



# VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## FAKULTA PODNIKATELSKÁ

FACULTY OF BUSINESS AND MANAGEMENT

## ÚSTAV FINANCÍ

INSTITUTE OF FINANCES

## MODEL PREDIKCE BANKROTU

BANKRUPTCY PREDICTION MODEL

### DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

### AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Monika Kratochvilová

### VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Michal Karas, Ph.D.

BRNO 2020

# Zadání diplomové práce

Ústav:	Ústav financí
Studentka:	<b>Bc. Monika Kratochvilová</b>
Studijní program:	Ekonomika a management
Studijní obor:	Účetnictví a finanční řízení podniku
Vedoucí práce:	<b>Ing. Michal Karas, Ph.D.</b>
Akademický rok:	2019/20

Ředitel ústavu Vám v souladu se zákonem č. 111/1998 Sb., o vysokých školách ve znění pozdějších předpisů a se Studijním a zkušebním řádem VUT v Brně zadává diplomovou práci s názvem:

## Model predikce bankrotu

### Charakteristika problematiky úkolu:

Úvod

Cíl a metody zpracování práce

Teoretická východiska predikce bankrotu a popis testovaných modelů

Zhodnocení současné efektivnosti vybraných bankrotních modelů na zkoumaném vzorku podniků

Návrh vlastního bankrotního modelu

Srovnání efektivnosti vytvořeného modelu a vybraných modelů

Shrnutí

Závěr

Seznam použité literatury

Přílohy

### Cíle, kterých má být dosaženo:

Cílem práce je zhodnotit rozlišovací schopnost (predikční přesnost) pěti vybraných bankrotních modelů a její porovnání s původně deklarovanou přesností. Metodou logistické regrese odvodí vlastní model a provede testování jeho rozlišovací schopnosti.

### Základní literární prameny:

ALTMAN, E. I. and G. SABATO. Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. Abacus. 2007, vol. 43, no. 3, s. 332-357. ISSN 0001-3072.

GRICE, J. S. and M. T. DUGAN. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researchers. Review of Quantitative Finance and Accounting. 2001, vol. 17, no. 2, s. 151-166. ISSN 1573-7179.

NEUMAIEROVA, I., a I. NEUMAIER. Index IN05. In: ČERVINEK, P. (ed.). Evropské finanční systémy. Brno: Masarykova univerzita, 2005. S.143-148. ISBN 80-210-3753-9.

WU, Y., GAUNT, C., GRAY, S. A comparison of alternative bankruptcy prediction models. Journal of Contemporary Accounting & Economics. 2010, vol. 6, pp. 34-45. ISSN 1815-5669

ZMIJEWSKI, M. E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting Research. 1984, vol. 22, s. 59-82. ISSN 1475-679X

Termín odevzdání diplomové práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2019/20

V Brně dne 29.2.2020

L. S.

---

doc. Ing. Vojtěch Bartoš, Ph.D.  
ředitel

---

doc. Ing. et Ing. Stanislav Škapa, Ph.D.  
děkan

## **Abstrakt**

Tato diplomová práce je zaměřena na hodnocení efektivnosti vybraných bankrotních modelů v prostředí České republiky. V teoretické části je nejprve představena stěžejní terminologie a metodika tvorby bankrotních modelů. Dále jsou zde zmíněny omezení modelů, přehled použitých ukazatelů a informace týkající se přesnosti modelů. V této části jsou také představeny analyzované modely a metody hodnocení spolehlivosti bankrotních modelů. V praktické části je nejprve vyhodnocena současná spolehlivost vybraných bankrotních modelů a následně je sestaven nový bankrotní model.

## **Abstract**

This diploma thesis is focused on the evaluation of the efficiency of selected bankruptcy models in the Czech Republic. In the theoretical part the basic terminology and methodology of bankruptcy models creation are introduced. In addition are mentioned, model constraints, an overview of the indicators used, and information about model accuracy. This part also presents analyzed models and methods of assessing the reliability of bankruptcy models. In the practical part, the reliability of selected bankruptcy models is evaluated and a new bankruptcy model is built.

## **Klíčová slova**

bankrot, bankrotní model, predikce bankrotu, logit analýza, ROC křivka, Fulmer model, Springate model, Taffler a Tisshaw model, Alifiah model

## **Key words**

bankruptcy, bankruptcy model, bankruptcy prediction, logit analysis, ROC curves, Fulmer model, Springate model, Taffler and Tisshaw model, Alifiah model



### **Bibliografická citace**

KRATOCHVILOVÁ, Monika. *Model predikce bankrotu*. Brno, 2020. Dostupné také z: <https://www.vutbr.cz/studenti/zav-prace/detail/127413>. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta podnikatelská, Ústav financí. Vedoucí práce Michal Karas.

### **Čestné prohlášení**

Prohlašuji, že předložená diplomová práce je původní a zpracovala jsem ji samostatně. Prohlašuji, že citace použitých pramenů je úplná, že jsem ve své práci neporušila autorská práva (ve smyslu Zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském a právech souvisejících s právem autorským).

V Brně dne 14. května 2020

.....

podpis studenta

### **Poděkování**

Ráda bych touto cestou poděkovala mému vedoucímu diplomové práce Ing. Michalovi Karasovi, Ph.D. za trpělivost a odborné rady, cenné informace a poskytnutou pomoc při zpracování této práce.

# OBSAH

ÚVOD .....	11
1 CÍL A METODY ZPRACOVÁNÍ PRÁCE .....	13
1.1 Cíl práce .....	13
1.2 Metody a postupy zpracování .....	13
2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ .....	14
2.1 Vymezení pojmu bankrot .....	14
2.2 Metodika tvorby modelů predikce .....	15
2.2.1 Jednorozměrná diskriminační analýza .....	16
2.2.2 Vícerozměrná diskriminační analýza .....	16
2.2.3 Logistická regrese .....	18
2.2.4 Risk index modely .....	20
2.2.5 Klasifikační a regresní stromy (CART) .....	20
2.3 Omezení modelů .....	21
2.4 Přehled ukazatelů v modelech .....	22
2.5 Přesnost modelů .....	26
2.6 Metody hodnocení bankrotních modelů .....	27
2.6.1 ROC křivky .....	27
2.7 Bankrotní modely .....	30
2.7.1 Fulmer model .....	30
2.7.2 Springate model .....	31
2.7.3 Taffler a Tisshaw model .....	32
2.7.4 Alifiah model .....	32
2.7.5 SME2 model .....	33

3	ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ NA ZKOUMANÉM VZORKU PODNIKŮ .....	35
3.1	Určení přesnosti modelu Fulmer .....	35
3.1.1	Celková přesnost modelu Fulmer .....	36
3.1.2	Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků .....	37
3.2	Určení přesnosti modelu Springate .....	38
3.2.1	Celková přesnost modelu Springate .....	38
3.2.2	Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků .....	39
3.3	Určení přesnosti modelu Taffler a Tisshaw .....	40
3.3.1	Celková přesnost modelu Taffler a Tisshaw .....	41
3.3.2	Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků .....	42
3.4	Určení přesnosti modelu Alifiah .....	43
3.4.1	Celková přesnost modelu Alifiah .....	43
3.4.2	Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků .....	44
3.5	Určení přesnosti modelu SME2 .....	46
3.6	ROC křivky testovaných modelů .....	46
3.6.1	Fulmer model .....	46
3.6.2	Springate model .....	48
3.6.3	Taffler a Tisshaw model .....	49
3.6.4	Alifiah Model .....	50
3.6.5	Model SME2 .....	51
3.7	Srovnání modelů podle celkové přesnosti .....	52
3.8	Srovnání modelů podle ROC křivek .....	54
4	NÁVRH VLASTNÍHO BANKROTNÍHO MODELU .....	55
4.1	Tvorba vlastního modelu .....	55

4.1.1	T-test ukazatelů vybraných bankrotních modelů.....	55
4.1.2	Rozdělení vzorku dat .....	58
4.1.3	Sestavení jednorozměrného modelu .....	60
4.1.4	Korelační analýza .....	61
4.1.5	Sestavení modelu pomocí krokové regrese .....	63
4.2	Přesnost nového modelu .....	67
4.2.1	Přesnost modelu na trénovacím vzorku dat .....	67
4.2.2	Přesnost modelu na testovacím vzorku dat.....	68
4.2.3	Srovnání přesností modelu.....	70
4.3	ROC křivky nového modelu .....	70
5	SHRNUTÍ A SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÉHO MODELU A VYBRANÝCH MODELŮ .....	73
	ZÁVĚR .....	76
	SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY .....	78
	SEZNAM OBRÁZKŮ.....	82
	SEZNAM TABULEK .....	83
	SEZNAM GRAFŮ .....	86
	SEZNAM PŘÍLOH.....	87

# ÚVOD

Během životního cyklu podniku se firma může dostat do finančních potíží, které se jí buď podaří překonat, nebo v horším případě firma zbankrotuje. Prostředkem, který napomáhá s odhalením finančních problémů, jsou právě predikční modely, na které se tato diplomová práce zaměřuje. Cílem bankrotních modelů je včas odhalit neuspokojivé finanční zdraví podniku a varovat před možným úpadkem. Za pomoci těchto modelů lze tedy včas reagovat na hrozící krizi a přizpůsobit takové situaci jednání podniku.

V současné době existuje opravdu velké množství predikčních modelů, které však mají jednu společnou nevýhodu. Současná vypovídací schopnost modelů je ovlivněna zejména tím, že modely byly tvořeny na základě dat, která již nejsou aktuální. Přesnost modelů může být ovlivněna také tím, že modely byly vytvořeny v zahraničí nebo byly použity v jiném prostředí, odvětví nebo oboru. Proto je vhodné se touto problematikou přesnosti modelů zabývat, testovat modely při použití na současných datech a navrhnout tak případné úpravy, které by vedly ke zvýšení přesnosti modelů.

Tato diplomová práce je zaměřena na zhodnocení rozlišovací schopnosti pěti vybraných bankrotních modelů a jejich porovnání s původní přesností, kterou autoři uvádějí. Vybranými modely jsou Fulmer model, Springate model, Taffler a Tisshaw model, Alifiah model a model SME2.

Teoretická část práce obsahuje nejprve objasnění stěžejní terminologie a metodiku tvorby bankrotních modelů. V metodice tvorby je popsána například jednorozměrná diskriminační analýza, logistická regrese či risk index modely. Dále jsou v této části zmíněna omezení modelů, která ovlivňují jejich vypovídací schopnost. Spolehlivost modelů může ovlivňovat například velikost vybraného vzorku dat či jeho vyváženost, stabilita vztahů mezi proměnnými v čase a rozdílnost v terminologii. Součástí teoretické části je dále přehledná tabulka ukazatelů, které jsou použity ve vybraných modelech. Dále je kapitola zaměřena na různé způsoby uvádění přesnosti bankrotních modelů a metody hodnocení spolehlivosti modelů. Nezbytnou součástí teoretické části je samozřejmě představení vybraných bankrotních modelů, které jsou zmíněny již výše.

Praktická část práce zahrnuje nejprve testování přesnosti vybraných bankrotních modelů na současných datech z oblasti zpracovatelského průmyslu. Následně je testována významnost proměnných vybraných bankrotních modelů a na základě tohoto testování je zjištěno, které proměnné je vhodné z modelu vyloučit za účelem větší přesnosti modelu. Poté je za využití logit analýzy sestaven vlastní predikční model.



# 1 CÍL A METODY ZPRACOVÁNÍ PRÁCE

Tato část práce je zaměřena na vytyčení cíle diplomové práce a definování metod, které byly využity při zpracování práce.

## 1.1 Cíl práce

Cílem práce je zhodnotit rozlišovací schopnost (predikční přesnost) pěti vybraných bankrotních modelů a její porovnání s původně deklarovanou přesností. Metodou logistické regrese odvodit vlastní model a provést testování jeho rozlišovací schopnosti.

## 1.2 Metody a postupy zpracování

Při zpracování diplomové práce byly použity následující metody:

- **Literární rešerše** – tato metoda byla využita především v teoretické části práce, ve které byl vytvořen pohled na danou problematiku na základě dostupné literatury.
- **Analýza** – metoda rozkladu a rozboru jednotlivých dílčích částí modelů, byla využita v praktické části práce.
- **Syntéza** – metoda využitá při sestavování modelu a zkoumání vzájemných souvislostí mezi vybranými poměrovými ukazateli.
- **Klasifikace** – metoda byla využita při rozdělování jednotlivých společností do skupiny bankrotních nebo aktivních podniků.
- **Komparace** – porovnání testovaných bankrotních modelů a nově vytvořeného modelu.
- **Matematické a statistické metody** – při tvorbě modelu byla použita metoda logistické regrese. Dále byl použit t-test pro testování významnosti proměnných a také metoda ROC křivek při testování spolehlivosti jednotlivých modelů.
- **Modelování** – metoda byla využita při tvorbě nového bankrotního modelu.

## **2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ**

Teoretická část práce je zaměřena na vymezení pojmu bankrot, který je v literatuře používán v různých formách. Dále je představena metodika tvorby bankrotních modelů, kam je zařazena např. jednorozměrná diskriminační analýza, risk index modely a logistická regrese, která je následně využita v návrhové části při sestavování vlastního modelu. Tato část práce obsahuje také omezení modelů, přehled ukazatelů, obsažených v testovaných modelech, problematiku přesnosti modelů a metody hodnocení modelů. Poslední podkapitolou této části jsou bankrotní modely, které byly pro tuto práci vybrány a jejichž spolehlivost byla v praktické části testována. Mezi vybrané modely patří Fulmer model, Springate model, Taffler a Tisshaw model, Alifiah model a model SME2, na kterém se s Altmanem podíleli autoři G. Sabato a N. Wilson.

### **2.1 Vymezení pojmu bankrot**

Bankrotní modely, jak již z názvu vyplývá, slouží k predikci bankrotu, ale samotný pojem „bankrot“ v žádném českém zákoně nemá přímou definici. Lze ho tedy považovat za jednu z forem úpadku, který v České republice definuje insolvenční zákon. Problematika bankrotních modelů je však celosvětová a v různých zemích a různých modelech najdeme odlišné termíny pro definování neúspěšného podniku. V angličtině je neúspěšný podnik, který se potýká s finančními a ekonomickými problémy, definován mnoha způsoby. Nejčastěji se v literatuře používají čtyři obecné termíny: „failure“ (selhání; skutečná výše návratnosti investovaného kapitálu je značně a trvale nižší než převládající výše návratnosti u podobných investic), „insolvency“ (platební neschopnost; podnik nemůže plnit současné závazky, protože nemá dostatek likvidity), „default“ (nesplnění závazku; situace, kdy dlužník poruší podmínku dohody s věřitelem, což může vést k právním úkonům) a „bankruptcy“ (bankrot neboli stav, kdy hodnota podniku či soudní rozhodnutí vede k zániku podniku či reorganizaci). Důsledkem uvedených neshod v definicích pak mohou vznikat zavádějící informace při porovnávání predikční síly různých bankrotních modelů [1].

Obecným termínem pro vyjádření bankrotu je pojem „business failure“ (neboli selhání podniku). Tento termín byl přijat společností Dun & Bradstreet (D&B), která několik let poskytovala relevantní statistiky o podnicích k popisu různých neuspokojivých podmínek, ve kterých se podnik nalézá. Společnost D&B pak na základě vydávaných statistik zařadila mezi obchodní selhání několik situací. Patřily tam např. podniky, které dobrovolně ukončili činnost a zanechaly po sobě nesplacené závazky nebo také podniky, které se účastnily soudních řízení, jako jsou úpadek, reorganizace nebo vyrovnání. Mezi selhání zařadily také podniky, které dobrovolně poškozovaly své věřitele a to především neplacením svých závazků [1].

## **2.2 Metodika tvorby modelů predikce**

Za posledních 35 let se téma predikce bankrotu podniků vyvinulo v hlavní oblast výzkumu ve sféře podnikových financí. V současné době existuje velké množství studií, ve kterých se autoři věnovali nalezení nejlepšího a nejspolehlivějšího modelu predikce selhání podniku. Za účelem vytvoření modelu, který předvídá neúspěšné podnikání a přesně klasifikuje firmy podle jejich finančního zdraví, využívají autoři různé metody modelování, přičemž každá z nich má odlišné předpoklady a specifické výpočetní složitosti [2; 3].

Ačkoliv je společným cílem bankrotních modelů predikce vývoje podniků, jejich rozdíl je právě v použitých metodách při modelování. Tyto metody se nazývají matematicko-statistické a jejich principem je právě rozdělení společností na prosperující podniky a podniky ohrožené bankrotem [2; 3].

Metody modelování můžeme rozdělit na parametrické a neparametrické a to na základě charakteru pozorovaných dat. U parametrických metod musí mít vstupní data normální rozdělení, zatímco u neparametrických metod nejsou definovány konkrétní požadavky. Do skupiny parametrických metod patří diskriminační analýza a logistická regrese. Mezi neparametrické metody řadíme klasifikační stromy a neuronové sítě. Nejoblíbenějšími metodami při modelování jsou klasické průřezové statistické metody, kam patří jednorozměrná analýza, risk index modely, probit a logit analýza a lineární pravděpodobnostní modely [2; 3].

### 2.2.1 Jednorozměrná diskriminační analýza

Prvním autorem, který aplikoval jednorozměrnou diskriminační analýzu, byl Beaver, který zároveň patří mezi průkopníky predikčních modelů založených na finančních poměrových ukazatelích. Beaver v roce 1966 aplikoval jednorozměrný model na výsledky poměrových ukazatelů finanční analýzy a poté porovnával jednotlivé výsledky u prosperujících a bankrotem ohrožených společností [2; 3].

U jednorozměrných predikčních modelů bylo hodnocení prováděno odděleně pro každou hodnotu či ukazatel obsažený v modelu a bylo zjištěno, zda je vhodné, aby hodnota rostla či klesala. Pokud byla hodnota ukazatele vyšší než mezní bod (tj. bod, ve kterém je pravděpodobnost chybné klasifikace nejvyšší), byl podnik klasifikován jako prosperující. Naopak pokud byla hodnota ukazatele nižší než mezní bod, byla společnost klasifikována jako upadající. Po vyhodnocení ukazatelů byl podnik klasifikován podle toho, zda u něj převažovaly ukazatele prezentující prosperující podnik nebo ukazatele, které naznačují podnik ohrožený bankrotem [2; 3].

Spolehlivost byla měřena pomocí procenta chyby prvního a druhého stupně. Výhodou modelů tohoto typu je jejich jednoduchost. Pro aplikaci nejsou nutné hlubší statistické a matematické znalosti, protože jde pouze o porovnávání hodnot ukazatelů s mezním bodem. Avšak nevýhodou je fakt, že předpokladem metody je lineární závislost mezi ukazateli a fází úpadku [2; 3].

### 2.2.2 Vícerozměrná diskriminační analýza

Úlohou vícerozměrné diskriminační analýzy (MDA – Multiple diskriminant analysis) je zařadit podnik do skupiny podniků, které jsou ohroženy bankrotem či do skupiny prosperujících podniků. Metoda využívá klasifikaci jednotlivých proměnných do vybraných skupin na základě charakteristických vlastností daných proměnných. Poté se pomocí MDA odvozuje lineární kombinace proměnných, které prezentují rozdíly mezi skupinami [2].

Klasifikace společností do skupin je prováděna na základě diskriminačního skóre podniku a optimálního mezního bodu modelu MDA. Diskriminační funkce má následující tvar:

$$D_i = d_0 + d_1 * X_{i1} + d_2 * X_{i2} + \dots + d_n * X_{in},$$

kde

$d_j$  = lineární diskriminační koeficienty,

$X_{ij}$  = nezávislé proměnné.

Pokud je diskriminační skóre ( $D_i$ ) společnosti menší než mezní hodnota, je společnost klasifikována jako společnost v úpadku. Naopak pokud skóre společnosti překročí mezní hodnotu nebo se jí rovná, je podnik klasifikován jako prosperující. Tímto způsobem jsou podniky zařazeny do skupiny, které se nejvíce podobají [2].

Pro stanovení klasifikační přesnosti metody se využívá především procento správných klasifikací a procento chybovosti 1. a 2. typu., u které je nezbytné upřesnění určitých mezních bodů. Hodnocení může být prováděno také na základě ROC křivek, které graficky poskytují přehled o spolehlivosti metody, přičemž nevyžadují upřesnění mezních bodů.

Technika metody MDA je podložena několika předpoklady. Nejprve metoda předpokládá, že datový soubor je dichotomický neboli, že skupiny jsou samostatné, nepřekrývají se a jsou identifikovatelné. Dále je použití metody MDA založeno na třech restriktivních předpokladech:

- „*nezávislé proměnné zahrnuté do modelu ze statistického hlediska odpovídají vícerozměrnému rozdělení pravděpodobnosti,*
- *skupiny matice rozptylu nebo matice závislosti jsou mezi skupinami upadajících a prosperujících společností shodné,*
- *náklady chybné klasifikace jsou známe“ [2, s. 44].*

Přestože se jedná o nejčastěji využívanou metodu modelování, v praxi je tato metoda velmi často nevhodně aplikována. Ve skutečnosti se totiž používají data, která porušují zmíněné předpoklady a výsledkem je, že zjištěné závěry jsou diskutabilní a nejsou vhodné pro zobecnění. Často dochází k porušení předpokladu o vícerozměrném rozdělení pravděpodobností a předpokladu o stejných maticích rozptylu, což vede ke zkreslení testů významnosti.

Mezi autory, kteří při modelování využili tuto metodu, patří: Altman (1968), Deakin (1972), Edmister (1972), Bilderbeek (1979), Taffler (1983), Micha (1984) a další. Metodu

použili ve svém modelu také autoři Taffler a Tisshaw (1977), jejichž model je v této práci podrobněji popsán a testován [2; 3].

### 2.2.3 Logistická regrese

Metoda se řadí do skupiny podmíněných pravděpodobnostních modelů. Do této skupiny patří **logit analýza (LA)**, **probit analýza (PA)** a **modely lineární pravděpodobnosti (LPM)**. Tyto modely jsou založeny na určitém předpokladu, který se týká rozdělení pravděpodobností. Základním kamenem modelů je kombinace proměnných, které nejlépe rozlišují skupinu bankrotních a aktivních podniků. **Probit analýza** vychází z regresní analýzy a její výstupní proměnná nabývá hodnot 0 a 1 (např.: 0 – prosperující podnik, 1 – bankrotní podnik). Analýza předpokládá normální rozdělení pravděpodobností, zatímco častěji používaná logit analýza předpokládá logistické rozdělení. Při modelování predikce tuto analýzu použil autor Zmijewski (1984). Logistickou regresi využíval k tvorbě modelů jako jeden z prvních autor Ohlson (1980) [2; 3].

