



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA PODNIKATELSKÁ

FACULTY OF BUSINESS AND MANAGEMENT

ÚSTAV EKONOMIKY

INSTITUTE OF ECONOMICS

MODELOVÁNÍ PREDIKCE ÚPADKU VE ZPRACOVATELSKÉM PRŮMYSLU

BANKRUPTCY PREDICTION MODELLING IN MANUFACTURING BRANCH

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Gabriela Synková

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Michal Karas, Ph.D.

BRNO 2019

Zadání diplomové práce

Ústav:	Ústav ekonomiky
Studentka:	Bc. Gabriela Synková
Studijní program:	Ekonomika a management
Studijní obor:	Podnikové finance a obchod
Vedoucí práce:	Ing. Michal Karas, Ph.D.
Akademický rok:	2018/19

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 úpadku 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 na datech podniků zpracovatelského průmyslu ČR a její porovnání s původně deklarovanou přesností. Studentka metodou logistické regrese odvodí vlastní model a provede testování jeho rozlišovací schopnosti.

Základní literární prameny:

ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 1968, vol. 23, no. 4., pp. 589-609. ISSN 1540-6261.

ALTMAN, E. I. and E. HOTCHKISS, 2006. Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt. 3rd ed. Hoboken, N.J.: Wiley. ISBN 978-04-1691-891.

BEAVER, W. H. Financial Ratios as predictors of Failure. Journal of Accounting Research. 1966, vol. 4, pp. 71-111.. ISSN 00218456.

GRICE, J. S. and M. T. DUGAN. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researchers. Review of Quantitative Finance and Accounting. 2001, vol. 17, pp. 151-166. ISSN 1573-7179.

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

Termín odevzdání diplomové práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2018/19

V Brně dne 28.2.2019

L. S.

doc. Ing. Tomáš Meluzín, Ph.D.
ředitel

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

Abstrakt

Tato diplomová práce se zabývá tvorbou bankrotního modelu pro zpracovatelský průmysl v České republice za využití logit analýzy. Teoretická část vymezuje pojem bankrotní model, finanční tíseň a finanční zdraví podniku, dále je tento úsek zaměřen na vliv makroekonomie na přesnost těchto modelů, pohled do jejich historie a popis vybraných modelů. Praktická část práce je v počátku zaměřena na určení spolehlivosti vybraných bankrotních modelů a poté je sestaven nový bankrotní model.

Abstract

This diploma thesis deals with the creation of a bankruptcy model for the manufacturing industry in the Czech Republic using logit analysis. The theoretical part defines the concept of bankruptcy model, financial distress and financial health of the company. This section is focused on the influence of macroeconomics on the accuracy of these models, a look into their history and description of selected models. The practical part of the thesis is initially focused on determining the reliability of selected bankruptcy models, and then a new bankruptcy model is compiled.

Klíčová slova

Predikce bankrotu, bankrotní model, probit analýza, ROC křivka, úpadek, finanční tíseň

Key words

Bankruptcy prediction, bankruptcy prediction model, probit analysis, ROC curve, insolvency, financial distress

Bibliografická citace

SYNKOVÁ, Gabriela. *Modelování predikce úpadku ve zpracovatelském průmyslu* [online]. Brno, 2019 [cit. 2019-05-02]. Dostupné z: <https://www.vutbr.cz/studenti/zav-prace/detail/119965>. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta podnikatelská, Ústav ekonomiky. Vedoucí práce Michal Karas.

Čestné prohlášení

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

V Brně dne 10. května 2019

.....

podpis studenta

Poděkování

Mé velké díky patří Ing. Michalovi Karasovi, Ph.D. za odborné vedení, připomínky a cenné rady, které mi pomohly tuto práci dokončit. Děkuji za trpělivost a čas, který byl hojně využit.

