



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA PODNIKATELSKÁ

FACULTY OF BUSINESS AND MANAGEMENT

ÚSTAV FINANCÍ

INSTITUTE OF FINANCES

**MODELOVÁNÍ PREDIKCE BANKROTU VE
ZPRACOVATELSKÉM PRŮMYSLU**

BANKRUPTCY PREDICTION MODELLING IN THE MANUFACTURING INDUSTRY

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Barbora Tichá

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Michal Karas, Ph.D.

BRNO 2021

Zadání diplomové práce

Ústav:	Ústav financí
Studentka:	Bc. Barbora Tichá
Studijní program:	Účetnictví a finanční řízení podniku
Studijní obor:	bez specializace
Vedoucí práce:	Ing. Michal Karas, Ph.D.
Akademický rok:	2020/21

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:

Modelování predikce bankrotu ve zpracovatelském průmyslu

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 studentka odvodí vlastní model a provede testování jeho rozlišovací schopnosti.

Základní literární prameny:

ALTMAN, Edward I., SABATO, Gabriele a Nick WILSON. The value of non-financial information in SME risk management. Journal of Credit Risk. 2012, roč. 6, č. 2, s. 95-127. ISSN 1755-9723

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. 2006, roč. 38, č. 1, s. 63-93. ISSN 0890-8389

PARK, Hyeoun A. An introduction to logistic regression: From basic concepts to interpretation with particular attention to nursing domain. Journal of Korean Academy of Nursing. 2013, roč. 43, č. 2, s-154-164. ISSN 2005-3673.

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

Termín odevzdání diplomové práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2020/21

V Brně dne 28.2.2021

L. S.

doc. Ing. Mgr. Karel Brychta, Ph.D.
ředitel

doc. Ing. Vojtěch Bartoš, Ph.D.
děkan

Abstrakt

Tato diplomová práce se zabývá problematikou predikce bankrotu malých a středně velkých podniků působících ve zpracovatelském průmyslu ve vybraných zemích střední Evropy. V teoretické části práce jsou vymezeny pojmy související s predikcí bankrotu a metodami tvorby modelů. Analytická část práce se skládá z testování přesnosti vybraných bankrotních modelů jiných autorů a tvorbou nového bankrotního modelu. Přesnost nově vytvořeného modelu je následně porovnána s přesností vybraných modelů jiných autorů.

Abstract

This diploma thesis deals with the issue of bankruptcy prediction of small and medium-sized enterprises operating in the manufacturing industry in selected Central European countries. The theoretical part of the thesis defines the concepts related to the prediction of bankruptcy and methods of model creation. The analytical part of the work includes testing the accuracy of selected bankruptcy model by other authors and creating a new bankruptcy model. The accuracy of the newly created model is then compared with the accuracy of selected models by other authors.

Klíčová slova

Bankrot, úpadek, bankrotní model, predikce bankrotu, ROC křivka, finanční tíseň, logistická regrese, SME

Key words

Bankruptcy, bankruptcy, bankruptcy model, bankruptcy prediction, ROC curve, financial distress, logistic regression, SME

Bibliografická citace

TICHÁ, Barbora. *Modelování predikce bankrotu ve zpracovatelském průmyslu* [online]. Brno, 2021 [cit. 2021-04-24]. Dostupné z: <https://www.vutbr.cz/studenti/zav-prace/detail/135210>.
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 10. května 2021

.....

Podpis studenta

Poděkování

Touto cestou chci upřímně poděkovat vedoucímu práce, panu Ing. Michalu Karasovi, Ph.D., za jeho trpělivost, ochotu a vstřícnost při vedení.

OBSAH

ÚVOD.....	11
1 CÍLE PRÁCE, METODY A POSTUPY ZPRACOVÁNÍ.....	12
2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PRÁCE.....	13
2.1 Bankrot.....	13
2.1.1 Tuzemská právní úprava.....	14
2.2 Bankrotní modely.....	15
2.2.1 Historie predikčních modelů.....	16
2.3 Druhy bankrotních modelů.....	17
2.3.1 Klasické statistické predikční modely selhání.....	17
2.3.2 Predikční modely pro malé a střední podniky.....	20
2.4 Malé a středně velké podniky.....	21
2.4.1 Financování malých a středních podniků.....	21
2.4.2 Finanční omezení malých a středních podniků.....	22
2.5 Zpracovatelský průmysl.....	23
2.5.1 Vzorek použitých dat pro práci.....	23
2.6 Metody použité v práci.....	25
2.6.1 Finanční analýza.....	25
2.6.2 Logistická regrese.....	27
2.6.3 ROC křivka.....	31
2.6.4 AUC (Area Under the Curve).....	34
2.7 Vybrané modely.....	34
2.7.1 Modely autorky: L. Lugovskaya.....	34
2.7.2 Model autora: Mark E. Zmijewski.....	37
2.7.3 Model autora: Gediminas Šlefendorfas.....	38
2.7.4 Model autora Daniel Brîndescu-Olariu.....	39

3	ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH MODELŮ PREDIKCE BANKROTU	42
3.1	Přesnost modelu 1: Lineární diskriminační analýza se zohledněním finančních ukazatelů podniků	42
3.1.1	Počet platně testovaných podniků.....	42
3.1.2	Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků.....	43
3.1.3	Celková přesnost klasifikace modelu.....	44
3.2	Přesnost modelu 2: Lineární diskriminační analýza se zohledněním finančních ukazatelů, velikostí a stářím podniků	44
3.2.1	Počet platně testovaných podniků.....	45
3.2.2	Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků.....	45
3.2.3	Celková přesnost klasifikace modelu.....	46
3.3	Přesnost modelu: Mark E. Zmijewski	46
3.3.1	Počet platně testovaných podniků.....	47
3.3.2	Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků.....	47
3.3.3	Celková přesnost klasifikace modelu.....	48
3.4	Přesnost modelu: Gediminas Šlefendorfas.....	48
3.4.1	Počet platně testovaných podniků.....	48
3.4.2	Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků.....	49
3.4.3	Celková přesnost klasifikace modelu.....	49
3.5	Přesnost modelu: Daniel Brîndescu-Olariu.....	50
3.5.1	Počet platně testovaných podniků.....	50
3.5.2	Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků.....	50
3.5.3	Celková přesnost klasifikace modelu.....	51
3.6	ROC křivky vybraných modelů	52
3.6.1	ROC křivka modelu 1 L. Lugovskaya	52
3.6.2	ROC křivka modelu 2 Lugovskaya.....	53

3.6.3	ROC křivka modelu Zmijewského	54
3.6.4	ROC křivka modelu Šlefendorfa	55
3.6.5	ROC křivka modelu Olaria	56
3.7	T-test vybraných modelů.....	57
3.7.1	T-test L. Lugovskaya model 1	57
3.7.2	T-test L. Lugovskaya model 2	59
3.7.3	T-test Zmijewski	60
3.7.4	T-test Šlefendorfa	61
3.7.5	T-test Olaria	63
4	NÁVRH VLASTNÍHO MODELU	64
4.1.1	Proměnné vyskytující se ve vybraných modelech	64
4.2	Sestavení vlastních modelů na základě krokové regrese	67
4.2.1	Souhrn vstupů pro vytvořené modely	68
4.2.2	Vytvořené modely	69
4.2.3	ROC křivky sestavených modelů.....	74
4.2.4	Přesnost na trénovacím vzorku dat	76
4.2.5	Přesnost na testovacím vzorku dat	78
5	SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÝCH MODELŮ S VYBRANÝMI MODELY	80
	ZÁVĚR	81
	SEZNAM POUŽITÝCH ZDROJŮ	83
	SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK	86
	SEZNAM TABULEK	87
	SEZNAM POUŽITÝCH ROVNIC	90
	SEZNAM POUŽITÝCH OBRÁZKŮ	91

ÚVOD

Přestože jsou malé a střední podniky v rámci Evropské unie považovány za páteř ekonomiky a významný zdroj pracovních pozic, jsou tyto podniky významně znevýhodněny, co se týče přístupu k finančním zdrojům, a to zejména v začátcích jejich podnikání. Úvěrové instituce často nemusí malé a střední podniky shledat úvěruschopným kvůli jejich krátké historii, a právě z důvodu nedostatečné výše finančních zdrojů velká část malých a středních podniků opustí trh již v prvních letech podnikání.

Je však potřeba na věc nahlížet také pohledem právě úvěrových institucí, které musí být při poskytování finančních zdrojů malým a středním podnikům významně obezřetnější než v případě velkých podniků s dlouhou historií. Významnou nevýhodou při predikci bankrotu u malých a středních podniků je fakt, že malé a střední podniky často vykazují svá účetní data ve zkráceném rozsahu, a z tohoto důvodu je třeba postupovat odlišným způsobem, než je tomu u predikce bankrotu velkých podniků. Kvůli tomuto značnému omezení v dostupnosti finančních informací o podnicích se jako jedno z možných řešení nabízí zahrnutí nefinančních informací při tvorbě predikčních modelů bankrotu pro malé a střední podniky.

Diplomová práce je zaměřena právě na predikci bankrotu malých a středních podniků. Konkrétněji bude tato práce zaměřena na malé a střední podniky z odvětví zpracovatelského průmyslu tak, jak je v práci dále vymezeno.

V teoretické části práce budou vymezeny klíčové pojmy spojené s predikcí bankrotu. Dále bude tato část obsahovat popis pěti vybraných bankrotních modelů vytvořených jinými autory. V praktické části bude následně provedeno testování těchto modelů na vlastním vzorku společností, který byl vybrán pro sestavení vlastního modelu. Následně bude v rámci praktické části práce vytvořen vlastní predikční model bankrotu, jehož spolehlivost bude porovnána se spolehlivostí pěti vybraných modelů jiných autorů.

1 CÍLE PRÁCE, METODY A POSTUPY ZPRACOVÁNÍ

Cílem práce je zhodnotit přesnost vybraných modelů predikce bankrotu na vzorku dat podniků zpracovatelského průmyslu z vybraných států střední Evropy. Následným cílem je pak pomocí lineárně diskriminační analýzy odvodit vlastní model predikce bankrotu a taktéž zhodnotit jeho přesnost.

Následující metody byly použity při vypracování této diplomové práce:

- Metoda popisu bude použita v teoretické části práce, kde budou vymezeny základní pojmy a problematiky bankrotu, definovány malé a střední podniky atd. (1).
- V praktické části diplomové práce bude použita metoda explanace, pomocí níž budou vysvětleny funkčnosti jednotlivých modelů predikce bankrotu (1).
- Analýza bude praktikována při zkoumání vybraných modelů predikce bankrotu. V této práci půjde především o činnosti rozboru vlastností jednotlivých modelů a vztahu jejich proměnných (1).
- Metoda měření bude použita při testování jak vybraných modelů, tak při testování přesnosti nově vytvořeného modelu (1).
- Metoda modelování bude součástí tvorby nového modelu, který bude vznikat na základě dříve dosažených znalostí z diplomové práce (1).
- Metoda matematických a statistických modelů bude hojně využita v praktické části diplomové práce. Pomocí této metody budou především formulovány závěry z vybraných predikčních modelů (1).

2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PRÁCE

V následující kapitole budou vymezeny základní pojmy práce jako je pojem bankrot či malý a střední podnik. Dále budou vymezeny některé z druhů bankrotních modelů, pojem logistická regresní analýza a ROC křivka. Tyto pojmy jsou neodmyslitelnou součástí této práce a považuji za vhodné je teoreticky vymežit.

2.1 Bankrot

Přestože pojem bankrot nemá celosvětově jednotnou definici, chápeme tento jev jako jeden z druhů finanční tísně či selhání, a to ať už podniků, tak jednotlivce.

Vzhledem k tomu, že zdraví podniků především závisí na generování dostatečné výše zisku a také dlouhodobé likviditě společnosti, bankrot podniku chápeme jako stav, kdy podnik není schopen překonat období finanční tísně, které pramení právě z nedostatečné úrovně zisku a likvidity (18).

Finanční tíseň dále může být definována jako situace, kdy peněžní tok neodpovídá výši krátkodobých závazků k zájmovým skupinám, které má podnik pokrýt. Často může být pojem finanční tísně zaměňován s pojmem insolvency, která může být dle *Webster's New Worlds Dictionary* definována jako neschopnost dostát svým závazkům (13).

Existuje několik definic selhání podniku, jimiž mohou být přerušeni činnosti, změna vlastníka, podání návrhu na prohlášení konkurzu či nedosažení stanovených finančních cílů (11).

V anglické terminologii je možné setkat se s pojmy „failure“, „insolvency“, „default“ a „bankruptcy“ a přestože jsou tyto pojmy mnohdy zaměňovány, jejich významem se liší. Pojem „failure“ (selhání), chápeme jako případ, kdy je skutečná návratnost kapitálu významně a dlouhodobě nižší než u většiny podobných investic. „Insolvency“ (platební neschopnost), chápeme jako stav, kdy společnost není schopna dostát svým závazkům, což značí nedostatečnou likviditu. Dále pojem „default“ (nedodržení závazku), je možný chápat jako porušení podmínek dlužníkem ve vztahu k věřiteli. Může se jednat například o porušení úvěrové smlouvy, přesněji zpoždění platby. A konečně pojem „bankruptcy“ (bankrot) je spojen s výší čistého jmění podniku, nebo prohlášením bankrotu u okresního soudu a s tím spojeným návrhem na likvidaci či pokus o ozdravení podniku restructurizací (19).

2.1.1 Tuzemská právní úprava

Česká právní úprava obecně pojem „bankrot“ nevymezuje, ale Zákon č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení neboli insolvenční zákon vymezuje bankrotu blízké pojmy.

2.1.1.1 Úpadek

Dle §3 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona se dlužník nachází v úpadku při splnění tří následujících podmínek. Dlužník musí mít víc než jednoho věřitele, peněžité závazky, které jsou po splatnosti delší dobu, než 30 dnů a není schopen dostát těmto závazkům (10).

Zákon č. 182/2006 Sb. však přesně vymezuje, kdy se má za to, že dlužník není schopen platit své závazky. Jedná se tedy o případy, kdy zastavil platby podstatné části svých peněžitých závazků, neplní déle, než 3 měsíce po jejich splatnosti, nelze dosáhnout uspokojení některé ze splatných závazků dlužníka výkonem rozhodnutí nebo nesplnil povinnost udělenou insolvenčním soudem. Dle § 104 odstavce 1 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona to znamená, že pokud insolvenční návrh podá sám dlužník, musí připojit k tomuto návrhu seznam majetku a pohledávek, seznam svých závazků, zaměstnanců a listiny, které jeho hrozící úpadek dokazují (10).

Způsoby řešení úpadku dle §4 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona mohou být konkurs, reorganizace, oddlužení nebo jiné zvláštní způsoby řešení úpadku dle insolvenčního zákona (10).

Konkurs je dle §244 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona vymezen jako způsob řešení úpadku, na jehož základě jsou pohledávky věřitelů zásadně poměrně uspokojeny z prostředků získané prodejem majetku podniku v úpadku. Neuspokojené pohledávky věřitelů pak nezanikají (10).

Dále dle §246 odst. 1 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona: „*Prohlášením konkursu přechází na insolvenčního správce oprávnění nakládat s majetkovou podstatou, jakož i výkon práv a plnění povinností, které přísluší dlužníku, pokud souvisí s majetkovou podstatou. Insolvenční správce vykonává zejména akcionářská práva spojená s akciemi zahrnutými do majetkové podstaty, rozhoduje o obchodním tajemství a jiné mlčenlivosti, vystupuje vůči dlužníkovým zaměstnancům jako zaměstnavatel, zajišťuje provoz dlužníkovy podniku, vedení účetnictví a plnění daňových povinností*“ (10).

Reorganizací se dle §316 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona rozumí uspokojování pohledávek věřitelů při současném provozu podniku a jeho ozdravování na základě předem schváleného reorganizačního plánu, jež musí být schválen insolvenčním soudem (10).

Úpadek je mimo jiné možné řešit oddlužením a to dle §389 odst. 1 zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona. Oddlužení je možné pouze u právnických osob, které nejsou považovány za podnikatele a nemají tak dluhy z podnikání a dále u fyzických osob (10).

Na základě definic výše je pro účely této práce považován stav bankrotu podniku nejbližší pojmu konkurs dle zákona č. 182/2006 Sb. insolvenčního zákona.

2.2 Bankrotní modely

Bankrotní modely představují nástroj k predikované finanční tísně podniku, či k jeho bankrotu. Pro tuto práci je důležité zmínit, že podniky predikované jako bankrotní, jsou podniky bankrotem ohrožené v budoucnu. Bankrotní modely představují metodu komplexního hodnocení podniku a jsou hojně využívány především kvůli jejich snadné interpretaci výsledků (18).

Bonitní modely, které naopak stanovují schopnost podniku dostát svým závazkům k věřiteli, jsou hojně využívány bankovními a úvěrovými institucemi, které pro snížení rizika ověřují bonitu svých potenciálních dlužníků (18).

Přestože tvorba bankrotních predikčních modelů pro velké podniky je již velmi rozsáhlá, orientaci bankrotních modelů na malé a střední podniky je možné pozorovat až v posledních dvaceti letech. Samotná definice malých a středních podniků je při tvorbě modelu mnohdy kamenem úrazu a z tohoto důvodu je nutné jej vždy správně definovat. Pro účely této práce bude malý a střední podnik definován dle doporučení 2003/361/ES Komise Evropské unie (11).

Pro tvorbu bankrotních modelů jsou obecně využívány jak finanční informace, tedy ty, které lze použít například z finančních výkazů společností, tak nefinanční informace, jimiž může být velikost podniku, jeho stáří, obor podnikání atd. (11).

Za nefinanční informace vykazující velkou váhu ve spojitosti s modelováním predikce bankrotu, jsou dále považovány informace o nehrazení svých závazků, zda společnost včasně zveřejňuje své roční výkazy atd. Při tvorbě modelu Altmana, Sabata a Wilsona bylo zjištěno, že rozšíření predikčního modelu o nefinanční informace zvyšuje přesnost jeho predikce až o 13 %. Tento fakt je tak pro tvorbu predikčních modelů pro malé a střední podniky klíčový

vzhledem k tomu, že jejich finanční informace jsou často těžko dostupné např. vzhledem k vykazování účetních dat ve zkráceném rozsahu (11).

2.2.1 Historie predikčních modelů

Roku 1966 byl Beaverem uveden model predikce selhání na základě finančních ukazatelů, tzv. analýzu profilu. Tento model tak dokázal rozlišit bankrotní a zdravé podniky. Pro tvorbu modelu bylo vybráno 79 aktivních a 79 bankrotních podniků z 38 různých odvětví, které mezi roky 1954 a 1964 zkrachovaly. Přestože Beaver analyzoval každý z použitých finančních ukazatelů zvlášť, došel k závěru, že spojením v jeden koeficient dosáhne efektivnějších a přesnějších výsledků (15).

Proti tomu v roce 1987 Moses a Liao použili modely indexu rizika a jednalo se o intuitivní bodové systémy vybraných finančních ukazatelů (8).

V roce 1968 Altman přišel s vícenásobnou diskriminační analýzou neboli MDA a tím uvedl model Z-skóre. Metoda MDA je statistickou technikou, která datový vzorek rozděluje do předem stanovených skupin na základě určitých charakteristik. Vzhledem k vysoké oblíbenosti metody MDA, která se následně začala hojně využívat jak v její kvadratické, tak lineární podobě, byl Altmanem aktualizován model Z-skóre na Zeta analýzu. Zeta analýza byla proti modelu Z-skóre z roku 1968 změněna v oblasti mezní hodnoty pro klasifikaci bankrotních modelů a dále byl model pozměněn tak, aby bylo možné jej využít v nevýrobním odvětví podniků. Změna dále spočívala v úpravě položky tržní hodnoty vlastního kapitálu na účetní hodnotu vlastního kapitálu v jednom z poměrových ukazatelů (8, 20).

V 80. letech 20. století však začalo docházet k opouštění od využívání MDA a začaly být využívány méně složité logitové (LA), probitové analýzy (PA) a lineární pravděpodobnostní modelování (LPM) (8).

Průkopníkem metody LA byl Ohlson, který tuto metodu k predikci použil jako první. Průkopníkem metody PA byl proti tomu Zmijewski. Metoda LA však byla vzhledem k menší výpočtové náročnosti využívána hojněji (8, 16).

V současné době se názory na nejvhodnější metodu k predikci bankrotu mezi odborníky liší. Odborníci se však shodnou na tom, že každá z metod má své výhody, nevýhody a omezení využití (16).

2.3 Druhy bankrotních modelů

Modely je možné obecně mimo jiné rozdělit na modely finančních poměrů, metodu peněžních toků, tržně upravené modely výnosů a modely standardní odchylky. Modely finančních poměrů si tak nejlépe v predikci bankrotu vedou jeden rok před bankrotem, co se přesnosti predikce týče (16).

Mimo níže popsaných je možné setkat se s modernějšími metodami, jimiž jsou metody neuronových sítí, generických algoritmů, klasifikačních a dalších (16).

2.3.1 Klasické statistické predikční modely selhání

Následně budou představeny některé z metod spadající pod tuto kategorii predikčních modelů. Klasické predikční modely se často vyznačují tím, že mají retrospektivní charakter, a proto by podle některých neměly být považovány za predikční modely (8).

Klasické statistické predikční modely pak zahrnují dva typy chyb, které lze provést při nesprávné klasifikaci na zdravé či bankrotní podniky:

- **Chyba typu I:** vznikne při klasifikaci bankrotního podniku jako zdravý,
- **Chyba typu II:** vznikne, když je zdravý podnik klasifikován jako bankrotní (8).