**Logistická regrese (LA – logit analýza)** je nejčastěji využívaná metoda podmíněných pravděpodobností. Metoda spočívá v kombinaci několika charakteristik podniku nebo atributů do vícerozměrného skóre pravděpodobnosti, které naznačuje pravděpodobnost selhání podniku. Model sestavený na základě logistické regrese tedy určuje, zda je podnik finančně zdravý nebo je ohrožen bankrotem. Vyhodnocení stavu podniku se provádí na základě hodnoty pravděpodobnosti  $P$  (logit skóre), která vyjadřuje, že proměnná  $Y$  nabude určité hodnoty. Proměnná  $Y$  nabývá hodnoty 0, pokud jev nenastal a podnik je prosperující nebo hodnoty 1, pokud jev nastal a podnik je ohrožen bankrotem. Pravděpodobnost  $P$  pak nabývá hodnot v intervalu  $[0,1]$ , přičemž hodnota blíží se nule naznačuje, že je větší šance, že daný jev nastane [4; 5].

Pravděpodobnost  $P$  se určí následujícím výpočtem:

$$P(Y = 1) = \beta_0 + \beta_1 * X_i,$$

kde  $X_i$  jsou předpokládané vstupy (atributy). Pravděpodobnost by se takto modelovala pomocí lineární regrese, která však způsobí, že by hodnota pravděpodobnosti  $P$  nebyla v uzavřeném intervalu od 0 do 1. Z toho důvodu se využívá logitové transformace, která je uvedena níže.

Pokud zjistíme pravděpodobnost, že daný jev nastal (jaká je hodnota  $P(Y = 1)$ ), pak dokážeme určit také pravděpodobnost, že daný jev nenastal. Tuto pravděpodobnost lze spočítat jako  $P(Y = 0) = 1 - (P(Y = 1))$ . Při výpočtu se však může stát, že dostaneme predikované hodnoty pravděpodobnosti, které leží mimo interval  $[0,1]$ . V takovém případě se aplikuje výpočet šance. Šance se počítá jako podíl:

$$P(Y = 1) = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} = \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)}$$

Hodnota šance se pohybuje v intervalu  $[0, \infty]$ , přičemž hodnota vyjadřuje, kolikrát je vyšší pravděpodobnost, že proměnná  $Y$  nabude hodnoty 1 než pravděpodobnost, že nabude hodnoty 0. Následně je nutné provést transformaci na přirozený logaritmus šance. Transformací dostaneme proměnnou, která se nazývá „logit“ a nabývá hodnot  $[-\infty, +\infty]$ . Logit je definován pomocí následujícího vztahu:

$$\text{logit}(Y) = \ln \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)}$$

Logit je možné transformovat zpět na šanci pomocí exponenciální funkce, kdy šance, že  $Y = 1$  se rovná exponenciální funkce z  $\text{logit}(Y)$ . Šanci následně transformujeme zpět na pravděpodobnost, čímž vznikne rovnice:

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum \beta_i * X_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum \beta_i * X_i)}$$

Proměnná  $\beta_i$  v rovnici představuje regresní koeficient odhadnutý pomocí statistické metody a  $x_i$  je nezávislá proměnná [4; 5].

Podobně jako metody vícerozměrné diskriminační analýzy (MDA) je metoda LA založena na principu podobnosti, což znamená, že podniky jsou zařazeny do skupiny podniků, které se nejvíce podobají. Avšak metoda LA je obecně považována za méně náročnou než metody MDA. Nicméně je nutné brát v potaz, že logit analýza je založena na dvou předpokladech. Prvním předpokladem je, že závislá proměnná je dichotomická, přičemž skupiny jsou samostatné, nepřekrývají se a jsou identifikovatelné. Druhým předpokladem je, že při stanovení hraničních bodů logitového modelu by měly být brány v potaz náklady chybovosti 1. a 2. typu. Výhodou metody LA je jednoduchá interpretace logit intervalu, který zároveň udává pravděpodobnost úpadku podniku. Nevýhodou je pak velká citlivost metody na vícenásobné závislosti [3].

Jak již bylo výše zmíněno, logit analýzu ve svém modelu použil Ohlson (1980) a probit analýzu použil Zmijewski (1984). Metodu logit analýzy použil také autor Alifiah ve svém modelu, jehož přesnost je v této práci testována. Mezi další autory, kteří využívali metody podmíněné pravděpodobnosti, patří: Zavgren (1983), Peel and Peel (1987), Ooghe et al. (1993), Sheppard (1994) a další [3].

#### **2.2.4 Risk index modely**

Risk index model vytvořil autor Tamari v roce 1966 jako reakci na Beavera. Tamari si uvědomil, že hodnocení finančního zdraví společnosti by se nemělo opírat pouze o jednu proměnnou, a proto vytvořil „risk index“ model. Tento model označil za jednoduchý „bodový systém“ zahrnující různé poměrové ukazatele, které jsou akceptovány jako ukazatele hodnotící finanční zdraví společnosti. Systém hodnocení fungoval tak, že na základě výsledků jednotlivých ukazatelů byl společností přidělován určitý počet bodů od 0 do 100. Čím vyššího celkového počtu bodů společnost dosáhla, tím byla její finanční situace považována za lepší. Model kromě hodnocení finančního zdraví společnosti hodnotil také významnost poměrových ukazatelů a to na základě přidělení vah [2].

Další risk index model představili autoři Moses a Liao v roce 1987. Jejich model byl jiný a zajímavý, protože byl vytvořen pomocí jednorozměrné analýzy. Díky tomu bylo možné určit mezní body pro jednotlivé poměrové ukazatele. Každý poměrový ukazatel v modelu měl přiděleny bipolární proměnné. Každá taková proměnná pak měla přidělen 1 bod, pokud přesáhla mezní hranici. V opačném případě měla proměnná 0 bodů. Model je pak sestaven pomocí přidání bipolárních proměnných, přičemž vyšší skóre společnosti reprezentuje lepší finanční situaci [2].

Výhoda risk index modelů spočívá v jejich snadné aplikovatelnosti a intuitivnosti. Avšak mají také nevýhodu, která vychází ze subjektivní povahy modelu [2].

#### **2.2.5 Klasifikační a regresní stromy (CART)**

Klasifikační a regresní stromy neboli CART (Classification And Regression Trees) jsou obdobou mnohonásobné regrese. Jde o soubor podmínkových pravidel, které rozdělují velkou heterogenní skupinu dat na menší soubor, ve kterém mají data stejné hodnoty cílových proměnných. Klasifikační (rozhodovací) strom modeluje závislost pro



kvalitativní (kategoriální závislost) proměnné na jedné či více nezávislých proměnných. Regresní model se používá při modelování závislosti kvantitativní (spojité) závislé proměnné na jedné či více nezávislých proměnných. Tento model je tvořen několika regresními stromy, přičemž výsledná regresní funkce je většinou definována jako vážený průměr regresních funkcí jednotlivých stromů [6].

Tuto metodu poprvé použili autoři Frydman, Altman a Ko v roce 1985 při modelování predikce bankrotu. Výhodou klasifikačních a regresních stromů je, že jsou neparametrické, nelineární (neklade žádné podmínky na typ rozdělení) a algoritmy tvorby stromu jsou odolné vůči odlehlým hodnotám. Nevýhoda spočívá v jejich nestabilitě, protože pouhá malá změna ve vstupních datech nebo parametrech vytvoří odlišný strom [6].

### **2.3 Omezení modelů**

Při používání klasických statistických metod MDA a LA, které jsou zmíněny výše, lze narazit na několik nedostatků, které mají tyto metody společné. Mezi takové nedostatky patří především předpoklad bipolárně závislých proměnných, metodika výběru vzorku dat, předpoklad stacionarity a nestability dat, výběr nezávislých proměnných, využití ročních finančních výkazů z účetní závěrky a časová dimenze [2].

Použití metod diskriminační analýzy a logistické regrese pro tvorbu predikčního modelu předpokládá, že závislá proměnná je dichotomická, z čehož vyplývá předpoklad, že soubor bankrotujících a prosperujících podniků je dobře definován a podniky jsou od sebe zřetelně odděleny. V praxi je však takové rozdělení nereálné a neexistuje jasné kritérium, které by definovalo, jak tyto podniky správně rozdělit. Tento problém lze částečně vyřešit pomocí zavedení tzv. „šedé zóny“, kam spadají podniky, u kterých nelze jednoznačně určit, zda se jedná o podnik bankrotní či bonitní. Správné rozdělení podniků do uvedených skupin je ovlivněno také definicí bankrotujícího podniku, která se u různých autorů liší. Podrobnější problematika definic je uvedena v kapitole 2.1. této práce [2].

Jak již bylo zmíněno, nedostatky modelů spočívají také v metodice výběru souboru dat. U velké většiny klasických modelů je odhad těchto modelů založen na nenáhodném výběru vzorků. Avšak při využití takového výběru dat dochází ke snížení uváděné spolehlivosti modelu, pokud je model aplikován na podniky, které jsou v nenáhodném

výběru zastoupeny minimálně (nebo vůbec). Z toho důvodu je lepší pro tvorbu modelu využít náhodně vybraná data.

Ve většině studií autoři využívají vyvážený vzorek dat, ve kterém je stejný poměr bankrotujících a prosperujících podniků. Jinými slovy řečeno, pro každý podnik ve skupině bankrotujících podniků je vybrán podobný prosperující podnik, čímž dojde ke zkreslení, protože ve vzorku nejsou zahrnuty různé prosperující podniky, ale pouze prosperující podniky, které jsou na základě určitých kritérií podobné podnikům bankrotujícím. Vyvážený vzorek podniků má však také své nedostatky. Pokud je vzorek prosperujících podniků založen na základě vlastností vzorku bankrotujících podniků, pak je velmi pravděpodobné, že vzorek dat nebude reprezentativní pro celý sektor prosperujících společností. Ve vyváženém vzorku mohou být některé vlastnosti více zastoupeny nebo naopak podhodnoceny, což může způsobit nižší spolehlivost modelů z důvodu chybného souboru dat [2].

Na spolehlivost modelů má vliv také stabilita vztahů mezi proměnnými v čase. Vztahy mezi nezávisle a závisle proměnnými musí být stabilní v čase, aby bylo možné model v budoucnu využívat. Tento předpoklad je tzv. předpoklad stacionarity. Nestabilita vztahů může být způsobena změnami úrokových měr, inflace či fází ekonomického cyklu. Z toho důvodu může využití historických modelů zapříčinit nižší vypovídací schopnost modelu, než která byla původně uváděna [2].

Zdrojem informací pro tvorbu modelů jsou zejména roční finanční výkazy, které mají také vliv na spolehlivost modelů. Většina klasických modelů využívá právě tyto výkazy jako zdroj dat, a to především v podobě finančních poměrových ukazatelů. Roční finanční výkazy se využívají proto, že se jedná o jednoznačně objektivní hodnoty, a že jsou veřejně dostupné. Při tvorbě modelů se autoři spoléhají na to, že roční výkazy obsahují relevantní informace a poskytují pravdivý obraz o finanční situaci daného podniku. Velké množství podniků však s těmito informacemi manipuluje a zveřejňuje nepravdivé informace, což se stává zejména u podniků směřujících k bankrotu [2].

## **2.4 Přehled ukazatelů v modelech**

Níže uvedená tabulka č. 1 zobrazuje přehled ukazatelů, které jsou použity v testovaných modelech, a přehled autorů, kteří zmíněné ukazatele použili ve svých modelech.

Z tabulky si lze všimnout, že mezi často používané ukazatele patří např. *tržby/aktiva* , *cizí zdroje/aktiva*, *zadržovaný zisk/aktiva*, *EBIT/aktiva* a *oběžná aktiva/krátkodobé závazky*.

**Tabulka č. 1: Přehled ukazatelů použitých v modelech**

(Zdroj: Vlastní zpracování dle 7-20)

<b>Zkratka</b>	<b>Ukazatel</b>	<b>Autoři, kteří daný ukazatel využili</b>
NZ/A	zadržený zisk / celková aktiva	Fulmer (1984), Altman (1968), Altman a Sabato (2007), Hartznell a Peck (1995), Gurčík (2002), Bilderbeck (1979)
T/A	tržby / celková aktiva	Fulmer (1984), Springate (1978), Taffler a Tisshaw (1977), Altman (1968), Beerman (1976), Altman a Lavallo (1981), Bilderbeck (1979), Gajdka a Stos (1996)
EBT/VK	EBT / vlastní kapitál	Fulmer (1984)
CF/CZ	cash flow / cizí zdroje	Fulmer (1984), Beaver (1966), Beerman (1976)
CZ/A	cizí zdroje / celková aktiva	Fulmer (1984), Alifiah (2013), Zmijewski (1984), Chrastinová (1998), Beaver (1966), Beerman (1976), Altman a Lavallo (1981), Slefendorfas (2016), Masten (2012), Gajdka a Stos (1996)
KCZ/A	krátkodobé cizí zdroje / celková aktiva	Fulmer (1984), Taffler a Tisshaw (1977)
log DHM	log dlouhodobý hmotný majetek	Fulmer (1984)
ČPK/CZ	pracovní kapitál / cizí zdroje	Fulmer (1984)
log EBIT/Ú	log EBIT / úroky	Fulmer (1984), Altman a Sabato (2007)
ČPK/A	pracovní kapitál / celková aktiva	Springate (1978), Altman (1968), Hartznell a Peck (1995), Beaver (1966)
EBIT/A	EBIT / celková aktiva	Springate (1978), Altman (1968), Neumaierovi (2005), Hartznell a Peck (1995), Gurčík (2002), Chrastinová (1998), Beaver (1966)

EBT/KZ	EBT / krátkodobé závazky	Springate (1978), Taffler a Tisshaw (1977)
OA/CZ	oběžná aktiva / cizí zdroje	Taffler a Tisshaw (1977)
T/øA	tržby / průměrná celková aktiva	Alifiah (2013)
OA/KZ	oběžná aktiva / krátkodobé závazky	Alifiah (2013), Zmijewski (1984), Neumaierovi (2005), Chrastinová (1998), Beaver (1966), Altman a Lavallo (1981)
ČP/A	čistý příjem / celková aktiva	Alifiah (2013)
DS	diskontní sazba	Alifiah (2013)
RA/OA	rychlá aktiva / oběžná aktiva	Altman (2010)
ČH/ČJ	čistá hotovost / čisté jmění	Altman (2010)
L3	běžná likvidita	Altman, Beaver (1966), Tamari (1966)
ZzOV/CZ	závazky z OV / cizí zdroje	Altman (2010)
PzOV/A	pohledávky z OV / aktiva	Altman (2010)
Z/ČPK	zásoby / pracovní kapitál	Altman (2010)
ΔČJ	Δ čistého jmění	Altman (2010)
Δ(NZ/A)	Δ (zadržený zisk / celková aktiva)	Altman (2010)
log A	log celková aktiva	Altman (2010)

## 2.5 Přesnost modelů

Predikční modely se stále častěji využívají pro vytváření předpovědí vývoje napříč různými obory věd. Kritická je však přesnost predikčních modelů, která určuje, jak kvalitní je předpověď vývoje, od které se pak odvíjí rozhodování a politika podniku. Proto je velmi důležité správně posoudit spolehlivost modelu, která hraje stěžejní roli při srovnávání různých predikčních modelů.

Někteří autoři v predikčních modelech uvádí míru přesnosti definovanou jako procento správně určených společností. V takovém případě může 95% přesnost modelu znamenat buď velmi přesný model, nebo také velmi nepřesný model. Pokud by velký vzorek podniků zahrnoval pouze 3 % bankrotních podniků, byl by model považován za velmi nepřesný. Zatímco pokud by šlo o vzorek podniků, který by zahrnoval vyrovnaný počet aktivních a bankrotních podniků, může být model kvalifikován jako spolehlivý [21].

Sjednocení interpretací v této problematice je ovlivněno také velkým množstvím terminologie. Ve většině modelů je procento správně klasifikovaných bankrotních podniků uváděno jako „true positive rate“ (TPR) neboli sensitivita (což znamená poměr skutečně pozitivních pozorování ke všem pozitivním pozorování), rovnající se vztahu  $1 - \text{„false negative rate“}$  (míra chybovosti u klasifikace bankrotních podniků, bankrotní podnik klasifikován jako prosperující). Tento způsob interpretace používal např. autor Zmijewski. Jiní autoři pak uvádějí součet všech správně klasifikovaných firem (prosperujících i bankrotních) jako míru přesnosti neboli vztah  $1 - \text{celková míra chybovosti}$  (součet falešné hrozby a přehlédnuté hrozby). Tento způsob interpretace používají ve svých modelech zejména Polští autoři. Další autoři (např. Altman a Sabato) pak pro míru přesnosti používají aritmetický průměr „true positive rate“ a „true negative rate“, což se rovná vztahu  $1 - \text{průměrná míra chybovosti}$  [21].

Výše zmíněné příklady představují pouze několik možných způsobů interpretace. V současnosti existuje mnoho dalších potenciálních termínů, které mohou v terminologii způsobit zmatek. Matoucí interpretace se vyskytuje také u klasických výrazů, jako jsou chyba 1. a 2. typu. Například Altman (1968) za chybu 1. typu označil chybnou klasifikaci, kdy model označil neúspěšný podnik jako úspěšný, zatímco Ohlson (1980) chybu 1. typu

interpretoval jako nesprávnou klasifikaci úspěšného podniku, který byl označen jako neúspěšný.

Další možný způsob měření spolehlivosti modelu vychází z křivky ROC (receiver operating characteristics), která zachycuje změnu přesnosti modelu se změnou mezního bodu. Hodnota plochy pod křivkou neboli AUC (area under curve) se počítá jako plocha pod křivkou ROC, zatímco poměr přesnosti se počítá jako dvojnásobek plochy mezi křivkou ROC a nediskriminační linií [21].

Kritickým bodem při srovnávání různých predikčních modelů je také použitý vzorek podniků. Jedná se nejen o velikost vzorku, ale i o způsob, jakým byl daný vzorek podniků pro modelování vybrán. Například malý počet podniků obsažených ve vzorku nemusí nutně znamenat nízkou vypovídací schopnost. Souhrnně lze však říci, že použití vyváženého vzorku podniků (50 % aktivních, 50 % bankrotních) může představovat riziko umělého zvýšení spolehlivosti modelu [21].

## **2.6 Metody hodnocení bankrotních modelů**

Při testování spolehlivosti modelů se používají různé metody hodnocení. Následující část je zaměřena na jednu z takovýchto metod a to konkrétně na ROC křivky. Pomocí této metody byla testována vypovídací schopnost neboli přesnost modelů.

### **2.6.1 ROC křivky**

ROC (Receiver operating characteristic) křivky byly využívány již během druhé světové války a to pro analýzu radarových snímků. Později se metoda začala hojně využívat v mnoha dalších oborech, například v medicíně. Současné využití metody je především při hodnocení vypovídací schopnosti predikčních modelů [22].

Stěžejním krokem před samotným sestavením ROC křivek je rozčlenění daného vzorku podniků podle určitých vlastností. V případě této práce jde o rozdělení bankrotních podniků a aktivních podniků, přičemž u obou skupin bude posouzena nesprávná klasifikace těchto podniků pomocí vybraného modelu [22].

Při testování spolehlivosti vybraného modelu je zjišťováno hned několik informací. Pomocí testování lze zjistit jak celkovou přesnost modelu, tak přesnost správného určení bankrotního, či aktivního podniku. Mohou však vzniknout také situace, které se označují

jako **chyba 1. typu** (přehlédnutá hrozba) nebo **chyba 2. typu** (falešný poplach). Konkrétně chyba 1. typu je situace, kdy model vyhodnotil podnik jako aktivní, ačkoliv se ve skutečnosti jedná o bankrotní podnik. Naopak chyba 2. typu představuje jev, kdy model označil podnik jako bankrotní, i když se jedná o podnik aktivní [22].

**Tabulka č. 2: Zařazení vybraného vzorku podniků**  
(Zdroj: Vlastní zpracování dle [22])

Predikce na základě modelu	Skutečný stav	
	Aktivní	Bankrotní
Aktivní	Správná klasifikace (TN)	Chyba 1. typu (FN)
Bankrotní	Chyba 2. typu (FP)	Správná klasifikace (TP)

Na základě uvedené tabulky si lze všimnout, že při testování modelů mohou být získány čtyři různé výstupy:

- **true negative (TN)** = skutečně negativní → aktivní podnik je správně klasifikován jako aktivní,
- **true positive (TP)** = skutečně pozitivní → bankrotní podnik je správně klasifikován jako bankrotní,
- **false positive (FP)** = falešně pozitivní → aktivní podnik je chybně klasifikován jako bankrotní,
- **false negative (FN)** = falešně negativní → bankrotní podnik je chybně klasifikován jako aktivní.

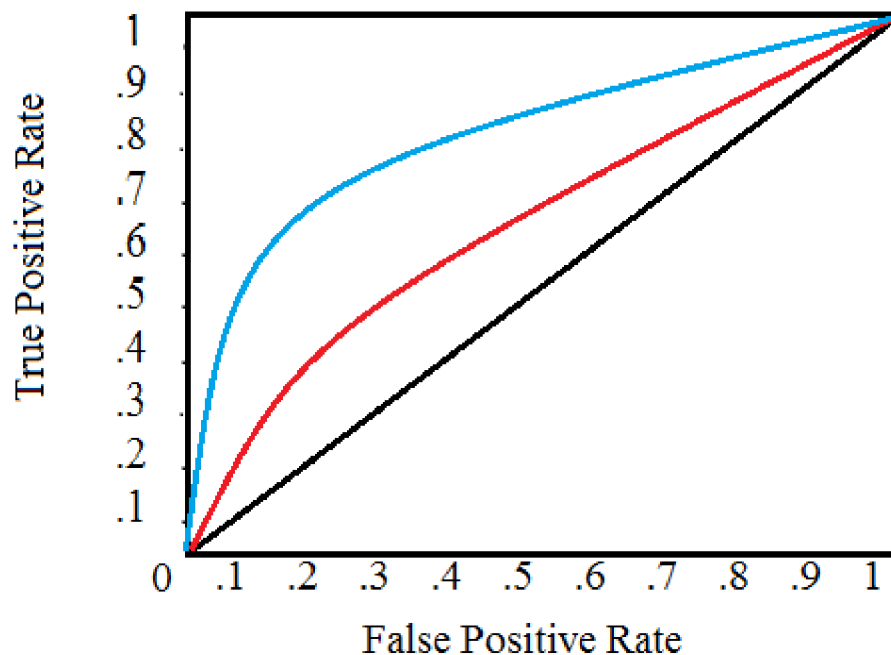
U metody ROC křivek je nutné zmínit také další dva důležité pojmy, které se u této metodiky používají. Konkrétně se jedná o pojem **sensitivita** a **specificita**, které jsou popsány pomocí následujících vzorců:

- **sensitivita** ( $TPR = \text{true positive rate} = TP / (TP + FN)$ ) → podíl skutečně pozitivních pozorování ke všem pozitivním pozorování,
- **specificita** ( $1 - FPR = \text{false positive rate} = TN / (TN + FP)$ ) → podíl skutečně negativních pozorování ke všem negativním pozorování.