OBSAH

ÚVOD.....	11
1 CÍL A METODY ZPRACOVÁNÍ PRÁCE.....	13
2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ.....	14
2.1 Vymezení pojmu úpadek.....	14
2.1.1 Definice úpadku.....	14
2.1.2 Důsledky úpadku na stakeholders.....	16
2.1.3 Náklady spojené s úpadkem.....	17
2.2 Finanční zdraví.....	18
2.3 Finanční tíseň podniku.....	18
2.4 Bankrotní model.....	19
2.4.1 Vymezení pojmu bankrotní modelu.....	19
2.4.2 Vymezení pojmu model.....	20
2.5 Původ slova bankrot.....	20
2.6 Krátký pohled do historie bankrotních modelů.....	21
2.6.1 Pohled do historie studií podnikových predikčních modelů.....	22
2.7 Druhy bankrotních modelů.....	28
2.7.1 Altman a Lavallo.....	28
2.7.2 Beerman.....	29
2.7.3 Model J. Gajdky a D. Stosu.....	30
2.7.4 Grover model.....	30
2.7.5 Generic model.....	31
2.8 Metodika k sestavení bankrotního modelu.....	32
2.8.1 Lineární diskriminační analýza.....	32
2.8.2 Logistická regrese – Logit a probit modely.....	33

2.9	Metoda hodnocení výsledných modelů	35
2.9.1	ROC křivka	35
2.10	Současná přesnost již vytvořených modelů	38
3	ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ	40
3.1	Určení spolehlivosti modelu Altman a Lavallo	40
3.2	Určení spolehlivosti Beerman modelu	43
3.3	Určení spolehlivosti J. Gajdky a D. Stosu modelu	46
3.4	Určení spolehlivosti Grover modelu	49
3.5	Určení spolehlivosti Generic modelu	52
3.6	ROC křivky pro testované modely	54
3.7	T-test ukazatelů vybraných bankrotních modelů	56
4	NÁVRH VLASTNÍHO MODELU	59
4.1	Rozdělení podniků na trénovací a testovací množinu	59
4.2	Korelace mezi proměnnými	59
4.3	Sestavení modelu pomocí krokové regrese	61
4.4	Ověření přesnosti modelu na testovacích datech	64
4.5	Přesnost modelu na trénovacích datech	66
4.6	Srovnání přesností trénovací a testovací množiny	69
4.7	ROC křivky	69
5	SHRNUTÍ A SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÉHO MODELU A VYBRANÝCH MODELŮ	72
	ZÁVĚR	74
	SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY	76
	SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK A SYMBOLŮ	80
	SEZNAM GRAFŮ	81

SEZNAM OBRÁZKŮ	82
SEZNAM TABULEK	83
PŘÍLOHY	85

ÚVOD

Podnik tvoří velmi složitou soustavu systémů, které je nutné neustále přezkoumávat, ovládat a revidovat. Lze konstatovat, že každý subjekt prochází ve svém vývoji zaručenou krizí. Možnost vzniku potíží provází každý podnik od okamžiku jeho založení. Již na počátku fungování je každý podnik potenciálně ohrožen, že svoji činnost ukončí.

Krise je součástí jeho vývoje, zejména v případě, že se jedná o dynamicky se rozvíjející subjekty. V tomto případě jsou krize častým ukazatelem nutných změn, přechodu k vyšším formám organizace a řízení. Správné zvládnutí krizových stavů se v tomto případě může stát pozitivním stimulem dalšího rozvoje podniku. Na druhé straně však krize završuje v mnoha případech stagnaci a neschopnost přizpůsobení se některých podniků, měnícím se podmínkám. Pokud management či vlastníci nejsou schopni takovouto krizi zvládnout, může její propuknutí a nežádoucí průběh vést až k zániku podniku.

Vývoj podniku v určitém vnějším prostředí se v důsledku nesprávných rozhodnutí postupně začíná odchylovat od normálního, či očekávaného. Odchyly se v čase zvětšují, přestávají být náhodnými jevy a mění se v trvalý stav. Krizový stav se prohlubuje až do té míry, že podnik stále častěji přestává být schopen plnit své hlavní úkoly.

Do současné doby bylo vytvořeno velké množství modelů, které slouží k predikci bankrotu. Problémem však je, že tyto modely byly sestaveny pro určité odvětví, na určitých datech, která již nejsou aktuální, proto tyto modely ztrácí svoji efektivnost, při využití v jiné situaci. Model by měl být správně tvořen pro danou oblast průmyslu, aby byla vysoká jeho přesnost.

