odstavce popisují optimalizaci klasifikačního pravidla.

Tabulka 61 zachycuje tabulku celkové spolehlivosti modelu vyjádřené v procentech pro jednotlivé roky při různých úrovních prahové hodnoty (od -0,9 do -0,059). Poslední řádek zachycuje průměr let 2010 – 2012. Pro vyjádření celkové spolehlivosti v roce 2012 byla použita data všech 160 podniků (čímž je „*de facto*“ vyjádřen vážený průměr spolehlivosti první části rozděleného souboru – váha 0,75 – a spolehlivosti druhé části rozděleného souboru – váha 0,25). Pro roky 2010 i 2011 byla taktéž použita data všech 160 podniků. Graf 11 vyjadřuje to samé, jako tabulka 61, avšak v přehledné grafické podobě. V tabulce 61 jsou dále podbarveny některé vybrané prahové hodnoty: zeleně původní klasifikační pravidlo a dalšími barvami kritické hodnoty optima spolehlivosti

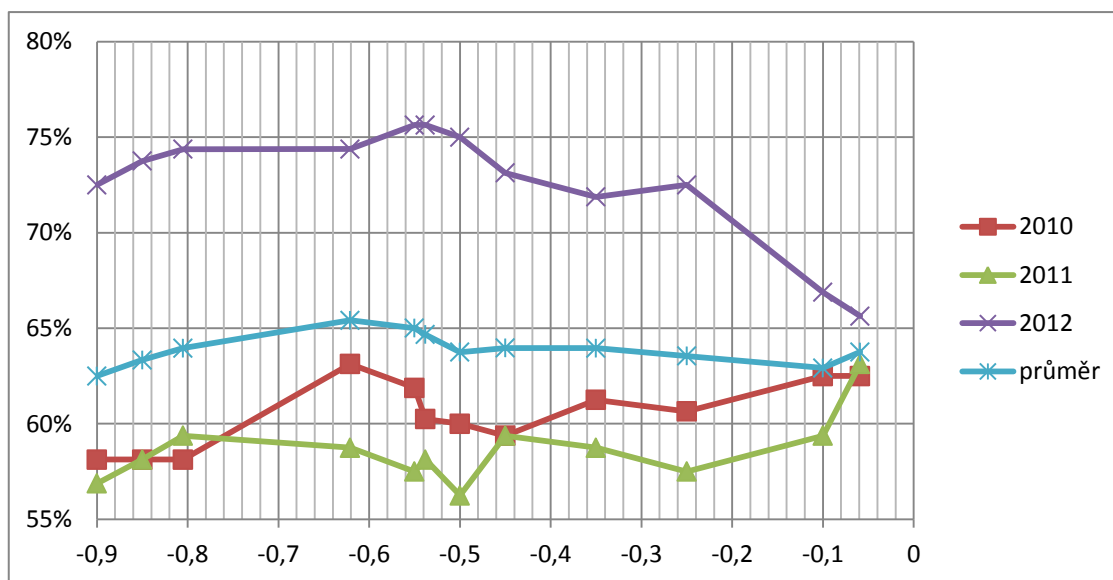
pro jednotlivé testované roky, oranžově pro rok 2012, modře pro rok 2011 a žlutě pro rok 2010.

**Tabulka 61 - Vývoj spolehlivosti modelu v % při měnící se prahové hodnotě**

Rok/Prahový bod	-0,9	-0,85	-0,805	-0,621	-0,55	-0,538	-0,5	-0,45	-0,35	-0,25	-0,1	-0,059
2010	58,13%	58,13%	58,13%	63,13%	61,88%	60,25%	60,00%	59,38%	61,25%	60,65%	62,50%	62,50%
2011	56,88%	58,13%	59,38%	58,75%	57,50%	58,13%	56,25%	59,38%	58,75%	57,50%	59,38%	63,13%
2012	72,50%	73,75%	74,37%	74,38%	75,63%	75,63%	75,00%	73,13%	71,87%	72,50%	66,88%	65,63%
průměr	62,50%	63,34%	63,96%	65,42%	65,00%	64,67%	63,75%	63,96%	63,96%	63,55%	62,92%	63,75%

Zdroj: vlastní zpracování

**Graf 11 - Vývoj spolehlivosti modelu v % při vybraných prahových hodnotách**



Zdroj: vlastní zpracování

Vyjma původního klasifikačního pravidla a kritériální hodnoty optim spolehlivosti pro jednotlivé roky jsou pro doplnění celkového obrazu v tabulce i grafu zahrnuty další vybrané prahové hodnoty.

Z tabulky 61 a grafu 11 je na první pohled zřejmé, že prahový bod -0,805 nepřináší maximalizaci celkové spolehlivosti modelu ani v jednom ze sledovaných let a zároveň není maximalizována ani průměrná spolehlivost modelu. Nejlepší průměrné celkové spolehlivosti modelu je dosahováno při prahové hodnotě -0,621, která je zároveň optimálním prahovým bodem pro rok 2010. Jakožto nová prahová hodnota bylo zvoleno právě číslo -0,621 a to z následujících důvodů:

a) Při prahové hodnotě -0,621 je maximalizována průměrná spolehlivost modelu.

b) Prahový bod -0,621 splňuje výchozí požadavek nesnížení klasifikační přesnosti ověřované na ukazatelích roku 2012, naopak došlo ke zvýšení klasifikační přesnosti modelu v daném roce o 0,01 procentního bodu.

c) Prahový bod -0,621 je optimálním kritériálním pravidlem pro rok 2010.

Na základě pozorování měnící se celkové spolehlivosti při posunech prahového bodu v jednotlivých letech a měnící se průměrné spolehlivosti za všechny 3 roky bylo stanoveno nové klasifikační pravidlo, které sděluje tabulka 62.

**Tabulka 62 - Finální klasifikační pravidlo modelu BIDA12**

<b>Hodnota diskriminačního skóre PBDA12</b>	<b>Výrok</b>
> - 0,621	Prosperující podnik
< = - 0,621	Úpadkový podnik

Zdroj: vlastní zpracování

Celková klasifikační přesnost (spolehlivost) modelu je při použití finálního klasifikačního pravidla pro roky 2010, 2011 a 2012: 63,13 %, 58,75 % a 74,38 %.