Uvedené dva termíny, které znázorňují vlastnosti daného testu, jsou následně zaneseny do grafu, kde na ose Y leží TPR a na ose X leží FPR. Na základě takového grafu



lze pozorovat vykreslené ROC křivky, které vyjadřují vztah mezi sensitivitou a specificitou [22].



**Obrázek č. 1: ROC křivky**  
(Zdroj: Převzato z 23)

Křivky, vykreslené na výše uvedeném obrázku, vyjadřují vztah mezi TPR a FPR. Důležité je zmínit, co konkrétně obrázek naznačuje:

- bod [0;0] znázorňuje max. chyby 2. typu, protože v tomto bodě jsou všechny aktivní podniky klasifikovány jako bankrotní → false positive,
- bod [1;1] znázorňuje max. chyby 1. typu, protože v tomto bodě jsou všechny bankrotní podniky klasifikovány jako aktivní → false negative,
- bod [0;1] prezentuje ideální případ, kdy je klasifikace nejpřesnější.

Úhlopříčka neboli diagonální linie, na výše uvedeném obrázku, znázorňuje výsledek náhodného výběru, tedy výsledek 50:50, kdy model chyboval nebo daný prvek klasifikoval správně. Čím víc se křivka blíží levému hornímu rohu, bodu [0;1], tím je dosahováno přesnějších výsledků. V opačném případě, kdy se křivka blíží diagonále, jsou výsledky méně přesné [22].

Pro účely srovnávání různých bankrotních modelů na základě ROC křivek slouží ukazatel AUC (Area Under the Curve) neboli plocha pod křivkou. Hodnota AUC se vždy pohybuje

v rozmezí od 0 do 1. Obecně by měla být hodnota ukazatele vyšší než 0,5. Pokud hodnota AUC dosáhne čísla 1, je model označený jako dokonalý.

## 2.7 Bankrotní modely

Predikční modely byly vyvinuty proto, aby vyřešily problém rozdílného nahlížení na finanční zdraví firmy. Tento rozdílný náhled na finanční situaci podniku vzniká proto, že většina poměrových ukazatelů použitých v modelech hodnotí pouze specifickou oblast, což pak způsobí, že některé ukazatele hodnotí podnik pozitivně a jiné zase negativně. Z toho důvodu vznikly souhrnné ukazatele, kam se řadí právě bankrotní modely, kterým se tato práce věnuje.

Práce je zaměřena konkrétně na pět vybraných bankrotních modelů. Jedná se o model Fulmer, Springate, Taffler a Tisshaw, Alifiah a model SME2, který vytvořil Altman ve spolupráci s dalšími autory.

### 2.7.1 Fulmer model

Tento bankrotní model byl publikován v roce 1984 v USA. Jeho autorem je John G. Fulmer, který při vytváření modelu analyzoval celkově 60 společností. Analyzovaný vzorek se skládal z 30 úspěšných a 30 neúspěšných podniků. Zdrojem dat pro vytvoření modelu byly uveřejněné finanční výkazy minimálně za dva roky účetního období. Průměrná hodnota aktiv analyzovaných společností byla 455 000 USD. Pro vytvoření modelu Fulmer použil postupnou diskriminační analýzu. Na základě provedené analýzy autor uvedl, že model úspěšně predikoval bankrot podniků jeden rok předem s pravděpodobností 98 %. U vzdálenější budoucnosti byla tato přesnost 81 % [13].

Rovnice pro výpočet modelu má následující podobu:

$$H = - 6,075 + 5,528 * V1 + 0,212 * V2 + 0,073 * V3 + 1,270 * V4 - 0,120 * V5 + 2,335 * V6 + 0,575 * V7 + 1,083 * V8 + 0,894 * V9$$

kde

V1 = zdržený zisk / celková aktiva

V2 = tržby / celková aktiva

V3 = EBT / vlastní kapitál

V4 = cash flow / cizí zdroje

V5 = cizí zdroje / celková aktiva

V6 = krátkodobé cizí zdroje / celková aktiva

V7 = log (dlouhodobý hmotný majetek)

V8 = pracovní kapitál / cizí zdroje

V9 = log EBIT / úroky.

**Tabulka č. 3: Hranice intervalů pro Fulmer model**

(Zdroj: Upraveno dle 13)

<b>Hranice intervalů pro Fulmer model</b>	
H < 0	podnik je hodnocen jako neúspěšný
H > 0	podnik je hodnocen jako úspěšný

### 2.7.2 Springate model

Autorem tohoto modelu je Gordon L. V. Springate, který model vytvořil v roce 1978 na Simon Fraser University. Při vývoji modelu autor vycházel ze stejných postupů, kterými se řídil Altman. Springate pomocí diskriminační analýzy identifikoval čtyři z 19 finančních ukazatelů, které dokázaly nejlépe rozlišit prosperující a neprosperující podniky. Pro analýzu autor použil vzorek 40 firem. Model při predikci budoucího vývoje podniků dosáhl přesnosti 92,5 %. Spolehlivost modelu byla následně testována v roce 1979 a 1980, kdy byla spolehlivost testována na 24 podnicích. Při testování modelu v roce 1980 byla zjištěna přesnost modelu 83,3 % [13; 24; 25].

Výpočet má následující podobu:

$$Z = 1,03 * X1 + 3,07 * X2 + 0,66 * X3 + 0,4 * X4$$

kde

X1 = pracovní kapitál / celková aktiva

X2 = EBIT / celková aktiva

X3 = EBT / krátkodobé závazky

X4 = tržby / celková aktiva.

**Tabulka č. 4: Hranice intervalů pro Springate model**  
(Zdroj: Upraveno dle 13)

<b>Hranice intervalů pro Springate model</b>	
Z < 0,862	podnik je ohrožen bankrotem
Z > 0,862	podnik je prosperující

### 2.7.3 Taffler a Tisshaw model

Tento model vyvinuli angličtí ekonomové Taffler a Tisshaw v roce 1977. Autoři využili vzorek obsahující 47 prosperujících podniků a 47 podniků, které zbankrotovaly v letech 1969 – 1975. Společně analyzovali 90 poměrových ukazatelů a následně z nich vybrali čtyři, ze kterých je model vytvořen. Spolehlivost predikce modelu rok před bankrotem společností byla 97 % [26; 27].

Model vypadá následovně:

$$Z = 0,53 * X1 + 0,13 * X2 + 0,18 * X3 + 0,16 * X4$$

kde

X1 = EBT / krátkodobé závazky

X2 = oběžná aktiva / cizí zdroje

X3 = krátkodobé závazky / celková aktiva

X4 = tržby / celková aktiva.

**Tabulka č. 5: Hranice intervalů pro Taffler a Tisshaw model**  
(Zdroj: Upraveno dle 27)

<b>Hranice intervalů pro Taffler a Tisshaw model</b>	
Z > 0,3	podnik s malou pravděpodobností bankrotu
0,2 > Z > 0,3	pásmo tzv. šedé zóny
Z < 0,2	podniky s vyšší pravděpodobností bankrotu

### 2.7.4 Alifiah model

Model vytvořil M. N. Alifiah v roce 2013 na základě vzorku 20 společností z Malajsie, který zahrnoval 10 podniků s finančními potížemi a 10 podniků bez potíží. Analýza byla provedena pomocí dat z účetních výkazů podniků za období od 2001 do 2010. Autor

k vytvoření modelu použil logit analýzu, která představuje inverzní distribuční funkci normálního normovaného rozdělení. Model správně klasifikoval 85 % bankrotních podniků [14].

Výpočet modelu:

$$X = -0,018 * X1 + 2,721 * X2 - 4,915 * X3 - 0,097 * X4 + 0,094 * X5$$

kde

X1 = cizí zdroje / celková aktiva

X2 = tržby / průměrná celková aktiva

X3 = oběžná aktiva / krátkodobé závazky

X4 = čistý příjem / celková aktiva

X5 = diskontní sazba.

Pro zjištění výsledné hodnoty je nutné vypočtenou hodnotu X dosadit do další rovnice, která vyjadřuje pravděpodobnost bankrotu podniku.

$$P = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

**Tabulka č. 6: Hranice intervalů pro Alifiah model**

(Zdroj: Upraveno dle 14)

<b>Hranice intervalů pro Alifiah model</b>	
P > 0,5	podnik je ohrožen bankrotem
P < 0,5	podnik není ohrožen bankrotem

### 2.7.5 SME2 model

Na tomto modelu z roku 2010 se společně s Altmanem podílel také G. Sabato a N. Wilson. Autoři společně vytvořili model SME2, přičemž využili shromážděná data podniků za období 2000 – 2007. Testovaný vzorek zahrnoval zhruba 3 mil. prosperujících společností a okolo 40 tis. bankrotních společností, které působí ve Velké Británii. V modelu autoři využili proměnné převzaté z předchozích studií selhání společností z Velké Británie. Model dále doplnili o proměnné z modelů Altman (1968), Zmijewski (1984), a také Ohlson (1980). Původní uváděná přesnost modelu SME2 byla 75 % [20].

Model má následující podobu:

$$Z = -0,093388 * X1 - 1,091555 * X2 - 0,051342 * X3 - 0,095322 * X4 + 0,208167 * X5 + 1,569317 * X6 - 0,000046 * X7 - 0,001057 * X8 - 0,000273 * X9 + 0,303799 * X10 - 7,554463$$

kde

X1 = zadržený zisk / celková aktiva

X2 = rychlá aktiva / oběžná aktiva

X3 = čistá hotovost / čisté jmění

X4 = běžná likvidita

X5 = závazky z obchodních vztahů / cizí zdroje

X6 = pohledávky z obchodních vztahů / celková aktiva

X7 = zásoby / pracovní kapitál

X8 = změna čistého jmění

X9 = změna (zadržený zisk / celková aktiva)

X10 = log celková aktiva.

### **3 ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ NA ZKOUMANÉM VZORKU PODNIKŮ**

Tato kapitola je věnována představení a zhodnocení výsledků testování spolehlivosti pěti vybraných bankrotních modelů, které jsou podrobně popsány v teoretické části. Pro účely této práce byla při výpočtech použita data získaná z databáze Amadeus. Konkrétně byly modely testovány na vzorku 41 bankrotních podniků a 4 000 aktivních podniků. Testování spolehlivosti jednotlivých modelů bylo prováděno na získaných datech z databáze za posledních 5 let před bankrotem u bankrotních podniků a za posledních 5 let u aktivních podniků.

Vzorek podniků byl vybrán na základě těchto kritérií:

1. podniky působící v České republice,
2. podniky v odvětví zpracovatelského průmyslu,
3. podniky aktivní nebo bankrotní.

Výpočty byly provedeny pomocí testu TPR a testu FPR. Test TPR (True positive rate) prezentuje správně vyhodnocené aktivní podniky, zatímco test FPR (Fals positive rate) znázorňuje falešně pozitivní vyhodnocení podniků. Na základě tohoto testování bylo následně možné vyhodnotit přesnost predikce u aktivních a bankrotních podniků.

Následující kapitoly zahrnují tabulky se zjištěnými výsledky testování modelů. Jak už bylo výše uvedeno hodnoty byly zjišťovány za období 5 let, přičemž v tabulkách jsou roky označeny T-5 až T-1. Pro upřesnění rok T-1 představuje 1 rok před bankrotem či prosperitou podniku. Výsledky testování uvádějí nejen celkovou přesnost modelů, ale i jejich chybovost, přesnost určení bankrotních a aktivních podniků. Zahrnutý jsou také výsledky testování pomocí ROC křivek.

#### **3.1 Určení přesnosti modelu Fulmer**

V této části jsou uvedeny a zhodnoceny výsledky testování spolehlivosti Fulmerova modelu z roku 1984. Autor při vytváření modelu použil vzorek 60 podniků, kde 30 podniků bylo úspěšných a 30 neúspěšných. V níže uvedených tabulkách jsou představeny

zjištěné hodnoty celkové přednosti modelu, přesnosti pro bankrotní podniky a pro aktivní podniky.

**Tabulka č. 7: Počet platných pozorování u modelu Fulmer**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Počet platných pozorování u modelu Fulmer					
Rok	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Podniky A	2 823	2 792	2 800	2 746	2 552
Podniky B	18	25	19	18	18

### 3.1.1 Celková přesnost modelu Fulmer

Níže uvedená tabulka obsahuje výsledky testování spolehlivosti modelu Fulmer. Pomocí výpočtů byla zjištěna celková přesnost modelu, ale také chybovost 1. a 2. typu.

**Tabulka č. 8: Celková přesnost modelu Fulmer**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Celková přesnost modelu Fulmer						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost [%]		74,88	74,65	71,38	69,87	68,07
Chyba 1. typu	absolutní četnost	7	6	7	7	8
	relativní četnost [%]	38,89	24,00	36,84	38,89	44,44
Chyba 2. typu	absolutní četnost	707	708	800	826	813
	relativní četnost [%]	25,04	25,36	28,57	30,08	31,86

Na základě výpočtů bylo zjištěno, že průměrná celková přesnost modelu je 71,77 %, přičemž původní hodnota spolehlivosti modelu byla 98 % (1 rok před bankrotem). V průběhu sledovaného období lze u celkové přesnosti pozorovat postupný nárůst spolehlivosti modelu, přičemž nejvyšší hodnoty přesnosti bylo dosaženo v roce T-1. V tomto roce dosáhla celková spolehlivost modelu hodnoty 74,88 %.

Výše uvedená tabulka obsahuje také hodnoty chybovosti Fulmerova modelu. Pomocí výpočtů byl zjištěn větší výskyt chyby 1. typu (přehlédnutá hrozba), a to z pohledu relativní četnosti. U této chyby se relativní četnost pohybovala v průměru okolo 36,61 %, z pohledu absolutní četnosti šlo v průměru o 7 podniků. Nejvyšší chybovost byla zjištěna v letech T-1 a T-4, kdy hodnoty relativní četnosti dosahovaly 38,89 %. V obou případech šlo o špatné klasifikování 7 bankrotních podniků z 18 platných pozorování.



Nižší hodnoty relativní četnosti byly zjištěny u chybovosti 2. typu. Relativní četnost této chyby se pohybovala v průměru okolo 28,18 %, v absolutní četnosti šlo v průměru o 771 podniků. Nejvyšší chybovost byla zjištěna v roce T-4, kdy model špatně vyhodnotil 826 aktivních podniků. Nejnižší hodnoty četnosti chyby 2. typu bylo dosaženo v roce T-1, tedy rok před bankrotem, kdy model špatně klasifikoval 707 aktivních podniků.

### 3.1.2 Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků

Pomocí modelů lze hodnotit nejen celkovou přesnost, ale i konkrétní přesnost modelu při určování bankrotních a aktivních podniků. Následující dvě tabulky zobrazují zjištěné hodnoty přesnosti právě pro bankrotní a aktivní podniky.

**Tabulka č. 9: Přesnost modelu Fulmer pro bankrotní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Přesnost modelu Fulmer pro bankrotní podniky						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správně určeno	absolutní četnost	11	19	12	11	10
	relativní četnost [%]	61,11	76,00	63,16	61,11	55,56

Výše uvedená tabulka zobrazuje vypočtené hodnoty správného určení u bankrotních podniků. Z pohledu absolutní četnosti sledujeme od roku T-5 do T-2 růst, avšak v roce T-1 došlo ke zlomu, kdy počet správně klasifikovaných podniků byl pouze 11. Největší přesnost modelu u bankrotních podniků byla zjištěna v roce T-2, kdy bylo správně určeno 19 podniků z celkových 25 platných pozorování. Lze si všimnout, že v letech T-1 a T-4 bylo dosaženo stejných hodnot, kdy relativní četnost správně klasifikovaných podniků byla 61,11 %.

**Tabulka č. 10: Přesnost modelu Fulmer pro aktivní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Přesnost modelu Fulmer pro aktivní podniky						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správně určeno	absolutní četnost	2 116	2 084	2 000	1 920	1 739
	relativní četnost [%]	74,96	74,64	71,43	69,92	68,14

Pomocí výpočtů byla zjištěna přesnost modelu i u aktivních podniků. Během sledovaného období se přesnost pohybovala v průměru okolo 71,82 %. Z pohledu absolutní četnosti jde o správné určení v průměru 1 972 podniků. Z výsledku si lze všimnout, že v průběhu

období docházelo k postupnému růstu od roku T-5 až po rok T-1. Nejvyšší přesnosti u aktivních podniků bylo tedy dosaženo v roce T-1, kdy absolutní četnost správného určení podniků byla 2 116 podniků z celkových 2 823 platných pozorování. Naopak nejnižší přesnost modelu byla v roce T-5, kdy model správně klasifikoval 1 739 podniků. Souhrnně lze říci, že vyšší spolehlivosti dosahoval model při klasifikaci aktivních podniků. Během sledovaného období byla přesnost v průměru 71,82 %, zatímco u bankrotních podniků byl model spolehlivý na 63,39 %.

### 3.2 Určení přesnosti modelu Springate

Tento model byl vytvořen v roce 1978 a autor při jeho tvorbě použil vzorek 40 firem. Původní uváděná přesnost modelu byla 92,5 %. V následujících podkapitolách jsou v tabulkách znázorněny výsledky testování spolehlivosti modelu Springate a tyto výsledky jsou dále hodnoceny z pohledu celkové přesnosti, přesnosti určení bankrotních a také aktivních podniků.

**Tabulka č. 11: Počet platných pozorování u modelu Springate**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Počet platných pozorování u modelu Springate					
Rok	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Podniky A	3 967	3 908	3 842	3 767	3 681
Podniky B	40	39	33	32	27

#### 3.2.1 Celková přesnost modelu Springate

Následující tabulka č. 12 zahrnuje zjištěné hodnoty za sledované období T-1 až T-5. V tabulce jsou uvedeny hodnoty celkové přesnosti modelu a jeho chybovost 1. a 2. typu.

**Tabulka č. 12: Celková přesnost modelu Springate**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Celková přesnost modelu Springate						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost [%]		76,90	77,91	79,01	77,17	74,49
Chyba 1. typu	absolutní četnost	16	22	21	18	17
	relativní četnost [%]	40,00	56,41	63,64	56,25	62,96
Chyba 2. typu	absolutní četnost	911	856	800	854	934
	relativní četnost [%]	22,96	21,90	20,82	22,67	25,37

Z výše uvedené tabulky si lze všimnout, že celková přesnost modelu Springate dosahovala relativně vysokých hodnot. Za sledované období se celková přesnost pohybovala v průměru okolo 77,01 %. Nejvyšší spolehlivost modelu byla zjištěna v roce T-3, kdy byla celková přesnost modelu 79,01 %. V čase T-1 byla přesnost modelu téměř 77 %, přičemž původní autorem uváděná přesnost modelu byla 92,5 %.

Pomocí výpočtů byla zjištěna také chybovost modelu, a to konkrétně chyba 1. a 2. typu. Vyšší četnost lze pozorovat u chyby 1. typu (přehlédnutá hrozba), kdy nejvyšší hodnoty bylo dosaženo v roce T-3. Z pohledu absolutní četnosti to znamená, že model v tomto roce špatně klasifikoval 21 bankrotních podniků z celkového počtu 33 platných pozorování. Naopak nejnižší hodnoty u chyby 1. typu bylo dosaženo v roce T-1, kdy relativní četnost byla 40 %, což představuje špatnou klasifikaci 16 bankrotních podniků z celkového počtu 40 platných pozorování.

Z tabulky je zřejmé, že chyba 2. typu měla znatelně nižší četnost. Nejvyšší hodnoty bylo dosaženo v roce T-5, kdy bylo špatně klasifikováno 25,37 % aktivních podniků, což představuje 934 podniků z celkového počtu 3 681 platných pozorování. Nejméně špatně určených podniků bylo v roce T-3, kdy model chybně klasifikoval 800 aktivních podniků z celkového počtu 3 842 platných pozorování.

### 3.2.2 Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků

Níže uvedené tabulky zobrazují zjištěné hodnoty spolehlivosti modelu pro bankrotní a aktivní podniky.

**Tabulka č. 13: Přesnost modelu Springate pro bankrotní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Přesnost modelu Springate pro bankrotní podniky						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správně určeno	absolutní četnost	24	17	12	14	10
	relativní četnost [%]	60,00	43,59	36,36	43,75	37,04

Při hodnocení přesnosti určení bankrotních podniků bylo zjištěno, že nejlepší hodnoty bylo dosaženo v roce T-1, kdy model správně klasifikoval 60 % podniků, což představuje 24 bankrotních podniků z celkového počtu 40 platných pozorování. Zároveň byla zjištěna nejnižší hodnota spolehlivosti modelu, a to v roce T-3. V tomto roce model správně určil pouze 12 bankrotních podniků, přičemž bylo 33 platných pozorování. Nízké hodnoty

z pohledu absolutní četnosti bylo dosaženo v roce T-5, kdy model správně klasifikoval 10 bankrotních podniků z 27 platných pozorování.

**Tabulka č. 14: Přesnost modelu Springate pro aktivní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Přesnost modelu Springate pro aktivní podniky</b>						
<b>Rok</b>		<b>T-1</b>	<b>T-2</b>	<b>T-3</b>	<b>T-4</b>	<b>T-5</b>
<b>Správně určeno</b>	absolutní četnost	3 056	3 052	3 042	2 913	2 747
	relativní četnost [%]	77,04	78,10	79,18	77,33	74,63

Ve srovnání s přesností u bankrotních podniků pozorujeme u aktivních podniků vyšší hodnoty. Nejvyšší spolehlivosti model dosáhl v roce T-3, kdy správně klasifikoval 79,18 % aktivních podniků. Tato hodnota představuje správné určení 3 042 aktivních podniků z celkového počtu 3 842 platných pozorování. Z pohledu absolutní četnosti bylo nejvyšší hodnoty dosaženo v roce T-1, kdy model správně vyhodnotil 3 056 aktivních podniků z celkového počtu 3 967 platných pozorování. Nejnižší přesnost byla zjištěna v roce T-5. Model správně klasifikoval 74,63 % podniků, což představuje 2 747 aktivních podniků z 3 681 platných pozorování.

Na základě výsledků lze konstatovat, že model byl úspěšnější při klasifikaci aktivních podniků, kdy správně vyhodnotil v průměru 77,26 % podniků. U bankrotních podniků měl model nižší úspěšnost, konkrétně v průměru 44,15 %.