Tato diplomová práce je zaměřena na zhodnocení rozlišovací schopnosti vybraných bankrotních modelů v porovnání s původně uvedenou předností a následné vytvoření modelu z dat českých podniků ze zpracovatelského průmyslu.

V teoretické části jsou vysvětleny potřebné pojmy k pochopení problematiky bankrotních modelů. Konkrétně se jedná o pojem úpadek, bankrotní model a jeho historie, původ slova bankrot. Poté následuje popis vybraných bankrotních modelů a způsob testování těchto bankrotních modelů, které zahrnují přesnost modelů a ROC křivky.

Další část, část praktická, je věnována hodnocení současné efektivnosti vybraných bankrotních modelů, kterými jsou Altman a Lavallo, Beerman, model

J. Gajdky a D. Stosu, Grover model a Generic model. Tyto modely budou testovány na datech z oblasti zpracovatelského průmyslu v České republice. Následně bude vytvořen vlastní model za využití logit analýzy a bude provedeno jeho testování přesnosti aktivních a bankrotních podniků.

1 CÍL A METODY ZPRACOVÁNÍ PRÁCE

Cílem diplomové práce je zhodnotit predikční přesnost pěti vybraných bankrotních modelů na datech podniků, které jsou zahrnuty ve zpracovatelském průmyslu v ČR, a její porovnání s původními stanovenými přesnostmi. Následně bude vytvořen vlastní model za využití logit analýzy a bude provedeno testování přesnosti aktivních a bankrotních podniků.

Při zpracování práce byly aplikovány tyto metody:

- Literární rešerše: na základě odborné literatury zpracována teoretická část diplomové práce, která je zaměřena na seznámení s problematikou tématu.
- Analýza: rozbor a rozklad jednotlivých bankrotních modelů – využito v praktické části při testování modelů.
- Syntéza: využití při tvorbě modelu, zkoumání vzájemných souvislostí poměrových ukazatelů.
- Komparace: využití při srovnání již existujících modelů a nově vytvořeného modelu.
- Matematické a statistické metody: využití logit analýzy k tvorbě bankrotního modelu.
- Modelování: vytvoření nového bankrotního modelu.

2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ

Teoretická část diplomové práce poskytuje základní informace o bankrotních modelech. Je zaměřena na vymezení pojmu bankrot z historického hlediska a také z pohledu zákona. Zabývá se bankrotními modely z pohledu historie, výpočtem a vyhodnocením vybraných druhů bankrotních modelů, způsoby sestavení modelů a omezeními těchto modelů. Práce se věnuje méně známým modelům. Vybrán byl model Altman a Lavallo, Beerman model, model J. Gajdky a D. Stosu, Grover model a nejnovější Generic model.

2.1 Vymezení pojmu úpadek

V případě, že nedojde k nalezení zásadního řešení krize, která předchází úpadku, anebo není krize vůbec řešena, vrcholí selhání podniku jeho úpadkem.

Poutavý je pohled ekonomie na úpadek podniku. Neoklasický přístup konstatuje, že úpadek je důsledkem chybné alokace kapitálu. Úpadek je prostředkem k realokaci aktiv. V rámci (neo)klasického přístupu je proces konkurzu nevyhnutelnou cestou k efektivní alokaci zdrojů. Z tohoto pohledu je počet a velikost firem v konkurzu indikátorem rychlosti restrukturalizace (Kočenda, Lízal, 2003).

2.1.1 Definice úpadku

Insolvenční zákon č. 182/2006 Sb. o úpadku a způsobech jeho řešení definuje úpadek následovně (Insolvenční zákon, 2006):

„Dlužník je v úpadku, jestliže má:

- a) více věřitelů a*
- b) peněžité závazky po dobu delší 30 dnů po lhůtě splatnosti a*
- c) tyto závazky není schopen plnit (dále jen "platební neschopnost").“*

V insolvenčním zákonu dále nalezneme, *„že dlužník není schopen plnit své peněžité závazky, jestliže:*

- a) zastavil platby podstatné části svých peněžitých závazků, nebo*
- b) je neplní po dobu delší 3 měsíců po lhůtě splatnosti, nebo*

- c) *není možné dosáhnout uspokojení některé ze splatných peněžitých pohledávek vůči dlužníku výkonem rozhodnutí nebo exekucí, nebo*
- d) *nesplnil povinnost předložit seznamy uvedené v § 104 odst. 1, kterou mu uložil insolvenční soud.*“