Závěrem lze konstatovat, že pro predikci úpadku mikro a malých podniků v podmínkách České republiky byl pomocí diskriminační analýzy vytvořen model kvalitně predikující od roku 2012 a dávající ekonomický smysl



## 11. Logistická regrese

Jedenáctá kapitola se zabývá tvorbou bankrotního modelu pomocí logistické regrese s cílem vytvořit model co nejpřesněji klasifikující jednotlivé malé a mikro podniky do jedné ze dvou skupin. Jelikož logistická regrese ve svém základu umožňuje krokový výběr proměnných, není před tvorbou modelu prováděn užší výběr ukazatelů pro zařazení do rovnice.

Logistickou regresí je vytvořen jeden model použitím poměrových ukazatelů podniků spočtených z účetních výkazů roku 2012 (1 rok před úpadkem) jakožto vysvětlujících proměnných. Důvodem použití dat roku 2012, a ne let 2010 či 2011, je fakt, že rozdíly mezi skupinami podniků se dle profilové analýzy nejčastěji projevují 1 rok před úpadkem. Model není vytvořen z celého vzorku 160 podniků (80 bankrotních a 80 nebankrotních). Je využita metoda rozdělení souboru. Model je vytvořen z náhodného vzorku 120 podniků (60 úpadkových a 60 neúpadkových), zbývající část 40 podniků je následně použita pro ověření klasifikační přesnosti modelu. Spolehlivost modelu je ověřena i metodou resubstituce.

### 11.1 Bankrotní model „Bürgerův index LR12“ (BILR12)

Rovnice zahrnující všech 19 ukazatelů není vzhledem k nelogičnosti vůči ekonomické teorii a statistické nevýznamnosti popisována. Důvodem její nevýznamnosti je především vzájemně silná korelace některých ukazatelů. Pro tvorbu vhodného modelu s méně než 19 ukazateli je použita dopředná metoda krokového výběru proměnných založená na -2 log likelihood statistice (-2LL), která je považována za nejméně náchylnou k chybovosti. Použitá statistika pro výběr proměnných vždy porovnává dva modely, první takzvaný nulový model a druhý takzvaný alternativní model. Je tedy testováno, zda je alternativní model signifikantně lepší než model nulový (hypotéza  $H_1$ ), nebo zda jsou modely ekvivalentně klasifikující (hypotéza  $H_0$ ). Krokový výběr proměnných končí ve chvíli, kdy není možné na vybrané úrovni statistické signifikance (typicky  $p$ -hodnota  $< 0,05$ ) zamítnout hypotézu  $H_0$ .<sup>15</sup>

---

<sup>15</sup> Testová statistika je porovnávána s kritickou hodnotou chí-kvadrát rozdělení s  $p_2 - p_1$  stupni volnosti, kde  $p_2$  je počet ukazatelů zařazených v alternativním modelu a  $p_1$  počet ukazatelů obsažených v nulovém modelu.

### 11.1.1 Tvorba modelu

Dopředná kroková metoda byla ukončena v pátém kroku, kdy došlo k poslednímu signifikantnímu zlepšení logistického modelu. Tabulka 63 zobrazuje vliv jednotlivých kroků na výsledný model jakožto celek. Zejména shrnuje hodnoty testové -2LL statistiky, která měla v prvním kroku hodnotu 146,423, v pátém kroku se její hodnota snížila na 98,098 (nižší hodnota -2LL znamená kvalitnější model), přičemž změna mezi čtvrtým a pátým krokem již byla minimální. Druhým podstatným faktorem je hodnota Cox-Snellova  $R^2$ , které nám říká, zda vytvořený model vhodně reprezentuje vstupní data a je jedním z měřítek dobré shody. Jeho interpretace je podobná  $R^2$  z lineární regrese, avšak je třeba pamatovat na jedno velké omezení – Cox-Snellovo  $R^2$  má horní hranici méně než 1 (na rozdíl od hodnoty  $R^2$  z lineární regrese, kde je maximální hodnota vždy 1), přičemž horní hranice je proměnlivá v závislosti na mezní hodnotě pravděpodobnosti, s jakou nastane jeden ze dvou jevů a je spočtena dle vzorce  $1 - [p^p * (1 - p)^{(1-p)}]^2$ . Pokud je například mezní hodnotou (prahovou hodnotou/klasifikačním pravidlem), jako v případě tohoto modelu,  $p = 0,5$ , pak je horní hranice Cox-Snellova  $R^2$  číslo 0,75. Model s hodnotou Cox-Snellova  $R^2$  0,434 uspokojivě reprezentuje vstupní data.

Tabulka 63 - Vliv krokového výběru proměnných na celkový model

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	146,423	,153	,204
2	110,068	,374	,499
3	101,446	,418	,557
4	98,966	,432	,575
5	98,098	,434	,578

Zdroj: vlastní zpracování, výstup SPSS

Tabulka 64 popisuje hodnotu testové statistiky Hosmer-Lemeshowova testu, příslušné stupně volnosti a statistickou signifikanci (p-hodnotu). Hosmer-Lemeshowův test vyhodnocuje, zda míra pozorovaných případů (skutečnost) odpovídá míře predikovaných případů (dle modelu) v decilových podskupinách populace dat modelu (hypotéza  $H_0$ ). Pokud nedojde k zamítnutí nulové hypotézy, je model označen jako dobře kalibrovaný či zkrátka využitelný pro klasifikaci sledované události.

P-hodnota Hosmer-Lemeshowova testu má v pátém kroku hodnotu 0,386, a je tedy větší než 0,05, z čehož vyplývá, že nulová hypotéza o dobře kalibrovaném modelu není zamítnuta. Test signalizuje dobrou shodu.