### **3.3 Určení přesnosti modelu Taffler a Tisshaw**

Tento model byl vytvořen v roce 1977 a jeho autoři využili vzorek obsahující 47 prosperujících podniků a 47 podniků, které zbankrotovaly v letech 1969 – 1975. Dvojice autorů uváděla, že spolehlivost predikce modelu rok před bankrotem společností byla 97 %. V následujících podkapitolách budou vyhodnoceny výsledky testování celkové přesnosti modelu, a také přesnosti u bankrotních a aktivních podniků.

Následující tabulka zobrazuje počet platných pozorování pro aktivní a bankrotní podniky za celé sledované období.

**Tabulka č. 15: Počet platných pozorování u modelu Taffler a Tisshaw**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Počet platných pozorování u modelu Taffler a Tisshaw					
Rok	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Podniky A	3 915	3 848	3 791	3 719	3 612
Podniky B	35	34	29	29	26

### 3.3.1 Celková přesnost modelu Taffler a Tisshaw

Pomocí výpočtů byla testována celková přesnost tohoto modelu a zároveň i jeho chybovost 1. a 2. typu. Zjištěné výsledky jsou uvedeny v následující tabulce.

**Tabulka č. 16: Celková přesnost modelu Taffler a Tisshaw**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Celková přesnost modelu Taffler a Tisshaw						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost [%]		83,47	83,29	83,14	82,18	80,89
Chyba 1. typu	absolutní četnost	20	21	17	20	20
	relativní četnost [%]	57,14	61,76	58,62	68,97	76,92
Chyba 2. typu	absolutní četnost	632	626	622	644	673
	relativní četnost [%]	16,14	16,27	16,41	17,32	18,63

Výše uvedená tabulka zobrazuje výsledky testování celkové přesnosti modelu. Na první pohled si lze všimnout, že po celé sledované období dosahovala celková přesnost hodnot přes 80 %, v průměru se pohybovala okolo 82,59 %. Nejvyšší přesnost modelu byla zjištěna právě v roce T-1, kdy model dosáhl spolehlivosti 83,47 %. Nejnižší přesnost modelu pak byla v roce T-5, kdy byla vypovídací schopnost modelu 80,89 %.

Tabulka č. 16 zachycuje také hodnoty chybného určení modelu. Vyšší hodnoty chybovosti vykazuje chyba 1. typu neboli přehlédnutá hrozba. Z pohledu absolutní četnosti bylo nejvíce chybně určených podniků v roce T-2, kdy model nesprávně klasifikoval 21 bankrotních podniků z celkových 34 platných pozorování. Z pohledu relativní četnosti bylo nejvíce špatně klasifikovaných podniků v roce T-4. V tomto roce model nesprávně vyhodnotil 68,97 % bankrotních podniků, což představuje 20 podniků z 29 platných pozorování.

U chyby 2. typu (falešný poplach) si lze všimnout nízké četnosti po celé sledované období. Z pohledu absolutní i relativní četnosti model nejvíce chyboval v roce T-5, kdy špatně klasifikoval 673 aktivních podniků z celkového počtu 3 612 platných pozorování.

### 3.3.2 Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků

V následujících tabulkách jsou zobrazeny vypočtené hodnoty spolehlivosti predikce modelu pro bankrotní podniky a následně pro aktivní podniky.

**Tabulka č. 17: Přesnost modelu Taffler a Tisshaw pro bankrotní podniky**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Přesnost modelu Taffler a Tisshaw pro bankrotní podniky						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správně určeno	absolutní četnost	15	13	12	9	6
	relativní četnost [%]	42,86	38,24	41,38	31,03	23,08
Šedá zóna	absolutní četnost	0	0	0	0	0
	relativní četnost [%]	0	0	0	0	0

Tabulka č. 17 zobrazuje zjištěné hodnoty testování spolehlivosti modelu. Jsou uvedeny hodnoty správně klasifikovaných bankrotních podniků a také počty podniků, které spadají do šedé zóny. V případě bankrotních podniků se v šedé zóně žádný podnik nenachází. U výsledků správného určení bankrotních podniků se hodnoty pohybují pod 50 %. Konkrétně nejvyšší hodnota byla zjištěna v roce T-1, kdy model správně klasifikoval 42,86 % bankrotních podniků. Tato hodnota představuje správné vyhodnocení 15 podniků z celkových 35 platných pozorování. Z výsledků je tedy zřejmé, že nejlepší vypovídací schopnost měl model právě rok před bankrotem. Nejnižší přesnost model vykázal v roce T-5, kdy správně vyhodnotil pouze 6 podniků z 26 platných pozorování.

**Tabulka č. 18: Přesnost modelu Taffler a Tisshaw pro aktivní podniky**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Přesnost modelu Taffler a Tisshaw pro aktivní podniky						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správně určeno	absolutní četnost	3 275	3 212	3 158	3 062	2 926
	relativní četnost [%]	83,65	83,47	83,30	82,33	81,01
Šedá zóna	absolutní četnost	8	10	11	13	13
	relativní četnost [%]	0,20	0,26	0,29	0,35	0,36



Tabulka č. 18 má stejnou strukturu jako tabulka uvedená výše. Jsou zde zobrazeny hodnoty, kolik podniků bylo správně označeno jako aktivní a počet podniků, které spadají do šedé zóny. V tabulce si lze všimnout, že u správně určených podniků hodnoty neustále rostou od roku T-5 do T-1. Nejpresnější byl model v roce T-1, kdy správně vyhodnotil 83,65 % aktivních podniků. Tato hodnota představuje 3 275 správně klasifikovaných podniků z celkového počtu 3 915 platných pozorování. Nejnižší přesnost modelu byla zaznamenána v roce T-5, kdy byla spolehlivost 81,01 %.

V šedé zóně se podle výpočtů nachází po celé sledované období necelých 0,5 % aktivních podniků. Nejnižší počet podniků spadajících do šedé zóny bylo v roce T-1, kdy model takto zařadil 8 aktivních podniků.

Souhrnně lze tedy říci, že vyšší přesnost modelu byla zjištěna u predikce aktivních podniků, kdy model správně vyhodnotil v průměru 82,75 % podniků, a u predikce bankrotních podniků byla úspěšnost v průměru 35,32 %.

### 3.4 Určení přesnosti modelu Alifiah

V následujících podkapitolách jsou představeny a zhodnoceny zjištěné výsledky testování spolehlivosti modelu z roku 2013. Původní vypovídací schopnost, kterou autor uváděl, byla pro bankrotní podniky 85 %.

**Tabulka č. 19: Počet platných pozorování u modelu Alifiah**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Počet platných pozorování u modelu Alifiah					
Rok	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
<b>Podniky A</b>	3 909	3 848	3 762	3 675	3 549
<b>Podniky B</b>	39	35	31	27	26

#### 3.4.1 Celková přesnost modelu Alifiah

Níže uvedená tabulka zachycuje výsledky celkové přesnosti modelu a jeho chybovost po celé sledované období.

**Tabulka č. 20: Celková přesnost modelu Alifiah**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Celková přesnost modelu Alifiah						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost [%]		83,05	82,36	81,31	80,79	80,22
Chyba 1. typu	absolutní četnost	30	27	24	19	18
	relativní četnost [%]	76,92	77,14	77,42	70,37	69,23
Chyba 2. typu	absolutní četnost	656	673	698	701	697
	relativní četnost [%]	16,78	17,49	18,55	19,07	19,64

Celková přesnost modelu od roku T-5 do T-1 plynule roste, přičemž v roce T-1 byla zjištěna vypovídací schopnost 83,05 %. Tato hodnota značí, že nejvyšší spolehlivost modelu byla právě 1 rok před bankrotem. V průměru je celková přesnost modelu 81,55 %, přičemž se po celé sledované období hodnota drží nad 80 %, což vypovídá o dobré spolehlivosti modelu.

V tabulce jsou uvedeny také hodnoty chybovosti modelu, a to chyba 1. typu a 2. typu. Pomocí výpočtů byla zjištěna vyšší četnost chyby 1. typu (přehlédnutá hrozba), kdy nejvyšší chybovost z pohledu absolutní četnosti model vykázal v roce T-1. V tomto roce model nesprávně predikoval budoucí vývoj u 30 bankrotních podniků, když je označil za aktivní podniky, ačkoliv šlo o podniky bankrotní.

Zatímco chybovost 1. typu dosahovala v průměr hodnoty 74,22 %, chybovost 2. typu vykazuje hodnoty znatelně nižší, a to v průměru 18,31 %. Nejvyšší hodnoty bylo dosaženo v roce T-4, kdy model nesprávně klasifikoval 701 aktivních podniků a označil je jako podniky ohrožené bankrotem. Nejméně špatných vyhodnocení bylo v roce T-1. Model v tomto roce nesprávně klasifikoval 656 aktivních podniků z celkového počtu 3 909 platných pozorování.

### 3.4.2 Přesnost určení bankrotních a aktivních podniků

Následující tabulky zobrazují vypočtené hodnoty spolehlivosti predikce modelu pro bankrotní podniky a následně pro aktivní podniky.



**Tabulka č. 21: Přesnost modelu Alifiah pro bankrotní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Přesnost modelu Alifiah pro bankrotní podniky</b>						
<b>Rok</b>		<b>T-1</b>	<b>T-2</b>	<b>T-3</b>	<b>T-4</b>	<b>T-5</b>
<b>Správně určeno</b>	absolutní četnost	9	8	7	8	8
	relativní četnost [%]	23,08	22,86	22,58	29,63	30,77

Přesnost správného určení bankrotních podniků se ve sledovaném období pohybuje od hodnoty 22,58 % do 30,77 %, v průměru okolo 25,78 %. V průběhu období je zřetelná kolísavá tendence, avšak nejvyšší přesnosti modelu, z pohledu absolutní četnosti, bylo dosaženo v roce T-1. Model správně klasifikoval 9 bankrotních podniků z 39 platných pozorování. Z hlediska relativní četnosti byl model nejpřesnější v roce T-5, kdy správně vyhodnotil 8 bankrotních podniků z 26 platných pozorování. Nejméně správně určených bankrotních podniků bylo v roce T-3, kdy model označil 7 podniků ohrožených bankrotem z celkového počtu 31 platných pozorování.

**Tabulka č. 22: Přesnost modelu Alifiah pro aktivní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Přesnost modelu Alifiah pro aktivní podniky</b>						
<b>Rok</b>		<b>T-1</b>	<b>T-2</b>	<b>T-3</b>	<b>T-4</b>	<b>T-5</b>
<b>Správně určeno</b>	absolutní četnost	3 253	3 175	3 064	2 974	2 852
	relativní četnost [%]	83,22	82,51	81,45	80,93	80,36

Správně klasifikovaných aktivních podniků bylo podle výpočtů v průměru 3 064. Průměrná úspěšnost modelu byla 81,69 %. Podle výsledků v tabulce si lze všimnout, že přesnost modelu měla rostoucí tendenci od roku T-5 do T-1. Nejvíce správně vyhodnocených podniků bylo v roce T-1, kdy model správně označil 3 253 podniků z celkových 3 909 platných pozorování. Naopak nejméně správně zařazených aktivních podniků bylo v roce T-5. Model správně vyhodnotil 80,36 % podniků, což představuje 2 852 aktivních podniků z celkového počtu 3 549 platných pozorování.

Souhrnně lze konstatovat, že větší spolehlivost modelu byla zaznamenána u aktivních podniků, kdy model správně klasifikoval v průměru 81,69 %, zatímco u bankrotních podniků byla přesnost modelu v průměru 25,78 %.

### 3.5 Určení přesnosti modelu SME2

U modelu SME2, jehož autorem je E. Altman ve spolupráci s dalšími autory, je přesnost modelu v této práci určena podle ROC křivek. Při vytvoření modelu autor uváděl celkovou přesnost 75 %, u bankrotních podniků 77 % a u aktivních 73 %. Vzhledem k tomu, že je model hodnocen na základě plochy pod křivkou, je jeho hodnocení uvedeno v následující kapitole *ROC křivky testovaných modelů*.

### 3.6 ROC křivky testovaných modelů

ROC křivky pro testované modely byly sestrojeny v programu IBM SPSS Statistics, a to pro každý model zvlášť na základě vypočtených hodnot.

Níže uvedené podkapitoly zahrnují pro každý model tabulku s hodnotami ploch pod křivkou, statistickou významností a dalšími vygenerovanými hodnotami. Pro zhodnocení ROC křivek u každého modelu je nutné sledovat zejména hodnoty plochy pod křivkou, které by měly být ideálně větší než 0,5. Tato hodnota vypovídá o celkové rozlišovací schopnosti modelu. V případě, že by hodnota plochy pod křivkou dosáhla hodnoty 1 lze model označit jako dokonalý.

Hodnoty statistické významnosti vyjadřují, zda je zjištěná hodnota AUC statisticky významná. Znamená to tedy, jak moc lze věřit vyčíslené hodnotě plochy pod křivkou. Statistická významnost je posuzována na standardní hladině významnosti 5 %, přičemž ideální hodnoty by měly být menší než 0,05. Pokud se hodnoty statistické významnosti dostanou nad 0,05, znamená to, že kdyby provedl testování někdo jiný s jinými daty, je velmi pravděpodobné, že by dospěl k odlišným výsledkům. Dále je v tabulkách zobrazen 95 % spolehlivostní interval, jehož hodnoty vyjadřují, že pokud se testování zopakuje na jiných datech, tak v 95 % případů vyjdou hodnoty v uvedeném rozpětí (dolní a horní hranice). Vysoké rozpětí hranic bývá důsledkem použití malého vzorku dat.

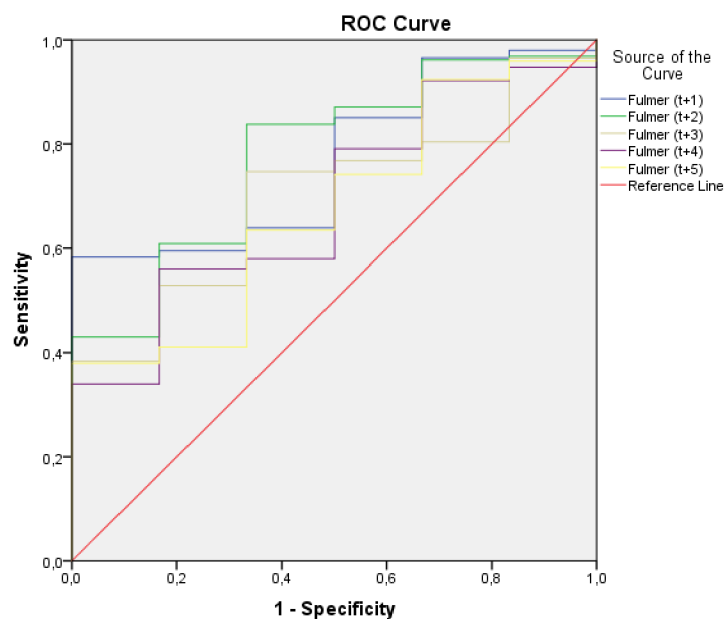
#### 3.6.1 Fulmer model

Následující tabulka zobrazuje zjištěné hodnoty pro Fulmer model za období T-1. Pro hodnocení jsou významné především hodnoty plochy pod křivkou a také hodnoty statistické významnosti.

**Tabulka č. 23: Fulmer model – plocha pod křivkou**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky testovaných proměnných	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
<b>Fulmer T-1</b>	0,769	0,069	0,023	0,633	0,905

Jak již bylo zmíněno, hodnoty plochy pod křivkou by měly být ideálně vyšší než 0,5. Při dosažení této hodnoty může být model označen za přijatelný. U modelu Fulmer si lze všimnout, že podmínka byla splněna a model dosáhl hodnoty 0,769. Tato hodnota je velmi dobrá, protože se blíží číslu 1, které vyjadřuje dokonalý model. Za zmínku stojí také hodnota statistické významnosti, která by se měla v ideálním případě pohybovat pod hodnotou 0,05. U tohoto modelu byla zjištěna hodnota 0,023 a tím je zmíněná podmínka také splněna. Tato p-hodnota vyjadřuje skutečnost, že kdyby testování modelu provedl někdo jiný s jinými daty, s velkou pravděpodobností by došel k podobným hodnotám. Níže je uveden obrázek, který zachycuje ROC křivky modelu po celé sledované období.



**Obrázek č. 2: ROC křivky pro Fulmer model**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

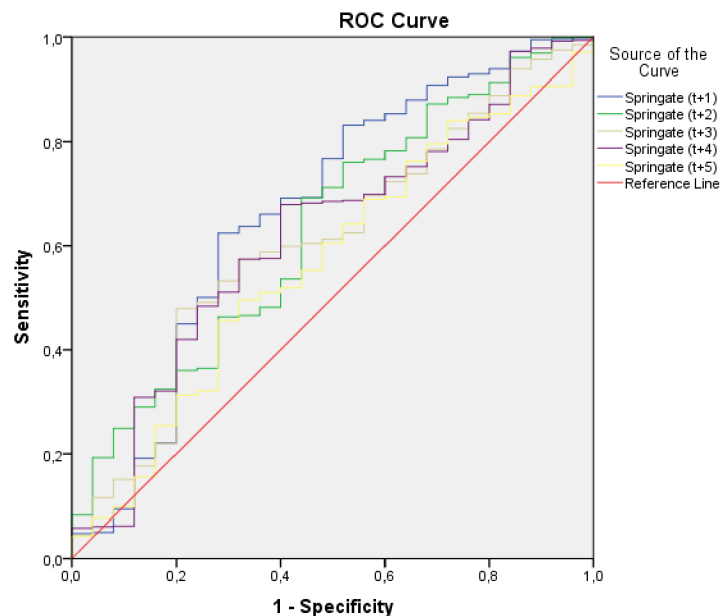
### 3.6.2 Springate model

Uvedená tabulka č. 24 zachycuje výsledky testovaných proměnných pro model Springate za období T-1. Pro účely našeho testování jsou stěžejní především hodnoty plochy pod křivkou a statistická významnost neboli p-hodnota.

**Tabulka č. 24: Springate model – plocha pod křivkou**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky testovaných proměnných	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
Springate T-1	0,668	0,062	0,004	0,545	0,790

U modelu Springate si lze všimnout, že hodnota plochy pod křivkou je nižší než u modelu Fulmer. Konkrétně se jedná o hodnotu 0,668. Ačkoliv hodnota není příliš vysoká, splňuje podmínku pro přijatelnost modelu, protože překročila hranici 0,5. Kvalitní vypovídací schopnost modelu potvrzuje hodnota statistické významnosti, která u tohoto modelu odpovídá číslu 0,004. Na následujícím obrázku jsou vykresleny ROC křivky modelu po celé sledované období.



**Obrázek č. 3: ROC křivky pro Springate model**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

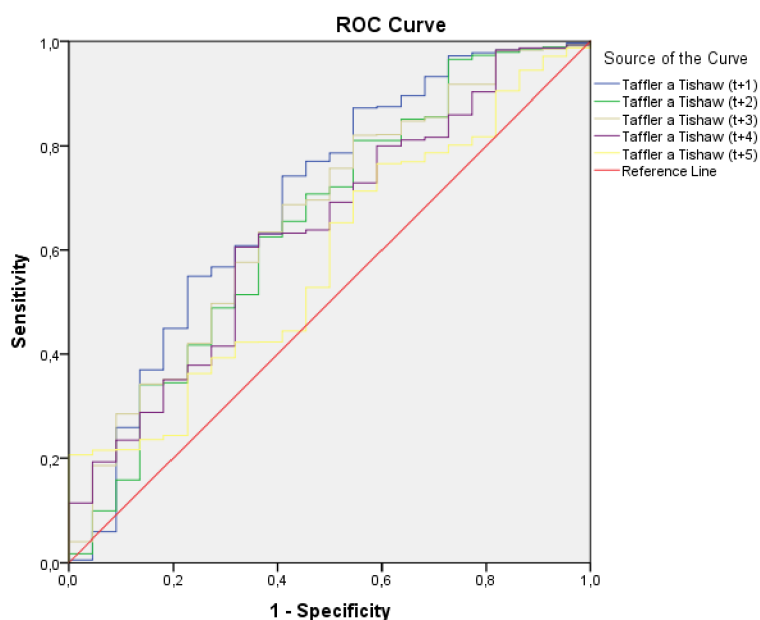
### 3.6.3 Taffler a Tisshaw model

Níže uvedená tabulka zobrazuje přehled výsledků testovaných proměnných u modelu Taffler a Tisshaw za rok T-1. Tabulka zahrnuje nejen hodnotu plochy pod křivkou, ale i statistickou významnost, standardní chybu a další významné hodnoty.

**Tabulka č. 25: Taffler a Tisshaw model – plocha pod křivkou**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky testovaných proměnných	Plocha pod křivkou	Stand. chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
<b>Taffler a Tisshaw T-1</b>	0,694	0,064	0,002	0,569	0,819

Jak si lze všimnout hodnota plochy pod křivkou u tohoto modelu se pohybuje pod číslem 0,7. Plocha pod křivkou má konkrétně hodnotu 0,694 a na základě splnění podmínky se tedy jedná o přijatelný model. Hodnota statistické významnosti je velmi blízko 0, což vyjadřuje fakt, že kdyby testování provedl někdo jiný s jinými vstupními daty, došel by pravděpodobně k velmi podobným hodnotám. Obrázek č. 4 zobrazuje vykreslené ROC křivky pro model Taffler a Tisshaw za celé sledované období.



**Obrázek č. 4: ROC křivky pro Taffler a Tisshaw model**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

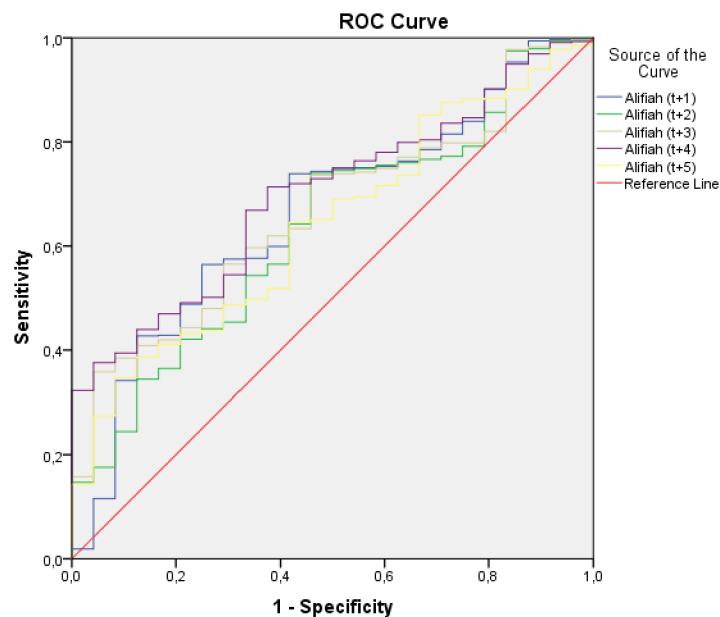
### 3.6.4 Alifiah Model

Tabulka č. 26 obsahuje přehled výsledků testování u modelu Alifiah za období T-1. Za zmínku stojí především hodnoty plochy pod křivkou a statistická významnost.