Insolvenční zákon definuje, jak se takový úpadek řeší: *„Způsobem řešení úpadku nebo hrozícího úpadku dlužníka v insolvenčním řízení (dále jen "způsob řešení úpadku") se rozumí:*

- a) *konkurs,*
- b) *reorganizace,*
- c) *oddlužení a*
- d) *zvláštní způsoby řešení úpadku, které tento zákon stanoví pro určité subjekty nebo pro určité druhy případů.*“

Pro podnikatelské subjekty oddlužení není možné, oddlužení je možné pouze u nepodnikatelů, a tudíž pro podnikatele přichází v úvahu při úpadku či hrozícím úpadku jen konkurs a reorganizace (Insolvenční zákon, 2006).

Zákon vymezuje reorganizaci jako postupné uspokojování pohledávek věřitelů při zachování provozu dlužníkovy podniku, zajištěné opatřením k ozdravení hospodaření tohoto podniku podle insolvenčním soudem schváleného reorganizačního plánu s průběžnou revizí jeho plnění ze strany věřitelů. Reorganizace je tedy založena na snaze udržet životaschopný podnik, ozdravit jej a dále tento podnik provozovat. Zatímco je konkurs v podstatě založen na postupném prodeji dlužníkovy majetku po kusech. Cíle reorganizace a konkursu jsou tedy odlišné a odlišné jsou nástroje, které jak konkursní, tak reorganizační řízení využívá (Insolvenční zákon, 2006).

Posledním způsobem řešení úpadku jsou zvláštní formy řešení úpadku. První zvláštní formou řešení úpadku je konkurs, kdy dlužníkem je fyzická osoba, nepodnikatel, která má obrát za poslední účetní období méně než 2 miliony korun a má méně než 50 věřitelů. Druhou zvláštní formou úpadku je řešení úpadku finančních institucí, patří sem například banky, spořitelny a úvěrní družstva (Insolvenční zákon, 2006).

Průběh konkursu

Během konkursu dojde ke zpeněžení majetkové podstaty dlužníka a následnému poměrnému uspokojení věřitelů. Nestanoví-li zákon jinak, neuspokojené pohledávky nebo jejich části nezanikají. Pro fyzické osoby – nepodnikatele je pak možné úpadek řešit i formou nepatrného konkurzu. Nepatrný konkurz se též využívá pro řešení menších konkurzů co do velikosti majetku a počtu věřitelů. Jedná se o efektivnější a rychlejší řízení než při klasickém konkursu (Landa, 2009).

Průběh reorganizace

Reorganizace je určena pro dlužníky podnikatele, kteří vykázali celkový obrat za poslední účetní období ve výši alespoň sto miliónů korun a kteří zaměstnávají alespoň 100 zaměstnanců. Při reorganizaci dlužník nadále provádí svou podnikatelskou činnost v rámci sestaveného reorganizačního plánu. Jedná se o ozdravení podniku a postupné vypořádání dluhů (Landa, 2009).

2.1.2 Důsledky úpadku na stakeholders

Pokud dojde k úpadku, má to důsledky na okolí, které bylo úzce spjato s podnikem. Toto okolí zahrnuje všechny osoby, které mají s podnikem co do činění neboli se jedná o zainteresovanou stranu. Je to kdokoliv, kdo jakýmkoliv způsobem přichází do kontaktu s podnikem. Kdokoliv, jehož život nebo chod firma ovlivňuje, a to třeba i nepřímo. U podniku se tyto stakeholders dělí na vnitřní a vnější. Těmi vnitřními jsou zaměstnanci, manažeři a vlastníci. Těmi vnějšími jsou pak zákazníci, dodavatelé, obchodní partneři, věřitelé, místní samospráva, vláda a v neposlední řadě i lidé žijící v okolí vaší firmy (Freeman, 1984).

Jaký vliv má úpadek v praxi na vybrané stakeholders bude popsáno v následujících pár řádcích.