**Tabulka 64 - Hosmer-Lemeshowův test dobré shody**

Hosmer and Lemeshow Test			
Step	Chi-square	df	Sig.
1	38,412	8	,000
2	7,795	8	,454
3	4,818	8	,777
4	11,271	8	,187
5	8,502	8	,386

Zdroj: vlastní zpracování, výstup SPSS

Které z devatenácti poměrových ukazatelů byly dopřednou krokovou metodou použity pro tvorbu modelu? V modelu jsou zahrnuty následující 3 poměrové ukazatele:

*CK/A, LI, CF/NU*

Do modelu vstoupil ukazatel ze skupiny zadluženosti, likvidity a ukazatel založený na cash flow – zastoupeny jsou 3 skupiny ukazatelů z výchozích 6 skupin. Zahrnutím výše zmíněných ukazatelů je model zaměřen především na schopnost mikro/malého podniku platit včas své závazky či úroky ze svých závazků, což bývá častý problém menších podnikatelů. Model BILR12 neřeší rentabilitu či využívání aktiv, je méně komplexní než model BIDA12.

Tabulka 65 shrnuje vlastnosti jednotlivých proměnných z modelu BILR12. Sloupec „B“ obsahuje odhady parametrů regresního modelu. Z odhadu parametrů je patrné, že čím vyšší hodnota zadluženosti, tím nižší hodnota rovnice, naopak, čím vyšší krytí úroků cash flow či čím vyšší likvidita *LI*, tím vyšší hodnota rovnice. Z toho vyplývá, že model dává ekonomický smysl. Na základě Waldova testu je vidět, že nejvýznamnější vliv má ukazatel *CK/A* následovaný *LI*, nejméně významný vliv má ukazatel *CF/NU* (čím vyšší hodnota ve sloupečku „Wald“, tím významnější vliv ukazatele v modelu). U všech třech ukazatelů je z hlediska statistické signifikance Waldův test významný, p-hodnota < 0,05 (sloupec „Sig.“). Dochází tedy k zamítnutí hypotézy, že jednotlivé poměrové ukazatele (parametry modelu) jsou pro model nevýznamné.

**Tabulka 65 - Charakteristika proměnných zahrnutých v modelu**

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 5	CK/A	-,411	,143	8,233	1	,004	,663
	CF/NU	,018	,008	5,386	1	,020	1,018
	L1	2,112	,785	7,239	1	,007	8,261

Zdroj: vlastní zpracování, výstup SPSS

Zajímavě interpretovatelný je sloupec „Exp (B)“. Říká nám, kolikrát se změní šance podniku, jestliže se poměrový ukazatel změní o jednotku. Například zvýšením ukazatele likvidity *L1* z hodnoty 0,2 na hodnotu 0,6 (nárůst o 0,4) se zvyšuje šance podniku být prosperujícím 3,3krát ( $0,4 * 8,261 = 3,3$ ).

**Rovnice Bürgerova indexu LR12 má následující tvar:**

$$BILR12(\pi) = \frac{\exp(-0,411 * \frac{CK}{A} + 2,112 * L1 + 0,018 * \frac{CF}{NU})}{1 + \exp(-0,411 * \frac{CK}{A} + 2,112 * L1 + 0,018 * \frac{CF}{NU})}$$

Rovnici je možno zapsat v následujícím, pro někoho přehlednějším, obecném tvaru:

$$BILR12(\pi) = \frac{1}{1 + \exp(+0,411 * \frac{CK}{A} - 2,112 * L1 - 0,018 * \frac{CF}{NU})}$$

Model je vyjádřen ve formě pravděpodobnosti, výsledné hodnoty se pohybují v rozmezí 0 až 1. Proč model BILR12 nezahrnuje konstantu? Odpověď je následující: Prvním pokusem byl vytvořen model zahrnující konstantu. V modelu byly zahrnuty stejné poměrové ukazatele jako v modelu BILR12 plus konstanta, která ovšem vykazovala s p-hodnotou 0,808 statistickou nesignifikanci. Model současně vykazoval vyšší hodnotu -2LL statistiky než model bez konstanty (137,742 versus 98,098) a nižší hodnotu Cox-Snellova  $R^2$  (0,409 versus 0,434). Proto byl jako výsledný model použit model bez konstanty.

### **Klasifikační pravidlo modelu BILR12:**

Tabulka 66 zobrazuje, jakým způsobem by měly být interpretovány hodnoty pravděpodobnosti, které jsou výstupem modelu. Dělicím bodem je hodnota 0,5. Hodnota rovnice vyšší než 0,5 signalizuje, že se jedná o podnik prosperující. V opačném případě se jedná o podnik bankrotní (úpadkový). Klasifikační pravidlo nemá šedou zónu a není dále podrobena optimalizaci.

**Tabulka 66 - Klasifikační pravidlo modelu BILR12**

<b>Hodnota rovnice</b>	<b>Výrok</b>
> 0,5	Prosperující podnik
< = 0,5	Úpadkový podnik

Zdroj: vlastní zpracování

#### **11.1.2 Ověření klasifikační přesnosti modelu**

Model je nejprve otestován z hlediska spolehlivosti metodou resubstituce, kdy jsou do rovnice dosazeny příslušné ukazatele všech 120 podniků, ze kterých byl model odvozen. Následuje otestování spolehlivosti využitím příslušných ukazatelů zbývajících 40 podniků, které nebyly pro tvorbu modelu využity. Stojí za připomenutí, že byla použita metoda rozdělení souboru. Pro prvotní ověření spolehlivosti modelu jsou, stejně jako pro jeho tvorbu, využity hodnoty ukazatelů jednotlivých podniků spočtené z účetních výkazů roku 2012.

Metodou resubstituce vykazuje model celkovou spolehlivost 80,83 %. Model správně klasifikoval 42 prosperujících podniků z 60 (70% skupinová přesnost) a 55 úpadkových podniků z 60 (91,66% skupinová přesnost).

Celková spolehlivost modelu spočtená pro zbývajících 40 podniků souboru je 85 %. Správně bylo klasifikováno 16 prosperujících podniků z 20 (80% skupinová přesnost) a 18 bankrotních podniků z 20 (90% skupinová přesnost).

Jakou spolehlivost by model vykazoval, kdybychom dosadily poměrové ukazatele všech 160 podniků spočtené za roky 2011 a 2010?

Klasifikační přesnost modelu celkem při dosazení ukazatelů roku 2011 je 70,625 %. Model správně zařadil 56 prosperujících podniků z 80 (70% skupinová přesnost) a 57 úpadkových podniků z 80 (71,25% skupinová přesnost).