**Tabulka č. 26: Alifiah model – plocha pod křivkou**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky testovaných proměnných	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
Alifiah T-1	0,663	0,053	0,006	0,560	0,766

U tohoto modelu se hodnota plochy pod křivkou opět pohybuje kolem čísla 0,6. Na základě této hodnoty lze model označit jako přijatelný, protože překročil zmíněnou hraniční hodnotu 0,5. V případě p-hodnoty si lze všimnout opět velmi nízké hodnoty, což představuje dobrou vypovídací schopnost modelu. Obrázek č. 5 zobrazuje vykreslené ROC křivky pro tento model za celé sledované období.



**Obrázek č. 5: ROC křivky pro Alifiah model**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

### 3.6.5 Model SME2

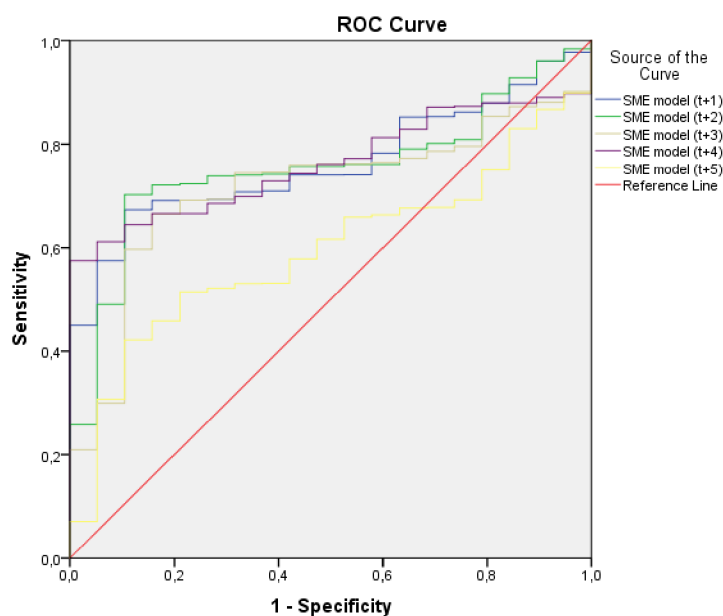
Níže uvedená tabulka zachycuje přehled zjištěných hodnot u testovaných proměnných za období T-1 u modelu SME2. Pod tabulkou jsou tyto výsledky testování zhodnoceny.

**Tabulka č. 27: SME2 – plocha pod křivkou**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky testovaných proměnných	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
SME2 T-1	0,763	0,030	0,000	0,704	0,821

Plocha pod křivkou u modelu SME2 dosahuje hodnoty 0,763. Tato hodnota je poměrně vysoká ve srovnání s ostatními zmíněnými modely. Zjištěnou hodnotu lze označit za statisticky významnou, protože p-hodnota je 0, což je menší než 0,05. Hodnota modelu je statisticky významná na 1% hladině významnosti. Původní uváděná plocha pod křivkou měla hodnotu 0,75. Níže uvedený obrázek zobrazuje vykreslené křivky pro model SME2 za celé sledované období.



**Obrázek č. 6: ROC křivky pro model SME2**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

### 3.7 Srovnání modelů podle celkové přesnosti

Pro větší přehled zobrazuje následující tabulka výsledky testování spolehlivosti modelů v roce T-1. Jsou uvedeny výsledky celkové přesnosti, počet platných pozorování a přesnost určení u aktivních a bankrotních podniků.

**Tabulka č. 28: Srovnání testovaných modelů**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě zjištěných výsledků)

Modely v roce T-1	Aktivní		Bankrotní		Celková přesnost %	Celkem platných pozorování
	Počet	%	Počet	%		
<b>Fulmer</b>	2 116	74,96	11	61,11	74,88	2 841
<b>Springate</b>	3 056	77,04	24	60,00	76,90	4 007
<b>Taffler a Tisshaw</b>	3 275	83,65	15	42,86	83,47	3 950
<b>Alifiah</b>	3 253	83,22	9	23,08	83,05	3 948

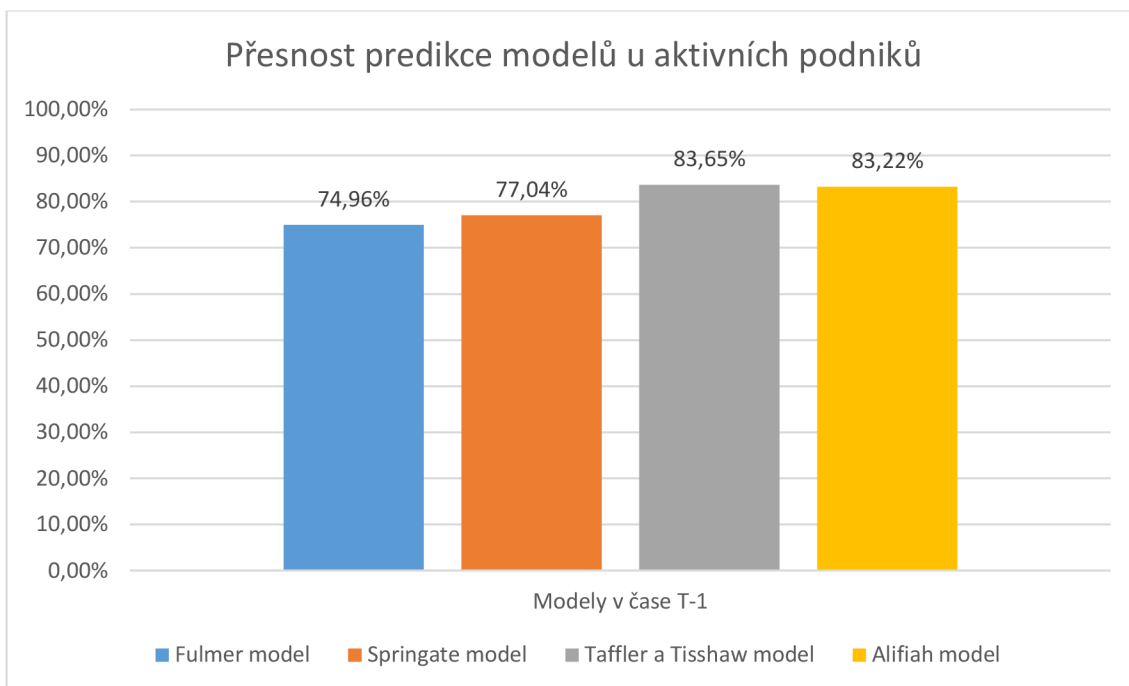
Na základě výše uvedených výsledků lze říci, že z hlediska celkové přesnosti se jako nejlepší jeví model od autorů Taffler a Tisshaw. Jeho celková přesnost byla v roce T-1 v hodnotě 83,47 % a druhým nejlepším modelem je z roku 2013 model Alifiah. V průměru se přesnost modelů pohybovala okolo 79,58 %. Nejnižší celková přesnost byla zjištěna u modelu Fulmer z roku 1984.

Z hlediska přesnosti modelů u aktivních podniků se jako nejlepší jeví model Taffler a Tisshaw. Jejich model správně klasifikoval 3 275 aktivních podniků z celkového počtu 3 950 platných pozorování. Poměrně vysokou přesnost u aktivních podniků vykazoval také model Alifiah, který správně označil 3 253 aktivních podniků.

U bankrotních podniků byl nejpřesnější model Fulmer, který správně klasifikoval 11 bankrotních podniků. Dalším přesným modelem byl model Springate, jehož přesnost u bankrotních podniků byla 60 %. Zbylé dva modely vykázaly u bankrotních podniků přesnost nižší než 50 %.

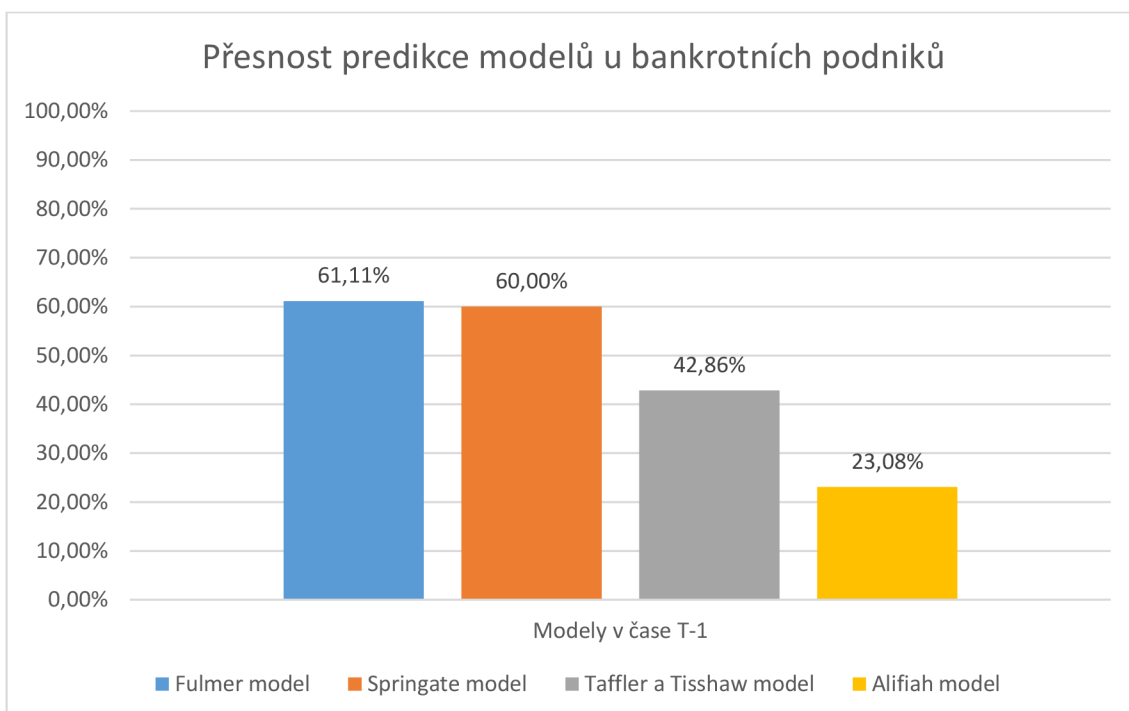
Srovnání přesností modelů u aktivních podniků zobrazuje graf na následující straně.





**Graf č. 1: Přesnost predikce modelů u aktivních podniků**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě výpočtů)

Srovnání přesností vybraných bankrotních modelů u bankrotních podniků zobrazuje níže uvedený graf.



**Graf č. 2: Přesnost predikce modelů u bankrotních podniků**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě výpočtů)

### 3.8 Srovnání modelů podle ROC křivek

V tabulce č. 29 jsou uvedeny výsledky testovaných proměnných u jednotlivých modelů za období T-1.

**Tabulka č. 29: Srovnání testovaných modelů podle AUC v roce T-1**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky testovaných proměnných	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
<b>Fulmer</b>	0,769	0,069	0,023	0,633	0,905
<b>Springate</b>	0,668	0,062	0,004	0,545	0,790
<b>Taffler a Tisshaw</b>	0,694	0,064	0,002	0,569	0,819
<b>Alifiah</b>	0,663	0,053	0,006	0,560	0,766
<b>SME2</b>	0,763	0,030	0,000	0,704	0,821

Na základě výsledků uvedených v tabulce lze vyhodnotit, že nejlepší rozlišovací schopnost byla zjištěna u modelu Fulmer, kdy hodnota plochy pod křivkou byla 0,769. Ačkoliv za nejlepší byl označen model Fulmer, nejlepší p-hodnota byla zjištěna u modelu SME2. Tato hodnota vyjadřuje, že výsledku AUC u modelu SME2 lze nejvíce věřit.

## 4 NÁVRH VLASTNÍHO BANKROTNÍHO MODELU

Tato část práce je zaměřena na tvorbu vlastního bankrotního modelu, který byl vytvořen pomocí logit analýzy. Pro tvorbu modelu byl využit program Statistica a vytvořený model byl následně testován. Při vytváření modelu byla použita data získaná z databáze Amadeus.

Vlastní predikční model byl sestaven v následujících krocích:

1. rozdělení vzorku podniků na trénovací a testovací množinu,
2. sestavení jednorozměrného modelu pro každou proměnnou, jehož účelem je identifikace významných proměnných,
3. analýza korelace a případné vyloučení silně korelovaných ukazatelů,
4. sestavení vlastního modelu pomocí krokové regrese.

Nově sestavený predikční model byl následně otestován a na základě výsledků byly vykresleny ROC křivky pro trénovací a testovací množinu.

### 4.1 Tvorba vlastního modelu

Následující podkapitoly této části zahrnují konkrétní popis tvorby nového modelu pomocí logit analýzy. Nezbytnou součástí tvorby nového modelu je nejprve provedení t-testu ukazatelů. Tento test vyhodnocuje, které proměnné jsou statisticky významné. Na základě tohoto testu byly následně vybrány významné proměnné pro tvorbu vlastního modelu.

#### 4.1.1 T-test ukazatelů vybraných bankrotních modelů

Pro lepší představu o současné přesnosti vybraných bankrotních modelů byl u jednotlivých modelů proveden t-test. Pomocí tohoto testu bylo vyhodnoceno, které proměnné jsou u modelů významné a zaslouží si pozornost. V níže uvedené tabulce jsou zobrazeny průměrné hodnoty proměnných u aktivních a bankrotních podniků, hodnoty F-testu, Studentova t-testu a další zjištěné hodnoty.

Při testování byl použit t-test při rozdílných rozptylech v programu Statistica. V tabulce jsou u jednotlivých modelů vybrány pouze ty proměnné, u kterých v roce T-1 byla hodnota  $p$  *oboustranné* nižší než 0,05. Uvedené proměnné testovaných modelů lze na základě této podmínky považovat za statisticky významné.

**Tabulka č. 30: Výsledky t-testu u modelů v roce T-1**  
 (Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Model	Proměnná	Test při stejných rozptylech			Test při rozdílných rozptylech			F-test	
		Průměr bankrotní	Průměr aktivní	p	t samost (odh. rozp.)	Stupně volnosti	p (oboustr.)	F-test	p (rozptyly)
<b>Fulmer</b>	NZ/A	-0,0692	0,4018	0,007022	-4,10022	39,778	0,000198	2,35	0,001482
	CF/CZ	0,039894	0,530323	0,006011	-8,60260	40,824	0,000000	10,72	0,000000
	Log DHM	3,766180	4,806478	0,000000	-6,32842	34,353	0,000000	1,72	0,011885
	ČPK/CZ	0,415164	1,357325	0,816584	-2,28096	3903,707	0,022605	3761,27	0,000000
	Log EBIT/Ú	0,033937	0,083288	0,628678	-2,83532	30,315	0,008077	44,59	0,000000
<b>Springate</b>	EBT/KZ	0,014906	0,566113	0,044179	-6,55278	48,864	0,000000	11,8	0,000000
<b>Taffler a Tisshaw</b>	EBT/KZ	0,0133	0,56611	0,032290	-7,30015	58,332	0,000000	13,37	0,000000
	OA/CZ	1,0496	2,85930	0,675323	-3,85261	1343,990	0,000122	571,66	0,000000
<b>Alifiah</b>	OA/KZ	1,702085	4,150758	0,746233	-2,92181	1010,583	0,003558	455,8	0,000000
	DS	0,000500	0,000514	0,774455	-2,83091	3999,000	0,004665	0,0	1,000000
<b>SME2</b>	NZ/A	-0,07	0,40	0,007022	-4,10022	39,778	0,000198	2,354	0,001482
	BL	1,70	4,15	0,746233	-2,92181	1010,583	0,003558	455,779	0,000000
	ZzOV/CZ	0,22	0,36	0,000089	-3,83980	39,756	0,000432	1,045	0,788228
	ΔČJ	-6499,15	15560,33	0,775631	-2,47010	550,071	0,013810	297,568	0,000000
	Log A	4,35	5,34	0,000000	-8,23872	39,460	0,000000	1,713	0,007773

Na základě výsledků uvedených v tabulce č. 30 lze vyhodnotit, že ukazatelé *cash flow/cizí zdroje*, *log DHM*, *EBT/krátkodobé závazky* a *log A* dosahují statistické významnosti na 5% úrovni. Ukazatel *cash flow/cizí zdroje* hodnotí solventnost podniku, tedy jeho schopnost hradit své závazky. Ukazatelé *nerozdělený zisk/aktiva* a *EBT/krátkodobé závazky* hodnotí oblast rentability. Z oblasti likvidity se v modelech objevuje například ukazatel *čistý pracovní kapitál/cizí zdroje* a *oběžná aktiva/cizí zdroje*. K měření velikosti podniku slouží například ukazatelé *log aktiva* a *log dlouhodobý hmotný majetek*. Nejméně významných proměnných obsahuje model Springate, zatímco nejvíce jich má model Fulmer a SME2. Lze si všimnout, že u modelu Springate a Taffler a Tisshaw je společnou významnou proměnou podíl EBT a krátkodobých závazků.

#### 4.1.2 Rozdělení vzorku dat

Jak již bylo zmíněno, prvním krokem tvorby modelu bylo rozdělení dat na trénovací a testovací množinu. Vzorek dat byl rozdělen na 70 % a 30 %, kde 70 % tvořilo trénovací vzorek a 30 % dat tvořilo testovací vzorek. Konkrétně trénovací množina zahrnovala 20 bankrotních a 2 770 aktivních podniků. Tato trénovací množina sloužila právě pro tvorbu vlastního modelu. Testovací množina obsahovala 21 bankrotních a 1 230 aktivních podniků.

Pro tvorbu modelu bylo použito celkem 13 proměnných, které se ukázaly jako významné na základě již zmíněného t-testu. Pro uvedené proměnné byla následně vytvořena popisná statistika, která poskytuje číselný popis zkoumaných jevů. V této práci budou představeny jen některé zjištěné charakteristiky, například střední hodnota, medián a další. Střední hodnota jednotlivých proměnných vyjadřuje aritmetický průměr hodnot dané proměnné. Medián dělí soubor hodnot na dvě stejně velké části, přičemž platí, že nejméně 50 % hodnot je větších než medián a 50 % je menších než medián. Směrodatná odchylka je druhá odmocnina z rozptylu a určuje, jak moc jsou hodnoty rozptýleny či odchýleny od průměru hodnot. Rozptyl pak určuje průměrnou odchylku od střední hodnoty. Popisnou statistiku významných proměnných, která byla vytvořena na základě hodnot ukazatelů bankrotních podniků, zobrazuje tabulka č. 31. Popisnou statistiku významných proměnných, která vychází z hodnot aktivních podniků, zobrazuje tabulka č. 32.

Z výsledků si lze všimnout, že stejné hodnoty ukazuje popisná statistika u proměnných *oběžná aktiva/krátkodobé závazky* a *běžná likvidita*. Hodnoty jsou totožné, protože jde o jeden ukazatel vyjádřený ve dvou různých formách.

**Tabulka č. 31: Popisná statistika vybraných proměnných pro bankrotní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Popisná statistika hodnot bankrotních podniků				
	Střední hodnota	Medián	Směrodatná odchylka	Rozptyl
NZ/A	-0,0658	0,1092	0,6914	0,4779
CF/CZ	0,0341	0,0059	0,2974	0,0884
Log DHM	3,2150	3,8968	1,6174	2,6160
ČPK/CZ	0,4050	0,3175	0,4186	0,1752
Log EBIT/Ú	0,0157	0	0,0478	0,0023
EBT/KZ	0,0145	0	0,4965	0,2465
OA/CZ	1,0240	0,8762	1,1401	1,2998
OA/KZ	1,6606	1,1269	2,2289	4,9679
DS	0,0005	0,0005	3,29E-19	1,08E-37
BL	1,6606	1,1269	2,2289	4,9679
ZzOV/CZ	0,2109	0,1404	0,2330	0,0543
ΔČJ	-6182,12	25	27 341,27	7,48E+08
Log A	4,2415	4,5576	1,013903	1,0279

Jak již bylo zmíněno u bankrotních podniků, tak stejné hodnoty jsou u proměnných *oběžná aktiva/krátkodobé závazky* a *běžná likvidita*, což platí i u aktivních podniků. Zajímavé hodnoty jsou u proměnné *změna čistého jmění*. Z výsledků si lze všimnout, že hodnoty tohoto ukazatele se od sebe velmi liší. Některé společnosti dosahují velmi vysokých hodnot a jiné naopak velmi nízkých hodnot.

**Tabulka č. 32: Popisná statistika vybraných proměnných pro aktivní podniky**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Popisná statistika hodnot aktivních podniků				
	Střední hodnota	Medián	Směrodatná odchylka	Rozptyl
NZ/A	0,3987	0,3999	1,0846	1,1763
CF/CZ	0,5193	0,2373	1,0467	1,0957
Log DHM	4,7296	4,7954	0,9499	0,9024
ČPK/CZ	1,3468	0,5666	25,5863	654,6623
Log EBIT/Ú	0,0592	0,0027	0,3767	0,1419
EBT/KZ	0,5617	0,2062	1,7249	2,9751
OA/CZ	2,8379	1,2793	27,2183	740,8375
OA/KZ	4,1186	1,7562	47,6619	2 271,663
DS	0,0005	0,0005	0,0003	9,78E-08
BL	4,1186	1,7562	47,6619	2 271,663
ZzOV/CZ	0,3559	0,3212	0,2297	0,0528
ΔČJ	15 233,57	4 957	478 146,2	2,29E+11
Log A	5,3064	5,2469	0,7319	0,5357

#### 4.1.3 Sestavení jednorozměrného modelu

V další fázi byl sestaven jednorozměrný model pro každou proměnnou, na jehož základě bylo vyhodnoceno, které proměnné jsou významné a budou použity pro další analýzu. Na základě tohoto modelu byly vyřazeny 4 proměnné. Mezi vyřazené patřila *diskontní sazba*, *log EBIT/úroky*, *změna čistého jmění a závazky z obchodních vztahů/cizí zdroje*. První tři proměnné byly vyřazeny proto, že byly označeny jako nevýznamné. Čtvrtá proměnná měla opačné znaménko, než které bylo očekávané (viz tabulka č. 33). Tyto hodnoty jsou v tabulce č. 33 vyznačeny červeně.

Níže uvedená tabulka zobrazuje přehled vybraných proměnných, které byly použity pro tvorbu modelu. Tabulka obsahuje výsledky z tvorby jednorozměrného modelu, kdy byly zjištěny odhady koeficientů pro danou proměnnou, hodnoty Wald a p-hodnoty.