Co se týče **zaměstnanců**, platební neschopnost zaměstnavatele dává zaměstnancům asi jedinou naději, že se mohou o dlužnou mzdu přihlásit nejen v insolvenčním řízení, ale také na úřadu práce, kde jsou větší šance pohledávku získat. Nárok ale vzniká jen v případě, že bylo zahájeno insolvenční řízení, nebo aspoň vyhlášeno moratorium před zahájením insolvenčního řízení. Samotné řízení přitom mohou iniciovat i zaměstnanci tak, že podají k soudu insolvenční návrh pro dlužnou mzdu. Nevyplacené

mzdy může zaměstnanec uplatnit nejvýše v rozsahu odpovídajícím splatným mzdovým nárokům za tři kalendářní měsíce rozhodného období. Kromě nevyplacené mzdy má zaměstnanec nárok na náhradu za nevyčerpanou dovolenou a za okamžité zrušení pracovního poměru. Zaměstnanec může podle zákoníku práce zrušit pracovní poměr okamžitě jen ze dvou důvodů – když práce vážně ohrožuje jeho zdraví, a když mu zaměstnavatel nevyplatil mzdu. V obou případech má zaměstnanec právo na náhradu mzdy ve výši průměrného výdělku za dobu odpovídající délce výpovědní lhůty.

Pokud se podíváme na dopady úpadku pro **dodavatele**, tak dodavatel by měl reagovat velmi rychle, aby mu byly splaceny jeho pohledávky. Pokud je podnik v insolvenčním řízení, musí se dodavatel co nejdříve přihlásit o své pohledávky, kde musí být uvedena výše pohledávky, důvod, úroky z prodlení. O splacení pohledávky rozhodne soud.

Zákazníkům se úpadek podniku dotkne jen málo. Zákazník je pouze nucen najít substitut, který mu nahradí výrobek, službu či činnost daného podniku v úpadku.

2.1.3 Náklady spojené s úpadkem

Náklady spojené s úpadkem podniku mohou být velmi vysoké. V případě úpadku některých podniků dochází ke stavu, kdy jsou tyto náklady vyšší než zůstatková hodnota firmy. Náklady finanční tísně je možné členit na přímé a nepřímé.

Přímé náklady souvisejí s úpadkem podniku a tvoří odměny právníkům v souvislosti s řešením úpadku, odměny konkurzním správcům atd. Výše těchto nákladů je poměrně snadno vyčíslitelná (Branch, 2002).

Nepřímé náklady obsahují mnoho položek, které jsou mnohdy téměř nepozorovatelné a mnohdy ani nejsou přisuzovány finanční tísně. Tyto náklady vznikají už dlouho před samotným úpadkem. Jsou spojeny s poklesem tržeb, ke kterému dochází v době před úpadkem, s vyššími úrokovými sazbami poskytovaných bankami, ztrátou významných zaměstnanců, kteří v důsledku strachu z budoucího vývoje podniku odcházejí ke konkurenci (Branch, 2002).

2.2 Finanční zdraví

Uspokojivá finanční situace podniku se často označuje pojmem „finanční zdraví“ podniku. Za finančně zdravý podnik se považuje takový podnik, který je v danou chvíli i výhledově schopen naplňovat smysl své existence. V podmínkách tržní ekonomiky to prakticky znamená, že je schopen trvale dosahovat takové míry zhodnocení vloženého kapitálu neboli míry zisku, která je požadována investory vzhledem k výši rizika, s jakým je příslušný druh podnikání spojen. Čím větší je výnosnost neboli rentabilita vloženého kapitálu, tím lépe pro podnik a jeho investory. Zároveň s rentabilitou je nutnou podmínkou finančního zdraví i likvidita, tedy schopnost včas uhrazovat splatné závazky (Valach, 1999).

Mezi hlavní cíle podnikání patří maximalizace zisku, maximalizace tržní hodnoty podniku, zajištění platební schopnosti, maximalizace vlastního jmění nebo přežití podniku. Aby byl podnik úspěšný, měl by se zabývat alespoň dvěma finančními cíli, a to zajištěním likvidity při minimální ceně finančních zdrojů a likvidností, což je rychlost přeměny aktiv v prostředek směny. Souhrnným finančním cílem podnikání je finanční zdraví podniku. Finanční zdraví určíme jako součet rentability a likvidity (Kalouda, 2004).