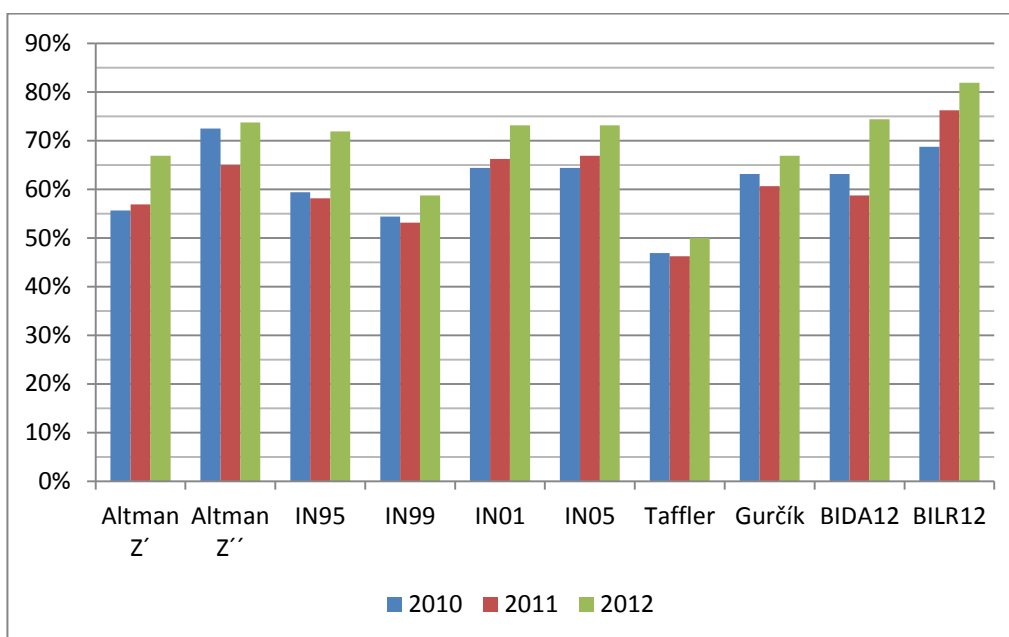
Při dosažení ukazatelů roku 2010 vykazuje model celkovou klasifikační přesnost 68,75 %. Správně bylo klasifikováno 61 prosperujících podniků z 80 (76,25% skupinová přesnost) a 49 bankrotních podniků z 80 (61,25% skupinová přesnost).

Na základě dosažených výsledků celkové spolehlivosti je možné tvrdit, že metodou logistické regrese byl vytvořen kvalitní bankrotní model pro predikci úpadku mikro a malých podniků v podmínkách české ekonomiky.

## 12. Srovnání Bürgerova indexu DA12 a LR12 s konkurencí

V kapitolách 10 a 11 byly vytvořeny pomocí diskriminační analýzy a logistické regrese dva bankrotní modely – Bürgerův index DA12 (BIDA12) a Bürgerův index LR12 (BILR12) – oba zaměřené na klasifikaci mikro a malých podniků v podmínkách České republiky. První zmíněný je více komplexní, zahrnuje 6 rozdílných poměrových ukazatelů, druhý zmíněný zahrnuje pouze 3 ukazatele, ovšem dokáže velmi kvalitně predikovat budoucí vývoj podniku. Dokáží však tyto nově vytvořené bankrotní modely obstát v konkurenci bankrotních modelů vytvořených věhlasnými vědeckými pracovníky a profesory? Na to odpovídá graf 12 srovnávající celkovou, v procentech vyjádřenou, klasifikační přesnost modelu měřenou podílem všech správně klasifikovaných podniků k celému souboru podniků.<sup>16</sup>

Graf 12 - Srovnání klasifikační přesnosti modelů BIDA12 a BILR12 s konkurencí



Zdroj: vlastní zpracování

<sup>16</sup> Spolehlivost modelů BIDA12 a BILR12 pro ukazatele roku 2012 byla spočtena jako vážený průměr spolehlivosti pro první část rozděleného souboru určenou k tvorbě modelu (váha 0,75) a spolehlivosti pro druhou část rozděleného souboru (váha 0,25).

Klasifikační přesnost konkurenčních modelů byla spočtena v kapitole 8, přičemž v grafu jsou použity hodnoty spolehlivosti dosažené při použití původní, autory modelu stanovené, kritériální (prahové) hodnoty.

Při porovnávání spolehlivosti modelů je nutné mít na mysli rozdílné zaměření jednotlivých modelů. Modely BIDA12 a BILR12 byly vytvořeny se zaměřením na mikro a malé podniky z jakéhokoliv odvětví v podmínkách České republiky, zatímco ostatní porovnávané konkurenční modely byly vytvořeny s jiným zaměřením, například na větší podniky, pouze na jedno odvětví nebo podmínky jiných ekonomik.

Srovnání roku 2010: Z grafu 12 je patrné, že nejlépe klasifikujícím modelem 3 roky před úpadkem je Altmanův  $Z''$  s přesností 72,50 %. Na druhém místě se umístil Bürgerův index LR12 s přesností 68,75 %. O třetí místo se dělí modely IN01 a IN05 se spolehlivostí klasifikace 64,375 %.

Srovnání roku 2011: Nejlépe klasifikujícím modelem 2 roky před úpadkem je Bürgerův index LR12 s přesností 76,25 %. Druhým nejlépe predikujícím modelem je IN05 s přesností 66,875 %. Třetí nejlepší je model IN01 s přesností predikce 66,25 %.

Srovnání roku 2012: Nejlépe predikujícím bankrotním modelem 1 rok před úpadkem je Bürgerův index LR12, který jakožto jediný model překročil hodnotu spolehlivosti 80 % a jeho spolehlivost činí 81,873 %. Na druhém místě je Bürgerův index DA12 se spolehlivostí 74,38 %. Třetím nejlepším modelem dle spolehlivosti klasifikace je Altmanův  $Z''$  s hodnotou spolehlivosti 73,75 %.