**Tabulka č. 33: Seznam testovaných proměnných**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Testované proměnné				
Ukazatelé	Předpokládané znaménko (+/-)	Odhad <sup>1</sup>	Wald <sup>2</sup>	p-hodnota <sup>3</sup>
Nerozdělený zisk/Aktiva	-	-2,811120	25,53458	4,35E-07
Cash flow/Cizí zdroje	-	-5,396547	11,87494	0,000569
Log DHM	-	-1,376577	18,783581	1,46E-05
Pracovní kapitál/Cizí zdroje	-	-0,945300	4,18022	0,040898
<b>Log EBIT/Úroky</b>	<b>-</b>	<b>-0,504625</b>	<b>0,079556</b>	<b>0,77790</b>
EBT/Krátkodobé závazky	-	-2,656087	9,969471	0,001592
Oběžná aktiva/Cizí zdroje	-	-0,573321	3,845112	0,049891
Oběžná aktiva/Kr. závazky	-	-0,577942	4,900151	0,026854
<b>Diskontní sazba</b>	<b>+</b>	<b>-2 039,27</b>	<b>0,000007</b>	<b>0,997821</b>
Běžná likvidita	-	-0,577942	4,900151	0,026854
<b>Závazky z OV/Cizí zdroje</b>	<b>+</b>	<b>-2,465035</b>	<b>4,253042</b>	<b>0,03918</b>
<b>Δ Čisté jmění</b>	<b>-</b>	<b>-0,000004</b>	<b>2,008436</b>	<b>0,156427</b>
Log Aktiva	-	-3,774562	28,408143	9,83E-08

#### 4.1.4 Korelační analýza

Další krok zahrnoval testování vzájemné korelace mezi významnými proměnnými. Pro toto testování byla použita Spearmanova korelační analýza. Na základě výsledků analýzy byly porovnány korelované páry, které vykazovaly vzájemnou korelaci větší než 0,8. Z těchto korelovaných párů byla poté vyřazena ta proměnná, jejíž hodnota Wald byla nižší. Přehled výsledků korelační analýzy zobrazuje tabulka č. 34 a přehled korelovaných párů a jejich hodnoty Wald zachycuje tabulka č. 35.

<sup>1</sup> Odhad koeficientu.

<sup>2</sup> Waldova statistika hodnotí významnost odhadu koeficientu.

<sup>3</sup> P-hodnota vyjadřuje, zda je ukazatel významný. Platí, že pokud  $p < 0,05$  pak je ukazatel významný.

**Tabulka č. 34: Korelační analýza**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Korelační analýza									
	NZ/A	BL	Log A	OA/KZ	EBT/KZ	OA/CZ	CF/CZ	Log DHM	ČPK/CZ
NZ/A	1,000000	0,682479	0,020254	0,682142	0,638395	0,706731	0,716613	-0,048293	0,571669
BL	0,682479	1,000000	0,000391	0,998532	0,629891	0,844858	0,666531	-0,116975	0,716228
Log A	0,020254	0,000391	1,000000	0,000182	0,043146	-0,012142	0,043915	0,877159	0,013824
OA/KZ	0,682142	0,998532	0,000182	1,000000	0,631085	0,845886	0,666689	-0,116667	0,717307
EBT/KZ	0,638395	0,629891	0,043146	0,631085	1,000000	0,567843	0,904461	-0,007321	0,445087
OA/CZ	0,706731	0,844858	-0,012142	0,845886	0,567843	1,000000	0,676696	-0,202108	0,779101
CF/CZ	0,716613	0,666531	0,043915	0,666689	0,904461	0,676696	1,000000	0,026075	0,522113
Log DHM	-0,048293	-0,116975	0,877159	-0,116667	-0,007321	-0,202108	0,026075	1,000000	-0,130753
ČPK/CZ	0,571669	0,716228	0,013824	0,717307	0,445087	0,779101	0,522113	-0,130753	1,000000

Korelované páry, které vykazují vzájemnou korelaci větší než 0,8, jsou v tabulce vyznačeny červeně. Hodnoty, na základě kterých byly vyřazeny korelované proměnné, zachycuje následující tabulka. Z párů byly vyřazeny ty proměnné, které měly nižší hodnotu Wald.

**Tabulka č. 35: Korelované páry**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Korelované páry				
1. z páru	2. z páru	Wald 1. z páru	Wald 2. z páru	Vyřadit
BL	OA/KZ	4,900151	4,900151	-
BL	OA/CZ	4,900151	3,845112	OA/CZ
Log A	Log DHM	28,408143	18,783581	Log DHM
OA/KZ	OA/CZ	4,900151	3,845112	OA/CZ
EBT/KZ	CF/CZ	9,969471	11,87494	EBT/KZ

Mezi vyřazené proměnné patřila také proměnná *běžná likvidita*, která je totožná jako proměnná *oběžná aktiva/krátkodobé závazky*, tudíž by model obsahoval dvě stejné proměnné. Nový model byl následně tvořen bez vyřazených proměnných. Pro výsledné sestavení modelu zůstala proměnná *oběžná aktiva/krátkodobé závazky*, *log aktiva*, *cash flow/cizí zdroje*, *nerozdělený zisk/aktiva* a *pracovní kapitál/cizí zdroje*.

#### 4.1.5 Sestavení modelu pomocí krokové regrese

Pro závěrečné sestavení nového modelu byla použita dopředná kroková logistická regrese Forward Stepwise (Wald), která byla provedena v programu Statistica. Software v každém kroku přidá či odebere jednu proměnnou na základě přednastaveného kritéria. Pokud již software nemá žádnou proměnnou, kterou by mohl přidat či odebrat, pak algoritmus končí. Výstupem krokové regrese je nový model, který použije některé nebo všechny proměnné, které jsme zadali v množině proměnných, které mají být použity pro vysvětlení odezvy (závislou proměnnou). Proces probíhá automaticky na základě přednastavených kritérií a je aplikován na trénovací vzorek dat.

Následující tabulka zobrazuje výsledky krokové regrese. Tabulka zahrnuje hodnoty parametru B (odhad koeficientu), df (stupeň volnosti), p-hodnotu (vyjadřuje, zda je ukazatel významný) a Wald (hodnotí významnost odhadu koeficientu).

**Tabulka č. 36: Výsledky krokové regrese**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Kroková regrese					
		B	df	p	Wald
<b>1. Krok</b>	Nerozdělený zisk/Aktiva	-	1	-	-
<b>2. Krok</b>	Nerozdělený zisk/Aktiva	-	1	0,000001	23,970728
	Log Aktiva	-	1	-	-
<b>3. Krok</b>	Nerozdělený zisk/Aktiva	-2,31656	1	0,000136	14,556244
	Log Aktiva	-2,83110	1	0,000056	16,227689

Z tabulky je zřejmé, že kroková regrese do výsledného bankrotního modelu zahrnuje dvě významné proměnné, a to *nerozdělený zisk/aktiva* (Fulmer, SME2) a *log aktiva* (SME2). Sloupec parametru B vyjadřuje hodnoty koeficientů daných proměnných. Obě proměnné mají záporné znaménko, což znamená, že čím vyšší je hodnota daného ukazatele, tím nižší je pravděpodobnost bankrotu. Významnost ukazatelů hodnotí sloupec s parametrem p, ve kterém by měly být hodnoty menší než 0,05. Tato podmínka je u obou ukazatelů splněna, což svědčí o jejich významnosti.

Na základě krokové regrese byla sestavena následující rovnice modelu:

$$p(B) = \frac{1}{1 + e^{-(2,31656 * X1 - 2,83110 * X2 + 9,64901)}}$$

kde

X1 = nerozdělený zisk / celková aktiva,

X2 = log celková aktiva.

Proměnná *nerozdělený zisk/celková aktiva* (X1) představuje míru kumulativní ziskovosti firmy. Čím vyšší je tento poměr, tím větší je pravděpodobnost, že firma bude klasifikována jako úspěšná. Proměnná zahrnuje takové faktory, jako je věk podniku, dividendovou politiku podniku a také její ziskovost v průběhu času. Tato proměnná se objevila jako významný faktor v několika předchozích modelech predikujících bankrot.

Do svého modelu proměnnou použili například Altman (1968), Altman a Sabato (2007), Hartznell a Peck (1995), Gurčík (2002) či Bilderbeck (1979). Konkrétně Altman a Sabato (2007) ve svém modelu SME1 uvedli průměrnou hodnotu této proměnné pro bankrotní podniky -0,0421 a pro aktivní podniky -0,0021. V této práci byla zjištěna průměrná hodnota proměnné *nerozdělený zisk/celková aktiva* pro bankrotní podniky -0,0658 a pro aktivní podniky 0,3987. Na základě těchto čísel lze říci, že průměrný bankrotní podnik dosahuje kumulované ztráty ve výši 6,58 % hodnoty aktiv, zatímco aktivní podniky udržují výši nerozděleného zisku ve výši téměř 40 % aktiv. Proměnná *log celková aktiva* (X2) se používá k měření velikosti podniku. Čím vyšší výsledek, tím menší pravděpodobnost bankrotu podniku.

Jako cut-off score nového modelu byla stanovena hranice 0,01. Hodnota je stanovena jako poměr bankrotních a aktivních podniků obsažených v celkovém vzorku dat.

**Tabulka č. 37: Hranice intervalů pro nový model**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

<b>Hranice intervalů pro nový model</b>	
$p(B) < 0,01$	podnik je hodnocen jako finančně zdravý
$p(B) > 0,01$	podnik je ohrožen bankrotem

Tabulka č. 38 na následující straně obsahuje výsledky Hosmer-Lemeshow testu. Jde o statistický test dobré shody, který se používá pro regresní modely. Test rozdělí soubor dat dle odhadnutých pravděpodobností do deseti stejných skupin a poté zjišťuje, zda se pozorované a očekávané četnosti událostí neliší. Nulová hypotéza říká, že pozorované a očekávané četnosti jsou ve všech dávkách stejné. Alternativní hypotéza tvrdí, že pozorované a očekávané četnosti nejsou stejné.

Pokud jsou očekávané a pozorované četnosti ve skupinách podobné, pak o modelu lze říci, že je dobře kalibrován. P-hodnota výše zmíněného Hosmer-Lemeshow testu byla 0,22. Proto nelze zamítnout nulovou hypotézu a model lze považovat za dobře kalibrovaný.

**Tabulka č. 38: Hosmer-Lemeshow test**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Hosmer-Lemeshow test</b>				
	<b>1 = aktivní</b>		<b>0 = bankrotní</b>	
	Pozorované čet.	Očekávané čet.	Pozorované čet.	Očekávané čet.
<b>Skupina 1</b>	272	272	0	0
<b>Skupina 2</b>	272	272	0	0
<b>Skupina 3</b>	271	272	1	0
<b>Skupina 4</b>	271	272	1	0
<b>Skupina 5</b>	272	272	0	0
<b>Skupina 6</b>	272	271	0	1
<b>Skupina 7</b>	270	271	2	1
<b>Skupina 8</b>	271	270	1	2
<b>Skupina 9</b>	271	269	1	3
<b>Skupina 10</b>	269	270	11	10

Kromě krokové regrese byl model sestaven také standardním způsobem, kdy byly vloženy proměnné, které byly určeny pro výsledné sestavení modelu. Níže uvedená tabulka zobrazuje přehled hodnot nového modelu, sestaveného standardním způsobem pomocí logit analýzy.

**Tabulka č. 39: Hodnoty nového modelu sestaveného standardním způsobem**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Hodnoty nového modelu – standardní způsob</b>				
	<b>B</b>	<b>df</b>	<b>p</b>	<b>Wald</b>
Nerozdělený zisk/Aktiva	-1,79398	1	0,015322	5,879099
Log Aktiva	-0,34348	1	0,024121	5,085897
Oběžná aktiva/Kr. závazky	-0,03451	1	0,851005	0,035282
Cash flow/Cizí zdroje	-3,51569	1	0,037205	4,340995
Pracovní kapitál/Cizí zdroje	0,19318	1	0,696036	0,152628
Absolutní člen	-2,24990	1	0,002050	9,503921

Sloupec B v tabulce zobrazuje odhady koeficientů. Ve třetím sloupci jsou uvedeny p-hodnoty, které vyjadřují, zda je daný ukazatel významný. Jak si lze všimnout, tak dva

ukazatelé mají p-hodnotu vyšší než 0,05. Na základě výsledků lze tedy říci, že tyto dvě proměnné jsou nevýznamné, protože jejich p-hodnota nesplňuje uvedenou podmínku. U těchto dvou proměnných si lze také všimnout, že jejich hodnoty Wald jsou velmi nízké v porovnání s ostatními ukazateli. Tyto hodnoty Wald hodnotí významnost odhadu koeficientů u daných proměnných. Z výsledků tedy vyplývá, že proměnné *oběžná aktiva/krátkodobé závazky* a *pracovní kapitál/cizí zdroje* nejsou v modelu významné.

## 4.2 Přesnost nového modelu

Přesnost nového predikčního modelu byla testována na trénovacím a testovacím vzorku dat. Výsledky testování a srovnání zjištěných přesností modelu jsou obsaženy v následujících podkapitolách.

### 4.2.1 Přesnost modelu na trénovacím vzorku dat

Výsledky testování přesnosti klasifikace bankrotních a aktivních společností nově vytvořeného modelu na trénovacím vzorku dat zobrazují následující tabulky.

**Tabulka č. 39: Přesnost nového modelu pro bankrotní společnosti – trénovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování za základě dat z databáze Amadeus)

Přesnost modelu pro bankrotní společnosti		
Rok		T-1
Správně určeno	absolutní četnost	14
	relativní četnost [%]	73,68
Nesprávně určeno	absolutní četnost	5
	relativní četnost [%]	26,32

Nově vytvořený model správně klasifikoval 14 bankrotních podniků z celkového počtu 19 platných pozorování. Přesnost modelu u bankrotních podniků je tedy 73,68 %. Špatně klasifikovaných bankrotních podniků bylo pouze 5.

Níže uvedená tabulka č. 40 zachycuje výsledky testování přesnosti modelu u aktivních podniků.

**Tabulka č. 40: Přesnost nového modelu pro aktivní společnosti – trénovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Přesnost modelu pro aktivní společnosti</b>		
<b>Rok</b>		<b>T-1</b>
<b>Správně určeno</b>	absolutní četnost	2 355
	relativní četnost [%]	85,70
<b>Nesprávně určeno</b>	absolutní četnost	393
	relativní četnost [%]	14,30

Přesnost modelu u aktivních podniků je 85,70 %. Model správně označil 2 355 aktivních podniků z celkového počtu 2 748 platných pozorování. Nesprávně klasifikoval 393 aktivních podniků.

**Tabulka č. 41: Celková přesnost nového modelu – trénovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování dat na základě databáze Amadeus)

<b>Celková přesnost modelu</b>	
<b>Rok</b>	<b>T-1</b>
<b>Správně určeno</b>	2 369
<b>Nesprávně určeno</b>	398
<b>Celková přesnost</b>	85,63

Celková přesnost nově vytvořeného modelu na trénovacím vzorku je 85,63 %. Model správně klasifikoval celkem 2 369 podniků z celkového počtu 2 767 platných pozorování. Vyšší přesnost modelu byla zjištěna u aktivních podniků, kdy byla přesnost modelu 85,70 %, zatímco u bankrotních podniků byla přesnost 73,68 %. Větší přesnost u aktivních podniků může být způsobena tím, že vzorek dat obsahuje mnohem větší množství aktivních podniků než bankrotních.

#### **4.2.2 Přesnost modelu na testovacím vzorku dat**

Spolehlivost nově vytvořeného modelu byla testována také na testovacím vzorku dat, který zahrnoval 21 bankrotních podniků a 1 230 aktivních podniků. Byla testována přesnost u bankrotních společností, aktivních společností a celková přesnost. Výsledky testování modelu zobrazují následující tabulky.



**Tabulka č. 42: Přesnost nového modelu pro bankrotní společnosti – testovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování za základě dat z databáze Amadeus)

<b>Přesnost modelu pro bankrotní společnosti</b>		
<b>Rok</b>		<b>T-1</b>
<b>Správně určeno</b>	absolutní četnost	16
	relativní četnost [%]	80,00
<b>Nesprávně určeno</b>	absolutní četnost	4
	relativní četnost [%]	20,00

U testovacího vzorku model správně klasifikoval 16 bankrotních podniků z celkového počtu 20 platných pozorování. Přesnost modelu je tedy 80,00 %. Nesprávná klasifikace byla zjištěna u 4 bankrotních podniků.

Následující tabulka č. 43 zobrazuje výsledky testování modelu u aktivních společností. Počet platných pozorování u této skupiny podniků byl 1 222 aktivních podniků.

**Tabulka č. 43: Přesnost nového modelu pro aktivní společnosti – testovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování za základě dat z databáze Amadeus)

<b>Přesnost modelu pro aktivní společnosti</b>		
<b>Rok</b>		<b>T-1</b>
<b>Správně určeno</b>	absolutní četnost	1 049
	relativní četnost [%]	85,84
<b>Nesprávně určeno</b>	absolutní četnost	173
	relativní četnost [%]	14,16

Přesnost modelu u aktivních společností byla 85,84 %. Nový model správně vyhodnotil 1 049 aktivních podniků z celkových 1 222. Nesprávně označených podniků bylo pouze 14,16 %, konkrétně tedy 173 aktivních podniků.

**Tabulka č. 44: Celková přesnost nového modelu – testovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování dat na základě databáze Amadeus)

<b>Celková přesnost modelu</b>	
<b>Rok</b>	<b>T-1</b>
<b>Správně určeno</b>	1 065
<b>Nesprávně určeno</b>	177
<b>Celková přesnost</b>	85,76

Celková přesnost nově vytvořeného modelu na testovacím vzorku je 85,76 %. Model správně klasifikoval celkem 1 065 podniků z celkového počtu 1 242 platných pozorování.

Vyšší přesnost modelu byla zjištěna opět u aktivních podniků, kdy byla přesnost 85,84 %, zatímco u bankrotních podniků byla přesnost 80,00 %. Celkem bylo nesprávně klasifikováno 177 podniků, konkrétně 4 bankrotní podniky a 173 aktivních podniků.

#### 4.2.3 Srovnání přesností modelu

Na základě výše zmíněných výsledků testování bylo provedeno srovnání zjištěných přesností modelu u trénovací a testovací množiny, které přehledně zachycuje následující tabulka.

**Tabulka č. 45: Srovnání přesností modelu**

(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Srovnání přesností modelu</b>		
	<b>Trénovací vzorek dat</b>	<b>Testovací vzorek dat</b>
<b>Bankrotní podniky</b>	73,68 %	80,00 %
<b>Aktivní podniky</b>	85,70 %	85,84 %
<b>Celkem</b>	85,63 %	85,76 %

Na základě výsledků uvedených v tabulce č. 45 lze konstatovat, že nově vytvořený model byl přesnější v případě testovacího vzorku dat. Nejpresnější byl konkrétně při klasifikaci aktivních podniků, kdy dosáhl přesnosti 85,84 %. Vysoké hodnoty však bylo dosaženo také u trénovacího vzorku dat, kdy model správně vyhodnotil 85,70 % aktivních podniků. Nejnižší přesnosti model dosáhl v případě trénovacího vzorku dat, kdy správně vyhodnotil 73,68 % bankrotních podniků. Souhrnně lze říci, že přesnost modelu nabývá pozitivních výsledků v obou případech vzorků dat.

#### 4.3 ROC křivky nového modelu

ROC křivky nového modelu byly opět sestrojeny v programu IBM SPSS Statistics. Křivky byly zkonstruovány zvlášť pro trénovací vzorek a testovací vzorek dat.

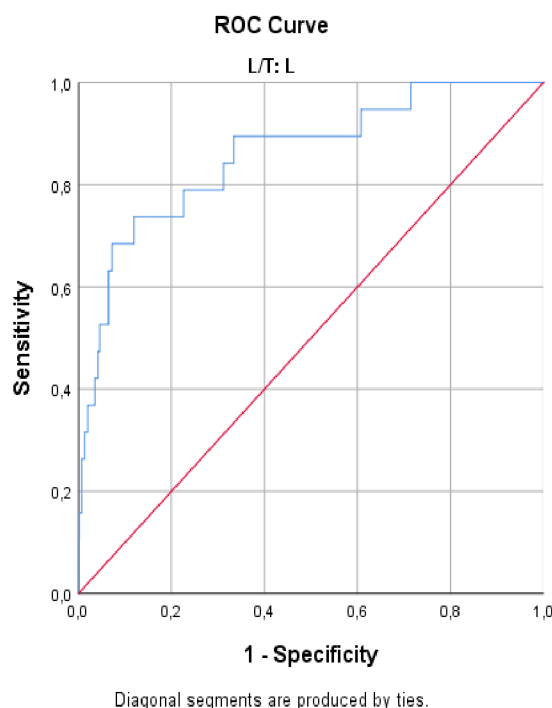
Následující tabulka obsahuje hodnoty vztahující se k trénovací množině dat, přičemž nejdůležitější jsou hodnoty plochy pod křivkou a statistická významnost. Hodnota statistické významnosti vyjadřuje, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná.

**Tabulka č. 46: Nový model – plocha pod křivkou – trénovací vzorek dat**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky nového modelu	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
T-1	0,859	0,047	0,000	0,767	0,951

Hodnota plochy pod křivkou by měla být vyšší než 0,5. Při dosažení této hodnoty může být model označen za přijatelný. U nového modelu je hodnota plochy pod křivkou konkrétně 0,859. Tuto hodnotu lze označit za velmi vysokou, protože se blíží k číslu 1, které vyjadřuje dokonalý model. Vynikající je také hodnota statistické významnosti, která vyjadřuje významnost zjištěné hodnoty plochy pod křivkou. V tomto případě je hodnota testovaného modelu statisticky významná na 1% hladině významnosti.

Níže uvedený obrázek č. 7 zobrazuje ROC křivku pro trénovací vzorek dat.



**Obrázek č. 7: ROC křivka pro nový model – trénovací množina**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

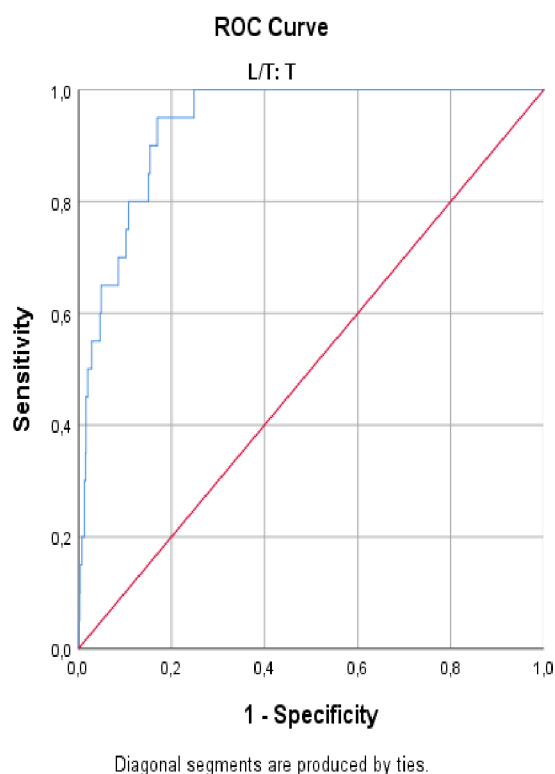
Následující tabulka č. 47 obsahuje hodnoty vztahující se k testovací množině dat. Opět je představena hodnota plochy pod křivkou a statistická významnost.