2.3.1.1 Jednorozměrná analýza

Jednorozměrná analýza je součástí klasických predikčních modelů selhání. Jedná se o snadnou metodu, jejíž použití nevyžaduje žádné statistické znalosti. Nevýhodou však je předpoklad lineárního vztahu mezi vybranými proměnnými a selháním podniků (8).

Znakem jednorozměrné analýzy je provádění hodnocení podniku na základě jednotlivých ukazatelů modelu, které mají, jak je zmíněno výše, lineární vztah. Tudíž je společnost klasifikována jako bankrotní či zdravá při hodnocení každého z ukazatelů, které jsou vždy porovnány se stanovenou mezní hodnotou. Z pravidla je klasifikována jako bankrotní v případě, že je výsledná hodnota pod stanovenou mezní hodnotou (18).

Spolehlivost jednorozměrné analýzy je stanovena na základě procentuálního zastoupení chyby typu I a II (18).

Při aplikaci jednorozměrné analýzy je však možné setkat se i s jejími nedostatky, které spočívají v předpokladu, že proměnné spolu nesouvisí, což ve skutečnosti nemusí platit a tím pádem může pomocí této analýzy dojít k chybným výsledkům. Další komplikací aplikace

tohoto modelu spočívá v její tvorbě „ex post“, tedy v momentě, kdy klasifikace podniků byla již známá a přesnost modelů se může lišit v případě, že bychom jednorozměrnou analýzu chtěli aplikovat „ex ante“, tedy pro samotnou predikci (18).

2.3.1.2 Modely indexu rizika

Jedná se o systém udílení bodů sledovaného podniku na škále od 0 do 100, přičemž čím vyšší počet bodů, tím finančně zdravější se podnik jeví. Body jsou pak udíleny na základě výsledků poměrových ukazatelů, přičemž významnějším poměrovým ukazatelům je udělována větší váha na základě udělení vyššího počtu bodů, tzn. u těchto ukazatelů je vyšší maximum (8).

Nevýhodou tohoto modelu může být jeho subjektivnost, a to především v oblasti udávání vah jednotlivým poměrovým ukazatelům. Na druhou stranu výhodou modelu je jeho snadná aplikovatelnost (18).

2.3.1.3 Vícenásobná diskriminační analýza (MDA)

MDA patří mezi klasické statistické predikční modely selhání spolu s modely jednorozměrné analýzy, modely podmíněných pravděpodobností atd. (8).

MDA je možné rozdělit na formu lineární a kvadratickou. Přičemž lineární forma je zdaleka nejpoužívanější metodou vzhledem ke snazšímu výpočtu. Kvadratická forma MDA je pak využívána především v případě objemného testovacího vzorku a malého počtu nezávislých proměnných (8).

Jedná se o statistickou metodu, pomocí níž jsou jednotlivé veličiny rozřazeny do skupin dle jejich charakteristických vlastností. MDA model obsahuje většinou finanční proměnné, jejichž kombinací vzniká tzv. vícerozměrné diskriminační skóre. Na základě diskriminačního skóre je podnik zařazen do skupiny společností v úpadku nebo prosperujících. Zahrnutím více proměnných do jedné kalkulace demonstruje princip, že celek je víc, než součet dílčích částí (18).

Společnost je považována za společnost v úpadku, pokud je velikost diskriminačního skóre nižší, než stanovená mezní hodnota (18).

Spolehlivost MDA je posuzována především na základě chybovosti I a II a dále dle procentuálního zastoupení správných klasifikací, nebo pomocí ROC křivky, kde platí, že čím větší je plocha pod ROC křivkou, tím spolehlivější model je (18).

2.3.1.4 Podmíněné pravděpodobnostní modely

Modely této kategorie lze rozdělit na logit analýzu (LA, logistická regrese), probit analýzu (PA) a lineárně pravděpodobnostní modely (LPM). Modely podmíněné pravděpodobnosti jsou obecně považovány za méně náročnou techniku, než výše zmíněná metoda MDA (8, 18).

Podstata logit analýzy je přiřazení podniků do skupiny zdravých či selhávajících podniků na základě jejich logitového skóre a mezního (cut-off) skóre pro daný model. Podobně jako metoda MDA je LA založena na principu podobnosti, tedy podniky jsou přiřazeny do té skupiny podniků, jejichž charakteristické rysy se nejvíc shodují (8).

Při použití metody LA je předpokládáno, že závislá proměnná je dichotomická, což znamená, že se dvě skupiny, do nichž jsou podniky přiřazovány, nepřekrývají. Dalším předpokladem je to, že náklady na chybu typu I či II, tedy nesprávnou klasifikaci podniků, jsou brány v úvahu při definici mezního logitového skóre modelu (cut off) (8).

Kapitola 2.6.2 se dále zabývá samotnou logistickou regresí v rámci metod použitých při tvorbě nového modelu.

2.3.1.5 Problémy v případě klasických statistických predikčních modelů

Nestabilita dat

Využití některých z klasických modelů vyžaduje stabilitu vztahu zvolených proměnných v modelu v průběhu času. Tato předpokládaná stabilita však může být v průběhu let narušena např. změnou míry inflace, úrokových sazeb či změnami v samotném hospodářském cyklu. Tento problém může způsobit, že bude vyvinut model, který bude vysoce predikčně výkonný na ex-post bázi, tedy dokáže rozdělit na zdravé a bankrotní podniky v porovnání s jejich skutečnou již existující klasifikací, ale nebude schopen predikovat budoucí rozdělení podniků. Řešením tohoto problému může být aktualizace již vytvořených predikčních modelů (8).

Nevhodný výběr testovacího vzorku

Předpoklad tvorby klasických modelů stojí na náhodném výběru vzorku, který by měl obsahovat všechny kategorie podniků. Mimo jiné mohou ve vzorku převládat ty podniky, které vyhotovují účetní závěrky v plném rozsahu nad těmi se zkráceným rozsahem vykazování. Přitom lze předpokládat, že právě podniky se zkráceným rozsahem vykazování budou náchylnější k úpadku vzhledem k jejich velikosti a stáří (8).

Vzhledem k tomu, že je prohlášení o úpadku podmíněno údaji o nedostatečné likviditě a solventnosti, mohou být součástí vzorku bankrotních podniků ty podniky, které by jako bankrotní prohlášeny být neměly. Jedná se na příklad o podniky, které se staly obětí přírodních katastrof nebo ty, které prohlásily úpadek pro zbavení se závazků a opětovné započetí své podnikatelské činnosti (8).

Dále je možné se setkat například s nepřiměřeným množstvím bankrotních podniků ve vzorku a tím k tvorbě co se týče přesnosti nadhodnoceného modelu v ex-post predikci. V případě nenáhodnosti výběru těchto vzorků se tak může úroveň přesnosti predikce významně lišit na bázi ex-post a ex-ante (8).

2.3.2 Predikční modely pro malé a střední podniky

Na základě studie Altmana a Sabato z roku 2007 bylo finančním institucím doporučeno, aby při posuzování úvěrového rizika spojeného s poskytováním úvěrů malým a středně velkým společnostem postupovaly odlišným způsobem než při posuzování rizika u velkých podniků. Vzhledem k tomu, že malé a středně velké podniky často vykazují ve zkráceném rozsahu, neposkytují tak pro predikci bankrotu takové množství finančních informací, jako velké podniky. Z tohoto důvodu je jednou z hlavních odlišností modelů pro malé a střední podniky od modelů predikující bankrot u velkých podniků přidání nefinančních ukazatelů (11).

2.3.2.1 Altman, Sabato a Wilson (2010)

Altman spolu se Sabato a Wilsonem v roce 2010 vydali studii, která se zabývala připojením nefinančních ukazatelů v rámci modelů predikce bankrotu. V rámci této studie vznikly dva modely s názvy SME1 a SME2 (11).

Model SME1, který se skládal z původního modelu Altmana a Sabato z roku 2007, rozšířili právě o nefinanční ukazatele. Původní model se tímto stal spolehlivějším a jeho přesnost se zvýšila téměř o 10 %. Ze studie dále vyplynulo, že přidáním právě nefinančního ukazatele věku společnosti významně ovlivní výsledek predikce. Na základě aplikace tohoto kritéria bylo zjištěno, že čím déle malý a střední podnik „přežije“, tím méně se stane náchylným k bankrotu v dalších letech, a to z důvodu velkého počtu bankrotů těchto podniků právě v počátečních letech podnikání (2, 11).

Mezi další významné nefinanční ukazatele je možné zahrnout zpožděné předkládání ročních účetních výkazů společností do veřejných rejstříků. Tato skutečnost totiž značí případné nálezy

auditora a s tím spojené úpravy výkazů společnosti. Za další nefinanční faktor může být považována účast ve skupině, a to především v oblasti získávání finančních zdrojů podniku. Společnosti, které nejsou dceřinou společností ve skupině jsou pak náchylnější k bankrotu vzhledem ke ztíženému přístupu k finančním prostředkům (11).

Obecně je předpokládáno, že podniky s nižší mírou likvidity jsou spojeny s větší pravděpodobností k budoucímu bankrotu. V rámci této studie se však setkáváme s faktem, že bankrotní podniky nejevily známky nízké likvidity a spíše naopak. Tento fakt je ale způsoben především nárůstem krátkodobých obchodních úvěrů a na základě studie je možné stanovit, že podniky, které jsou ve finanční tísní, evidují vyšší obchodní úvěry, a to ať už ke straně dodavatelů, tak odběratelů. U bankrotních podniků tak byl zjištěn vyšší poměr obchodních úvěrů k celkovým závazkům (11).

2.4 Malé a středně velké podniky

Dle doporučení 2003/361/ES Komise Evropské unie jsou malé a středně velké podniky, známé také pod pojmem „SME“, definovány jako podniky s následujícími rysy:

- méně než 250 zaměstnanců,
- roční obrat do 50 milionů EUR,
- výše aktiv do 43 milionů EUR (3).

Malé a střední podniky jsou obecně považovány za páteř ekonomiky Evropské unie z důvodu tvorby pracovních míst a jsou příčinou ekonomického růstu (3).

2.4.1 Financování malých a středních podniků

Vzhledem k tomu, že závěry vycházející ze studie Altmana a Sabato z roku 2010 cílí především jako doporučení pro úvěrové instituce, ráda bych krátce vymeziла zdroje a techniky financování malých a středních podniků.

Následně bude vymezeno několik metod, které úvěrové instituce využívají k ověření bonity potenciálního úvěrového klienta. Mimo tyto metody může úvěrová společnost např. vycházet z informací, které zaznamenala v průběhu předchozího vztahu s potenciálním dlužníkem (21).

Úvěr na základě předložení finančních výkazů

Metoda je založena čistě na stavu finančních výkazů potenciálního dlužníka. Dlužník však musí splnit několik podmínek, jimiž je to, že finanční výkazy musí být auditované

a připravované renomovanou účetní společností dle účetních standardů GAAP, IFRS, atd. Další podmínkou je patrná finanční síla podniku z těchto výkazů (21).

Bodování malého a středního podniku

Metoda vychází primárně z informací o společnosti, tak i o jejích vlastnících, kde jsou zkoumány především údaje o vlastníkovi získané např. z bankovního registru klientských informací, kde úvěrová instituce zjistí jeho platební morálku atd. (21).

Získaná data jsou zahrnuta do predikčního modelu, na jehož základě je potenciální dlužník bodován. Technika je tedy založena na principu prověřování převážně majitele podniku, než samotné společnosti (21).

Úvěr na základě velikosti aktiv podniku

Úvěrové instituce při aplikaci této metody předpokládají umoření pohledávky primárně z aktiv potenciálního dlužníka. V rámci této metody je tedy odhadována likvidační hodnota celkových aktiv podniku (21).

Podobné této je metoda, která stanovuje tržní cenu pouze dlouhodobého majetku potenciálního dlužníka (21).

Posouzení velikosti obchodních úvěrů podniku

Úvěrové instituce obchodní úvěry podniků zohledňují ve svých metodách, a to i přes to, že tyto úvěry neposkytují. U malých a středních podniků obchodní úvěry zpravidla tvoří přibližně jednu třetinu cizích zdrojů. Tato metoda je zpravidla kombinována s jinými, již dříve zmíněnými metodami (21).

2.4.2 Finanční omezení malých a středních podniků

Za hlavní faktory bankrotu SME jsou považovány nedostatečné plánování a nedostatek finančních zdrojů těchto podniků (11).

Na základě zkoumání bylo zjištěno, že až 20 % mladých, tedy nově vzniklých podniků, opustí trh po prvním roce podnikání. Úpadek těchto podniků je především přisuzován omezenému přístupu k externímu financování k rozvoji podniku, které je zvláště v začátcích pro podnik klíčové. Finanční systém je tak obecně považován za nedostatečně přizpůsobený právě SME a jejich růst (2).

I když se SME setkávají s mnoha překážkami ve své činnosti, za tu největší je považován přístup k cizím zdrojům financování. Tento problém vzniká především kvůli vysokým nákladům na cizí zdroje financování, které pramení z vysokých úrokových sazeb, jimiž se poskytovatele finančních zdrojů zajišťují proti riziku, které je s podnikáním SME spojené. Z důvodu vysokých úrokových sazeb, či úplného zamítnutí poskytnutí úvěru ze strany bankovních institucí, se SME čím dál častěji přiklání k získávání prostředků od nebankovních společností, či formou šedého bankovníctví (2).

Rizika spojená s poskytnutím úvěrů SME souvisí především s jejich krátkou historií a nestabilním zázemím, jímž se SME vyznačují. Tímto se SME v případě nedostatečné likvidity v počátečních letech podnikání stávají závislé na zápůjčkách od rodinných příslušníků, dodavatelských úvěrech či nebankovních institucích (2).

Dalším omezením SME je mnohem větší citlivost na výkyvy hospodářského cyklu v porovnání se stabilními velkými podniky. Tato citlivost, mimo jiné, způsobuje již výše zmíněný omezený přístup k externímu financování těchto podniků (2).

Přestože SME představují většinu dlužníků bank v USA a Evropě, specifikovat riziko poskytování úvěrů těmto subjektům mnohdy nelze stanovit vzhledem k nedostupnosti jejich finančních informací (11).

2.5 Zpracovatelský průmysl

Zpracovatelský průmysl se zabývá přeměnou materiálů nebo komponentů na nové produkty, a to především přeměnou mechanickou, fyzikální nebo chemickou. Výsledkem této přeměny jsou pak hotové výrobky, pro jejichž užití či spotřebu. Dále se může jednat o vznik polotovarů, jež je nutné před samotnou spotřebou či užíváním opracovat či zpracovat (9).

Zpracovatelský průmysl je přiřazen kódům 10 až 33 dle kategorizace CZ-NACE, tedy klasifikace ekonomických činností (9).

2.5.1 Vzorek použitých dat pro práci

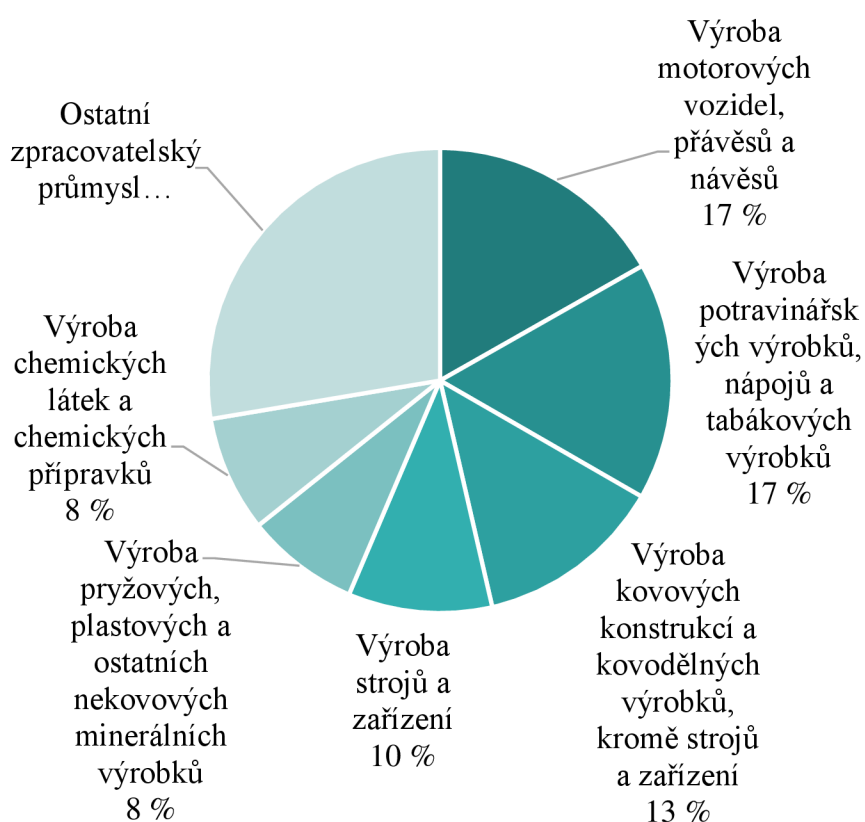
Na základě statistických dat instituce Světová banka byly zvoleny vzorky aktivních a bankrotních společností v odvětví zpracovatelského průmyslu ze států Česká republika, Slovenská republika, Slovinsko, Maďarsko a Německo. Výběr těchto států byl uskutečněn na základě procentuálního podílu odvětví zpracovatelského průmyslu na celkovém hrubém domácím produktu států střední Evropy (25).

Tabulka č. 1 Podíl přidané hodnoty odvětví na celkovém HDP [%]
(Zdroj: Vlastní zpracování dle 25)

Vybraný stát na území Střední Evropy	Podíl přidané hodnoty odvětví na celkovém HDP [%]
Česká republika	22,38
Slovinsko	20,63
Německo	19,11
Slovenská republika	18,14
Maďarsko	17,69

Dle informací z databáze Eurostat patří mezi pět nejvýznamnějších odvětví zpracovatelského průmyslu výroba motorových vozidel, strojů a zařízení, výroba kovových konstrukcí kromě strojů a zařízení, výroba potravinářských výrobků a výroba chemických látek a přípravků (26).

Zastoupení pěti nejvýznamnějších odvětví zpracovatelského průmyslu v roce 2019



Graf 1 Zastoupení pěti nejvýznamnějších odvětví zpracovatelského průmyslu v roce 2019
(Zdroj: Převezato z 26)

2.6 Metody použité v práci

V následující kapitole budou popsány statistické metody, jež byly použity pro tvorbu této práce. Jedná se o finanční analýzu, metodu logistické regrese na základě níž bude vytvořen vlastní model predikce bankrotu, ROC křivka a plocha pod křivkou, pomocí nichž bude měřen výkon klasifikačních modelů.

2.6.1 Finanční analýza

Finanční analýza je metoda, která jeho uživateli umožňuje posoudit, nebo alespoň získat představu o finančním zdraví podniku. Finanční analýza hodnotí a zkoumá současnou situaci podniku, jeho minulost a zároveň se na základě těchto zjištěných informací soustředí na budoucí vývoj podniku. Hlavním zdrojem sestavení finanční analýzy jsou finanční výkazy jednotlivých podniků, mezi něž řadíme rozvahu, výkaz zisku a ztráty, přehled o peněžních tocích a přílohu k účetní závěrce. Za hlavní přínos finanční analýzy je možné považovat porovnání jednotlivých ukazatelů v prostoru a čase (18).

Uživateli finanční analýzy jsou především investoři, kteří informace z finanční analýzy využívají k potenciálním investicím do podniku, banky a jiní věřitelé, kteří zvažují velikost rizika při poskytování úvěrů, stát pro kontrolu spojenou s vyšší daní a pro jiné statistické účely atd. (18).

2.6.1.1 Absolutní ukazatele finanční analýzy

Absolutní ukazatele sledují vývoj vždy jednotlivých veličin z účetních výkazů podniku, a to buď v čase (horizontální), nebo ve vztahu k jiné veličině (vertikální) (24).

Horizontální a vertikální analýza představuje výchozí bod analýzy finančních výkazů. Horizontální analýza nám umožňuje vidět změnu v těchto výkazech v čase v porovnání běžného a minulých období čili dokáže stanovit meziroční změny ve výkazech podniků (24).

Vertikální analýza pak určuje podíl jednotlivých položek ve výkazech vzhledem k předem určené veličině, jíž může být např. bilanční suma, tržby a další (24).

2.6.1.2 Poměrové ukazatele

Poměrové ukazatele slouží k analýze absolutních hodnot v širších souvislostech tím, že jsou tyto absolutní hodnoty dány do vzájemných poměrů, proto tedy „poměrové ukazatele“ (18).

Mezi nejčastěji užívané skupiny poměrových ukazatelů je možné řadit (18):

- **Ukazatele rentability**, které vyjadřují poměr konečného hospodářského výsledku k určitému vstupu. Tím vzniká několik druhů rentability:
 - rentabilita investovaného kapitálu (ROCE),
 - rentabilita aktiv (ROA),
 - rentabilita vlastního kapitálu (ROE),
 - rentabilita tržeb (ROS) (18).
- **Ukazatele aktivity**, které podávají informaci o tom, jak podnik hospodaří se svým majetkem a mezi tyto ukazatele patří:
 - obrat aktiv,
 - obrat dlouhodobého majetku,
 - obrat zásob,
 - doba obratu zásob,
 - doba splatnosti pohledávek (18).
- **Ukazatele zadluženosti**, vyjadřují vztah mezi vlastními a cizími zdroji podniku. Mezi tyto ukazatele patří:
 - zadluženost (debt equity),
 - zadluženost (debt ratio),
 - úrokové krytí (18).
- **Ukazatele likvidity**, vyjadřují, do jaké míry jsou finanční prostředky vázány v oběžném majetku podniku. Mezi ukazatele likvidity patří:
 - běžná likvidita,
 - pohotová likvidita,
 - hotovostní (okamžitá) likvidita (18).
- **Ukazatele kapitálového trhu**, jako jediné nevychází čistě z účetních hodnot, ale zahrnují také cenu akcie, tedy hodnotu na trhu. Mezi ukazatele kapitálového trhu patří:
 - účetní hodnota akcie,
 - čistý zisk na akcii,
 - dividendový výnos,
 - výplatní poměr,
 - dividendové krytí,
 - aktivační poměr,
 - poměr tržní ceny akcie (18).