Tabulka 67 shrnuje, které bankrotní modely obsadily první tři místa v jednotlivých letech dle výše celkové klasifikační přesnosti. Model BILR12 obsadil dvakrát první místo v letech 2011 a 2012, druhé místo obsadil v roce 2010. Model BIDA12 se v tabulce objevuje až při testování dat roku 2012 a obsadil druhé místo.

**Tabulka 67 - Srovnání umístění modelů dle klasifikační přesnosti (1. - 3. místo)**

Pořadí/Rok	2010	2011	2012
1.	Altman $Z''$	BILR12	BILR12
2.	BILR12	IN05	BIDA12
3.	IN01/IN05	IN01	Altman $Z''$

Zdroj: vlastní zpracování



Závěrem kapitoly je možné vznést tvrzení, že oba nově vytvořené bankrotní modely relativně dobře obstály v konkurenci ostatních bankrotních modelů. Nejvíce konkurující modely, které dokáží při klasifikaci mikro a malých podniků v podmínkách České republiky vyrovnat či dokonce předčít svou predikční spolehlivostí bankrotní modely BIDA12 a BILR12 jsou Altmanův  $Z''$  a IN01/05. Při srovnání modelů BIDA12 a BILR12 mezi sebou je jasným vítězem bankrotní model BILR12. Logistická regrese se tedy jeví jako lepší statistická metoda pro tvorbu bankrotních modelů.

## 13. Závěr

Hlavním cílem diplomové práce bylo vytvoření nového bankrotního modelu pro predikci úpadku podniku prostřednictvím dvou předem vybraných statistických metod – diskriminační analýzy a logistické regrese. Aby bylo možné dosáhnout vymezeného cíle, bylo nutné provést určité dílčí kroky. Jedním z nejzásadnějších kroků byl výběr vhodného reprezentativního vzorku podniků. Pro výzkum bylo vybráno celkem 160 českých podniků napříč odvětvími národního hospodářství a splňujících celoevropskou definici pro velikost mikro a malý podnik. Pro každý z vybraných podniků byla získána účetní data let 2010, 2011 a 2012, která posloužila k dalším výpočtům, například poměrových ukazatelů. Rozlišovacím znakem podniků byl fakt, zda příslušný podnik vstoupil v roce 2013 do úpadku či nikoliv. Výběrový soubor byl vyvážený – 80 podniků mělo příznak „úpadkový“, 80 podniků mělo příznak „neúpadkový“.

Po rozdělení vzorku na dvě skupiny podniků (úpadkové a neúpadkové) bylo statistickými testy středních hodnot zjištěno, že z hlediska velikosti měřené výši obrátu, počtem zaměstnanců a hodnotou celkových aktiv jsou obě skupiny srovnatelně velké a další výpočty nebudou zkresleny rozdílnou velikostí podniků. Stejně statistické testy středních hodnot vedly k závěru, že z hlediska absolutní výše výsledku hospodaření za účetní období a výše cash flow v jednotlivých letech je mezi oběma skupinami podniků statisticky signifikantní rozdíl prohlubující se s přibližujícím se rokem úpadku.

Další částí výzkumné práce bylo ověření spolehlivosti známých a poměrně zavedených predikčních modelů na vybraném vzorku podniků. Bylo zjištěno, že některé modely, jako například Altman  $Z''$ , IN01/IN05 či Gurčíkův index predikují s přijatelnou pravděpodobností (rozmezí 60,63 % až 73,75 % „hit ratio“) budoucí vývoj podniku i dlouhá léta po svém vytvoření. Přesto byla podrobnějšímu zkoumání u již vytvořených modelů podrobena prahová hodnota sloužící jako předělový bod pro zařazení podniku do jedné ze dvou specifikovaných skupin. Zkoumání přineslo zjištění, že na základě posunutí prahové hodnoty (úpravy klasifikačního pravidla) je možné u již léta využívaných bankrotních modelů zvýšit predikční spolehlivost o několik procentních bodů. Jistě by bylo vhodné, aby byla revizím klasifikačních pravidel věnována další a větší pozornost. Avšak je třeba zdůraznit, že některé modely, například IN99 či Tafflerův model, vykazovaly na vybraném vzorku spolehlivost nedosahující ani hranice 60 %, přičemž v některých zkoumaných letech nedosahovaly této hranice ani po

optimalizaci prahové hodnoty. To je způsobeno například rozdílným zaměřením zkoumaného modelu či výrazně odlišným vzorkem sloužícím pro tvorbu modelu, kdy model není odvozen pro klasifikaci mikro a malých podniků.

Na cestě k tvorbě nového bankrotního modelu bylo potřebné zodpovědět otázku, v jakém období před úpadkem se ve vybraném vzorku úpadkových a neúpadkových podniků projevují významnější rozdíly v jednotlivých poměrových ukazatelích. Pro zodpovězení nastolené otázky byla využita profilová analýza, která graficky porovnává vývoj skupinových průměrů. Zjištěním bylo, že graficky znatelný rozdíl mezi úpadkovými a prosperujícími podniky nastává v jednotlivých poměrových ukazatelích jeden rok před úpadkem podniků zařazených v příslušné skupině, což bylo potvrzeno i mezi-skupinovými testy shody středních hodnot, kdy u 10 z 19 vybraných poměrových ukazatelů byl statisticky signifikantní rozdíl zaznamenán právě jeden rok před rokem 2013. Díky tomuto zjištění mohla být pro následnou tvorbu konkrétního bankrotního modelu využita nejaktuálnější z používaných vstupních dat.

Cíl diplomové práce byl naplněn vytvořením dvou bankrotních modelů, prvního prostřednictvím diskriminační analýzy (Bürgerův index DA12, viz strana 95) a druhého pomocí logistické regrese (Bürgerův index LR12, viz strana 102). Model BIDA12 je více komplexní, zahrnuje 6 poměrových ukazatelů, každý z jiné druhové skupiny. Model BILR12 zahrnuje pouze 3 ukazatele. Přesnost modelu BIDA12 dosahuje minima dva roky před úpadkem (58,75 % přesnost) a maxima jeden rok před úpadkem (74,38 %). Přesnost modelu BILR12 je v čase lépe rozložena, neboť minima dosahuje tři roky před úpadkem s hodnotou 68,75 % a maxima s hodnotou 81,87 % dosahuje jeden rok před úpadkem. Oba nově vytvořené bankrotní modely vykazují relativně vysokou klasifikační přesnost ve srovnání s konkurenčními bankrotními modely. Důvodem je především fakt, že modely byly vytvořeny se zřetelem na klasifikaci mikro a malých podniků, zatímco ostatní zkoumané bankrotní modely renomovaných autorů byly vytvořeny na jiné skupině podniků, zpravidla velikostně větších.