**Tabulka č. 47: Nový model – plocha pod křivkou – testovací vzorek dat**  
 (Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Výsledky nového modelu	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
				Dolní hranice	Horní hranice
T-1	0,938	0,016	0,000	0,906	0,969

Výsledky u testovacího vzorku jsou lepší než u trénovací množiny dat. Plocha pod křivkou u testovací skupiny podniků je 0,938. Díky této vysoké hodnotě lze model označit za téměř dokonalý a velmi spolehlivý. Kvalitní vypovídací schopnost modelu potvrzuje také hodnota statistické významnosti. Hodnota modelu je opět statisticky významná na 1% hladině významnosti.

ROC křivku pro testovací množinu dat zobrazuje následující obrázek.



**Obrázek č. 8: ROC křivka pro nový model – testovací množina**  
 (Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

## 5 SHRUTÍ A SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÉHO MODELU A VYBRANÝCH MODELŮ

Na základě výsledků testování vybraných bankrotních modelů a nově vytvořeného modelu bylo zjištěno, že nejlepší vypovídací schopnost má právě nově vytvořený model. Jeho celková přesnost přesáhla u trénovací i testovací množiny 85 %. Z pohledu celkové přesnosti se jako druhý nejlepší jeví model Taffler a Tisshaw. Model od těchto autorů dosáhl při testování celkové přesnosti 83,47 %. Nejnižší celková přesnost byla zjištěna u modelu Fulmer, který dosáhl přesnosti 74,88 %.

Z pohledu přesnosti klasifikace bankrotních podniků je nejlepší nově vytvořený model, jehož vypovídací schopnost na testovacím vzorku byla 80 %. Druhou nejvyšší přesnost u bankrotních podniků vykázal model Fulmer, který dosáhl přesnosti 61,11 %. Nejnižší přesnost byla zjištěna u modelu Alifiah, který měl pouze 23,08% úspěšnost při klasifikaci bankrotních modelů. Poměrně nízké úspěšnosti u této skupiny podniků dosáhl také model Taffler a Tisshaw, jehož přesnost byla jen 42,86 %.

Při hodnocení aktivních podniků byl nejpřesnější nový model. Avšak velmi vysoké přesnosti dosáhl také model Taffler a Tisshaw. Úspěšnost jejich modelu u aktivních podniků byla 83,65 %. Nejméně přesný byl model Fulmer, který správně vyhodnotil 74,69 % aktivních podniků.

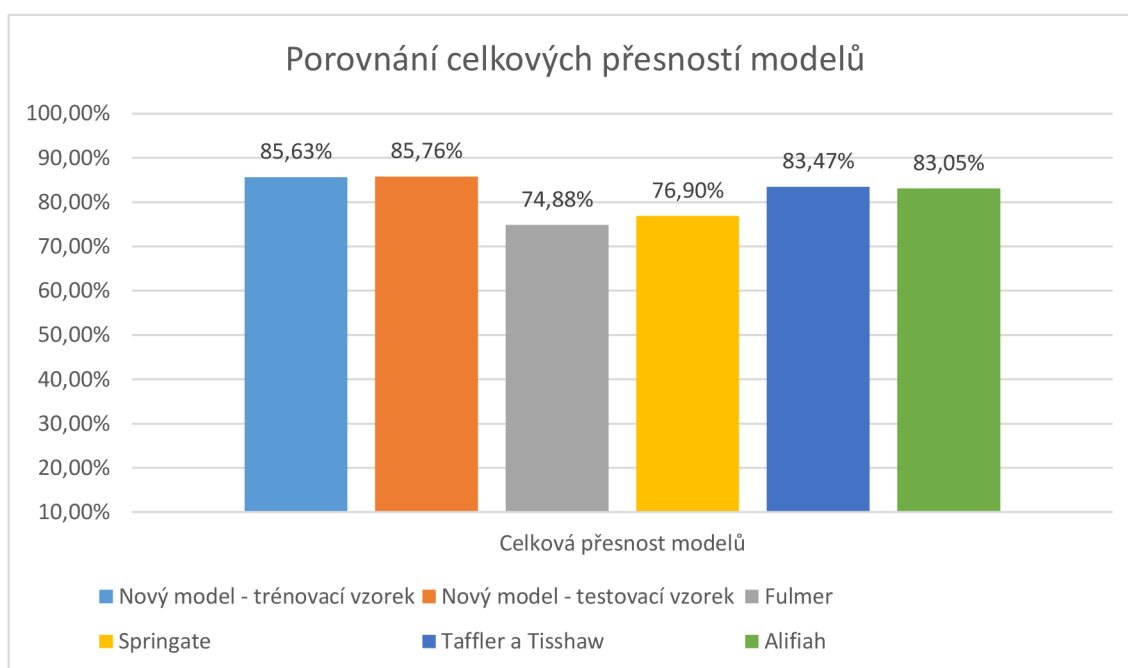
Souhrnně lze říci, že pro predikci bankrotu není vhodné použít model Alifiah a model Taffler a Tisshaw. Oba modely mají sice vysokou přesnost při klasifikaci aktivních podniků, ale při hodnocení bankrotních podniků měly méně než 50% úspěšnost. Avšak je nutné brát v potaz, že na přesnost u bankrotních podniků má vliv nízký počet právě bankrotních podniků v testovaném vzorku dat.

Všechny výše zmíněné výsledky testování přesností vybraných bankrotních modelů a nově vytvořeného modelu jsou přehledně obsaženy v níže uvedené tabulce č. 48. Dále je uvedena tabulka č. 49, která zobrazuje srovnání modelů podle hodnot plochy pod křivkou a statistické významnosti.

**Tabulka č. 48: Srovnání přesností vybraných bankrotních modelů s nově vytvořeným modelem**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Srovnání přesností bankrotních modelů s nově vytvořeným modelem						
Model	Nový – trénovací vzorek	Nový – testovací vzorek	Fulmer	Springate	Taffler a Tisshaw	Alifiah
<b>Bankrotní</b>	73,68 %	80,00 %	61,11 %	60,00 %	42,86 %	23,08 %
<b>Aktivní</b>	85,70 %	85,84 %	74,96 %	77,04 %	83,65 %	83,22 %
<b>Celkem</b>	85,63 %	85,76 %	74,88 %	76,90 %	83,47 %	83,05 %

Při porovnání spolehlivosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu se na základě výsledků jeví nově vytvořený model jako nejlepší. Nejvyšší přesnosti dosáhl jak při klasifikaci bankrotních podniků, tak při hodnocení aktivních podniků. Z výsledků tedy vyplývá, že pro predikci bankrotu podniků ve zpracovatelském průmyslu je doporučeno použít nově vytvořený model a model Springate, který u aktivních i bankrotních podniků měl více než 50% přesnost. Porovnání celkových přesností přehledně zobrazuje následující graf.



**Graf č. 3: Celková přesnost predikce modelů**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě výpočtů)

Při srovnání modelů podle plochy pod křivkou se jako nejlepší jeví nově vytvořený model. Jeho plocha pod křivkou byla v případě trénovacího vzorku dat 0,859 a v případě testovacího vzorku 0,938. Spolehlivost obou výsledků potvrzuje hodnota statistické významnosti. Hodnota nového modelu je tedy statisticky významná na 1% hladině významnosti. Jako druhý nejlepší se jeví model SME2, jehož plocha pod křivkou je 0,763.

**Tabulka č. 49: Srovnání ploch pod křivkou vybraných bankrotních modelů a nového modelu**  
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

<b>Srovnání AUC bankrotních modelů s nově vytvořeným modelem</b>		
<b>Model</b>	<b>Plocha pod křivkou</b>	<b>Statistická významnost</b>
<b>Nový – trénovací vzorek</b>	0,859	0,000
<b>Nový – testovací vzorek</b>	0,938	0,000
<b>Fulmer</b>	0,769	0,023
<b>Springate</b>	0,668	0,004
<b>Taffler a Tisshaw</b>	0,694	0,002
<b>Alifiah</b>	0,663	0,006
<b>SME2</b>	0,763	0,000

## ZÁVĚR

Finanční potíže, neuspokojivé výsledky činnosti podniku a případný hrozící bankrot je obavou každého podnikatele. Pomocníkem pro včasné odhalení nepříznivého finančního zdraví podniku jsou právě bankrotní modely, na které se tato práce zaměřila. V současné době existuje velké množství těchto predikčních modelů, které jsou sestaveny různými metodami, pro různá odvětví či pro jiné země. Modely však mají společnou nevýhodu. Jejich slabina spočívá v tom, že některé modely byly vytvořeny před několika desítkami let, což při aplikaci na současná data ovlivňuje jejich vypovídací schopnost.

Cílem této diplomové práce bylo zhodnotit rozlišovací schopnost pěti vybraných bankrotních modelů a jejich porovnání s původní přesností, kterou jejich autoři uváděli. Vybrané modely byly testovány na datech podniků, které působí ve zpracovatelském průmyslu na území České republiky.

Teoretická část práce obsahovala objasnění stěžejní terminologie a metodiku tvorby bankrotních modelů. Dále byla zmíněna omezení modelů, která ovlivňují jejich spolehlivost. Tato část se zaměřovala také na různé způsoby uvádění přesnosti bankrotních modelů a metody hodnocení spolehlivosti modelů. Samozřejmostí bylo představení vybraných bankrotních modelů.

Praktická část práce byla zaměřena na testování přesnosti vybraných bankrotních modelů při aplikaci na současná data z oblasti zpracovatelského průmyslu. Mezi vybrané modely patřil Fulmer model, Springate model, Taffler a Tisshaw model, Alifiah model a SME2. Na základě testování byla vyhodnocena současná spolehlivost uvedených modelů. Z pohledu celkové přesnosti se jako nejlepší jevil model Taffler a Tisshaw, jehož celková přesnost v roce T-1 byla 83,47 %. Pro všechny testované modely byly vykresleny také ROC křivky za celé sledované období. Dále byla testována významnost proměnných za účelem zjištění, které proměnné jsou pro model významné a bez kterých by mohl být model přesnější. Na základě testování pak byly vybrány významné proměnné, které byly použity k tvorbě nového modelu.

Po provedení testování přesnosti modelů a odhalení významných proměnných v modelech byl metodou krokové logistické regrese v programu Statistica sestaven nový bankrotní model. Nový model byl sestaven na trénovacím vzorku dat, který obsahoval 20



bankrotních a 2 770 aktivních podniků působících ve zpracovatelském průmyslu v České republice. Celková přesnost modelu při aplikaci na trénovací množině byla 85,63 %. U bankrotních podniků byla spolehlivost 73,68 % a u aktivních podniků byla 85,70 %. Spolehlivost nově vytvořeného modelu byla následně testována na testovací množině dat, která zahrnovala 21 bankrotních a 1 230 aktivních podniků. Zjištěná celková přesnost modelu na testovacím vzorku byla 85,76 %. Přesnost u bankrotních podniků byla 80,00 % a 85,84 % u aktivních podniků. Při aplikaci na oba vzorky dat model vykazoval pozitivní výsledky.

Na základě zjištěných výsledků je možné nově vytvořený model doporučit pro predikci bankrotu pro podniky ve zpracovatelském průmyslu v České republice. Je však nutné podotknout, že model byl sestaven na malém vzorku dat různě velkých společností zpracovatelského průmyslu, a proto se jeho vypovídací schopnost může lišit v případě aplikace v jiném průmyslovém odvětví.

## SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY

- [1] ALTMAN, Edward I. a Edith HOTCHKISS. *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. 3rd ed. Hoboken, N.J.: Wiley, c2006. ISBN 978-0471691891.
- [2] VOCHOZKA, Marek. *Metody komplexního hodnocení podniku*. Praha: Grada, 2011. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-3647-1.
- [3] BALCAEN, Sofie a Hubert OOGHE. 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review* [online]. 2006, vol. 38, 63-93 [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0890838905000636?via%3Dihb>
- [4] *Logistická regrese*. Matematická biologie – e-learningová učebnice [online]. [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <https://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=analiza-a-hodnoceni-biologicky-dat--statisticke-modelovani--konkretni-glm-modely--modely-pro-alternativni-a-binomicka-data--logisticka-regrese>
- [5] ŘEHÁKOVÁ, Blanka. „Nebojte se logistické regrese.“ *Sociologický časopis / Czech Sociological Review* [online]. 2000, 36 (4), 475-492 [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <http://sreview.soc.cas.cz/cs/issue/64-sociologicky-casopis-4-2000/1149>
- [6] KLASCHKA Jan a Emil KOTRČ. Klasifikační a regresní lesy. In. *ROBUST'2004* [online]. 2004 [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <https://docplayer.cz/16160353-Klasifikacni-a-regresni-lesy.html>
- [7] ALTMAN, Edward I. *Bankruptcy, credit risk, and high yield junk bonds*. Malden, MA: Blackwell Publishers, 2002. ISBN 0631225633
- [8] BEAVER, William H. Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research* [online]. 1966, 4 [cit. 2020-02-19]. DOI: 10.2307/2490171. ISSN 00218456. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/10.2307/2490171?origin=crossref>
- [9] ALTMAN, E. I. a G. SABATO. *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market* [online]. 2006 [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <http://people.stern.nyu.edu/ealtman/ModelingCreditRiskforSMEs%20.pdf>seznam obrázků

- [10] NEUMAIEROVA, I., a I. NEUMAIER. *Index IN05*. In: ČERVINEK, P. (ed.). *Evropské finanční systémy*. Brno: Masarykova univerzita, 2005. s. 143-148. ISBN 80-210-3753-9.
- [11] GURČÍK, Ľubomír. G-index-metóda predikce finančného stavu poľnohospodárskych podnikov. *Zemědělská ekonomika* [online]. 2002, roč. 48, č. 8, s. 373-378 [cit. 2020-02-19]. ISSN 0139-570X. Dostupný z: <http://www.agriculturejournals.cz/publicFiles/59317.pdf>
- [12] GRICE, J. S. and M. T. DUGAN. *The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researchers*. *Review of Quantitative Finance and Accounting*. 2001, vol. 17, no. 2, s. 151-166. ISSN 1573-7179
- [13] Prediction of Bankruptcy Potential Company of Drinking Water Region. *ResearchGate* | *Find and share research* [online]. Copyright © ResearchGate 2019. All rights reserved. [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: [https://www.researchgate.net/publication/326424290\\_Prediction\\_of\\_Bankruptcy\\_Potential\\_Company\\_of\\_Drinking\\_Water\\_Region](https://www.researchgate.net/publication/326424290_Prediction_of_Bankruptcy_Potential_Company_of_Drinking_Water_Region).
- [14] Prediction of Financial Distress Companies in the Trading and Services Sector in Malaysia Using Macroeconomic Variables – ScienceDirect. *ScienceDirect.com* | *Science, health and medical journals, full text articles and books*. [online]. Copyright © 2014 The Authors. Published by Elsevier Ltd. [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042814028341>
- [15] GAJDKA J., STOS D., *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw, w: Restrukturyzacja w procesie przekształceń i rozwoju przedsiębiorstw*, red. R. Borowiecki, Akademia Ekonomiczna w Krakowie, TNOiK, Oddział w Krakowie, Kraków 1996.
- [16] BREZIGAR-MASTEN, Arjana and MASTEN, Igor. *CART-based selection of bankruptcy predictors for the logit model*. *Expert Systems With Applications* [online]. Elsevier, 2012, 39(11), 10153-10159 [cit. 2020-02-19]. DOI: 10.1016/j.eswa.2012.02.125. ISSN 0957-4174.
- [17] SLEFENDORFAS, Gediminas. *Bankruptcy prediction model for private limited companies of lithuania*. *Ekonomika* [online]. Vilnius: Vilniaus Universiteto Leidykla,

2016, 95(1), 134-152 [cit. 2020-02-19]. DOI: 10.15388/Ekon.2016.1.9910. ISSN 13921258. Dostupné z: <http://search.proquest.com/docview/1788578029/>

[18] CHRASTINOVÁ, Zuzana. *Metódy hodnotenia ekonomickej bonity a predikcie finančnej situácie poľnohospodárskych podnikov*. Bratislava: Výskumný ústav ekonomiky poľnohospodárstva a potravinárstva, 1998. ISBN 80-8058-022-7.

[19] TAMARI, M. Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review* [online]. 1966, 6(4), 15-21 [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/pdf/40226072.pdf?seq=1>

[20] ALTMAN, E. I., SABATO, G., WILSON, N. *The Value of Non-Financial Information in SME Risk Management*. SSRN [online]. [cit. 2020-02-19]. Dostupné z: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=1320612](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1320612)

[21] BERENT, T. et al. Firm's default — new methodological approach and preliminary evidence from Poland. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy* [online]. 2017, 12(4), 753–773 [cit. 2020-02-28]. DOI: 10.24136/eq.v12i4.39. Dostupné z: <http://economic-research.pl/Journals/index.php/eq/article/view/634>

[22] FAWCETT, Tom. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* [online]. 2006, roč. 27, č. 8, 861-874 [cit. 2020-02-28]. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010. ISSN 01678655. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016786550500303X>

[23] Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve. *Statistics How To* [online]. 2016 [cit. 2020-02-28]. Dostupné z: <http://www.statisticshowto.com/receiver-operatingcharacteristic-roc-curve/>

[24] Bankruptcy Prediction Analysis of Manufacturing Companies Listed in Indonesia Stock Exchange. *International Journal of Economics and Financial Issues. EconJournals.com* [online]. [cit. 2020-02-28]. Dostupné z: <http://www.econjournals.com/index.php/ijefi/article/view/1475>

[25] MAŇASOVÁ, Zuzana. *Úpadky podniku v České republice a možnosti jejich včasné predikce* [online]. Praha, 2008 [cit. 2020-02-28]. Dostupné z: <https://theses.cz/id/togkiw/>. Disertační práce. Vysoká škola ekonomická v Praze. Vedoucí práce Helmut Lang.

[26] KANAPICKIENE, R. and R. MARCINKEVICIUS. Possibilities to apply classical bankruptcy prediction models in the construction sector in Lithuania. *ResearchGate | Find and share research* [online]. Copyright © ResearchGate 2019. All rights reserved. [cit. 2020-02-28]. Dostupné ze: [https://www.researchgate.net/publication/288041247\\_POSSIBILITIES\\_TO\\_APPLY\\_CLASSICAL\\_BANKRUPTCY\\_PREDICTION\\_MODELS\\_IN\\_THE\\_CONSTRUCTION\\_SECTOR\\_IN\\_LITHUANIA](https://www.researchgate.net/publication/288041247_POSSIBILITIES_TO_APPLY_CLASSICAL_BANKRUPTCY_PREDICTION_MODELS_IN_THE_CONSTRUCTION_SECTOR_IN_LITHUANIA)

[27] SUŠICKÝ, J. *Využitelnost bankrotních modelů a jejich aplikace v podmínkách České republiky*. Praha, 2011. Disertační práce. Česká zemědělská univerzita v Praze, Provozně ekonomická fakulta.