2.6.2 Logistická regrese

Pro účely tvorby nového modelu v této práci bude použita metoda logistické regrese.

Logistická regrese (logit analýza) postupem času vystřídala metodu vícenásobné diskriminační analýzy (MDA), které se ve většině případů využívala až do 80. let 20. století. Spadá do kategorie podmíněných pravděpodobnostních modelů. Metoda kombinuje několik charakteristik firmy nebo atributů do vícerozměrného skóre pravděpodobnosti, což naznačuje pravděpodobnost selhání firmy nebo její náchylnost k selhání (8).

Logistická regresní analýza je jednou z metod, která dokáže nejlépe rozpoznat selhávající a zdravé podniky a jejím největším průkopníkem byl Ohlson. Jedná se o jednodušší analýzu, než je probit analýza, jejíž průbojníkem byl Zmijewski a z tohoto důvodu se využívá častěji (8).

Podstata logistické regresní analýzy spočívá v rozdělení podniků do dvou skupin na podniky zdravé a na podniky bankrotní na základě jejich logitového skóre. Firmy jsou tak zařazeny ke skupinám společností, kterým se nejvíce podobají. Logitové skóre 1 značí, že jev nastal a společnost je ohrožena bankrotem. V případě 0 skóre značí, že jev nenastal a společnost je zdravá (8).

Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti P je následující:

$$P(Y = 1) = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K$$

Rovnice 1 Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti dle (12)

Parametry rovnice α a β označujeme za regresní parametry a parametr X v rovnici označuje za vysvětlující proměnnou (22).

Přestože má funkce P nabývat hodnoty v intervalu 0 až 1, je možné se setkat se situací, kdy hodnota rovnice P nabude jiného výsledku vzhledem k extrémním hodnotám vysvětlující proměnné X (22).

V tomto případě je nutné provést tzv. logitovou transformaci. Prvním krokem této transformace je převedení pravděpodobnosti P na tzv. šanci, v angličtině odds, dle následujícího vzorce:

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

Rovnice 2 Vzorec pro výpočet šance dle (12)

Z výše uvedeného vzorce rozumíme vztahu $P(Y=1)$ jako situaci, kdy predikovaný jev nastal. Vztah $(1 - P(Y=1))$ pak značí situaci, kdy jen nenastal, protože $P(Y=1) + P(Y \neq 1) = 1$ (12).

Minimální hodnota šance je 0 a maximální hodnota není stanovena čili ∞ . Druhým krokem transformace je převedení šance na její přirozený logaritmus dle následujícího vzorce.

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

Rovnice 3 Vzorec pro výpočet logit dle (12)

Hodnoty $\text{logit}(Y)$ se pak mohou pohybovat v intervalu $-\infty$ a $+\infty$. Regresní rovnice po této transformaci bude mít tedy tvar:

$$\text{logit}(Y) = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K$$

Rovnice 4 Vzorec pro logistickou regresi dle (12)

V rovnici značí α tzv. intercept, který obecně udává velikost logitu, β regresní parametr a X vysvětlující proměnnou (22).

Parametr β_K je možné interpretovat jako změnu logitu při změně X_K o jednotku při předpokladu, že zbylé nezávislé proměnné zůstanou neměnné (12).

V případě potřeby je možné převést logit zpět na šanci následující exponenciální funkcí:

$$\text{šance}(Y = 1) = e^{(\text{logit}(Y))} = e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K}$$

Rovnice 5 Vzorec pro transformaci logitu zpět na šanci dle (12)

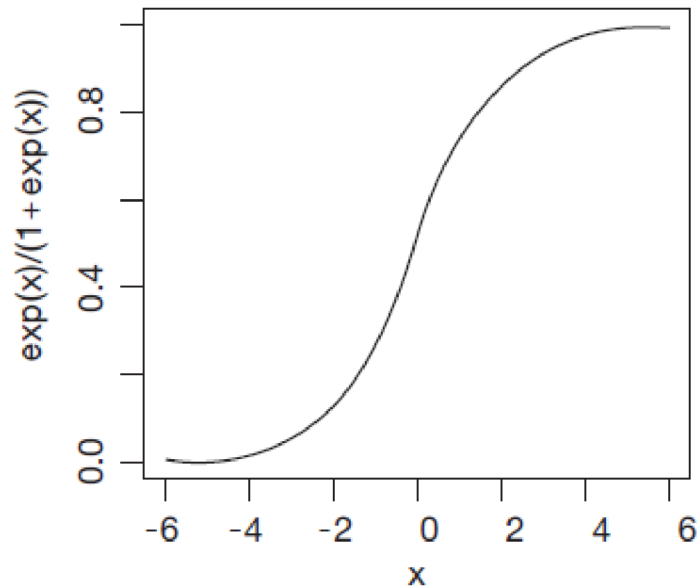
Kde e značí Eulerovu konstantu, jejíž přibližná hodnota je 2,71828.

Šanci je možné převést zpět na pravděpodobnost dle posledního uvedeného vzorce:

$$P(Y = 1) = \frac{\text{šance}(Y = 1)}{(1 + \text{šance}(Y = 1))} = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K}}$$

Rovnice 6 Vzorec pro transformaci šance na pravděpodobnost dle (12)

Křivka logistické funkce je pak vyjádřena křivkou s esovitým tvarem.



Obrázek 1 Tvar křivky logistické funkce pro proměnnou x , převzato z (22).

2.6.2.1 Způsob odhadu při logistické regresí

Nejčastěji jsou regresní parametry odhadovány na základě metody maximum likelihood, tedy metody maximální věrohodnosti. Likelihood stanovuje pravděpodobnost, že hodnota závislé proměnné může být predikována na základě hodnot nezávislých proměnných. Na základě této metody zjistíme regresní parametry α a β , která maximalizují pravděpodobnost získání stejných dat, jaká jsou obsažena ve zkoumaném vzorku (22).

Pro výpočet likelihood je stanoven následující vzorec:

$$L = \prod_{i=1}^n p(x)^{y_i} (1 - p(x))^{1-y_i}$$

Rovnice 7 Vzorec pro výpočet likelihood dle (22)

Pro interpretaci funkce je n označen za velikost vzorku, p je označení pro pravděpodobnost a y_i vyjadřuje, že skutečnost pro i tý subjekt nastane při $y_i = 1$, či nikoliv při $y_i = 0$ (22).

Avšak vzhledem ke složitosti výpočtu maximum likelihood jsou k této metodě využívány počítačové softwary. Hodnota likelihood je stanovena v intervalu 0 až 1, stejně jako u jiných typů pravděpodobností. Obecně za snazší je považováno pracovat s přirozeným logaritmem funkce likelihood s názvem log-likelihood, jež může nabýt hodnot od $-\infty$ do 0 (22).

2.6.2.2 Hodnocení modelů

Po odhadu regresních parametrů, jak bylo vysvětleno výše, přichází testování významnosti vysvětlujících proměnných v modelu, což znamená, že zkoumáme, zda nezávislá proměnná v modelu má vliv na celkový výstup modelu.

Studentův T-test

K testování statistické významnosti jednotlivých proměnných vybraných modelů bude v praktické části práce využit tzv. Studentův T-test. Druhy T-testu je možné rozdělit na jedno výběrový T-test, který je použit v případě, že známe střední hodnotu a dvou výběrový T-test, který používáme v případě, že střední hodnotu neznáme (27).

Dále dvou výběrový T-test je možné rozdělit na párový, kde zpravidla dochází ke dvojímu měření, a to před aplikací pokusného zásahu a po něm a nepárový T-test, který bude využit v praktické části této práce (27).

V případě nepárového T-testu předchází použití F-testu, na jehož základě zvolíme postup pro nepárový T-test, a to buď postup pro populaci se shodným rozptylem, nebo populaci s různým rozptylem (27).

V případě, že p-hodnota F-testu dosáhne výsledku vyššího, než je 5% hladina významnosti, nezamítáme nulovou hypotézu a použijeme T-test vhodný pro populaci se shodným rozptylem. V případě, že p-hodnota F-testu bude nižší, než 5% hladina významnosti, zamítáme nulovou hypotézu a použijeme nepárová T-test pro různé rozptyly (27).

Pro výpočet T-testu pro shodné rozptyly je používán následující vzorec:

$$t = \frac{|\bar{x}_1 - \bar{x}_2|}{\sqrt{\frac{(n_1 - 1) * s_1^2 + (n_2 - 1) * s_2^2}{n_1 + n_2 - 2} * \frac{n_1 + n_2}{n_1 * n_2}}}$$

Rovnice 8 Vzorec pro výpočet t-testu pro shodné rozptyly dle (27)

Pro výpočet T-testu pro rozdílné rozptyly je používán následující vzorec:

$$t = \frac{|\bar{x}_1 - \bar{x}_2|}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}}$$

Rovnice 9 Vzorec pro výpočet t-testu pro rozdílné rozptyly dle (27)

\bar{x} = průměr výběrového souboru

n = stupeň volnosti

s^2 = rozptyl výběrového souboru

Testovaný ukazatel je statisticky významný při p-hodnotě T-testu nepřesahující hladinu významnosti 5 %. Vysoce významný při nepřesahení hladiny významnosti 1 % a statisticky nevýznamný při p-hodnotě vyšší, než hladina významnosti 5 % (27).

Waldův test

Tento test může být vhodně použit k posouzení významnosti jednotlivých vysvětlujících proměnných v modelu. Stejně jako u předchozího testu dochází k výpočtu zpravidla pomocí statistických softwarů. Tento druh testu je snadný na výpočet, ale lze jej využít pouze v případě dostatečně velkých výběrových souborech (22, 12).

2.6.3 ROC křivka

Název ROC pochází z anglického Receiver Operating Characteristics. ROC křivky jsou využívány k vizualizaci výkonu klasifikačních modelů. ROC křivky pak reflektují vztah mezi sensitivitou a specifitou (4).

Každý z prvků je nutné na základě předem zvolených charakteristik klasifikovat jako buď pozitivní, nebo negativní (4).

Výstupy klasifikace však mohou být následující:

True positive (TP) – Jedná se o případ, kdy jsou v případě této práce opravdu bankrotní podniky klasifikovány jako bankrotní (4).

True negative (TN) – Případ, kdy je zdravý podnik klasifikován správně jako zdravý (4).

False positive (FP) – Pokud je zdravý podnik nesprávně klasifikován jako bankrotní. Tento případ se také označuje za klasifikační **chybu typu II**. testovaného modelu (4).

False negative (FN) – Pokud je bankrotní podnik nesprávně klasifikován jako zdravý. Zároveň se jedná o případ **chyby typu I**. Vycházející ze špatné klasifikace modelu (4).

Tabulka č. 2 ROC klasifikace
(Zdroj: vlastní zpracování dle 4)

		Skutečnost	
		bankrotní	zdravé
Predikce	test bankrotních	True positive (TP)	False positive (FP)
	test zdravých	False negative (FN)	True negative (TN)

Na základě výše uvedené tabulky lze vypočítat následující veličiny:

- Míra správně klasifikovaných bankrotních (pozitivních) podniků, tedy „true positive rate“, vyjádřeno vzorcem (4):

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

Rovnice 10 Vzorec pro výpočet True positive rate dle (4)

- Míra nesprávně klasifikovaných bankrotních (pozitivních) podniků, tedy „false positive rate“, vyjádřeno vzorcem (4):

$$\frac{FP}{TN + FP}$$

Rovnice 11 Vzorec pro výpočet False positive rate dle (4)

Dále lze definovat ostatní pojmy spojené s křivkou ROC, jako je sensitivita, specifita a další (4).

- **Sensitivitu**, jakožto podíl správně klasifikovaných bankrotních (TP) ke všem klasifikovaným jako bankrotním (TP+FN), lze vyjádřit dle následujícího vzorce (4):

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

Rovnice 12 Vzorec pro výpočet sensitivity dle (4)

- **Specifitu**, jakožto podíl správně klasifikovaných zdravých (TN) ke všem klasifikovaným jako zdravým (TN+FP), lze vyjádřit dle následujícího vzorce (4):

$$\frac{TN}{TN + FP}$$

Rovnice 13 Vzorec pro výpočet specifity 1 dle (4)

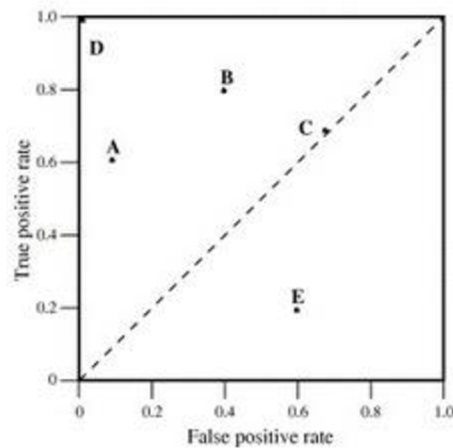
- Tuto skutečnost lze také vyjádřit pomocí vzorce (4):

$$1 - \frac{FP}{TN + FP}$$

Rovnice 14 Vzorec pro výpočet specifity 2 dle (4)

2.6.3.1 Grafické znázornění ROC křivky

Na ose Y grafu níže jsou vymezeny klasifikace „true positive“ a na ose X klasifikace „false positive“. Tím pádem čím výše se tedy výsledná křivka blíží levé horní hranici grafu, tím přesnější klasifikace modelu je (4).



Obrázek 2 ROC křivka včetně pěti základních bodů, převzato z (4).

- **[0;1]** – představuje nejpříznivější klasifikaci, vzhledem k tomu, že jsou dosaženy pouze TP klasifikace. Tento bod představuje v grafu bod D (4).
- **[0;0]** – představuje situaci, kdy nejsou klasifikovány žádné TP ani FP (4).
- **[1;1]** – představuje situaci, kdy jsou ve stejné míře klasifikovány TP a FP. V grafu tuto skutečnost vyobrazuje bod C (4).

Body, které se v grafu ROC nacházejí v oblasti trojúhelníku levého horního rohu, jsou považovány za příznivější. Zjednodušeně jde o to, že v této oblasti je míra TP vyšší, než míra FP (4).

2.6.4 AUC (Area Under the Curve)

K porovnání modelů klasifikace je možné značně zkrátit závěr z analýzy pomocí ROC křivky jedinou hodnotou, která by reprezentovala výkon testovaného modelu. Běžnou metodou je výpočet hodnoty plochy pod ROC křivkou (4).

Vzhledem k tomu, že AUC je část jednotkového čtverce, bude dosahovat hodnot od 0 do 1. Obecně platí, že žádný z reálně použitelných modelů by neměl mít hodnotu nižší, než 0,5 (4).

Čím blíže je hodnota AUC k 1, tím predikčně silnější testovaný model je (16).

Hodnotu AUC modelu je možné chápat jako ekvivalent pravděpodobnosti, že vybraný model zařadí náhodně vybraný pozitivní prvek výše, než náhodně vybraný negativní prvek (4).

2.7 Vybrané modely

Na základě analyzování prostředí modelů predikce bankrotu bylo vybráno několik modelů, jež budou předmětem testování v praktické části této práce. Modely byly vybrány k jejich analýze, následnému srovnání jejich efektivnosti a tvorbě nového modelu.

2.7.1 Modely autorky: L. Lugovskaya

Modely vznikly v roce 2009 na univerzitě v Cambridge. Autorka Ludmila Lugovskaya se zaměřila na klasifikaci bankrotních a zdravých malých a středních podniků v Rusku, jakožto její domovinu. Modely byly vytvořeny především z toho důvodu, že většina již existujících modelů je aplikovatelná na podniky v západní polokouli Země a při aplikaci těchto modelů na predikci podniků východních států, modely selhaly (5).

Z vývoje těchto modelů je patrné, že klíčovými faktory v obou modelech jsou ukazatelé likvidity a rentability společností. Vzhledem k omezení v oblasti získávání dat, byly z modelu vyloučeny ukazatele vycházející z peněžních toků. Klasifikační technika lineární diskriminační analýzy byla při tvorbě modelu použita především kvůli její časté využívanosti v posledních 35 letech (5).

Data pro testování modelu byla získána z databáze „SPARK“, která obsahuje finanční výkazy ruských společností spolu s některými dalšími údaji o nich, jako je datum registrace, region, obor průmyslu atd. V databázi „SPARK“ však nebyly k dispozici žádné informace o bankrotu společností. Z tohoto důvodu byla účely identifikace neúspěšných společností použita databáze

poskytovaná vládními novinami „Rossiyskaya gazeta“, která zveřejňuje oznámení týkajících se bankrotu (5).

Autorka aplikovala při vymezení SME následující kritéria:

- roční obrat podniku mezi roky 2002 a 2003 nepřekročil 3 miliony USD,
- státní podíl v podniku nepřekročil 25 %, aby byl zachován předpoklad nestátního podniku,
- nejedná se o neziskové organizace (5).

Konečný vzorek, který byl použit pro testování, se skládal z 584 bankrotních a 8 383 zdravých společností. Vzorek pro odhad se skládal z 520 firem - 260 společností se selháním a 260 společností bez selhání (5).

Pro odhad predikce bankrotu ve dvou letech od získání dat z finančních výkazů společností, bylo mezní skóre stanoveno na hodnotu 0,7 (5).

Mezní skóre obou konečných modelů je stanoveno jako 0 (5).

2.7.1.1 Model 1: Lineární diskriminační analýza se zohledněním finančních ukazatelů podniků:

$$\begin{aligned} Z = & -0,05 - 0,61 \times \frac{\text{peněžní prostředky}}{\text{krátkodobé závazky}} + 0,07 \times \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{krátkodobé závazky}} \\ & + 0,34 \times \frac{\text{peněžní prostředky} + \text{krátkodobé pohledávky}}{\text{krátkodobé závazky}} \\ & - 1,13 \times \frac{\text{peněžní prostředky} + \text{krátkodobé pohledávky}}{\text{celková aktiva}} + 1,35 \times ROA \\ & + 8,42 \times \frac{\text{peněžní prostředky}}{\text{celková aktiva}} \end{aligned}$$

Rovnice 15 Vzorek pro výpočet modelu 1 L. Lugovskaya dle (5)

2.7.1.2 Model 2: Lineární diskriminační analýza se zohledněním finančních ukazatelů, velikostí a stářím podniků

Vzhledem k doporučení předchozích výzkumů autorka vytvořila také model, který zahrnuje nefinanční ukazatele. Tvorba tohoto modelu spočívá v rozšíření prvního modelu o tyto nefinanční ukazatele (5).

$$\begin{aligned}
Z = & -1,62 - 0,54 \times \frac{\text{peněžní prostředky}}{\text{krátkodobé závazky}} + 0,06 \times \frac{\text{oběžný majetek}}{\text{krátkodobé závazky}} \\
& + 0,3 \times \frac{\text{peněžní prostředky} + \text{krátkodobé pohledávky}}{\text{krátkodobé závazky}} \\
& - 1,1 \times \frac{\text{peněžní prostředky} + \text{krátkodobé pohledávky}}{\text{celková aktiva}} + 1,11 \times ROA \\
& + 5,87 \times \frac{\text{peněžní prostředky}}{\text{celková aktiva}} - 0,29 \times \ln \text{celková aktiva} \\
& + 0,18 \times \ln \text{tržby předchozího roku} + 1,53 \times \ln \text{stáří podniku v letech}
\end{aligned}$$

Rovnice 16 Vzorec pro výpočet modelu 2 L. Lugovskaya dle (5)

2.7.1.3 Přesnost klasifikace modelů

Kvalitu obou modelů lze posoudit podle toho, zda je uživatel modelů citlivější na chybu typu I, nebo II.

Model č. 1 se vyznačuje malou chybovostí typu I, tzn., že model klasifikuje bankrotní společnost jako dravou pouze v cca 13 % případů. Avšak chyba typu II se vyskytuje v cca 33 % případů. Jedná se o případy, kdy model č. 1 chybně určí zdravý podnik za bankrotní.

Model č. 2 se vyznačuje vyšší rovnováhou mezi chybou typu I a typu II, než model č. 1. Chybovost typu I je poté ve 24,7 % a typu II ve 20,8 %.

Model č. 1 se dále vyznačuje poměrně vysokou spolehlivostí v predikci až 5 let před bankrotem a to v 65,7 %. Model č. 2 však v tomto ohledu správně určí pouze 41,1 % bankrotních společností 5 let před bankrotem. Tuto schopnost někteří však kritizují tvrzením, že několik let před bankrotem se nejedná o dobrou predikci modelu, ale o chybu typu 2, tedy že jsou zdravé podniky chybně označeny za bankrotní (5).

2.7.1.4 Výsledky přesnosti klasifikace modelů

V případě modelu č. 1 byla u testování na vzorcích pro odhad v 76,2 %. V případě testovacího vzorku se jedná o úspěšnost v 68,1 % (5).

Model č. 2 se vyznačuje spolehlivostí při testování na vzorcích pro odhad ve výši 77,9 % a v případě testovacího vzorku spolehlivosti v 79 % (5).