Pro zmenšení rizika svého podnikání by mělo co nejvíce mikro a malých podnikatelů prověřovat jak potenciální, tak již spolupracující obchodní partnery. Nově vytvořené bankrotní modely Bürgerův index DA12 a LR12, mající jednoznačnou interpretaci a snadný výpočet, jim v tomto úsilí mohou pomoci.

## Summary and keywords

Creation of new mathematical equation for predicting bankruptcy of enterprise using two chosen statistical methods – discriminant analysis and logistic regression – was the main goal of diploma thesis. It was necessary to perform certain sub-steps to achieve the main specified goal. One of the most important sub-steps was selection of suitable representative sample of enterprises. One hundred and sixty Czech enterprises throughout all economic sectors meeting the European definition of micro and small enterprise were chosen for the research. Accounting data of years 2010, 2011 and 2012, which afterwards served for further calculations, for example financial ratios, were collected for every single enterprise. Whether or not particular company bankrupted in 2013 was the distinguishing characteristic of enterprises in the sample. The random sample was balanced – 80 businesses had sign “bankrupt”, 80 businesses had sign “not bankrupt”.

After dividing sample into two groups of companies (bankrupt and non-bankrupt), the statistical mean tests of turnover, number of employees and total assets proved that companies listed in those two groups had equal size and further calculations would not be distorted by different size of observed enterprises. In terms of profit for the period and amount of cash flow, the same mean tests led to conclusion that there is a statistically significant difference among both of the groups of companies in particular years which is deepening with approaching year of bankruptcy.

Reliability tests of known and quite established prediction models on chosen sample of enterprises were the next sub-step of my research task. The result is that some equations, for example Altman  $Z''$ , IN01/IN05 or Gurčik's index, have good predictive probability (range between 60.63 % and 73.75 % “hit ratio”) of future development of company even long years after its creation. Even though more detailed research of threshold value, which serves as breaking point for inclusion of each enterprise into one of two specified groups, was performed. Result is that it is possible to increase the predicting ability of years used bankruptcy model by several percentage points through shifting the threshold value (classification rule). Having more research attention for revisions of classification rules would be appropriate. It should be dedicated more research attention of revisions of classification rules. It must be emphasized that some equations, for example IN99 or Taffler's model, showed

reliability below the boundary of 60 % and in some examined years they did not achieve this boundary even after optimization of threshold value. It is caused by different specialization of examined model or different sample which was used for derivation of model, so the model is not derived for classification of micro and small enterprises.

Towards deriving a new bankruptcy model it was necessary to answer the question in what period before bankruptcy are the significant differences in financial ratios in the sample of bankrupt and non-bankrupt enterprises evident. Profile analysis, which graphically compares development of group averages, was used for answering the question. The result was that graphically perceptible difference between bankrupt and non-bankrupt enterprises occurs in particular financial ratios one year before failure of enterprises included in specific group. Result was confirmed by intergroup mean tests when 10 of 19 chosen financial ratios had statistically significant difference of means just one year before 2013. Thanks to this result, the latest data of initial sample could have been used for deriving a new bankruptcy equation.

The goal of diploma thesis was fulfilled by derivation of two new bankruptcy models, first was derived by discriminant analysis (Bürger's index DA12, see pg. 95) and second by logistic regression (Bürger's index LR12, see pg. 102). BIDA12 model is more complex, it contains 6 financial ratios, each from different species group. BILR12 model contains only 3 ratios. Accuracy of BIDA12 reaches its minimum two years before failure (58.75 % accuracy) and its maximum one year before bankrupt (74.38%). Accuracy of BILR12 model is better distributed in time because minimum is reached three years before bankrupt with value of 68.75 % and maximum with value 81.87 % is reached one year before bankrupt. Both newly derived bankruptcy models show relatively high classification accuracy as compared with competitive bankruptcy models. The reason is that new models were derived with respect to classification of micro and small enterprises, while other examined bankruptcy models of renowned authors were derived from different sample of enterprises – mostly greater sized.

To reduce their business risk, more micro and small entrepreneurs should examine their potential or already cooperating business partner. Newly derived bankruptcy models Bürger's index DA12 and LR12, which have unambiguous interpretation and easy calculation, could help them in this effort.

**Keywords:**

Financial analysis, bankruptcy, failure, bankruptcy model, prediction, discriminant analysis, logistic regression, micro and small enterprises

## Seznam použitých zdrojů

1. Allison, D. P. (2014). Measures of fit for logistic regression. *SAS Global Forum Paper 1485-2014*. Philadelphia: University of Pennsylvania.
2. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), pp. 589-609.
3. Altman, E. I. (2000). *Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta Models*. NY: New York University Salomon Center
4. Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2010). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt (3rd ed.)*. Hoboken: Wiley & Sons.
5. Barvenčík, O. (2010). *Statistické klasifikační metody*. (Diplomová práce, Vysoké učení technické, Brno, Česká republika). Dostupné z: <https://dspace.vutbr.cz/bitstream/handle/11012/16384/barvencik.pdf?sequence=2>
6. Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4(1), pp. 71-111.
7. Blaha, Z. S., & Jindřichovská, I. (2006). *Jak posoudit finanční zdraví firmy*. Praha: Management Press.
8. Czech Credit Bureau. (2014, June 1). *V roce 2013 zbankrotovalo třináct set obchodních společností, téměř 4 a půl tisíce živnostníků a 19 tisíc soukromých osob*. Retrieved June 22, 2014, from <http://www.crif.cz/Novinky/Novinky/Pages/V-roce-2013-zbankrotovalo-t%C5%99in%C3%A1ct-set-obchodn%C3%ADch-spole%C4%8Dnost%C3%AD,-t%C3%A9m%C4%9B%C5%99-4-a-p%C5%AFI-tis%C3%ADce-%C5%BEivnostn%C3%ADk%C5%AF-a-19-tis%C3%ADc-soukrom%C3%BDch-osob.aspx>
9. Čermák, V., & Vrabec, M. (1999). *Teorie výběrových šetření*. Praha: VŠE Praha
10. Česká republika. (1992). Zákon č. 563/1992 Sb., o účetnictví. In: *Sbírka zákonů*. Česká republika.
11. Česká republika. (2006). Zákon č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení. In: *Sbírka zákonů*. Česká republika.
12. Grünwald, R., & Holečková, J. (2009). *Finanční analýza a plánování podniku*. Praha: Ekopress.