2.3 Finanční tíseň podniku

Finanční tíseň podniku nezná přesnou definici. Ale existují určité indikátory, které předpovídají, že se podnik chýlí ke špatné finanční situaci. Finanční tíseň nastává, pokud společnost není schopna nebo obtížně plní své smluvní závazky spojené s dluhovým financováním. Jedná se o komplexní oslabení finanční kondice podniku způsobené enormním zadlužením, přičemž poslední fází finanční tísně je úpadek neboli bankrot podniku. Zřídka se stane, že jedno chybné rozhodnutí vede společnost do potíží, zpravidla je to celá řada scestných rozhodnutí, které se neprojeví okamžitě. Vědci soudí, že problémy podniků jsou spojeny s chybami v jejich řízení a tyto chyby se objeví dříve, než se projeví v číslech, tedy ve finančních výkazech.

Obecně jsou nastaveny tři situace, ve kterých lze podnik označit jako ohrožený finanční tísň (Grünwald, Holečková, 2007).

- Podnik je dlouhodobě ve ztrátě a vykazuje platební neschopnost.
- V podniku jsou pocíťovány vážné problémy, zejména pokles objemu výkonů.
- Podnik se tváří jako úspěšný, ale v důsledku extrémního růstu trvale naráží na nedostatek kapitálu.

Příznaky nenastávají souběžně, ale v určitých fázích. V první řadě dojde k poklesu objemu výkonů, dále nastupuje pokles rentability, zvýšená potřeba pracovního kapitálu, dále pak nastupuje zhoršování kapitálové struktury a v konečné fázi dochází k trvalé platební neschopnosti (Baker, Hudson, Woodward, 2005).

2.4 Bankrotní model

Cílem této kapitoly je poskytnout informace o bankrotním modelu, o jeho historii a přesné definici, která je v teorii vymezena.

2.4.1 Vymezení pojmu bankrotní modelu

Bankrotní modely informují uživatele o možnosti úpadku podniku a poskytují rychlou odpověď na otázku o finančním zdraví zkoumaného subjektu. Bankrotní modely byly odvozeny na základě skutečných dat u podniků, které v minulosti zbankrotovaly, nebo naopak dobře prosperovaly. Tyto modely vychází z předpokladu, že již určitou dobu před samotným bankrotem vykazují podniky určité anomálie, které informují o možném negativním vyvíjení. Typickými symptomy jsou problémy s likviditou, rentabilitou či výší čistého pracovního kapitálu. Bankrotní modely jsou vhodné nejen pro současné rozhodování, ale i pro budoucí rozhodování, umožňují managementu oddělit a správně interpretovat indikátory možných budoucích problémů a včas je identifikovat a zrevidovat dříve, než dojde k vážným problémům nebo dokonce dojde k úpadku (Dluhošová, Holečková, 2010).

Modely jsou tvořeny soustavami několika poměrových ukazatelů (typicky vybrané ukazatele likvidity, zadluženosti, aktivity a rentability), kterým jsou dle důležitosti přiřazeny váhy, a podle výsledku váženého součtu lze posoudit, zdali je podnik směřuje k finančnímu úpadku (Altman, Hotchkiss, 2006).

Pokud se podíváme do historie tak jedna z prvních studií se zabývala analýzou poměrových ukazatelů a predikcí bankrotu byla práce W. H. Beavera z roku 1966 *Financial ratios as prediction of failure*. V této studii Beaver poukazuje na to, že pomocí určitého počtu indikátorů by mohl rozlišit podniky, které jsou ohroženy bankrotem od podniků, kterým bankrot v příštích pěti letech nehrozí. Mezi nejdůležitější ukazatele, které umožňují identifikaci těchto dvou skupin podniků, Beaver zařadil ukazatele likvidity, ziskovosti a platební schopnosti (Beaver, 1966).

2.4.2 Vymezení pojmu model

Pojem model představuje jakési zobrazení skutečnosti. Připouští se, že teorie nemusí být jen zobrazením skutečnosti v její objektivní podobě, ale že může jít o její určitou idealizaci. Časté jsou případy, kdy je příznivější operovat s modelem místo se skutečností z toho důvodu, že mnohdy ovládáme lépe pravidla modelovací techniky než pravidla nezachytitelné nebo přímo nepozorovatelné skutečnosti.