Z těchto výsledků je možné vidět, že připojením faktoru velikosti a stáří společností k modelu č. 1 získáme o něco spolehlivější model č. 2.

2.7.2 Model autora: Mark E. Zmijewski

Studie vytvořená Zmijewskim byla publikována v roce 1984 v Journal of Accounting Research. Od doby tohoto vydání vzniklo několik jeho úprav, ale pro svou diplomovou práci jsem se zabývala původní podobou a vlastnostmi modelu (7).

Vzorek použitý pro tvorbu modelu se skládá z kótovaných firem na ewyorských burzách cenných papírů v letech 1972 až 1978, které mají průmyslové podíly menší, než 6 000 (7).

Podniky definovány s finanční tísní jsou ty, u kterých byl podán návrh na konkurz. Z celkového vzorku od 2 082 do 2 241 bylo 129 identifikováno jako bankrotních a 81 z nich splňuje datové kritérium modelu finanční tísně, tzn., že zveřejnila plné výkazy (7).

Autor přikládá kvalitu modelu poměru bankrotních firem ve vzorku k počtu podnikům zdravých. Proto model zpracoval v šesti variantách (7).

Pro tvorbu modelu autor zvolil techniku WESML vzhledem k vyšší složitosti ostatních možných technik, které mohl použít. Jedná se o techniku maximální pravděpodobnosti exogenního vzorku. Tuto techniku ve studii srovnává s technikou neváženého probitu (7).

Prvním krokem při odhadu výběru vzorků je náhodné rozdělení celkového vzorku do dvou pod-vzorků. Tzv. vzorek odhadu (estimation sample) obsahující 40 bankrotních a 800 zdravých podniků. Tento pod-vzorek je použit k výběru alternativních dílčích odhadů založených na výběru. Vzorek pravděpodobnosti (prediction sample) k porovnání hodnocení výsledků techniky WESML a nevážených probitů na základě predikovaných pravděpodobností (7).

Z výše uvedeného odhadového vzorku bylo vytvořeno 6 vzorků, kde počet bankrotních firem zůstal stejný, ale liší se počet zdravých podniků, které byly vybrány z celkového vzorku 800 zdravých podniků. Poměry 6ti nových vzorků byly následující (bankrotní : zdravý podnik):

- 40:40 s podílem bankrotních podniků 50 %,
- 40:100 s podílem bankrotních podniků 28,6 %,
- 40:200 s podílem bankrotních podniků 16,7 %,
- 40:400 s podílem bankrotních podniků 9,1 %,
- 40:600 s podílem bankrotních podniků 6,3 %,
- 40:800 s podílem bankrotních podniků 4,8 % (7).

Ze studie vyplývá, že varianta v poměru 40:800 je jednou z nejpřesnějších a tím nejpoužívanějších. Konečný model pak má tuto podobu (7):

$$X = -4,336 - 4,513X_1 + 5,679X_2 + 0,004X_3$$

Rovnice 17 Vzorec pro výpočet modelu Mark E. Zmijewski dle (7)

X1 -> ROA = rentabilita aktiv

X2 ->FINL = celkový dluh k celkovým aktivům (zadluženost)

X3 ->LIQ = oběžná aktiva ke krátkodobým závazkům (likvidita)

Výsledná pravděpodobnost je pak stanovena dle následujícího vzorce (14):

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

Rovnice 18 Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti modelu Mark E. Zmijewski dle (14)

e = 2,71828

Přesnost predikce bankrotních podniků původního modelu pak byla stanovena na 99 %. Společnosti s výsledkem nad 0,5 byly považovány za bankrotní (14).

2.7.3 Model autora: Gediminas Šlefendorfas

Model vznikl v roce 2016 na univerzitě v hlavním městě Litvy, Vilniusu. Model byl vyvinut pro predikci bankrotu zvláště Litevských podniků, přesněji formy společností s ručením omezeným. Motivací vzniku modelu byl 24,42% nárůst bankrotních podniků v Litvě v období let 2010 až 2017. Společnosti s ručením omezeným v Litvě tvoří přes 67 % všech podniků (15).

Autor modelu se rozhodl vytvořit predikční model pro malé a střední podniky vzhledem k vyšší náchylnosti k bankrotu. Z tohoto důvodu autor stanovil jasná kritéria při výběru finančních informací. Kritéria jsou následující:

- společnost s ručením omezeným,
- v rozmezí let 2007-2013 měla společnost 10-250 zaměstnanců,
- společnost funguje min. 6 let,
- alespoň v jednom období byla společnost zisková,
- společnost začala bankrotovat v roce 2013 – pro bankrotní podniky (15).

Hlavní vzorek se skládal z celkových 145 podniku, z nichž 73 bylo bankrotních a 72 zdravých (15).

Predikční model byl vytvořen pomocí metody MDA z důvodu údajně nejpřesnějších výstupů této metody. Vzorec modelu je pak následující (15):

$$\begin{aligned}
ZGS = & 1,739 + 1,45 * \frac{X1_t - X1_{t-1}}{X1_{t-1}} + 0,922 * \frac{X2_{t-3} - X2_{t-4}}{X2_{t-4}} + 1,307 * \frac{X3_t}{X1_t} - 1,491 \\
& * \frac{X4_{t-4}}{X5_{t-4}} - 0,677 * \frac{X6_{t-5}}{X7_{t-5}} + 1,257 * \frac{\frac{X5_t - X5_{t-4}}{X4_t - X4_{t-4}}}{\frac{X5_{t-4}}{X4_{t-4}}} + 0,1 * \frac{\frac{X7_t - X7_{t-2}}{X4_t - X4_{t-2}}}{\frac{X7_{t-2}}{X4_{t-2}}} \\
& - 0,334 * \frac{\frac{X8_{t-2} - X8_{t-4}}{X1_{t-2} - X1_{t-4}}}{\frac{X8_{t-4}}{X1_{t-4}}} - 0,246 * \frac{\frac{X2_{t-2} - X2_{t-5}}{X1_{t-2} - X1_{t-5}}}{\frac{X2_{t-5}}{X1_{t-5}}}
\end{aligned}$$

Rovnice 19 Vzorec pro výpočet modelu Gediminas Šlefendorfas dle (15)

X1 = tržby z prodeje

X2 = provozní náklady

X3 = provozní zisk

X4 = pasiva

X5 = aktiva

X6 = čistý zisk (EAT)

X7= vlastní kapitál

X8 = náklady z finančního majetku

t = sledovaný rok

Z_{GS}=koeficient predikce bankrotu pro rok t+1

Výsledky testování modelu stanovily přesnost v 89 % klasifikovaných podniků (15).

Mezní veličina modelu byla stanovena na $2 * 10^{-5}$, což je možné považovat za 0. Podniky s výsledkem nižším, než 0 lze predikovat jako bankrotní (15).

2.7.4 Model autora Daniel Brîndescu-Olariu

Model vznikl v roce 2017 v rámci článku pro Theoretical and Applied Economics v důsledku zdvojnásobení počtu bankrotů v letech 2008-2013, kdy v roce 2008 byla v Rumunsku míra bankrotů na celkovém počtu podniků 2,18 % a v roce 2013 dosáhla svého maxima ve sledovaných obdobích, tedy míry bankrotu 4,65 %. Tento nárůst je přikládán celosvětové ekonomické krizi, vstupu do Evropské unie a celkovému zvýšení míry úvěrového selhání.

Model byl vytvořen specificky pro rumunské společnosti, jelikož dle autora se charakteristické rysy společností v různých krajinách světa liší (17).

Datové zdroje pro tvorbu modelu pocházely ze zdrojů Ministerstva veřejných financí Rumunska. Metody logistické regrese byla pro tvorbu zvolena díky své popularitě a přesnosti. Výběr testovacího vzorku byl zvolen metodou párovou, tedy bylo vybráno 712 společností bankrotních mezi lety 2009-2012 a k nim stejný počet společností ze stejné ekonomické oblasti s co možná nejbližším obratem v referenčním roce (17).

Model byl vytvořen za použití párového vzorku z roku 2010, který zahrnoval 429 společností, které v roce 2012 zbankrotovaly a 429 společností, které pokračovaly nadále ve své činnosti. Každá ze 429 společností, která v roce 2012 zbankrotovala, byla spárována s daty společností z roku 2010 ze stejného odvětví a přibližně stejným obratem v roce 2010, ale zůstaly aktivní minimálně do roku 2012 (17).

V druhém kroku byl model testován na párovém vzorku z období 2007-2009 a v posledním kroku byl testován na vzorku z let 2007-2010. Je nutné zmínit, že společnosti, které po dvou letech od vystavení finančních výkazů ukončily svou činnost z jiného důvodu, než byl bankrot byly ze vzorku vyjmuty (17).

Pro tvorbu modelu bylo testováno 26 možných ukazatelů, z kterých autor mohl sestavit predikční model. Výběr z těchto ukazatelů však nebyl proveden na základě informací z dostupné literatury, ale na základě toho, zda pro tyto ukazatele máme z veřejných rejstříků potřebné informace (17).

Testování vzorků probíhalo ob dva roky, tudíž proměnné z finančních výkazů roku 2010 byly testovány na konci roku 2012. Stejně tak probíhalo testování proměnných z roku 2009 v roce 2011 atd. (17).

Pro odhad predikce bankrotu ve dvou letech od získání dat z finančních výkazů společností, bylo mezní skóre stanoveno na hodnotu 0,5. Tedy všechny společnosti, jejichž odhad bankrotu přesahoval hodnotu 0,5, byly klasifikovány jako bankrotní. Po testování pomocí celkového vzorku byla stanovena obecná přesnost modelu, která udává vážený průměr sensitivity a specifity. Obecná přesnost je vypočtená dle následujícího vzorce (17):

$$\text{obecná přesnost} = \frac{\text{počet správně klasifikovaných společností}}{\text{celkový počet společností}} * 100$$

Rovnice 20 Vzorec pro výpočet obecné přesnosti modelů dle (17)

Konečný model byl specifikován na základě metody logistické regrese. Pro vývoj modelu logistické regrese byly testovány různé kombinace poměrových ukazatelů (17).

$$Z1 = 0,635 * RCP * 10^{-3} - 0,343 * Pr - 0,243 * CTDr - 1,185 * FAr - 0,544 * Ewc * 10^{-6}$$

Rovnice 21 Vzorec pro výpočet modelu Daniel Brîndescu-Olariu dle (17)

RCP = (pohledávky/tržby)*360, doba obratu pohledávek

Pr = (EAT/tržby), (rentabilita tržeb)

CTDr = (peněžní prostředky/celkové závazky)

FAr = (stálá aktiva/celková aktiva)

Ewc = (vlastní kapitál + rezervy – stálá aktiva)

Pravděpodobnost bankrotu je pak stanovena následující funkcí (17):

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(0,635 * RCP * 10^{-3} - 0,343 * Pr - 0,243 * CTDr - 1,185 * FAr - 0,544 * Ewc * 10^{-6})}}$$

Rovnice 22 Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti modelu Daniel Brîndescu-Olariu dle (17)

e = Eulerova konstanta

3 ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH MODELŮ PREDIKCE BANKROTU

V následujících kapitolách bude zhodnocena přesnost pěti vybraných modelů predikce bankrotu. K testování byl použit vzorek skládající se z malých a středních podniků České Republiky, Slovenska, Německa, Slovinska a Maďarska z odvětví zpracovatelského průmyslu.

Pro testování byl zvolen vzorek podniků v poměru 1:2, tedy 2 681 bankrotních a 5 362 aktivních podniků. Tento vzorek byl zvolen z důvodu naznačení přiblížení se skutečné situaci, kdy aktivní podniky odvětví zpravidla do počtu převyšují podniky bankrotní.

Všechny podniky ze vzorku spadají do velikostní skupiny malých a středních podniků z důvodu jejich vyšší náchylnosti k bankrotu, jak bylo popsáno v teoretické části práce.

Vzhledem k tomu, že malé a střední podniky často vykazují ve zkráceném rozsahu, je tímto počet testovaných podniků tímto značně omezen. V případě každého modelu je tedy přesně vymezen počet podniků, jejichž testování bylo možné uskutečnit.

Za modely s nedostatečnou vypovídající schopností v této práci považuji modely, jejichž celková přesnost nepřesahovala hodnotu 50 %.

3.1 Přesnost modelu 1: Lineární diskriminační analýza se zohledněním finančních ukazatelů podniků

Model autorky Ludmily L. vznikl za pomoci metody logistické regrese, jehož testování bylo provedeno na základě dat z databáze SPARK spolu s vlánými novinami Rossiyskaya gazeta. Testovací vzorek tvořilo 584 bankrotních a 8 383 zdravých podniků. Výsledek přesnosti modelu dle autorky činí 68,1% spolehlivost u testovacího vzorku. Mezní hodnotou pro klasifikaci byla 0 (5).

3.1.1 Počet platně testovaných podniků

Na základě tabulky č. 3 je patrné, že ke skutečnému testování došlo v počtu podniků v přibližném rozmezí 2 100 až 2 500 podniků. Tento počet znázorňuje necelou třetinu celkového počtu podniků ve vzorku.

Tabulka č. 3 Počet platně testovaných podniků při modelu 1 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Porovnání možnosti testování podniků ve vybraném vzorku					
Období	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Počet podniků v testovaném vzorku	8 043	8 043	8 043	8 043	8 043
Počet skutečně testovaných podniků	2 468	2 313	2 183	2 175	2 094

3.1.2 Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků

Z tabulky č. 4 vyplývá, že model správně klasifikoval nejvíce 12,01 % aktivních podniků ze vzorku dva roky před bankrotem. Z tabulky č. 4 je dále patrné, že schopnost klasifikace nevýrazně kolísala ve sledovaných obdobích v přibližném rozmezí 10,5% a 12% přesnosti.

Hodnoty chybného určení se pohybují ve sledovaných letech okolo 88 %, z čehož vyplývá nízká klasifikační schopnost modelu pro aktivní podniky.

Tabulka č. 4 Přesnost testování aktivních podniků při modelu 1 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky						
Období		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správná klasifikace	absolutně	233	241	209	209	223
	relativně [%]	11,27	12,01	10,82	10,66	11,75
Šedá zóna	absolutně	1 835	1 765	1 722	1 752	1 675
	relativně [%]	88,73	87,99	89,18	89,34	88,25

Tabulka č. 5 značí, že klasifikační schopnost je v případě bankrotních podniků značně úspěšnější, než v případě aktivních podniků. Dále tabulka č. 5 značí, že klasifikační schopnost se snižuje v letech blíže bankrotu, tedy období T. Nejsilnější klasifikační schopnost bankrotních podniků pak byla zaznamenána pět let před bankrotem, tedy období T-5 s téměř 66% úspěšností.

Proti tomu lze sledovat, že počet nesprávně klasifikovaných bankrotních podniků v letech blíže bankrotu stoupá. Nejvyšší podíl, tedy 47,75 % nesprávně klasifikovaných podniků, byl zaznamenán v jednom roce před bankrotem.

Tabulka č. 5 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu 1 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky						
Období		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správná klasifikace	absolutně	209	183	150	131	129
	relativně [%]	52,25	59,61	59,52	61,21	65,82
Šedá zóna	absolutně	191	124	102	83	67
	relativně [%]	47,75	40,39	40,48	38,79	34,18

3.1.3 Celková přesnost klasifikace modelu

V tabulce č. 6 je znázorněna celková přesnost klasifikace modelu, která dosáhla nejvyšší hodnoty v období T-2 ve výši 18,33 %. Tato hodnota značí, že vypovídací schopnost modelu je nedostatečná.

Tabulka č. 6 Celková přesnost klasifikace při modelu 1 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace modelu					
Období	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost klasifikace [%]	17,91	18,33	16,45	15,63	16,81

Tabulka č. 7 závěrem porovnává klasifikační přesnost modelu stanovenou autorem a klasifikační přesnost, která vychází z provedeného testování. Na základě tabulky č. 7 si tedy je možné všimnout významného rozdílu v klasifikační přesnosti, který může být vysvětlen tím, že byl model tvořen pro malé a střední podniky v Rusku, nikoliv ve státech, z nichž testovací vzorek diplomové práce pochází.

Tabulka č. 7 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu 1 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe a 5)

Srovnání přesnosti klasifikace	
Stanovená [%]	68,10
Testovaná [%]	17,03

3.2 Přesnost modelu 2: Lineární diskriminační analýza se zohledněním finančních ukazatelů, velikostí a stářím podniků

Model vytvořila taktéž autorka Ludmila L. a pro testování byl použit totožný vzorek, jako v případě modelu 1, tedy 584 bankrotních a 8 383 zdravých podniků. Přesnost modelu zahrnující jak finanční, tak nefinanční ukazatele, byl autorkou stanoven na 79% úspěšnost. Mezní hodnotou pro klasifikaci byla 0 (5).

3.2.1 Počet platně testovaných podniků

Podobně jako v případě modelu 1 Ludmily L. bylo možné testovat pouze přibližnou třetinu z celkového vzorku podniků. Nejvyšší počet podniků bylo možné testovat jeden rok před bankrotem v počtu 2 181 podniků.

Tabulka č. 8 Počet platně testovaných podniků při modelu 2 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Porovnání možnosti testování podniků ve vybraném vzorku				
Období	T-1	T-2	T-3	T-4
Počet podniků v testovaném vzorku	8 043	8 043	8 043	8 043
Počet skutečně testovaných podniků	2 181	2 088	2 038	2 034

3.2.2 Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků

Na základě tabulky č. 9 si je možné všimnout velmi nízké přesnosti klasifikace aktivních podniků modelem 2 autorky Ludmily L. Nejvyšší přesnost byla naměřena v období T-4 v 7,65% přesnosti. Stejně jako v případě modelu 1 přesnost modelu 2 klesá s blížícím se bankrotem u testovaného vzorku.

Tabulka č. 9 Přesnost testování aktivních podniků při modelu 2 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky					
Období		T-1	T-2	T-3	T-4
Správná klasifikace	absolutně	104	120	127	142
	relativně [%]	5,37	6,43	6,92	7,65
Šedá zóna	absolutně	1 831	1 747	1 709	1 714
	relativně [%]	94,63	93,57	93,08	92,35

Autorka ve své práci udávala skutečnost zvýšení přesnosti klasifikace bankrotních podniků připojením nefinančních ukazatelů k původnímu modelu 1. Na základě tabulky č. 10 je možné vidět, že tento předpoklad byl skutečně naplněn. Nejvyšší přesnost je opět uvedena v období T-4 a čím blíže je období testování bankrotu, tím se snižuje přesnost stanovení bankrotních podniků. Nejvyšší hodnoty tak dosáhl model s 70,22% přesností v roce T-4.

Tabulka č. 10 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu 2 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky					
Období		T-1	T-2	T-3	T-4
Správná klasifikace	absolutně	156	149	137	125
	relativně [%]	63,41	67,42	67,82	70,22
Šedá zóna	absolutně	90	72	65	53
	relativně [%]	36,59	32,58	32,18	29,78

3.2.3 Celková přesnost klasifikace modelu

Z porovnání klasifikace bankrotních a aktivních podniků vyplývá, že jak model 1, tak model 2 je klasifikačně přesnější v oblasti bankrotních podniků a v případě obou modelů se přesnost snižuje s blížícím se bankrotem podniků.

V tabulce č. 11 je možné vidět výše zmíněnou klesající tendenci přesnosti s blížícím se obdobím bankrotu. Celková klasifikace je negativně ovlivněna především nízké klasifikační schopnosti v oblasti aktivních podniků, kde nepřekročila ani 10% úspěšnost.

Tabulka č. 11 Celková přesnost klasifikace při modelu 2 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace				
Období	T-1	T-2	T-3	T-4
Celková přesnost klasifikace [%]	11,92	12,88	12,95	13,13

Přestože autorka stanovila přesnost modelu 2 jako vyšší v porovnání s přesností modelu 1, výsledky testování prokázaly opak a model 2 dosahuje celkové přesnosti pouze 12,72 %. Vypovídací schopnost modelu lze tedy považovat za nedostatečnou.

Tabulka č. 12 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu 2 autorky L. Lugovskaya
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe a 5)

Srovnání přesnosti klasifikace	
Stanovená [%]	79,00
Testovaná [%]	12,72

3.3 Přesnost modelu: Mark E. Zmijewski

Model byl Zmijewskim vytvořen pomocí metody probit regrese a konečný model byl stanoven na základě vzorku v poměru 40 bankrotních a 800 aktivních podniků. Celková spolehlivost modelu byla autorem stanovena na 99 %. Mezní hodnotou pro klasifikaci bankrotních a aktivních podniků byla hodnota 0,5 (7).

3.3.1 Počet platně testovaných podniků

Z tabulky č. 13 lze sledovat, že kritéria pro testování splnilo z celkového vzorku nejvíce 3 473 podniků, a to rok před bankrotem. Naopak nejméně podniků bylo testováno v období T-5 v počtu 2 772 podniků.

Tabulka č. 13 Počet platně testovaných podniků při modelu Zmijewski
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Porovnání možnosti testování podniků ve vybraném vzorku					
Období	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Počet podniků v testovaném vzorku	8 043	8 043	8 043	8 043	8 043
Počet skutečně testovaných podniků	3 473	3 258	3 060	2 912	2 772

3.3.2 Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků

Z tabulky č. 14 je možné sledovat významnou spolehlivost při klasifikaci aktivních podniků z testovaného vzorku. Nejvyšší přesnosti klasifikace bylo dosaženo v období T-4 s 91,58% přesností. Ze sledovaných období není možné vypořádat trend vývoje přesnosti, nicméně nejnižší přesnosti bylo dosaženo v období T-5.