13. Gurčík, L'. (2002). G-index – metoda predikcie finančního stavu poľnohospodárskych podnikov, *Agricultural Economics*, 48(8), pp. 373-387.
14. Havránek, T., & Vorlíček, J. (1980). *Lineární diskriminační funkce*. In: ROBUST '80. Praha: JČMF.
15. Hebák, P. (2007a). *Vícerozměrné statistické metody [1]*. Praha: Informatorium.
16. Hebák, P. (2007b). *Vícerozměrné statistické metody [3]*. Praha: Informatorium.
17. Hendl, J. (2009). *Přehled statistických metod: analýza a metaanalýza dat*. Praha: Portál
18. Ježek, S., Vaculík, M., & Worther, V. (2006). *Základní pojmy z metodologie psychologie*. Brno: Masarykova Univerzita
19. Jouzbarkand, M., Keivani S. F., Khodadadi, M., Fahim, S. R. S. N., & Aghajani, V. (2013). The creation of bankruptcy prediction model with using Ohlson and Shirata models. *Journal of basic and applied scientific research*, 3(1), pp. 89-93.
20. Kislingerová, E., & Neumaierová, I. (1996). *Vybrané příklady firemní výkonnosti podniku*. Praha: VŠE
21. Knápková, A., & Pavelková, D. (2010). *Finanční analýza: komplexní průvodce s příklady*. Praha: Grada Publishing a.s.
22. Libby, R. (1975). Accounting ratios and the prediction of failure: some behavioral evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), pp. 150-161.
23. Marek, P. (2006). *Studijní průvodce financemi podniku*. Praha: Ekopress.
24. Meloun, M., & Militký, J. (2002). *Kompendium statistického zpracování dat: metody a řešené úlohy*. Praha: Academia.
25. Neumaierová, I., & Neumaier, I. (2002). *Výkonnost a tržní hodnota firmy*. Praha: Grada Publishing a.s.
26. Neumaierová, I., & Neumaier, I. (2005). Index IN05. In: *Sborník příspěvků z mezinárodní vědecké konference Evropské finanční systémy*. Brno: Masarykova univerzita.
27. Neumaierová, I., & Neumaier, I. (2008). Proč se ujal index IN a nikoli pyramidový systém ukazatelů INFA, *Ekonomika a management*, 2(4).
28. Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp. 109-131.



29. Pešková, R., & Jindřichovská, I. (2012). *Finanční analýza*. Praha: VŠEM.
30. Piesse, J., & Wood, D. (1992). Issues in assessing MDA models of corporate failure: A research note. *British Accounting Review*, 24(1), pp. 33-42.
31. Ross, S., Westerfield, R., & Jordan, B. (2013). *Essentials of Corporate Finance (8th Ed.)*. McGraw-Hill/Irwin.
32. Růčková, P. (2011). *Finanční analýza: Metody, ukazatele, využití v praxi*. Praha: GRADA Publishing a.s.
33. Rýdl, T. (2005). Vliv úpadkového práva na finanční stabilitu. In: *Zpráva o finanční stabilitě*. Praha: ČNB.
34. Řeháková, B. (2000). Nebojte se logistické regrese. *Sociologický časopis*, 36(4), pp. 475-492.
35. Sedláček, J. (2004). *Účetnictví podnikatelů - po vstupu do Evropské unie*. Praha: C. H. Beck.
36. Sedláček, J. (2011). *Finanční analýza podniku (2nd Ed.)*. Brno: Computer Press.
37. Synek, M. (1996). *Manažerská ekonomika*. Praha: Grada Publishing.
38. The editors of Encyclopedia Britannica. (2013). Robert Maxwell. In: *Encyclopedia Britannica online*. Dostupné z: <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/370661/Robert-Maxwell>
39. Vochozka, M. (2011). *Metody komplexního hodnocení podniku*. Praha: Grada Publishing a.s.
40. Zdeněk, R. (2012). *Predikce finanční tísně podniku*. (Disertační práce, Jihočeská Univerzita, České Budějovice, Česká republika). Dostupné z: <https://wstag.jcu.cz/StagPortletsJSR168/KvalifPraceDownloadServlet?typ=1&adipidno=18306>
41. Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress pre-diction models. *Journal of Accounting Research*, 22(1), pp. 59 – 86.