## SEZNAM OBRÁZKŮ

Obrázek č. 1: ROC křivky .....	29
Obrázek č. 2: ROC křivky pro Fulmer model .....	47
Obrázek č. 3: ROC křivky pro Springate model.....	48
Obrázek č. 4: ROC křivky pro Taffler a Tisshaw model.....	49
Obrázek č. 5: ROC křivky pro Alifiah model.....	50
Obrázek č. 6: ROC křivky pro model SME2.....	51
Obrázek č. 7: ROC křivka pro nový model – trénovací množina.....	71
Obrázek č. 8: ROC křivka pro nový model – testovací množina .....	72

## SEZNAM TABULEK

Tabulka č. 1: Přehled ukazatelů použitých v modelech.....	24
Tabulka č. 2: Zařazení vybraného vzorku podniků .....	28
Tabulka č. 3: Hranice intervalů pro Fulmer model .....	31
Tabulka č. 4: Hranice intervalů pro Springate model .....	32
Tabulka č. 5: Hranice intervalů pro Taffler a Tisshaw model .....	32
Tabulka č. 6: Hranice intervalů pro Alifiah model .....	33
Tabulka č. 7: Počet platných pozorování u modelu Fulmer .....	36
Tabulka č. 8: Celková přesnost modelu Fulmer .....	36
Tabulka č. 9: Přesnost modelu Fulmer pro bankrotní podniky.....	37
Tabulka č. 10: Přesnost modelu Fulmer pro aktivní podniky .....	37
Tabulka č. 11: Počet platných pozorování u modelu Springate .....	38
Tabulka č. 12: Celková přesnost modelu Springate .....	38
Tabulka č. 13: Přesnost modelu Springate pro bankrotní podniky.....	39
Tabulka č. 14: Přesnost modelu Springate pro aktivní podniky .....	40
Tabulka č. 15: Počet platných pozorování u modelu Taffler a Tisshaw.....	41
Tabulka č. 16: Celková přesnost modelu Taffler a Tisshaw.....	41
Tabulka č. 17: Přesnost modelu Taffler a Tisshaw pro bankrotní podniky .....	42
Tabulka č. 18: Přesnost modelu Taffler a Tisshaw pro aktivní podniky .....	42
Tabulka č. 19: Počet platných pozorování u modelu Alifiah .....	43
Tabulka č. 20: Celková přesnost modelu Alifiah .....	44
Tabulka č. 21: Přesnost modelu Alifiah pro bankrotní podniky.....	45
Tabulka č. 22: Přesnost modelu Alifiah pro aktivní podniky .....	45
Tabulka č. 23: Fulmer model – plocha pod křivkou.....	47
Tabulka č. 24: Springate model – plocha pod křivkou .....	48

Tabulka č. 25: Taffler a Tisshaw model – plocha pod křivkou .....	49
Tabulka č. 26: Alifiah model – plocha pod křivkou .....	50
Tabulka č. 27: SME2 – plocha pod křivkou .....	51
Tabulka č. 28: Srovnání testovaných modelů .....	52
Tabulka č. 29: Srovnání testovaných modelů podle AUC v roce T-1 .....	54
Tabulka č. 30: Výsledky t-testu u modelů v roce T-1 .....	57
Tabulka č. 31: Popisná statistika vybraných proměnných pro bankrotní podniky .....	59
Tabulka č. 32: Popisná statistika vybraných proměnných pro aktivní podniky .....	60
Tabulka č. 33: Seznam testovaných proměnných.....	61
Tabulka č. 34: Korelační analýza .....	62
Tabulka č. 35: Korelované páry.....	63
Tabulka č. 36: Výsledky krokové regrese .....	64
Tabulka č. 37: Hranice intervalů pro nový model .....	65
Tabulka č. 38: Hosmer-Lemeshow test .....	66
Tabulka č. 39: Přesnost nového modelu pro bankrotní společnosti – trénovací vzorek dat .....	67
Tabulka č. 40: Přesnost nového modelu pro aktivní společnosti – trénovací vzorek dat .....	68
Tabulka č. 41: Celková přesnost nového modelu – trénovací vzorek dat .....	68
Tabulka č. 42: Přesnost nového modelu pro bankrotní společnosti – testovací vzorek dat .....	69
Tabulka č. 43: Přesnost nového modelu pro aktivní společnosti – testovací vzorek dat .....	69
Tabulka č. 44: Celková přesnost nového modelu – testovací vzorek dat.....	69
Tabulka č. 45: Srovnání přesností modelu.....	70
Tabulka č. 46: Nový model – plocha pod křivkou – trénovací vzorek dat.....	71



Tabulka č. 47: Nový model – plocha pod křivkou – testovací vzorek dat .....	72
Tabulka č. 48: Srovnání přesností vybraných bankrotních modelů s nově vytvořeným modelem.....	74
Tabulka č. 49: Srovnání ploch pod křivkou vybraných bankrotních modelů a nového modelu .....	75

## SEZNAM GRAFŮ

Graf č. 1: Přesnost predikce modelů u aktivních podniků.....	53
Graf č. 2: Přesnost predikce modelů u bankrotních podniků.....	53
Graf č. 3: Celková přesnost predikce modelů.....	74

## SEZNAM PŘÍLOH

Příloha č. 1: Výsledky AUC u modelů za období T-2 až T-5 .....	I
Příloha č. 2: Fulmer model – výsledky testování významnosti proměnných .....	II
Příloha č. 3: Springate model – výsledky testování významnosti proměnných .....	IV
Příloha č. 4: Taffler a Tisshaw model – výsledky testování významnosti proměnných .....	V
Příloha č. 5: Alifiah model – výsledky testování významnosti proměnných .....	VI
Příloha č. 6: SME2 model – výsledky testování významnosti proměnných .....	VII

# PŘÍLOHY

**Příloha č. 1: Výsledky AUC u modelů za období T-2 až T-5**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Výsledky testovaných proměnných	Období	Plocha pod křivkou	Standardní chyba	Statistická významnost (p-hodnota)	95% spolehlivostní interval	
					Dolní hranice	Horní hranice
<b>Fulmer</b>	T-2	0,780	0,081	0,018	0,622	0,937
	T-3	0,699	0,078	0,091	0,546	0,852
	T-4	0,690	0,089	0,108	0,516	0,864
	T-5	0,675	0,092	0,138	0,494	0,856
<b>Springate</b>	T-2	0,633	0,056	0,022	0,523	0,742
	T-3	0,607	0,055	0,064	0,499	0,716
	T-4	0,621	0,056	0,037	0,511	0,731
	T-5	0,568	0,057	0,242	0,456	0,679
<b>Taffler a Tisshaw</b>	T-2	0,650	0,065	0,015	0,523	0,777
	T-3	0,663	0,060	0,008	0,546	0,781
	T-4	0,638	0,059	0,025	0,523	0,754
	T-5	0,582	0,058	0,184	0,469	0,695
<b>Alifiah</b>	T-2	0,634	0,052	0,023	0,532	0,737
	T-3	0,665	0,046	0,005	0,575	0,754
	T-4	0,698	0,042	0,001	0,616	0,780
	T-5	0,640	0,049	0,018	0,545	0,736
<b>SME2</b>	T-2	0,754	0,037	0,000	0,704	0,821
	T-3	0,714	0,040	0,001	0,634	0,793
	T-4	0,762	0,024	0,000	0,715	0,809
	T-5	0,593	0,045	0,162	0,505	0,680

**Příloha č. 2: Fulmer model – výsledky testování významnosti proměnných**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Období	Proměnná	Test při stejných rozptylech			Test při rozdílných rozptylech			F-test	
		Průměr bankrotní	Průměr aktivní	p	t samost (odh. rozp.)	Stupně volnosti	p (oboustr.)	F-test	p (rozptyly)
T-2	NZ/A	0,003325	0,439863	0,388254	-3,69689	54,747	0,000506	22,32	0,000000
T-3		-0,018271	0,267358	0,730609	-2,24308	89,646	0,027356	69,00	0,000000
T-4		-0,067773	0,331036	0,124088	-3,38995	34,891	0,001749	5,06	0,000001
T-5		0,070108	0,253428	0,800590	-1,53804	55,509	0,129720	52,21	0,000000
T-1	T/A	1,714865	4,142485	0,923698	-0,95020	4009,864	0,342067	10747,92	0,000000
T-2		1,590413	3,090265	0,913519	-1,07561	3875,208	0,282166	4183,76	0,000000
T-3		1,832346	1,640871	0,323134	0,67025	34,280	0,507191	2,21	0,000142
T-4		1,736480	1,630215	0,592048	0,37287	32,267	0,711685	2,09	0,000619
T-5		1,573642	1,705800	0,911042	-0,54276	42,107	0,590158	28,93	0,000000
T-1	EBT/VK	-0,418490	0,169255	0,360653	-1,52404	41,270	0,135127	2,85	0,000119
T-2		0,395403	0,767217	0,932332	-0,71407	411,217	0,475588	238,85	0,000000
T-3		0,139981	1,493933	0,926339	-0,96331	3873,348	0,335453	8094,77	0,000000
T-4		0,469369	0,164356	0,636012	1,48817	38,320	0,144890	10,81	0,000000
T-5		0,060927	0,409266	0,902079	-1,31491	1627,144	0,188724	1080,93	0,000000
T-2	CF/CZ	0,076374	0,524286	0,010410	-9,02763	41,608	0,000000	13,92	0,000000
T-3		0,048251	0,379974	0,825517	-2,47957	3509,162	0,013201	3873,61	0,000000
T-4		0,052048	0,546730	0,585384	-5,28977	369,201	0,000000	350,70	0,000000
T-5		0,106591	0,453699	0,306332	-7,86176	75,243	0,000000	102,60	0,000000

T-1	CZ/A	0,952341	2,596042	0,937475	-0,78087	3988,276	0,434928	39897,52	0,000000
T-2		0,895977	1,524612	0,948228	-0,64758	3952,989	0,517292	10172,97	0,000000
T-3		0,903949	0,550621	0,502598	3,00412	50,816	0,004127	24,53	0,000000
T-4		0,921817	0,510348	0,000816	3,62265	32,659	0,000978	1,17	0,592753
T-5		0,739813	0,575861	0,795395	1,44669	48,902	0,154363	41,13	0,000000
T-1	KCZ/A	0,725045	1,923790	0,937945	-0,77481	3990,958	0,438500	33598,61	0,000000
T-2		0,681559	1,093151	0,949821	-0,62697	3950,846	0,530718	8343,79	0,000000
T-3		0,648569	0,389089	0,052024	3,55889	36,163	0,001063	3,45	0,000035
T-4		0,736396	0,389799	0,000000	3,50531	32,158	0,001367	3,54	0,000000
T-5		0,558029	0,446426	0,851165	1,23223	63,687	0,222394	65,07	0,000000
T-2	log DHM	3,713928	4,779552	0,000000	-6,13425	34,328	0,000001	1,87	0,003233
T-3		3,738912	4,747871	0,000000	-5,68352	31,302	0,000003	1,73	0,014302
T-4		3,811280	4,713072	0,000000	-5,42725	29,343	0,000007	1,36	0,188014
T-5		4,027341	4,689756	0,000025	-4,07523	24,308	0,000427	1,08	0,727892
T-2	ČPK/CZ	0,453604	0,929641	0,066480	-5,90069	47,217	0,000000	11,51	0,000000
T-3		0,461163	0,890911	0,062357	-5,34780	38,373	0,000004	8,86	0,000000
T-4		0,484804	0,864381	0,101292	-3,86022	35,341	0,000462	5,82	0,000000
T-5		0,530128	0,998341	0,781737	-2,79515	483,139	0,005394	448,30	0,000000
T-2	log EBIT/Ú	0,042692	0,098066	0,566264	-2,34938	36,912	0,024266	19,97	0,000000
T-3		0,009557	0,098142	0,446009	-8,76974	1915,260	0,000000	2087,14	0,000000
T-4		0,009110	0,094279	0,453934	-9,06017	2126,846	0,000000	2957,74	0,000000
T-5		0,015146	0,069275	0,547734	-5,23196	76,360	0,000001	161,09	0,000000

**Příloha č. 3: Springate model – výsledky testování významnosti proměnných**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Období	Proměnná	Test při stejných rozptylech			Test při rozdílných rozptylech			F-test	
		Průměr bankrotní	Průměr aktivní	p	t samost (odh. rozp.)	Stupně volnosti	p (oboustr.)	F-test	p (rozptyly)
T-1	ČPK/A	0,275892	-0,906398	0,918065	1,02455	3979,069	0,305638	81572,1	0,000000
T-2		0,293195	-0,079640	0,908527	1,14088	3921,774	0,253988	5420,6	0,000000
T-3		0,295958	0,241765	0,126819	1,31928	34,460	0,195773	1,3	0,172820
T-4		0,288164	0,240978	0,248131	1,24376	32,653	0,222445	1,2	0,615922
T-5		0,313460	0,234606	0,166771	2,15776	29,095	0,039337	2,5	0,004435
T-1	EBIT/A	-0,037734	1,386999	0,912505	-1,09482	3975,573	0,273662	167298,4	0,000000
T-2		-0,009068	0,682365	0,905296	-1,19069	3934,255	0,233849	34789,7	0,000000
T-3		0,022428	0,067778	0,881038	-1,30033	329,582	0,194398	239,8	0,000000
T-4		-0,051072	0,070265	0,602303	-2,42619	48,650	0,019013	26,7	0,000000
T-5		0,047651	-0,010939	0,935879	0,87286	2225,355	0,382833	1499,3	0,000000
T-1	T/A	1,714865	4,142485	0,923698	-0,95020	4009,864	0,342067	10747,9	0,000000
T-2		1,590413	3,090265	0,913519	-1,07561	3875,208	0,282166	4183,8	0,000000
T-3		1,832346	1,640871	0,323134	0,67025	34,280	0,507191	2,2	0,000142
T-4		1,736480	1,630215	0,592048	0,37287	32,267	0,711685	2,1	0,000619
T-5		1,573642	1,705800	0,911042	-0,54276	42,107	0,590158	28,9	0,000000
T-2	EBT/KZ	0,059705	0,545473	0,021928	-7,57406	47,836	0,000000	12,2	0,000000
T-3		0,015874	0,603529	0,396717	-8,50383	1296,701	0,000000	740,7	0,000000
T-4		-0,011403	0,469316	0,013368	-7,34031	36,197	0,000000	9,5	0,000000
T-5		0,070140	0,406647	0,102129	-7,49028	36,306	0,000000	24,8	0,000000

**Příloha č. 4: Taffler a Tisshaw model – výsledky testování významnosti proměnných**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Období	Proměnná	Test při stejných rozptylech			Test při rozdílných rozptylech			F-test	
		Průměr bankrotní	Průměr aktivní	p	t samost (odh. rozp.)	Stupně volnosti	p (oboustr.)	F-test	p (rozptyly)
T-2	EBT/KZ	0,0597	0,54547	0,021928	-7,57406	47,836	0,000000	12,23	0,000000
T-3		0,0159	0,60353	0,396717	-8,50383	1296,701	0,000000	740,70	0,000000
T-4		-0,0114	0,46932	0,013368	-7,34031	36,197	0,000000	9,49	0,000000
T-5		0,0701	0,40665	0,102129	-7,49028	36,306	0,000000	24,79	0,000000
T-1	KZ/A	0,7250	1,92379	0,937945	-0,77481	3990,958	0,438500	33598,61	0,000000
T-2		0,6816	1,09315	0,949821	-0,62697	3950,846	0,530718	8343,79	0,000000
T-3		0,6486	0,38909	0,052024	3,55889	36,163	0,001063	3,45	0,000035
T-4		0,7364	0,38980	0,000000	3,50531	32,158	0,001367	3,54	0,000000
T-5		0,5580	0,44643	0,851165	1,23223	63,687	0,222394	65,07	0,000000
T-1	T/A	14,8764	85,35100	0,605433	-1,75989	42,302	0,085656	12,93	0,000000
T-2		6,7776	94,19547	0,105986	-2,88495	34,931	0,006665	3,27	0,000087
T-3		7,8958	89,91545	0,074168	-3,81367	30,056	0,000634	4,72	0,000006
T-4		-36,1994	84,00765	0,041414	-2,16006	28,492	0,039324	1,12	0,737229
T-5		9,5526	80,61881	0,549819	-1,63680	27,921	0,112896	7,91	0,000000
T-2	OA/CZ	1,0630	3,06473	0,760908	-2,99007	3650,227	0,002808	2573,12	0,000000
T-3		0,9609	2,68504	0,591479	-5,51368	2749,397	0,000000	1566,18	0,000000
T-4		1,5444	2,44492	0,758661	-1,65536	57,414	0,103308	38,88	0,000000
T-5		1,7005	3,34893	0,826756	-1,94057	163,679	0,054029	195,03	0,000000



**Příloha č. 5: Alifiah model – výsledky testování významnosti proměnných**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Období	Proměnná	Test při stejných rozptylech			Test při rozdílných rozptylech			F-test	
		Průměr bankrotní	Průměr aktivní	p	t samost (odh. rozp.)	Stupně volnosti	p (oboustr.)	F-test	p (rozptyly)
T-1	CZ/A	0,952341	2,596042	0,937475	-0,78087	3988,276	0,434928	39897,5	0,000000
T-2		0,895977	1,524612	0,948228	-0,64758	3952,989	0,517292	10173,0	0,000000
T-3		0,903949	0,550621	0,502598	3,00412	50,816	0,004127	24,5	0,000000
T-4		0,921817	0,510348	0,000816	3,62265	32,659	0,000978	1,2	0,592753
T-5		0,739813	0,575861	0,795395	1,44669	48,902	0,154363	41,1	0,000000
T-1	T/oA	1,676662	3,374990	0,921501	-0,97854	3921,522	0,327870	5370,1	0,000000
T-2		1,602869	2,246050	0,916916	-1,00505	1097,630	0,315096	590,3	0,000000
T-3		2,010116	1,692239	0,100772	0,97574	31,182	0,336701	2,9	0,000000
T-4		1,929797	1,691352	0,278846	0,71679	27,177	0,479616	2,3	0,000271
T-5		1,592011	1,700554	0,818412	-0,52636	28,195	0,602757	5,5	0,000003
T-2	OA/KZ	1,494626	3,636567	0,743424	-3,17416	3060,604	0,001518	1512,3	0,000000
T-3		1,409959	3,450142	0,554927	-5,41953	395,304	0,000000	304,3	0,000000
T-4		1,458052	3,055013	0,595219	-4,28150	151,966	0,000033	144,6	0,000000
T-5		1,502367	3,775852	0,761530	-3,38518	1915,903	0,000726	1418,3	0,000000
T-1	ČP/A	-0,068894	1,313759	0,911722	-1,10460	3976,373	0,269398	141590,8	0,000000
T-2		-0,032138	0,624708	0,904480	-1,20079	3936,037	0,229904	31204,8	0,000000
T-3		-0,009150	0,013961	0,955284	-0,53613	971,104	0,591990	537,2	0,000000
T-4		-0,082134	0,044825	0,613167	-2,42273	50,023	0,019067	28,7	0,000000
T-5		0,017493	0,054881	0,926897	-0,94135	775,728	0,346819	598,0	0,000000

T-3	DS	0,000500	0,000501	0,919373	-1,00000	3999,000	0,317371	0,0	1,000000
T-4		0,000744	0,000536	0,000001	2,01232	40,130	0,050931	6,3	0,000000
T-5		0,001134	0,000625	0,000000	3,45874	40,216	0,001297	3,8	0,000000

**Příloha č. 6: SME2 model – výsledky testování významnosti proměnných**  
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Období	Proměnná	Test při stejných rozptylech			Test při rozdílných rozptylech			F-test	
		Průměr bankrotní	Průměr aktivní	P	t samost (odh. rozp.)	Stupně volnosti	p (oboustr.)	F-test	p (rozptyly)
T-2	NZ/A	0,00	0,44	0,388254	-3,69689	54,747	0,000506	22,318	0,000000
T-3		-0,02	0,27	0,730609	-2,24308	89,646	0,027356	68,996	0,000000
T-4		-0,07	0,33	0,124088	-3,38995	34,891	0,001749	5,062	0,000001
T-5		0,07	0,25	0,800590	-1,53804	55,509	0,129720	52,211	0,000000
T-1	RA/OA	0,62	0,65	0,318366	-0,69803	39,380	0,489259	2,076	0,000207
T-2		0,61	0,66	0,180899	-0,92091	38,354	0,362851	2,146	0,000118
T-3		0,63	0,67	0,372254	-0,60608	34,281	0,548451	2,201	0,000151
T-4		0,66	0,67	0,922994	-0,08529	32,435	0,932551	1,290	0,254560
T-5		0,65	0,67	0,587088	-0,41063	28,249	0,684441	1,765	0,015570
T-1	ČH/ČJ	-11,34	-0,66	0,015750	-1,43459	37,245	0,159749	2,904	0,000000
T-2		-2,25	0,85	0,827870	-0,55733	40,936	0,580335	6,994	0,000000
T-3		-6,88	-0,40	0,751769	-1,34746	48,780	0,184058	21,723	0,000000
T-4		-0,09	-1,90	0,613345	0,51050	32,576	0,613142	1,021	1,000000
T-5		-1,85	-0,18	0,927395	-0,91517	591,287	0,360475	488,701	0,000000

## VIII

0,000000	1512,328	0,001518	3060,604	-3,17416	0,743424	3,64	1,49	3,64	0,743424	-3,17416	3060,604	0,001518	1512,328	0,000000
0,000000	304,331	0,000000	395,304	-5,41953	0,554927	3,45	1,41	3,45	0,554927	-5,41953	395,304	0,000000	304,331	0,000000
0,000000	144,607	0,000033	151,966	-4,28150	0,595219	3,06	1,46	3,06	0,595219	-4,28150	151,966	0,000033	144,607	0,000000
0,000000	1418,316	0,000726	1915,903	-3,38518	0,761530	3,78	1,50	3,78	0,761530	-3,38518	1915,903	0,000726	1418,316	0,000000
0,540667	1,129	0,010043	38,674	-2,70739	0,004083	0,36	0,25	0,36	0,004083	-2,70739	38,674	0,010043	1,129	0,540667
0,608087	1,163	0,001461	33,682	-3,46602	0,001299	0,36	0,23	0,36	0,001299	-3,46602	33,682	0,001461	1,163	0,608087
0,975216	1,029	0,002272	32,579	-3,31227	0,001101	0,36	0,23	0,36	0,001101	-3,31227	32,579	0,002272	1,029	0,975216
0,203082	1,488	0,001031	27,614	-3,66809	0,002577	0,36	0,23	0,36	0,002577	-3,66809	27,614	0,001031	1,488	0,203082
0,000463	2,000	0,466928	39,394	-0,73461	0,302467	0,20	0,17	0,20	0,302467	-0,73461	39,394	0,466928	2,000	0,000463
0,000003	2,479	0,769523	38,306	0,29508	0,645570	0,20	0,21	0,20	0,645570	0,29508	38,306	0,769523	2,479	0,000003
0,000001	2,650	0,505689	34,233	0,67264	0,278367	0,20	0,23	0,20	0,278367	0,67264	34,233	0,505689	2,650	0,000001
0,000463	2,126	0,548672	32,263	0,60613	0,380172	0,21	0,23	0,21	0,380172	0,60613	32,263	0,548672	2,126	0,000463
0,007144	1,873	0,718142	28,235	0,36458	0,619592	0,21	0,22	0,21	0,619592	0,36458	28,235	0,718142	1,873	0,007144
0,000000	1042,542	0,484393	2053,151	0,69938	0,944782	0,61	1,07	0,61	0,944782	0,69938	2053,151	0,484393	1042,542	0,000000
0,000000	96,322	0,128840	131,321	1,52831	0,829320	0,28	1,73	0,28	0,829320	1,52831	131,321	0,128840	96,322	0,000000
0,000000	272,450	0,089215	320,644	1,70472	0,851578	0,12	1,02	0,12	0,851578	1,70472	320,644	0,089215	272,450	0,000000
0,000000	1335,045	0,768668	1999,451	-0,29416	0,978388	0,85	0,75	0,85	0,978388	-0,29416	1999,451	0,768668	1335,045	0,000000
0,000000	5566,137	0,513598	3486,310	0,65331	0,956386	0,46	0,79	0,46	0,956386	0,65331	3486,310	0,513598	5566,137	0,000000
0,000000	170,480	0,000175	216,266	-3,81970	0,640556	27817,15	-6087,63	27817,15	0,640556	-3,81970	216,266	0,000175	170,480	0,000000
0,000000	3807,997	0,045479	3591,087	-2,00990	0,851629	18198,39	804,47	18198,39	0,851629	-2,00990	3591,087	0,045479	3807,997	0,000000
0,000000	4317,813	0,000000	3475,973	-5,50883	0,626279	23659,14	-693,50	23659,14	0,626279	-5,50883	3475,973	0,000000	4317,813	0,000000
0,000000	266,326	0,110030	181,300	-1,60593	0,868342	12090,40	3591,50	12090,40	0,868342	-1,60593	181,300	0,110030	266,326	0,000000
0,000000	75,501	0,453978	110,633	-0,75145	0,909367	-0,03	-0,07	-0,03	0,909367	-0,75145	110,633	0,453978	75,501	0,000000
0,000000	353,379	0,074797	517,004	-1,78531	0,847170	0,17	-0,02	0,17	0,847170	-1,78531	517,004	0,074797	353,379	0,000000

T-5	log A	4,37	5,21	0,000000	-5,05835	28,238	0,000023	1,850	0,008457
T-4		4,32	5,25	0,000000	-6,28626	32,301	0,000000	1,860	0,004686
T-3		4,26	5,28	0,000000	-6,29409	34,260	0,000000	2,379	0,000025
T-2		4,36	5,31	0,000000	-7,49329	38,438	0,000000	1,732	0,007181
T-5		-0,01	0,01	0,979912	-0,27839	800,443	0,780786	788,717	0,000000
T-4		-0,09	0,08	0,764853	-2,47729	116,509	0,014673	143,037	0,000000
T-3		0,10	-0,06	0,806972	1,63562	80,389	0,105830	72,236	0,000000