Tabulka č. 14 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Zmijewski
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky						
Období		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správná klasifikace	absolutně	2 247	2 179	2 097	2 067	1 991
	relativně [%]	91,45	91,36	91,37	91,58	90,79
Šedá zóna	absolutně	210	206	198	190	202
	relativně [%]	8,55	8,64	8,63	8,42	9,21

V tabulce č. 15 je patrná významně nižší přesnost klasifikace bankrotních podniků než v případě aktivních podniků. Naopak v tabulce č. 15 je možné pozorovat jasný trend vývoje přesnosti klasifikace, jejíž hodnota roste s blížícím se bankrotem. Testováním byla tedy naměřena nejnižší přesnost v období T-5 s 28,32% přesností. Nejvyšší přesnost byla s 44,29 % naměřena rok před bankrotem, tedy období T-1.

Tabulka č. 15 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu Zmijewski
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky						
Období		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správná klasifikace	absolutně	450	325	242	201	164
	relativně [%]	44,29	37,23	31,63	30,69	28,32
Šedá zóna	absolutně	566	548	523	454	415
	relativně [%]	55,71	62,77	68,37	69,31	71,68

3.3.3 Celková přesnost klasifikace modelu

V tabulce č. 16 je zaznamenána přesnost klasifikace vybraného modelu ve sledovaných obdobích. Celková přesnost se pohybuje okolo 77 % a nejvyšší hodnota byla zaznamenána v období T-4 s 77,88% klasifikační přesností.

Trend vývoje přesnosti však z této tabulky není patrný, stejně jako v případě sledování klasifikační přesnosti aktivních podniků v tabulce č. 14.

Tabulka č. 16 Celková přesnost klasifikace při modelu Zmijewski
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace modelu					
Období	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost klasifikace [%]	77,66	76,86	76,44	77,88	77,74

V tabulce č. 17 je porovnána celková klasifikační přesnost na základě testování autorem a na základě provedeného testování jakožto součást diplomové práce. Testovaná přesnost vychází o přibližně 22 % nižší, ale přes to lze považovat testovaný model za model s vysokou vypovídací hodnotou. Celková testovaná přesnost dosahuje nižší hodnoty především kvůli nižší přesnosti klasifikace bankrotních podniků.

Tabulka č. 17 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu Zmijewski
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe a 7)

Srovnání přesnosti klasifikace	
Stanovená [%]	99,00
Testovaná [%]	77,32

3.4 Přesnost modelu: Gediminas Šlefendorfas

Model Šlefendorfas tvořil na základě vzorku litevských podniků, který tvořilo 73 bankrotních a 72 zdravých podniků. Model byl sestaven na základě metody MDA a mezní hodnota pro stanovení bankrotních a aktivních podniků byla 0. Celková přesnost klasifikace modelu byla autorem stanovena na 89 % (15).

3.4.1 Počet platně testovaných podniků

Model bylo možné testovat pouze pro období jeden rok před bankrotem a v tomto období byla dostupná data pouze v případě 2 420 podniků z celkového vzorku společností.

Tabulka č. 18 Počet platně testovaných podniků při modelu Šlefendorfas
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Porovnání možnosti testování podniků ve vybraném vzorku	
Období	T-1
Počet podniků v testovaném vzorku	8 043
Počet skutečně testovaných podniků	2 420

3.4.2 Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků

Na základě tabulky č. 19 je možné pozorovat 75,47% přesnost modelu klasifikace aktivních podniků jeden rok před bankrotem. Z testovaného vzorku se jedná o 1 578 podniků.

Tabulka č. 19 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Šlefendorfas
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky		
Období		T-1
Správná klasifikace	absolutně	1 578
	relativně [%]	75,47
Šedá zóna	absolutně	513
	relativně [%]	24,53

Obdobně jako v případě klasifikace aktivních podniků dosáhl model v případě klasifikace bankrotních podniků přes 70% přesnost jeden rok před bankrotem.

Tabulka č. 20 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Šlefendorfas
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky		
Období		T-1
Správná klasifikace	absolutně	234
	relativně [%]	71,12
Šedá zóna	absolutně	95
	relativně [%]	28,88

3.4.3 Celková přesnost klasifikace modelu

Celková přesnost byla testováním na výše popsaném vzorku stanovena na 74,88 %, což lze považovat za významnou vypovídací hodnotu.

Tabulka č. 21 Celková přesnost klasifikace při modelu Šlefendorfas
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace modelu	
Období	T-1
Celková přesnost klasifikace [%]	74,88

V porovnání se stanovenou přesností klasifikace modelu autorem na základě tabulky č. 22 je testovaná přesnost o necelých 15 % nižší. Přesto model může být považován za model s vysokou vypovídací schopností.

Tabulka č. 22 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu Šlefendorfas
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe 15)

Srovnání přesnosti klasifikace	
Stanovená [%]	89,00
Testovaná [%]	74,88

3.5 Přesnost modelu: Daniel Brîndescu-Olariu

Model byl tvořen na základě vzorku 429 bankrotních a 429 aktivních rumunských společností. Mezní hodnota pro klasifikaci bankrotních a aktivních podniků byla 0,5 a celková klasifikační přesnost modelu byla autorem stanovena na 66,7 % (17).

3.5.1 Počet platně testovaných podniků

Z vybraného vzorku bylo tetováno necelých 1 000 podniků, a to vzhledem k tomu, že vybraný model pracuje s rezervami, které pouze velmi málo malých a středních podniků vykazuje ve své účetní závěrce.

Tabulka č. 23 Počet platně testovaných podniků při modelu Brîndescu-Olariu
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Porovnání možnosti testování podniků ve vybraném vzorku					
Období	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Počet podniků v testovaném vzorku	8 043	8 043	8 043	8 043	8 043
Počet skutečně testovaných podniků	800	683	687	737	706

3.5.2 Přesnost klasifikace aktivních a bankrotních podniků

Přesnost klasifikace aktivních podniků modelu dosáhla ve sledovaných letech hodnot okolo 90 %, jak je patrné z tabulky č. 24. Nejvyšší hodnoty bylo dosaženo v období T-4 při přesnosti 92,32 %. Naopak nejnižší testovaná přesnost klasifikace byla naměřena jeden rok před bankrotem v 89,19 %.

Tabulka č. 24 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Brîndescu-Olariu
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky						
Období		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správná klasifikace	absolutně	586	534	547	613	571
	relativně [%]	89,19	90,66	90,12	92,32	90,49
Šedá zóna	absolutně	71	55	60	51	60
	relativně [%]	10,81	9,34	9,88	7,68	9,51

Na základě tabulky č. 25 je možné stanovit rostoucí trend v přesnosti stanovení bankrotních podniků vybraným modelem. Nejvyšší hodnoty bylo dosaženo rok před bankrotem, kdy model správně určil 38,46 % podniků v použitém vzorku.

Tabulka č. 25 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu Brîndescu-Olariu
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky						
Období		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Správná klasifikace	absolutně	55	32	28	21	21
	relativně [%]	38,46	34,04	35,00	28,77	28,00
Šedá zóna	absolutně	88	62	52	52	54
	relativně [%]	61,54	65,96	65,00	71,23	72,00

3.5.3 Celková přesnost klasifikace modelu

Celková přesnost klasifikace modelu se dle tabulky č. 26 pohybuje od 80 %. Nejvyšší přesnost klasifikace byla zaznamenána v období T-4 a to vzhledem k tomu, že vysoká přesnost v tomto období byla zaznamenána i v případě klasifikace aktivních podniků. Vypovídací schopnost modelu lze považovat za významnou.

Tabulka č. 26 Celková přesnost klasifikace při modelu Brîndescu-Olariu
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace modelu					
Období	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Celková přesnost klasifikace [%]	80,13	82,87	83,70	86,02	83,85

V tabulce č. 27 je patrné, že testovaná přesnost je o více, než 13 % vyšší, než jaká byla stanovena samotným autorem.

Tabulka č. 27 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu Brîndescu-Olariu
(Zdroj: Vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe a (17))

Srovnání přesnosti klasifikace	
Stanovená [%]	66,70
Testovaná [%]	83,31

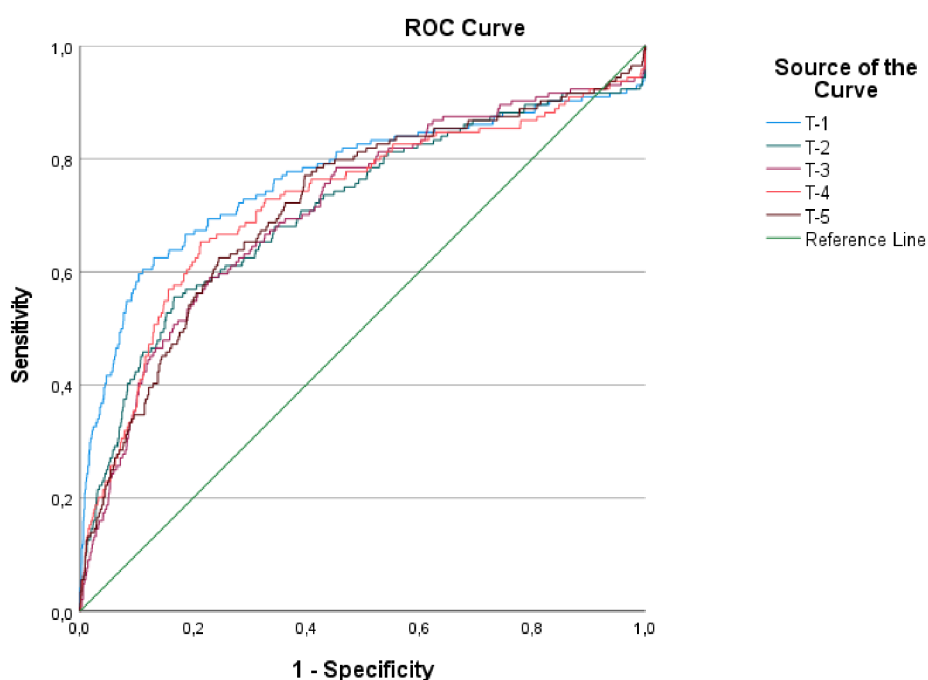
3.6 ROC křivky vybraných modelů

V následující kapitole budou popsány ROC (Receiver Operating Characteristic) vybraných modelů. ROC křivky byly sestaveny pomocí programu IBM SPSS Statistics a v rámci ověření spolehlivosti byly sledovány dvě veličiny.

První byla plocha pod křivkou neboli AUC (Area Under Curve). Pro spolehlivé modely by hodnota plochy pod křivkou měla překračovat hodnotu 0,5. Druhou sledovanou veličinou je p-hodnota, která určuje statistickou významnost plochy pod křivkou. Hodnota udávající statistickou významnost by se měla pohybovat pod 0,05.

3.6.1 ROC křivka modelu 1 L. Lugovskaya

Pro testování bylo použito celkem 1 903 podniků. Na základě hodnot ploch pod křivkou ve všech sledovaných letech je možné stanovit, že se přesnost pohybuje okolo 70 %. Nejvyšší přesnosti bylo s hodnotou plochy pod křivkou 0,767 dosaženo v jednom roce před bankrotem.



Graf 2 ROC křivka - L. Lugovskaya model 1
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

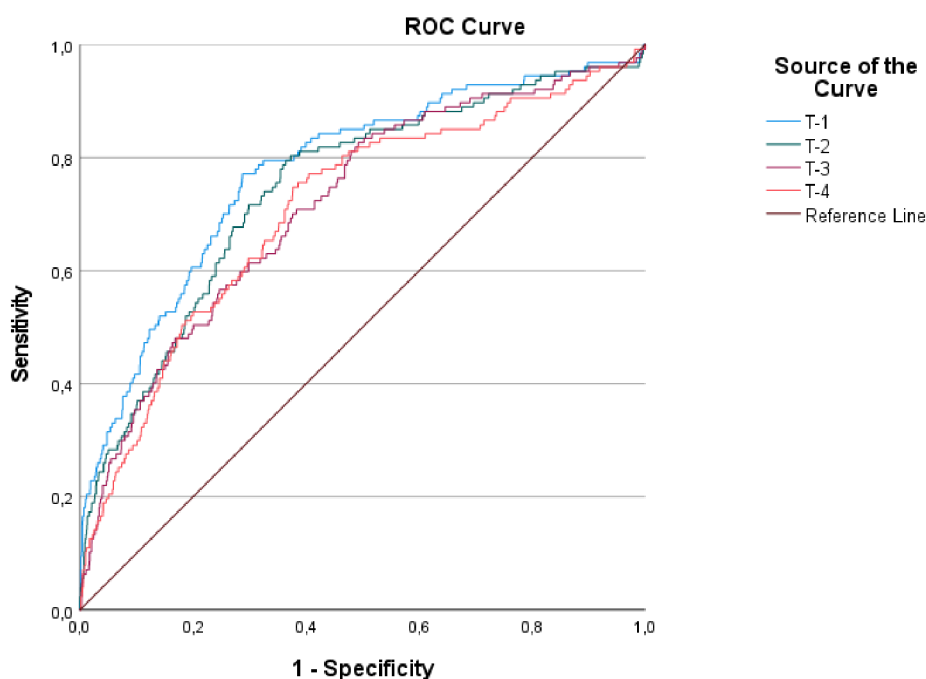
Hodnota statistické významnosti nepřekročila hranici 0,01, tudíž je možné výsledek považovat za statisticky významný na 1% hladině významnosti.

Tabulka č. 28 Plocha pod ROC křivkou - L. Lugovskaya model 1
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Období	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
T-1	0,767	0,000	0,715	0,819
T-2	0,712	0,000	0,660	0,763
T-3	0,712	0,000	0,663	0,761
T-4	0,725	0,000	0,674	0,776
T-5	0,717	0,000	0,668	0,766

3.6.2 ROC křivka modelu 2 Lugovskaya

V porovnání s modelem 1 vidíme nepatrné zvýšení přesnosti dle výše hodnoty plochy pod křivkou, která rok před bankrotem dosáhla hodnoty 0,776. Dle naměřených p-hodnot je možné výsledky všech uvedených let považovat za statisticky významné na 3% hladině významnosti.



Graf 3 ROC křivka - L. Lugovskaya model 2
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Statistická významnost AUC hodnoty nepřekročila 5 % a proto považujeme AUC hodnotu za statisticky významnou.

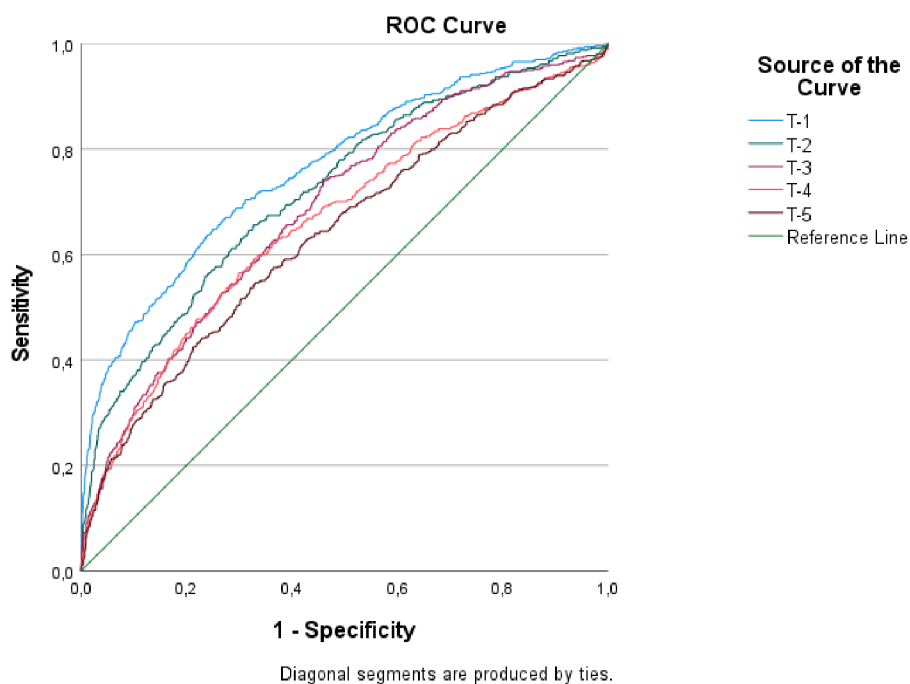
Tabulka č. 29 Plocha pod ROC křivkou - L. Lugovskaya model 2

(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Období	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
T-1	0,776	0,023	0,73	0,822
T-2	0,745	0,024	0,698	0,793
T-3	0,717	0,025	0,668	0,765
T-4	0,709	0,026	0,659	0,759

3.6.3 ROC křivka modelu Zmijewského

Plocha pod křivkou testovaného modelu překračuje hodnotu 0,6 a přesnost modelu se zvyšuje s přibližujícím se bankrotem. Nejvyššího výsledku dosahuje rok před bankrotem s hodnotou plochy pod křivkou 0,765. Výsledky všech sledovaných let považujeme za statisticky významné na 1% hladině významnosti.



Graf 4 ROC křivka - Zmijewski
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

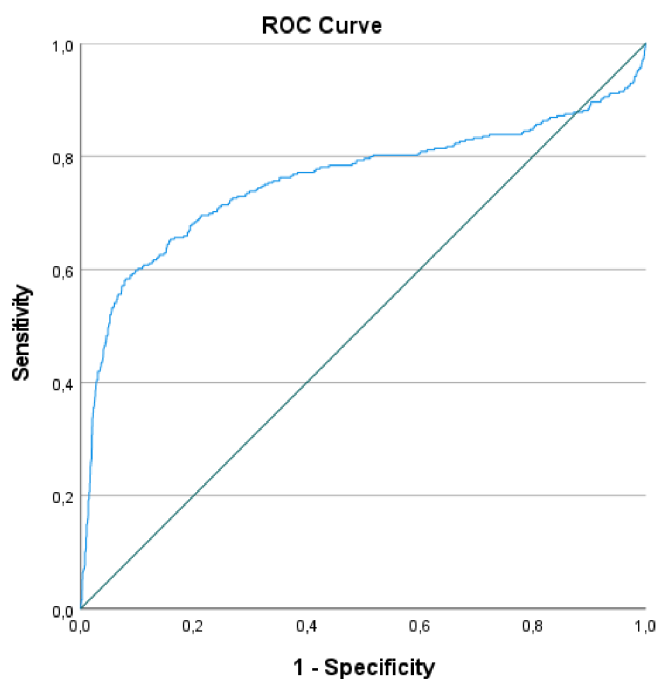
Tabulka č. 30 Plocha pod ROC křivkou - Zmijewski

(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Období	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
T-1	0,765	0,000	0,74	0,789
T-2	0,722	0,000	0,697	0,748
T-3	0,688	0,000	0,662	0,714
T-4	0,663	0,000	0,635	0,691
T-5	0,639	0,000	0,61	0,667

3.6.4 ROC křivka modelu Šlefendorfas

Hodnota plochy pod křivkou dosahuje jeden rok před bankrotem výše 0,757. Výsledek je na základě naměřené p-hodnoty statisticky významný na 1% hladině.



Graf 5 ROC křivka - Šlefendorfas
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Tabulka č. 31 Plocha pod ROC křivkou - Šlefendorfas

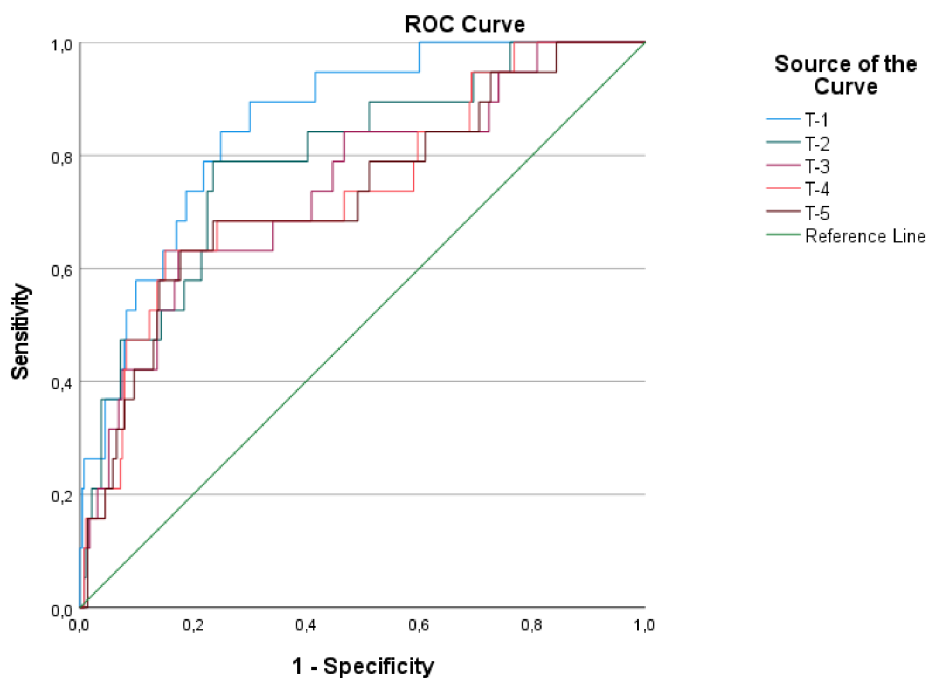
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Období	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
T-1	0,757	0,000	0,721	0,794

3.6.5 ROC křivka modelu Olaria

V případě testovaného modelu dosahuje plocha pod křivkou nejvyšší hodnoty v jednom roce před bankrotem, a to ve výši 0,857. Tuto hodnotu lze považovat za statisticky významnou na 1% hladině významnosti.