## Seznam tabulek, grafů a obrázků

Tabulka 1 - Regresní koeficienty Ohlsonova modelu .....	24
Tabulka 2 - Klasifikační matice .....	29
Tabulka 3 - Bankrotní podniky - jejich obrat a počet zaměstnanců.....	44
Tabulka 4 - Nebankrotní podniky - jejich obrat a počet zaměstnanců.....	45
Tabulka 5 - Výsledné p-hodnoty pro srovnání velikosti (obrat, zaměstnanci) .....	46
Tabulka 6 - Výsledné p-hodnoty pro srovnání velikosti (aktiva).....	46
Tabulka 7 - Bankrotní podniky - výsledek hospodaření a cash flow .....	47
Tabulka 8 - Nebankrotní podniky - výsledek hospodaření a cash flow .....	48
Tabulka 9 - Výsledné p-hodnoty pro srovnání výkonnosti (VH a CF).....	49
Tabulka 10 - Klasifikační pravidlo Altman Z' .....	50
Tabulka 11 - Klasifikační matice Altman Z' 2010 (absolutní i relativní).....	51
Tabulka 12 - Klasifikační matice Altman Z' 2011 (absolutní i relativní).....	52
Tabulka 13 - Klasifikační matice Altman Z' 2011 (absolutní i relativní).....	53
Tabulka 14 - Chybovost modelu Altman Z' při původní a nové prahové hodnotě .53	
Tabulka 15 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod) .....	54
Tabulka 16 - Klasifikační pravidlo Altman Z'' .....	57
Tabulka 17 - Klasifikační matice Altman Z'' 2010 (absolutní i relativní) .....	57
Tabulka 18 - Klasifikační matice Altman Z'' 2011 (absolutní i relativní) .....	58
Tabulka 19 - Klasifikační matice Altman Z'' 2012 (absolutní i relativní) .....	59
Tabulka 20 - Chybovost modelu Altman Z'' při původní a nové prahové hodnotě 59	
Tabulka 21 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod) .....	60
Tabulka 22 - Klasifikační pravidlo IN95 .....	60
Tabulka 23 - Klasifikační matice IN95 2010 (absolutní i relativní) .....	61
Tabulka 24 - Klasifikační matice IN95 2011 (absolutní i relativní) .....	62
Tabulka 25 - Klasifikační matice IN95 2012 (absolutní i relativní) .....	62
Tabulka 26 - Chybovost modelu IN95 při původní a nové prahové hodnotě.....	63
Tabulka 27 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod) .....	63
Tabulka 28 - Klasifikační pravidlo IN99 .....	64
Tabulka 29 - Klasifikační matice IN99 2010 (absolutní i relativní) .....	64
Tabulka 30 - Klasifikační matice IN99 2011 (absolutní i relativní) .....	65

Tabulka 31 - Klasifikační matice IN99 2012 (absolutní i relativní).....	66
Tabulka 32 - Chybovost modelu IN99 při původní a nové prahové hodnotě.....	66
Tabulka 33 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod).....	66
Tabulka 34 - Klasifikační pravidlo IN01 .....	67
Tabulka 35 - Klasifikační matice IN01 2010 (absolutní i relativní).....	67
Tabulka 36 - Klasifikační matice IN01 2011 (absolutní i relativní).....	68
Tabulka 37 - Klasifikační matice IN01 2012 (absolutní i relativní).....	68
Tabulka 38 - Chybovost modelu IN01 při původní a nové prahové hodnotě.....	69
Tabulka 39 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod).....	69
Tabulka 40 - Klasifikační pravidlo IN05 .....	70
Tabulka 41 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod).....	70
Tabulka 42 - Klasifikační pravidlo Taffler .....	71
Tabulka 43 - Klasifikační matice Taffler 2010 (absolutní i relativní).....	71
Tabulka 44 - Klasifikační matice Taffler 2012 (absolutní i relativní).....	72
Tabulka 45 - Chybovost modelu Taffler při původní a nové prahové hodnotě.....	73
Tabulka 46 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod).....	73
Tabulka 47 - Klasifikační pravidlo Gurčikova indexu .....	73
Tabulka 48 - Klasifikační matice Gurčík 2010 (absolutní i relativní).....	74
Tabulka 49 - Klasifikační matice Gurčík 2011 (absolutní i relativní).....	74
Tabulka 50 - Klasifikační matice Gurčík 2012 (absolutní i relativní).....	75
Tabulka 51 - Chybovost Gurčikova indexu při původní a nové prahové hodnotě..	75
Tabulka 52 - Porovnání klasifikační přesnosti (původní a nový prahový bod).....	75
Tabulka 53 - Spolehlivost modelů před a po optimalizaci prahové hodnoty .....	78
Tabulka 54 - Porovnání prahových hodnot z hlediska celkové průměrné spolehlivosti modelu .....	79
Tabulka 55 - Testy shody středních hodnot mezi skupinami bankrotních a nebankrotních podniků .....	89
Tabulka 56 - Kolmogorov-Smirnovův test normality .....	91
Tabulka 57 - Korelační koeficienty ukazatelů zahrnutých v modelu .....	93
Tabulka 58 - Wilksova lambda a statistická signifikance modelu.....	93
Tabulka 59 - Vektor koeficientů kanonické proměnné a normovaný vektor koeficientů .....	94
Tabulka 60 - Matice E .....	94
Tabulka 61 - Vývoj spolehlivosti modelu v % při měnící se prahové hodnotě.....	97

Tabulka 62 - Finální klasifikační pravidlo modelu BIDA12 .....	98
Tabulka 63 - Vliv krokového výběru proměnných na celkový model.....	100
Tabulka 64 - Hosmer-Lemeshowův test dobré shody.....	101
Tabulka 65 - Charakteristika proměnných zahrnutých v modelu .....	102
Tabulka 66 - Klasifikační pravidlo modelu BILR12 .....	103
Tabulka 67 - Srovnání umístění modelů dle klasifikační přesnosti (1. - 3. místo)	106
Graf 1 - Vývoj chyb v roce 2010 u modelu Altman Z' .....	55
Graf 2 - Vývoj chyb v roce 2011 u modelu Altman Z' .....	55
Graf 3 - Vývoj chyb v roce 2012 u modelu Altman Z' a vývoj průměrné spolehlivosti (2010-12) .....	56
Graf 4 - Relativní spolehlivost modelů v jednotlivých letech před a po optimalizaci prahové hodnoty.....	77
Graf 5 - Profilová analýza ukazatelů rentability .....	81
Graf 6 - Profilová analýza ukazatelů účinnosti .....	82
Graf 7 - Profilová analýza ukazatelů zadluženosti.....	83
Graf 8 - Profilová analýza ukazatelů likvidity .....	85
Graf 9 - Profilová analýza ukazatelů nákladovosti .....	86
Graf 10 - Profilová analýza ukazatelů založených na cash flow.....	87
Graf 11 - Vývoj spolehlivosti modelu v % při vybraných prahových hodnotách ...	97
Graf 12 - Srovnání klasifikační přesnosti modelů BIDA12 a BILR12 s konkurencí .....	105
Obrázek 1 - Časové hledisko hodnocení informací .....	7
Obrázek 2 - Zdroje dat pro finanční analýzu .....	8
Obrázek 3 - Profilová analýza.....	18