Z tabulky č. 32 je patrné, že se přesnost modelu zvyšuje s blížícím se bankrotem.



Graf 6 ROC křivka - Olariu
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Tabulka č. 32 Plocha pod ROC křivkou - Olariu

(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Období	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
T-1	0,857	0,000	0,782	0,931
T-2	0,794	0,000	0,690	0,899
T-3	0,744	0,000	0,624	0,865
T-4	0,742	0,000	0,619	0,864
T-5	0,732	0,001	0,606	0,858

3.7 T-test vybraných modelů

T-testy vybraných modelů byly provedeny pro stanovení statistické významnosti jednotlivých proměnných vybraných modelů pro rozlišování bankrotních a aktivních podniků. T-testy byly vyhotoveny pomocí softwaru IBM SPSS Statistics. Pro rozpoznání použití T-testu pro rozdílné a stejné rozptyly je součástí vyhodnocení také F-test, pomocí jehož p-hodnoty je stanoveno, zda bude použit T-test pro stejné, či rozdílné rozptyly.

Při p-hodnotách, tedy středních hodnotách nižších než 0,05, zamítáme nulovou hypotézu, tedy považujeme střední hodnoty pro aktivní a bankrotní podniky za odlišné. Splněním tohoto kritéria jsou ukazatele považovány za vhodné pro predikci bankrotních a aktivních podniků.

3.7.1 T-test L. Lugovskaya model 1

Na základě tabulky č. 33 je možné za významné v predikci považovat ukazatele $(KFM+kr.pohl.)/A$ a KFM/A . Ostatní proměnné nedosáhly statistické významnosti na hladině 5 %.

Tabulka č. 33 T-test - L. Lugovskaya model 1
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Proměnné	průměrná hodnota ukazatele		počet platných vzorků		F-test		T-test (1)			T-test (2)		
	bankrotní	aktivní	bankrotní	aktivní	F	p (F-test)	T	df	p	T	df	p
KFM/kr.záv.	3,170	28,732	1 172	4 488	1,21	0,272	-0,575	5 658,00	0,565	-1,124	4 509,53	0,261
OA/kr.záv.	8,188	72,582	1 259	4 535	3,61	0,058	-1,000	5 792,00	0,317	-1,892	4 606,98	0,059
(KFM+kr.pohl.) /kr.záv.	8,545	31,618	404	4 127	0,30	0,585	-0,292	4 529,00	0,770	-0,908	4 468,47	0,364
(KFM+kr.pohl.) /A	0,417	0,247	409	4 935	501,95	0,000	14,602	5 342,00	0,000	9,147	429,90	0,000
ROA	-51,999	0,085	1 248	2 523	16,51	0,000	-2,085	3 769,00	0,037	-1,466	1 247,00	0,143
KFM/A	0,213	0,157	1 207	5 296	525,63	0,000	6,719	6 501,00	0,000	3,979	1 280,29	0,000

Vzorce jednotlivých proměnných jsou uvedeny v tabulce č. 34.

Tabulka č. 34 Proměnné modelu - L. Lugovskaya model 1
(Zdroj: vlastní zpracování dle 5)

Zkratka	Proměnné
KFM/kr.záv.	krátkodobý finanční majetek / krátkodobé závazky
OA/kr.záv.	oběžná aktiva / krátkodobé závazky
(KFM+kr.pohl.)/kr.záv.	(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) / krátkodobé závazky
(KFM+kr.pohl.)/A	(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) / celková aktiva
ROA	EBIT / aktiva
KFM/A	krátkodobý finanční majetek / celková aktiva

3.7.2 T-test L. Lugovskaya model 2

Na základě tabulky č. 35 T-test modelu vyhodnotil proměnné (*KFM+kr.pohl.)/A*, *KFM/A*, *lnA*, *lnT* a *ln Stáří podniku* za významné na hladině 5 %.

Tabulka č. 35 T-test - L. Lugovskaya model 2
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Proměnné	průměrná hodnota ukazatele		počet platných vzorků		F-test		T-test (1)			T-test (2)		
	bankrotní	aktivní	bankrotní	aktivní	F	p (F-test)	T	df	p	T	df	p
KFM/kr.záv.	3,170	28,732	1 172	4 488	1,21	0,272	-0,575	5 658,00	0,565	-1,124	4 509,53	0,261
OA/kr.záv.	8,188	72,582	1 259	4 535	3,61	0,058	-1,000	5 792,00	0,317	-1,892	4 606,98	0,059
(KFM+kr.pohl.)/kr.záv.	8,545	31,618	404	4 127	0,30	0,585	-0,292	4 529,00	0,770	-0,908	4 468,47	0,364
(KFM+kr.pohl.)/A	0,417	0,247	409	4 935	501,95	0,000	14,602	5 342,00	0,000	9,147	429,90	0,000
ROA	-51,999	0,085	1 248	2 523	16,51	0,000	-2,085	3 769,00	0,037	-1,466	1 247,00	0,143
KFM/A	0,213	0,157	1 207	5 296	525,63	0,000	6,719	6 501,00	0,000	3,979	1 280,29	0,000
lnA	11,356	14,797	1 293	5 361	3725,73	0,000	-87,990	6 652,00	0,000	-48,356	1 333,21	0,000
lnT	11,872	15,269	966	4 993	5129,56	0,000	-99,148	5 957,00	0,000	-46,632	975,90	0,000
ln Stáří podniku	2,125	3,023	2 377	5 249	220,29	0,000	-44,798	7 624,00	0,000	-41,518	3 863,16	0,000

Vzorce jednotlivých proměnných jsou uvedeny v tabulce č. 36.

Tabulka č. 36 Proměnné modelu - L. Lugovskaya model 2
(Zdroj: vlastní zpracování dle 5)

Zkratka	Proměnné
KFM/kr.záv.	krátkodobý finanční majetek / krátkodobé závazky
OA/kr.záv.	oběžná aktiva / krátkodobé závazky
(KFM+kr.pohl.)/kr.záv.	(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) / krátkodobé závazky
(KFM+kr.pohl.)/A	(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) / celková aktiva
ROA	EBIT / aktiva
KFM/A	krátkodobý finanční majetek / celková aktiva
lnA	Ln celková aktiva
lnT	Ln tržby předchozího období
ln Stáří podniku	Ln stáří podniku v letech

3.7.3 T-test Zmijewski

Dle tabulky č. 37 je možné na základě provedeného T-testu za významnou proměnnou považovat *celk. závazky/A*. Tato proměnná dosáhla jako jediná z modelu významnosti na úrovni 5 %.

Tabulka č. 37 T-test - Zmijewski
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Proměnné	průměrná hodnota ukazatele		počet platných vzorků		F-test		T-test (1)			T-test (2)		
	bankrotní	aktivní	bankrotní	aktivní	F	p (F-test)	T	df	p	T	df	p
ROA	-51,999	0,085	1 248	2 523	16,51	0,000	-2,085	3 769,00	0,037	-1,466	1 247,00	0,143
celk. závazky/A	167,895	0,579	1 289	5 361	67,00	0,000	4,254	6 648,00	0,000	2,085	1 288,00	0,037
KFM/kr.záv.	8,188	72,582	1 259	4 535	3,61	0,058	-1,000	5 792,00	0,317	-1,892	4 606,98	0,059

Vzorce jednotlivých proměnných jsou uvedeny v tabulce č. 38.

Tabulka č. 38 Proměnné modelu – Zmijewski

(Zdroj: vlastní zpracování dle 7)

Zkratka	Proměnné
ROA	EBIT / aktiva
celk. závazky/A	celkové závazky / celková aktiva
KFM/kr.záv.	krátkodobý finanční majetek / krátkodobé závazky

3.7.4 T-test Šlefendorfas

Dle provedeného T-testu dosáhl významnosti na 5% hladině významnosti pouze ukazatel změna *prov. N/T*. Na základě tabulky č. 39 žádný z dalších proměnných v modelu není považován za významný.

Tabulka č. 39 T-test - Šlefendorfas

(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Proměnné	průměrná hodnota ukazatele		počet platných vzorků		F-test		T-test (1)			T-test (2)		
	bankrotní	aktivní	bankrotní	aktivní	F	p (F-test)	T	df	p	T	df	p
změna tržeb	8,051	1,271	892	4 993	13,69	0,000	1,908	5 883,00	0,056	1,088	941,07	0,277
změna prov. N	12,452	1,403	651	2 235	28,38	0,000	2,816	2 884,00	0,005	1,635	669,46	0,102
EBIT/T	-10,710	0,059	1 016	2 522	30,69	0,000	-2,815	3 536,00	0,005	-1,787	1 015,00	0,074
P/A	0,995	1,009	732	4 711	0,16	0,689	-0,587	5 441,00	0,557	-1,444	5 208,00	0,149
EAT/VK	-0,326	-0,715	620	2 213	0,01	0,922	0,246	2 831,00	0,805	0,375	2 457,08	0,708
změna A/P	-0,005	0,009	713	4 711	0,16	0,687	-0,565	5 422,00	0,572	-1,404	5 230,44	0,160
změna VK/P	-1 152,993	0,223	946	5 117	24,13	0,000	-2,468	6 061,00	0,014	-1,061	945,00	0,289
změna FN/T	31,689	6,992	417	2 179	11,34	0,001	1,801	2 594,00	0,072	1,013	437,43	0,312
změna prov. N/T	1,816	0,006	512	2 149	53,90	0,000	4,093	2 659,00	0,000	1,997	511,02	0,046

Vzorce jednotlivých proměnných jsou uvedeny v tabulce č. 40.

Tabulka č. 40 Proměnné modelu - Šlefendorfas

(Zdroj: vlastní zpracování dle 15)

Zkratka	Proměnné
změna tržeb	$(\text{tržby z prodeje (t)} - \text{tržby z prodeje (t-1)}) / \text{tržby z prodeje (t-1)}$
změna prov. N	$(\text{provozní náklady (t-3)} - \text{provozní náklady (t-4)}) / \text{provozní náklady (t-4)}$
EBIT/T	$\text{EBIT} / \text{tržby}$
P/A	$\text{pasiva (t-4)} / \text{aktiva(t-4)}$
EAT/VK	$\text{EAT(t-5)} / \text{vlastní kapitál(t-5)}$
změna A/P	$((\text{aktiva (t)} / \text{pasiva (t)}) - (\text{aktiva(t-4)} / \text{pasiva(t-4)})) / (\text{aktiva(t-4)} / \text{pasiva(t-4)})$
změna VK/P	$((\text{vlastní kapitál (t)} / \text{pasiva (t)}) - (\text{vlastní kapitál (t-2)} / \text{pasiva (t-2)})) / (\text{vlastní kapitál (t-2)} / \text{pasiva (t-2)})$
změna FN/T	$((\text{finanční náklady (t-2)} / \text{tržby z prodeje (t-2)}) - (\text{finanční náklady (t-4)} / \text{tržby z prodeje (t-4)})) / (\text{finanční náklady (t-4)} / \text{tržby z prodeje (t-4)})$
změna prov. N/T	$((\text{provozní náklady (t-2)} / \text{tržby z prodeje (t-2)}) - (\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)})) / (\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)})$

3.7.5 T-test Olariu

T-testem proměnných modelu byly stanoveny za významné proměnné *KFM/celk.závazky* a *VK+rez.-SA* dosahující statistické významnosti na 5% hladině.

Tabulka č. 41 T-test - Olariu
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Proměnné	průměrná hodnota ukazatele		počet platných vzorků		F-test		T-test (1)			T-test (2)		
	bankrotní	aktivní	bankrotní	aktivní	F	p (F-test)	T	df	p	T	df	p
DO pohl.	4,339	0,049	347	4 971	109,90	0,000	4,556	5 316,00	0,000	1,208	346,04	0,228
EAT/T	-10,629	0,044	1 016	2 522	30,70	0,000	-2,791	3 536,00	0,005	-1,771	1 015,00	0,077
KFM/celk.závazky	3,056	0,684	1 177	5 296	80,26	0,000	4,417	6 471,00	0,000	2,092	1 177,20	0,037
SA/A	0,306	0,322	1 293	5 361	616,40	0,000	-1,987	6 652,00	0,047	-1,572	1 584,84	0,116
VK+rez.-SA	-2,307	0,629	250	3 568	56,46	0,000	-8,096	3 816,00	0,000	-2,273	249,32	0,024

Vzorce jednotlivých proměnných jsou uvedeny v tabulce č. 42.

Tabulka č. 42 Proměnné modelu - Olariu
(Zdroj: vlastní zpracování dle 17)

Zkratka	Proměnné
DO pohl.	(pohledávky / tržby) * 360
EAT/T	EAT / Tržby
KFM/celk.závazky	krátkodobý finanční majetek / celkové závazky
SA/A	stálá aktiva/celková aktiva
VK+rez.-SA	vlastní kapitál + rezervy - stálá aktiva

4 NÁVRH VLASTNÍHO MODELU

Pro tvorbu vlastního modelu byl celkový vzorek podniků rozdělen na vzorek trénovací, který tvořil 70 % celkového vzorku dat a vzorek testovací, který tvoří 30 % celkového vzorku dat. Celkový vzorek byl rozdělen pomocí dvou funkcí v MS Excel. První použitou funkcí byla funkce RAND, která každému řádku ve vzorku přiřadila náhodné číslo v rozmezí 0 až 1. Následně bylo těmto hodnotám pomocí funkce RANK přiřazeno náhodné pořadí. Po následném seřazení vzorku bylo provedeno rozdělení na zmíněných 70 % a 30 %.

4.1.1 Proměnné vyskytující se ve vybraných modelech

V následující části diplomové práce budou uvedeny ukazatele, jež byly použity pro sestavení modelů, které byly testovány v kapitolách 2.5, 2.6 a 2.7.

Tabulka č. 43 Výčet testovaných proměnných
(Zdroj: vlastní zpracování)

Zkratka	Proměnné	Model
OA/kr.záv.	oběžná aktiva / krátkodobé závazky	L. Lugovskaya model 1, model 2
(KFM+kr.pohl.) / kr.záv.	(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) / krátkodobé závazky	
(KFM+kr.pohl.)/A	(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) / celková aktiva	
KFM/A	krátkodobý finanční majetek / celková aktiva	
lnA	Ln celková aktiva	
lnT	Ln tržby	
ln Stáří podniku	Ln stáří podniku	
KFM/kr.záv.	krátkodobý finanční majetek / krátkodobé závazky	Zmijewski
ROA	EBIT / aktiva	
celk. závazky/A	celkové závazky/celková aktiva	
změna tržeb	(tržby z prodeje (t) - tržby z prodeje (t-1)) / tržby z prodeje (t-1)	Šlefendorfas
změna prov. N	(provozní náklady (t-3) - provozní náklady (t-4)) / provozní náklady (t-4)	
EBIT/T	EBIT / tržby	
P/A	pasiva (t-4) / aktiva(t-4)	
EAT/VK	EAT(t-5) / vlastní kapitál(t-5)	
změna A/P	((aktiva (t)/pasiva (t)) - (aktiva(t-4) / pasiva(t-4)) / (aktiva(t-4) / pasiva(t-4))	
změna VK/P	((vlastní kapitál (t)/pasiva (t)) - (vlastní kapitál (t-2) / pasiva (t-2)) / (vlastní kapitál (t-2) / pasiva (t-2))	
změna FN/T	((finanční náklady (t-2) / tržby z prodeje (t-2)) - (finanční náklady (t-4) / tržby z prodeje (t-4))) / (finanční náklady (t-4) / tržby z prodeje (t-4))	
změna prov. N/T	((provozní náklady (t-2) / tržby z prodeje (t-2)) - (provozní náklady (t-5) / tržby z prodeje (t-5))) / (provozní náklady (t-5) / tržby z prodeje (t-5))	
DO pohl.	(pohledávky / tržby) * 360	Olariu
EAT/T	EAT / Tržby	
KFM/celk.závazky	krátkodobý finanční majetek / celkové závazky	
SA/A	stálá aktiva / celková aktiva	
VK + rez.-SA	vlastní kapitál + rezervy - stálá aktiva	
rez./A	rezervy/celková aktiva	
OA/celk.záv.	oběžná aktiva / celkové závazky	
ln SA	Ln stálá aktiva	
EBIT/kr.záv.	EBIT / krátkodobé závazky	
T/A	tržby / celková aktiva	
OA/A	oběžná aktiva / aktiva celkem	

Pro rozšíření spektra proměnných pro tvorbu spolehlivějšího modelu bylo vybráno několik dalších ukazatelů, které nebyly obsaženy ve vybraných modelech. Tyto ukazatele byly spolu s proměnnými z vybraných modelů testovány na vzájemnou korelaci, před jejich použitím pro tvorbu nového modelu.

Ukazatele, o které byl rozšířen seznam výše, jsou *rezervy/celková aktiva*, *oběžná aktiva/celkové závazky*, *ln Stálá aktiva*, *EBIT/krátkodobé závazky*, *Tržby/celková aktiva*, *oběžná aktiva/aktiva celkem*, *zásoby/tržby*.

Pomocí Spearmanovy korelační analýzy byla provedena analýza vzájemné korelace mezi vybranými proměnnými. Z celkového počtu 30 ukazatelů bylo vyřazeno 7 ukazatelů, které korelovaly s jinými vybranými proměnnými.

Tabulka č. 44 Výsledky korelační analýzy
(Zdroj: vlastní zpracování)

Vyřazený ukazatel	Korelující ukazatele	Korelační koeficient
krátkodobý finanční majetek/krátkodobé závazky	(KFM + krátkodobé pohledávky) /krátkodobé závazky; KFM/A; KFM/celkové závazky	0,825; 0,854; 0,96
(krátkodobý finanční majetek + krátkodobé pohledávky) /krátkodobé závazky	krátkodobý finanční majetek/krátkodobé závazky	0,825
ROA	EAT/Tržby	0,896
krátkodobý finanční majetek /celková aktiva	krátkodobý finanční majetek /krátkodobé závazky; KFM/celkové závazky	0,854; 0,897
EAT/Tržby	ROA	0,896
EBIT/celková aktiva	EBIT/krátkodobé závazky	0,927
ln stálá aktiva	ln aktiva	0,822

Z ukazatelů, nebyly vyřazeny korelační analýzou, byly následně vybrány ty proměnné, které dosáhly příznivých výsledků pomocí provedených T-testů. Z těchto ukazatelů spolu korelují pouze dva ukazatele a to *KFM/celková aktiva* (Lugovskayia) a *KFM/celkové závazky* (Olariu). Z důvodu stejného výsledku T-testu obou ukazatelů byl pro účely této práce vybrán ukazatel běžné likvidity z důvodu zařazení alespoň jednoho ukazatele likvidity mezi vybrané ukazatele. K takto vybraným ukazatelům byly následně připojeny předem zmíněné proměnné, které nebyly použity v žádném z modelů.

V tabulce č. 45 je následně uveden výčet ukazatelů, které byly použity pro tvorbu vlastního modelu.

Tabulka č. 45 Ukazatele použity pro tvorbu modelu
(Zdroj: vlastní zpracování)

Zkratka	Proměnné
lnA	Ln celková aktiva
lnT	Ln tržby
ln Stáří podniku	Ln stáří podniku
změna prov. N/T	$((\text{provozní náklady (t-2)} / \text{tržby z prodeje (t-2)}) - (\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)})) / (\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)})$
KFM/celk.závazky	krátkodobý finanční majetek / celkové závazky
VK+rez.-SA	vlastní kapitál + rezervy - stálá aktiva
rez./A	Rezervy / celková aktiva
OA/celk.záv.	oběžná aktiva / celkové závazky
EBIT/kr.záv.	EBIT / krátkodobé závazky
T/A	Tržby / celková aktiva
OA/A	oběžná aktiva / aktiva celkem

4.2 Sestavení vlastních modelů na základě kroková regrese

Následující modely byly vytvořeny na základě dopředné regrese podle Waldovy statistiky, která vyhodnocuje statistickou významnost regresních koeficientů. Sestavení modelů probíhalo za pomoci programu IBS SPSS Statistics, který na základě zadaných parametrů a výběru modelu vyhodnotí co nejlepší možný model.

Model dle dopředné regrese je sestaven pomocí několika kroků, kdy v každém kroku tvorby modelu program vyhodnotí přidání jedné z proměnných na základě předem určených kritérií. Tímto způsobem program pokračuje v několika krocích, dokud nevyhodnotí, že žádná další proměnná přidaná do modelu už nebude.

Postup zvolený pro tvorbu nového modelu spočíval nejprve v tvorbě několika modelů, které se lišily v použitých proměnných. Výsledky těchto modelů byly následně zhodnoceny pomocí jejich ROC křivek, přesněji velikostmi ploch pod nimi. Tyto modely byly tvořeny v programu IBM SPSS Statistics bez přidané konstanty. Na základě vytvořených ROC křivek bylo následně odhadováno jejich nejpříznivější cut-off (mezí) skóre.

Následně byly vyhodnoceny dva z těchto modelů, které dosahovaly nejvyšších přesností na trénovacích datech a pro maximalizaci jejich přesnosti byly vytvořeny další dva modely vycházející ze stejných parametrů, jako tyto dva nejpresnější vytvořené modely. Avšak navíc byl při tvorbě těchto modelů přidán parametr přidané konstanty. Přidáním konstanty tak bylo dosaženo ještě vyšší přesnosti na trénovacích datech. Následně byly všechny vytvořené modely testovány na testovací množině dat, která nebyla součástí trénovací množiny dat.

4.2.1 Souhrn vstupů pro vytvořené modely

Pro tvorbu výsledného modelu této práce bylo použito několik variant vstupních ukazatelů. V následující kapitole bude uvedeno, z čeho bylo při tvorbě modelů vycházeno a především, jaké ukazatele uvedené v tabulce č. 45 byly zvoleny pro tvorbu jednotlivých modelů.

Model 1

První model byl sestaven při použití všech proměnných, které byly na základě T-testu vybrány z testovaných modelů spolu s následně přidanými proměnnými. Pro tvorbu modelů byly použity všechny proměnné z tabulky č. 45. Model byl tvořen bez použití konstanty.

Model 2

Model 2 byl tvořen pomocí proměnných použitých při tvorbě modelu 1. Ze seznamu těchto proměnných však byly odebrány ukazatele obsahující položku rezerv, a to pro co nejlepší možné využití na testování malých a středních podniků. Model byl tvořen bez přidané konstanty.

Model 1 plus konstanta

Model 1 plus konstanty byl tvořen ze stejných ukazatelů, jako model 1, čili všechny z vybraných z testovaných modelů spolu s navíc přidanými ukazateli. Proti modelu 1 bylo navíc jako parametr tvorby zvoleno přidání konstanty.

Model 2 plus konstanta

Model 2 plus konstanty byl tvořen ze stejných ukazatelů, jako model 2, tedy všechny z vybraných z testovaných modelů spolu s navíc přidanými ukazateli bez ukazatelů obsahující položku rezerv. Proti modelu 2 bylo navíc jako parametr tvorby zvoleno přidání konstanty.

Model 3

Model 3 byl sestaven pouze na základě ukazatelů obsažených v pěti testovaných modelech. Tyto ukazatele byly T-testy vyhodnoceny za statisticky významné. Model byl tvořen bez přidané konstanty.

Model 4

Model 4 byl vytvořen na základě ukazatelů vyhodnocených T-testy z analyzovaných modelů. Z těchto ukazatelů byly dále odebrány ukazatele obsahující rezervy pro lepší využití pro malé a střední podniky. Model byl tvořen bez přidané konstanty.

4.2.2 Vytvořené modely

V následující kapitole budou uvedeny všechny varianty vytvořených modelů včetně jejich konstant a odhadnutých cut-off skóre. V případě použití obecného cut-off skóre 0,5, který se běžně používá při vyrovnaném počtu aktivních a bankrotních podniků ve vzorku dosahuje velmi nízkých hodnot v oblasti správně určených bankrotních podniků. Při tvorbě modelů v této práci byl použit nerovnoměrný vzorek v přibližném poměru 1:3 z důvodu reflektování skutečnosti, že aktivních podniků je ve skutečném odvětví mnohonásobně více než bankrotních podniků.

Cut-off skóre jednotlivých modelů tedy nebylo stanoveno jako 0,5, ale bylo odhadováno na základě ROC křivek a z nichž odvozených bodů, ve kterých jednotlivé modely dosahují nejvyšší specifity. Na základě odvození těchto mezních bodů budou modely testovány na trénovací a následně testovací množině dat.

4.2.2.1 Model 1

Dle p-hodnoty v tabulce č. 46 je patrné, že statisticky významným ukazatelem na nižší než 1% hladině významnosti je ukazatel $\ln T$ a $VK+rez.-SA$. Ukazatel $rez./A$ není považován za statisticky významný.

Cut-off skóre modelu bylo odhadnuto následovně:

$p > 0,09$ podnik vyhodnocen za bankrotní

$p < 0,09$ podnik vyhodnocen za aktivní

Tabulka č. 46 Výsledek krokové analýzy – model 1
(Zdroj: Vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

Krok	Proměnné v modelu	B	df.	p-hodnota
1	lnT	-0,162	1	<0,001
2	lnT	-0,164	1	<0,001
	VK+rez.-SA	0,000	1	<0,001
3	lnT	-0,17	1	<0,001
	VK+rez.-SA	-0,000000207	1	<0,001
	rez./A	4,949	1	0,413

Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti na základě modelu 1 je následující:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(-0,17X_1 - 0,000000207X_2 + 4,949X_3)}}$$

X1 = ln tržby podniku za předchozí období

X2 = vlastní kapitál + rezervy – stálá aktiva

X3 = rezervy/aktiva

4.2.2.2 Model 2

Model 2 byl tvořen v sedmi krocích a všechny z proměnných jsou statisticky významné na nižší, než 1% hladině významnosti.

Cut-off skóre modelu bylo odhadnuto následovně:

p > 0,1 podnik vyhodnocen za bankrotní

p < 0,1 podnik vyhodnocen za aktivní

Tabulka č. 47 Výsledek krokové analýzy – model 2
(Zdroj: Vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

Krok	Proměnné v modelu	B	df.	p-hodnota
7	lnA	1,662	1	<0,001
	lnT	-1,962	1	<0,001
	změna prov. N/T	0,984	1	<0,001
	OA/celk.záv.	-0,310	1	<0,001
	EBIT/kr.záv.	-1,690	1	<0,001
	T/A	0,741	1	<0,001
	OA/A	2,418	1	<0,001

Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti na základě modelu 2 je následující:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(1,662X1 - 1,962X2 + 0,984X3 - 0,310X4 - 1,690X5 + 0,741X6 + 2,418X7)}}$$

X1 = ln celková aktiva

X2 = ln tržby podniku za předchozí období

X3 = (((provozní náklady (t-2) / tržby z prodeje (t-2)) - ((provozní náklady (t-5) / tržby z prodeje (t-5))) / ((provozní náklady (t-5) / tržby z prodeje (t-5)))

X4 = oběžná aktiva / celkové závazky

X5 = EBIT / krátkodobé závazky

X6 = tržby / aktiva

X7 = oběžná aktiva / aktiva

4.2.2.3 Model 3

Model byl sestaven ve třech krocích a všechny z uvedených ukazatelů jsou významné na 1% hladině významnosti. Nejvíce logit ovlivňuje svou konstantou ukazatel *změna prov. N/T* převzatý z modelu Šlefendorfase.

Cut-off skóre modelu bylo odhadnuto následovně:

p > 0,018 podnik vyhodnocen za bankrotní

p < 0,018 podnik vyhodnocen za aktivní

Tabulka č. 48 Výsledek krokové analýzy – model 3
(Zdroj: Vlastní zpracování pomocí IBM SPSS Statistics)

Krok	Proměnné v modelu	B	df.	p-hodnota
1	lnT	-0,162	1	<0,001
2	lnT	-0,164	1	<0,001
	VK+rez.-SA	0,000	1	<0,001
3	lnT	-0,284	1	<0,001
	změna prov. N/T	1,624	1	0,001
	VK+rez.-SA	-0,0000226	1	<0,001

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(0,284X1 + 1,624X2 - 0,00000226X3)}}$$

X1 = ln tržby podniku za předchozí období

$$X2 = (((\text{provozní náklady (t-2)} / \text{tržby z prodeje (t-2)}) - ((\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)}))) / ((\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)}))$$

$$X3 = \text{vlastní kapitál} + \text{rezervy} - \text{stálá aktiva}$$

4.2.2.4 Model 4

Model 4 byl vytvořen ve čtyř krocích a všechny z použitých proměnných jsou statisticky významné na 1% hladině významnosti.

Cut-off skóre modelu bylo odhadnuto následovně:

$p > 0,06$ podnik vyhodnocen za bankrotní

$p < 0,06$ podnik vyhodnocen za aktivní

Tabulka č. 49 Výsledek krokové analýzy – model 4
(Zdroj: Vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

Krok	Proměnné v modelu	B	df.	p-hodnota
1	lnT	-0,114	1	<0,001
2	lnA	0,536	1	<0,001
	lnT	-0,645	1	<0,001
3	lnA	0,439	1	<0,001
	lnT	-0,635	1	<0,001
	změna prov. N/T	1,145	1	<0,001
4	lnA	0,461	1	<0,001
	lnT	-0,654	1	<0,001
	změna prov. N/T	1,188	1	<0,001
	KFM/celk.záv.	-0,190	1	0,007

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(0,461X1 - 0,654X2 + 1,188X3 - 0,190X4)}}$$

$X1 = \ln$ aktiva

$X2 = \ln$ tržby podniku za předchozí období

$X3 = (((\text{provozní náklady (t-2)} / \text{tržby z prodeje (t-2)}) - ((\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)}))) / ((\text{provozní náklady (t-5)} / \text{tržby z prodeje (t-5)}))$

$X4 =$ krátkodobý finanční majetek / celkové závazky

4.2.2.5 Model 1 plus konstanta

Před samotným testováním na trénovacích a testovacích datech byly první dva modely modifikovány o přidanou konstantu. Tato modifikace byla provedena na základě významných hodnot ploch pod ROC křivkou. Účelem modifikace bylo zvýšení jejich přesnosti modelu 1 a 2.

Z tabulky č. 50 je patrné, že všechny z ukazatelů obsaženy ve vytvořeném modelu jsou statisticky významné na 1% hladině významnosti. Dále z tabulky č. 50 vyplývá, že pro tvorbu modelu byl krokovou regresí zvolen jako jeden z proměnných i nefinanční faktor v podobě logaritmu stáří podniku.

Cut-off skóre modelu bylo odhadnuto následovně:

$p > 0,1$ podnik vyhodnocen za bankrotní

$p < 0,1$ podnik vyhodnocen za aktivní

Tabulka č. 50 Výsledek krokové analýzy – model 1 plus konstanta
(Zdroj: vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

Krok	Proměnné v modelu	B	df.	p-hodnota
6	lnA	-1,951	1	<0,001
	ln Stáří podniku	-1,181	1	0,010
	VK+rez.-SA	-0,000000299	1	<0,001
	T/A	-0,916	1	<0,001
	Konstanta	30,868	1	<0,001

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(-1,1951X1 - 1,181X2 - 0,000000299X3 - 0,916X4 + 30,868)}}$$

X1 = ln aktiva

X2 = ln Stáří podniku

X3 = vlastní kapitál + rezervy – stálá aktiva

X4 = tržby/aktiva

4.2.2.6 Model 2 plus konstanta

Z tabulky č. 51 je patrné, že téměř všechny proměnné dosáhly významnosti na 1% hladině významnosti. Ukazatel *OA/cizí zdroje* pak dosáhl významnosti na 2% hladině významnosti.

Stejně jako v případě modelu 1 plus konstanta byl mezi proměnné modelu krokovou regresí zahrnut mezi proměnné modelu i nefinanční faktor v podobě logaritmu stáří podniku.

Cut-off skóre modelu bylo odhadnuto následovně:

$p > 0,04$ podnik vyhodnocen za bankrotní

$p < 0,04$ podnik vyhodnocen za aktivní

Tabulka č. 51 Výsledek krokové analýzy – model 2 plus konstanta
(Zdroj: vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

Krok	Proměnné v modelu	B	df.	p-hodnota
4	lnT	-2,506	1	<0,001
	ln Stáří podniku	-1,152	1	0,010
	KFM/celk.záv.	-0,373	1	0,002
	OA/celk.záv.	-0,168	1	0,019
	Konstanta	38,613	1	<0,001

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(-2,506X_1 - 1,152X_2 - 0,373X_3 - 0,168X_4 + 38\ 613)}}$$

X_1 = ln tržby podniku za předchozí období

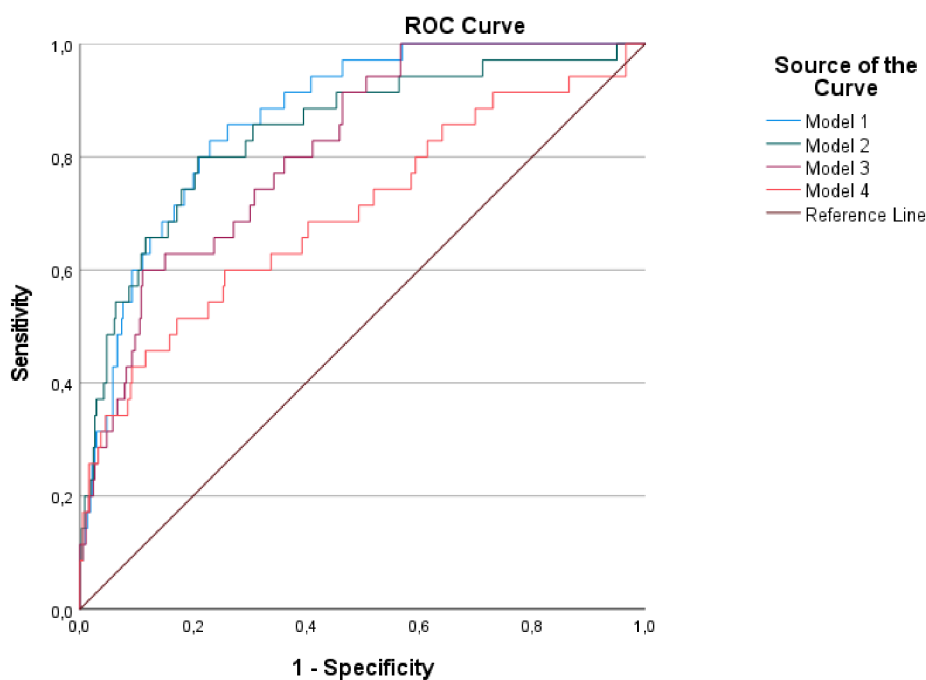
X_2 = ln Stáří podniku

X_3 = krátkodobý finanční majetek / celkové závazky

X_4 = oběžná aktiva / celkové závazky

4.2.3 ROC křivky sestavených modelů

K základnímu srovnání vytvořených modelů byly použity ROC křivky, přesněji je tedy porovnávána plocha pod ROC křivkou. Na základě analýzy ROC křivek byly dále stanoveny mezní hodnoty, tedy cut-off skóre pro jednotlivé modely, jak je uvedeno v kapitole 2.8.2 a to z důvodu nerovnoměrnosti zastoupení bankrotních a aktivních podniků ve vzorku.



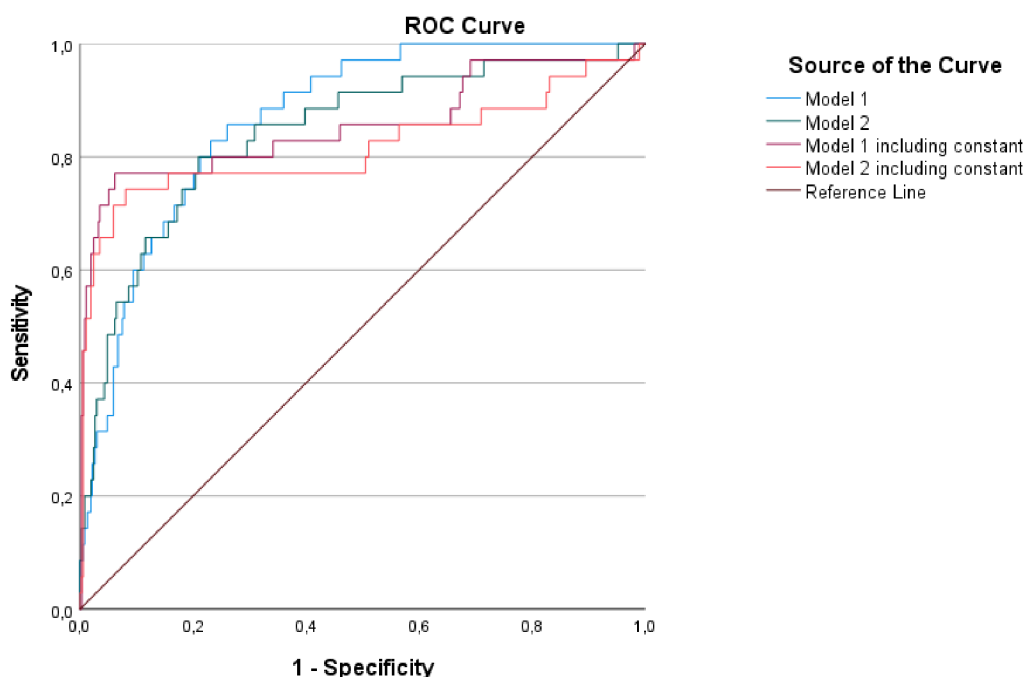
Graf 7 ROC křivka – modely 1, 2, 3, 4
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Z tabulky č. 52 je patrné, že dle plochy pod křivkou je model 1 s téměř 87% přesností nejpresnější z testovaných modelů. Přesnosti nad 80 % dále dosáhl model 2 a 3. Model 4 pak překonal pouze 84% hranici přesnosti. Všechny tyto hodnoty však lze považovat za významné, jelikož překonaly hranici 50 %. Na základě p-hodnot je možné všechny hodnoty velikosti plochy pod křivkou považovat za statisticky významné.

Tabulka č. 52 Plocha pod ROC křivkou – model 1, 2, 3, 4
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Model	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
Model 1	0,869	0,000	0,817	0,92
Model 2	0,843	0,000	0,769	0,917
Model 3	0,815	0,000	0,749	0,88
Model 4	0,702	0,000	0,599	0,805

Následně byly srovnány pomocí ROC křivek i modely 1 a 2 s jejich obměnami v podobě přidanych konstant. V grafu a tabulce č. 53 tedy je uvedeno, že přidání konstanty nijak nezvýšilo hodnotu ploch pod křivkami vystavených modelů.



Graf 8 ROC křivka – model 1, 2, 1 plus konstanta, 2 plus konstanta
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

V případě modelu 1 byla přidáním konstanty snížena plochy pod křivkou z téměř 87 % na necelých 86 %. V případě modelu 2 byla plocha pod křivkou přidáním konstanty snížena přesnost dle velikosti plochy pod křivkou z 84 na necelých 82 %.

Přestože došlo ke snížení velikosti ploch pod ROC křivkou použitím konstant při tvorbě modelů, jsou dosažené hodnoty považovány za významné, vzhledem k překonání přesnosti 80 % přesnosti u všech testovaných variant modelů.

Tabulka č. 53 Plocha pod ROC křivkou – model 1, 2, 1 plus konstanta, 2 plus konstanta
(Zdroj: vlastní zpracování dle IBM SPSS)

Model	Plocha pod křivkou	p-hodnota	Spodní hranice	Horní hranice
Model 1	0,868	0,000	0,817	0,920
Model 2	0,842	0,000	0,768	0,917
Model 1+konstanta	0,856	0,000	0,768	0,944
Model 2+konstanta	0,817	0,000	0,714	0,920

4.2.4 Přesnost na trénovacím vzorku dat

V následujících tabulkách je uveden souhrn testování všech vytvořených modelů na trénovacím vzorku dat, tedy na stejném vzorku, na kterém byly modely tvořeny. Vzorek tvořilo 70 % celkového vzorku a počet skutečně testovaných podniků se odvíjel od množství

zveřejněných dat společností. Znamená to, že ne všechny podniky splnily kritéria pro to, aby byly testovány daným modelem.

Z tabulky č. 54 je patrné, že všechny modely mimo modelu 1 klasifikovaly aktivní podniky v trénovacím vzorku s vysokou spolehlivostí. V případě modelů 2, 4 a 2 plus konstanta spolehlivost přesáhla 90 %.

Tabulka č. 54 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na trénovací množině – aktivní podniky
(Zdroj: vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky							
Model T-1		1	2	3	4	1+konst.	2+konst.
Správná klasifikace	absolutně	1 389	1 405	319	1 384	2 142	3 495
	relativně [%]	57,00	92,37	81,38	90,46	85,75	91,68
Šedá zóna	absolutně	1 048	116	73	146	356	317
	relativně [%]	43,00	7,63	18,62	9,54	14,25	8,32

V tabulce č. 55 je uvedeno srovnání přesnosti klasifikace bankrotních podniků z trénovacího vzorku. Nejvyšší klasifikační přesnosti dosahuje model 1 plus konstanta a 2 plus konstanta. Tyto modely přesáhly hranici 90% přesnosti určení. Naopak nejnižší klasifikační přesnosti dosáhl v případě bankrotních podniků model 4.

Tabulka č. 55 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na trénovací množině – bankrotní podniky
(Zdroj: vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky							
Model T-1		1	2	3	4	1+konst.	2+konst.
Správná klasifikace	absolutně	95	252	36	210	141	605
	relativně [%]	78,51	79,25	87,80	69,31	90,38	93,94
Šedá zóna	absolutně	26	66	5	93	15	39
	relativně [%]	21,49	20,75	12,20	30,69	9,62	6,06

Tabulka č. 56 uvádí celkovou přesnost klasifikace modelů na trénovacím vzorku. Nejvyšších celkových přesností dosahují modely 2, model 1 plus konstanta a 2 plus konstanta.

Tabulka č. 56 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na trénovací množině – celková přesnost
(Zdroj: vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace modelu						
Model T-1	1	2	3	4	1+konst.	2+konst.
Přesnost klasifikace [%]	67,75	85,81	84,59	79,88	88,07	92,81

;

4.2.5 Přesnost na testovacím vzorku dat

V následujících tabulkách je uveden souhrn testování všech vytvořených modelů na testovacím vzorku dat, tedy na vzorku dat, který nebyl použit pro tvorbu modelů. Testovací vzorek dat tvoří 30 % celkového vzorku dat. Stejně jako v případě trénovacího vzorku nebylo možné provést klasifikaci u všech podniků ze vzorku vzhledem k omezení poskytnutých dat.

Tabulka č. 57 uvádí klasifikační přesnost aktivních podniků v testovacím vzorku. Stejně jako v případě trénovacího vzorku nejspolehlivěji klasifikovaly aktivní podniky modely 2, 4, 1 plus konstanta a 2 plus konstanta.

Tabulka č. 57 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na testovací množině – aktivní podniky
(Zdroj: vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro aktivní podniky							
Model T-1		1	2	3	4	1+konst.	2+konst.
Správná klasifikace	absolutně	622	574	140	571	959	1 497
	relativně [%]	57,65	92,73	79,10	92,25	87,50	92,98
Šedá zóna	absolutně	457	45	37	37	137	113
	relativně [%]	42,35	7,27	20,90	7,75	12,50	7,02

Na základě tabulky č. 58 je možné uvést, že klasifikační přesnost bankrotních podniků je jako v případě testování na trénovacím vzorku výrazně nižší, než přesnost klasifikace aktivních podniků. 90% hranici přesnosti klasifikace však stejně jako v případě trénovacího vzorku přesáhl model 1 plus konstanta a 2 plus konstanta.

Tabulka č. 58 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na testovací množině – bankrotní podniky
(Zdroj: vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Přesnost pro bankrotní podniky							
Model T-1		1	2	3	4	1+konst.	2+konst.
Správná klasifikace	absolutně	35	94	94	82	53	251
	relativně [%]	79,55	75,81	60,00	67,77	91,38	94,01
Šedá zóna	absolutně	9	30	8	39	5	16
	relativně [%]	20,45	24,19	40,00	32,23	8,62	5,99

Tabulka č. 59 uvádí celkovou přesnost modelů na testovacím vzorku. V porovnání s přesností na trénovacích datech došlo k výraznému snížení o 15 p. b. u modelu 3. K mírnému snížení, o 1,5 p. b. došlo u modelu 2. V případě modelů 1, 4, 1+konstanta a 2+konstanta bylo zaznamenáno zvýšení spolehlivosti při testování na testovacích datech proti testování na trénovacích datech, na kterých byly modely tvořeny.

Tabulka č. 59 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na testovací množině – celková přesnost
(Zdroj: vlastní zpracování dle databáze Orbis Europe)

Celková přesnost klasifikace modelu						
Model T-1	1	2	3	4	1+konst.	2+konst.
Přesnost klasifikace [%]	68,60	84,27	69,55	80,01	89,44	93,49

Na základě testování modelů na trénovacích a testovacích datech byly jako přijatelné vyhodnoceny modely 1 a 2 s přidanými konstantami, které výrazně zvyšují přesnost modelů jak na testovacím, tak trénovacím vzorku. Nejvyšší přesnosti z modelů, k jejichž tvorbě nebyla použita konstanta, dosáhl model 2.

5 SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÝCH MODELŮ S VYBRANÝMI MODELÝ

Na základě porovnání testovaných modelů spolu s nově vytvořeným modelem 2+konstanta vychází jako nejpřesnější právě nově vytvořený model, a to jak v případě testování na trénovacím, tak testovacím vzorku. Tento model v obou případech překročil 90% spolehlivost.

Nejnižší spolehlivosti naopak dosáhly oba modely Ludmily Lugovskayi, kdy modely nedosáhly celkové přesnosti 20 %. Oba tyto modely dosahovaly příznivějších výsledků v případě klasifikace bankrotních než aktivních podniků.

Modely Zmijewského a Šlefendorfa přesáhly hranici 70% přesnosti. Zmijewski však v případě klasifikace bankrotních modelů nedosáhl ani 50% spolehlivosti. Avšak v případě klasifikace aktivních podniků model překonal 90% hranici spolehlivosti. V případě Šlefendorfova modelu však vidíme vyváženou spolehlivost v případě klasifikace jak aktivních, tak bankrotních podniků. V obou případech bylo dosaženo spolehlivosti nad 70 %.

V případě modelu Olaria se setkáváme s podobným výsledkem jako v případě Zmijewského modelu. Model Olaria dosáhl téměř 90% spolehlivosti v případě klasifikace aktivních podniků. Naopak v případě klasifikace bankrotních podniků dosáhl správné klasifikace pouze u necelých 40 % podniků.

Tabulka č. 60 Porovnání spolehlivosti nově vytvořeného modelu s vybranými modely
(Zdroj: vlastní zpracování)

Model	Model 2+konst. trénovací	Model 2+konst. testovací	Lug. model 1	Lug. model 2	Zmij.	Šlefend.	Olariu
Bankrotní [%]	93,94	94,01	52,25	63,41	44,29	71,12	38,46
Aktivní [%]	91,68	92,98	11,27	5,37	91,45	75,47	89,19
Celkem [%]	92,81	93,49	17,91	11,92	77,66	74,88	80,13

ZÁVĚR

Cílem diplomové práce bylo zhodnotit přesnost pěti vybraných modelů bankrotu na datovém vzorku podniků z vybraných států střední Evropy, odvětví zpracovatelského průmyslu. Takto testované přesnosti byly následně porovnány se stanovenou přesností uvedenou autorem modelu. Z důvodu použití nepárového vzorku podniků k testování těchto modelů a faktu, že byly modely tvořeny v jiném zeměpisném území a v jiném čase v některých případech docházelo k zaznamenání nízké spolehlivosti těchto modelů pro predikci bankrotu.

Teoretická část práce se zabývala vymezením klíčových pojmů souvisejících s tématem predikce bankrotu a tvorby a testováním modelů.

Praktická část práce byla zaměřena na zhodnocení přesnosti pěti vybraných modelů na vlastním datovém vzorku. Jednalo se o model 1 a 2 L. Lugovskayi, model Zmijewského, Šlefendorfase a Olaria. Testování těchto modelů bylo provedeno pomocí testu spolehlivosti na vzorku dat malých a středních podniků zpracovatelského průmyslu z Česka, Slovenska, Německa, Slovinska a Maďarska. Nejpříznivějšího výsledku dosáhl model Olaria s přesností 83,31 % a to především díky počtu správně určených aktivních podniků. Příznivého výsledku dosáhl také model Šlefendorfase s přesností 74,88 % a Model Zmijewského s 77,32% přesností. Oba modely L. Lugovskayi však byly vyhodnoceny jako nevhodné k predikci bankrotu. Mimo testu spolehlivosti byla testována významnost jednotlivých proměnných ve vybraných modelech pomocí T-testů. Následně byly pomocí programu IBM SPSS sestaveny ROC křivky těchto modelů.

Dalším cílem diplomové práce bylo sestavit vlastní model predikce bankrotu. Tento model byl sestaven pomocí dopředné regrese v programu IBM SPSS. Proměnné zvolené pro tvorbu nového modelu byly částečně vybrány na základě T-testů pěti vybraných modelů. K těmto proměnným byly následně připojeny proměnné, jež jsou obecně známé pro jejich významnost při predikci bankrotu. Počet proměnných byl následně zúžen pomocí testu jejich vzájemné korelace.

Proces tvorby nového modelu v této diplomové práci zahrnoval sestavení několika variant modelů, které se lišily v seznamu proměnných použitých pro tvorbu modelu. Nové modely byly tvořeny pomocí tzv. trénovací množiny dat, která tvořila 70 % celkového vzorku. Tyto modely byly následně testovány pomocí testu spolehlivosti. Následně byla ke dvěma modelům

s nejvyšší přesností vytvořena varianta modelu obsahující koeficient pro další zvýšení jejich spolehlivosti.

Tento krok se ukázal jako příznivý a přidáním koeficientu bylo dosaženo vyšší přesnosti než při variantě bez koeficientu. Výsledný model dosáhl 92,81% spolehlivosti na trénovací množině a 93,49% přesnosti na testovací množině. Tímto dosáhl nově vytvořený model vyšší spolehlivosti, než které byly zaznamenány v případě pěti vybraných modelů jiných autorů.

Mimo jiné považuji za důležité zmínit, že nově vytvořený model obsahuje jak finanční, tak nefinanční informace podniků v podobě faktoru jejich stáří. Tato skutečnost odpovídá výstupům ze studie Altmana, Sabato a Wilsona z roku 2010, která byla zmíněna v teoretické části práce.

Dále je důležité zmínit, že byl model tvořen na specifickém poměru bankrotních a aktivních podniků ve vzorku a z tohoto důvodu se může jeho vypovídací schopnost lišit v případě použití na jiném poměru podniků ve vzorku, či jiném průmyslovém odvětví.

SEZNAM POUŽITÝCH ZDROJŮ

- (1) Metodika závěrečné práce: Závěrečné práce - metodika. [online]. 2007 [cit. 2020-11-15]. Dostupné z: <https://lorenc.info/zaverecne-prace/metodika.htm>
- (2) BAKHTIARI, Sasan, Robert BREUNIG, Lisa MAGNANI a Jacquelyn ZHANG. Financial Constraints and Small and Medium Enterprises: A Review*. Economic Record. 2020, 96(315), 506-523. ISSN 0013-0249. Dostupné z: doi:10.1111/1475-4932.12560
- (3) European Commission | Choose your language | Choisir une langue | Wählen Sie eine Sprache [online] [cit. 2021-01-15]. Dostupné z: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/structural-business-statistics/structural-business-statistics/sme>
- (4) FAWCETT, Tom. An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters. 2006, 27(8), 861-874. ISSN 01678655. Dostupné z: doi:10.1016/j.patrec.2005.10.010
- (5) LUGOVSKAYA, Lyudmila. Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables. Journal of Financial Services Marketing. 2010, 14(4), 301-313. ISSN 1363-0539. Dostupné z: doi:10.1057/fsm.2009.28
- (6) BECCHETTI, Leonardo a Jaime SIERRA. Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. 2003, 27(11), 2099-2120. ISSN 03784266. Dostupné z: doi:10.1016/S0378-4266(02)00319-9
- (7) ZMIJEWSKI, Mark E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting Research. 1984, roč. 22, s. 59-82. ISSN 1475-679X
- (8) 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. 2006, roč. 38, č. 1, s. 63-93. ISSN 0890-8389
- (9) C Zpracovatelský průmysl: CZ-NACE. CZ-NACE Kódy [online]. 2018 [cit. 2020-12-25]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/C-zpracovatelsky-prumysl>
- (10) HÁSOVÁ, Jiřina. Insolvenční zákon: komentář. 3. vydání. V Praze: C.H. Beck, 2018. Beckova edice komentované zákony. ISBN 9788074006913.
- (11) ALTMAN, Edward I., SABATO, Gabriele a Nick WILSON. The value of non-financial information in SME risk management. Journal of Credit Risk. 2012, roč. 6, č. 2, s. 95-127. ISSN 17559723

- (12) ŘEHÁKOVÁ, Blanka. Introducing Logistic Regression. Czech Sociological Review. 2000, 36(4), 475-492. ISSN 00380288. Dostupné z: doi:10.13060/00380288.2000.36.4.06
- (13) WRUCK, Karen Hopper. Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. Journal of Financial Economics. 1990, 27(2), 419-444. ISSN 0304405X. Dostupné z: doi:10.1016/0304-405X(90)90063-6
- (14) VLADAN, Pavlović a Muminović SAŠA. Adequateness of applying the Zmijewski model on Serbian companies. *Industrija (Ekonomski institut, Beograd)* [online]. Economics institute, Belgrade, 2012, 40(4), 25-39 [cit. 2020-11-17]. ISSN 0350-0373. Dostupné z: <https://doaj.org/article/0999d57acc3242728122307d7e0e9663>
- (15) ŠLEFENDORFAS, Gediminas. Bankruptcy prediction model for private limited companies of Lithuania. *Ekonomika*. 2016, 95(1), 134-152. ISSN 2424-6166. Dostupné z: doi:10.15388/Ekon.2016.1.9910
- (16) SVABOVA, Lucia, Lucia MICHALKOVA, Marek DURICA a Elvira NICA. Business Failure Prediction for Slovak Small and Medium-Sized Companies. *Sustainability*. 2020, 12(11). ISSN 2071-1050. Dostupné z: doi:10.3390/su12114572
- (17) BRÎNDESCU-OLARIU, Daniel. Bankruptcy prediction logit model developed on Romanian paired sample. *Theoretical and applied economics* [online]. General Association of Economists from Romania, 2017, XXIV(1), 5-22 [cit. 2020-11-22]. ISSN 1841-8678. Dostupné z: <https://doaj.org/article/f41a8142a32a48dc9bf23632d8f411d0>
- (18) VOCHOZKA, Marek. *Metody komplexního hodnocení podniku*. Praha: Grada, 2011. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-3647-1.
- (19) ALTMAN, Edward I. a Edith HOTCHKISS. *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. Third Edition. Hoboken: John Wiley, 2006, xiv, 354 stran : ilustrace. ISBN 978-0-471-69189-1.
- (20) PITROVÁ, Kateřina. Possibilities of the Altman zeta model application to czech firms. *E+M. Ekonomie a Management = Economics and Management*. 2011, 2011(3), 66-76. ISSN 2336-5604.
- (21) BERGER, Allen N. a Gregory F. UDELL. A more complete conceptual framework for SME finance. 2006, 30(11), 2945-2966. ISSN 03784266. Dostupné z: doi:10.1016/j.jbankfin.2006.05.008

- (22) PARK, Hyeoun A. An introduction to logistic regression: From basic concepts to interpretation with particular attention to nursing domain. *Journal of Korean Academy of Nursing*. 2013, roč. 43, č. 2, s-154-164. ISSN 20053673.
- (23) HOSMER, David W a Stanley LEMESHOW. *Applied logistic regression*. 2nd ed. New York: John Wiley, 2000, 375 s. : grafy. ISBN 0-471-35632-8.
- (24) KISLINGEROVÁ, Eva a Jiří HNILICA. *Finanční analýza: krok za krokem*. 2. vyd. Praha: C.H. Beck, 2008, xiii, 135 s. : il. + 1 CD-ROM. ISBN 978-80-7179-713-5.
- (25) Manufacturing, value added (% of GDP) - Central Europe and the Baltics: Data. World Bank Open Data [online]. 2021 [cit. 2021-1-10]. Dostupné z: <https://data.worldbank.org/indicator/NV.IND.MANF.ZS?locations=B8>
- (26) Industrial production statistics: Industrial production by sector [online]. 2021 [cit. 2021-1-10]. Dostupné z: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Industrial_production_statistics#Industrial_production_by_sector
- (27) t-test -= CIT VFU = [online] [cit. 2021-02-22]. Dostupné z: <https://cit.vfu.cz/statpotr/POTR/Teorie/Predn3/ttest.htm>.

SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK

EAT	zisk po zdanění
ROA	rentabilita aktiv
ROCE	rentabilita investovaného kapitálu
ROE	rentabilita tržeb
ROS	rentabilita tržeb
MDA	vícenásobná diskriminační analýza
SME	male a středně velké podniky
FP	nesprávně pozitivní
TP	správně pozitivní
FN	nesprávně negativní
TN	správně negativní
LA	logit analýza
PA	probit analýza
LPM	lineární pravděpodobnostní modelování

SEZNAM TABULEK

Tabulka č. 1 Podíl přidané hodnoty odvětví na celkovém HDP [%].....	24
Tabulka č. 2 ROC klasifikace	32
Tabulka č. 3 Počet platně testovaných podniků při modelu 1 autorky L. Lugovskaya	43
Tabulka č. 4 Přesnost testování aktivních podniků při modelu 1 autorky L. Lugovskaya	43
Tabulka č. 5 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu 1 autorky L. Lugovskaya..	44
Tabulka č. 6 Celková přesnost klasifikace při modelu 1 autorky L. Lugovskaya	44
Tabulka č. 7 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu 1 autorky L. Lugovskaya.....	44
Tabulka č. 8 Počet platně testovaných podniků při modelu 2 autorky L. Lugovskaya	45
Tabulka č. 9 Přesnost testování aktivních podniků při modelu 2 autorky L. Lugovskaya	45
Tabulka č. 10 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu 2 autorky L. Lugovskaya	46
Tabulka č. 11 Celková přesnost klasifikace při modelu 2 autorky L. Lugovskaya	46
Tabulka č. 12 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu 2 autorky L. Lugovskaya.....	46
Tabulka č. 13 Počet platně testovaných podniků při modelu Zmijewski	47
Tabulka č. 14 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Zmijewski	47
Tabulka č. 15 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu Zmijewski	47
Tabulka č. 16 Celková přesnost klasifikace při modelu Zmijewski	48
Tabulka č. 17 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu Zmijewski	48
Tabulka č. 18 Počet platně testovaných podniků při modelu Šlefendorfas	49
Tabulka č. 19 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Šlefendorfas	49
Tabulka č. 20 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Šlefendorfas	49
Tabulka č. 21 Celková přesnost klasifikace při modelu Šlefendorfas	49
Tabulka č. 22 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu Šlefendorfas.....	50
Tabulka č. 23 Počet platně testovaných podniků při modelu Brîndescu-Olariu.....	50
Tabulka č. 24 Přesnost testování aktivních podniků při modelu Brîndescu-Olariu	51
Tabulka č. 25 Přesnost testování bankrotních podniků při modelu Brîndescu-Olariu	51
Tabulka č. 26 Celková přesnost klasifikace při modelu Brîndescu-Olariu	51
Tabulka č. 27 Srovnání přesnosti klasifikace při modelu Brîndescu-Olariu	51
Tabulka č. 28 Plocha pod ROC křivkou - L. Lugovskaya model 1	53
Tabulka č. 29 Plocha pod ROC křivkou - L. Lugovskaya model 2.....	54
Tabulka č. 30 Plocha pod ROC křivkou - Zmijewski.....	55
Tabulka č. 31 Plocha pod ROC křivkou - Šlefendorfas.....	55
Tabulka č. 32 Plocha pod ROC křivkou - Olariu.....	56

Tabulka č. 33 T-test - L. Lugovskaya model 1	58
Tabulka č. 34 Proměnné modelu - L. Lugovskaya model 1	58
Tabulka č. 35 T-test - L. Lugovskaya model 2	59
Tabulka č. 36 Proměnné modelu - L. Lugovskaya model 2	60
Tabulka č. 37 T-test - Zmijewski	60
Tabulka č. 38 Proměnné modelu – Zmijewski	61
Tabulka č. 39 T-test - Šlefendorfas	61
Tabulka č. 40 Proměnné modelu - Šlefendorfas	62
Tabulka č. 41 T-test - Olariu	63
Tabulka č. 42 Proměnné modelu - Olariu	63
Tabulka č. 43 Výčet testovaných proměnných	65
Tabulka č. 44 Výsledky korelační analýzy	66
Tabulka č. 45 Ukazatele použity pro tvorbu modelu	67
Tabulka č. 46 Výsledek krokové analýzy – model 1	70
Tabulka č. 47 Výsledek krokové analýzy – model 2	70
Tabulka č. 48 Výsledek krokové analýzy – model 3	71
Tabulka č. 49 Výsledek krokové analýzy – model 4	72
Tabulka č. 50 Výsledek krokové analýzy – model 1 plus konstanta	73
Tabulka č. 51 Výsledek krokové analýzy – model 2 plus konstanta	74
Tabulka č. 52 Plocha pod ROC křivkou – model 1, 2, 3, 4	75
Tabulka č. 53 Plocha pod ROC křivkou – model 1, 2, 1 plus konstanta, 2 plus konstanta	76
Tabulka č. 54 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na trénovací množině – aktivní podniky	77
Tabulka č. 55 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na trénovací množině – bankrotní podniky	77
Tabulka č. 56 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na trénovací množině – celková přesnost	77
Tabulka č. 57 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na testovací množině – aktivní podniky	78
Tabulka č. 58 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na testovací množině – bankrotní podniky	78
Tabulka č. 59 Srovnání přesnosti klasifikace vytvořených modelů na testovací množině – celková přesnost	79
Tabulka č. 60 Porovnání spolehlivosti nově vytvořeného modelu s vybranými modely	80

SEZNAM POUŽITÝCH ROVNIC

Rovnice 1 Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti dle (12)	27
Rovnice 2 Vzorec pro výpočet šance dle (12)	27
Rovnice 3 Vzorec pro výpočet logit dle (12).....	28
Rovnice 4 Vzorec pro logistickou regresi dle (12)	28
Rovnice 5 Vzorec pro transformaci logitu zpět na šanci dle (12).....	28
Rovnice 6 Vzorec pro transformaci šance na pravděpodobnost dle (12)	28
Rovnice 7 Vzorec pro výpočet likelihood dle (22).....	29
Rovnice 8 Vzorec pro výpočet t-testu pro shodné rozptyly dle (27)	30
Rovnice 9 Vzorec pro výpočet t-testu pro rozdílné rozptyly dle (27)	31
Rovnice 10 Vzorec pro výpočet True positive rate dle (4)	32
Rovnice 11 Vzorec pro výpočet False positive rate dle (4)	32
Rovnice 12 Vzorec pro výpočet sensitivity dle (4).....	32
Rovnice 13 Vzorec pro výpočet specifity 1 dle (4)	33
Rovnice 14 Vzorec pro výpočet specifity 2 dle (4)	33
Rovnice 15 Vzorec pro výpočet modelu 1 L. Lugovskaya dle (5)	35
Rovnice 16 Vzorec pro výpočet modelu 2 L. Lugovskaya dle (5)	36
Rovnice 17 Vzorec pro výpočet modelu Mark E. Zmijewski dle (7).....	38
Rovnice 18 Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti modelu Mark E. Zmijewski dle (14)	38
Rovnice 19 Vzorec pro výpočet modelu Gediminas Šlefendorfas dle (15).....	39
Rovnice 20 Vzorec pro výpočet obecné přesnosti modelů dle (17)	40
Rovnice 21 Vzorec pro výpočet modelu Daniel Brîndescu-Olariu dle (17).....	41
Rovnice 22 Vzorec pro výpočet pravděpodobnosti modelu Daniel Brîndescu-Olariu dle (17)	41

SEZNAM POUŽITÝCH OBRÁZKŮ

Obrázek 1 Tvar křivky logistické funkce pro proměnnou x , převzato z (22).....	29
Obrázek 2 ROC křivka včetně pěti základních bodů, převzato z (4).....	33