Model je sestaven podle určitých pravidel, která připouštějí napodobovat chování a vlastnosti zobrazované reality. Smyslem modelu je formulovat přesnější otázky, které by člověk bez modelu nebyl schopen vytvořit. Dále je model využíván k předpovědi budoucnosti a nachází mezery v současném poznání (Models a modelování, 2018).

2.5 Původ slova bankrot

Hojně uznávaná teorie vypráví o původu slova bankrot jako o sloučení starých latinských slov *bancus* (lavička nebo stůl) a *ruptus* (zlomený). Původně bankéři uskutečňovali své transakce na veřejném trhu na lavičce, a pokud nebyl již způsobilý pokračovat ve svém podnikání a nebyl schopen plnit své závazky, jeho lavička byla rozbitá v symbolické ukázce selhání a neschopnosti vyjednávat.

Ve studiích můžeme nalézt i existence jiné teorie o původu tohoto slova. Například jiní spekulují o tom, že původ slova pochází z francouzského výrazu *banque*. Tento výraz znamená, že ten, s kým byl uzavřen obchod, se bankéři podepsal na jeho lavičce. Prvkem této zvyklosti také bylo i to, že dotyčný unikl i s jemu svěřenými penězi (Brief history of bankruptcy, 2018).

2.6 Krátký pohled do historie bankrotních modelů

První zmínky o dluhu lze vysledovat návratem zpět do biblických časů. Starý zákon stanovil výrok, který respektuje propuštění neboli zrušení dluhu. Tento výrok pojímal fakt, že na konci každého sedmého roku musí být všechny dluhy zrušeny. O 40 let později byl tento zákon změněn a tím se zkrátilo biblických sedm let na šest let.

Další zmínky můžeme dohledat ve Starověkém Řecku. V začátcích se mluvilo o tzv. dluhovém otroctví. Pokud daný člověk dlužil a nebyl schopen dluh splatit on ani jeho manželka, děti nebo zaměstnanci, byli donuceni k otroctví, dokud věřiteli nebyly splaceny všechny dluhy prostřednictvím fyzické práce. Mnoho městských částí ve Starověkém Řecku omezilo dluhové otroctví po dobu pěti let a otroci měli ochranu nad životem. Ovšem ve většině případů dlužník byl nucen sloužit svému věřiteli po celý život, a to obvykle za mnohem přísnějších podmínek.

Zákony týkající se vztahu mezi dlužníkem a věřitelem začaly znovu v pozdním středověku. Tento společenský posun spočíval v uvedení prvních vyhlášených zákonů o tresu odnětí svobody v Anglii. V roce 1267 bylo poprvé uděleno uvěznění za dluhy.

Vzhledem k tomu, že se dluhy zvyšovaly, díky rostoucímu obchodu, Anglie zavedla řadu zákonů týkajících se úlevy od dluhů. Takové zákony se rozvíjely na dvou různých frontách. Jeden soubor zákonů, běžně nazývaných zákony o úpadku, byl určen dlužníkům, kteří se zabývají podnikáním, zatímco druhý soubor zákonů, označovaný jako insolvenční zákony, se týkal zbývajících dlužníků (The History of Bankruptcy, 2018).

První zákon o úpadku byl vyhlášen v roce 1542 za vlády Henryho VIII. v Anglii. V té době byl konkurzní jednatel považován za zločince a jako takový podléhal trestu odnětí svobody ve vězení a mohl mu být udělen trest smrti. 16. století bylo významné ve Španělsku za vlády Phillipa II., který prohlásil čtyři samostatné státní bankroty v letech 1557 až 1596. Ve skutečnosti se Španělsko stalo prvním suverénním státem, který vyhlásil konkurz (The History of Bankruptcy, 2018).

V USA lze najít v zákoně „National Bankruptcy Act“ z roku 1898 v příloze pro „Federal Bankruptcy Act“ z roku 1938 vysvětlení tohoto bankrot. Jde o legální status, který vyhlásí fyzická nebo právnická osoba, pokud nemá a není schopen splatit dlužnou částku věřiteli. V mnoha případech je nutnost požádat soudní orgán, aby bankrot schválil. Jde o způsob,

jak dát dlužníkovi možnost nového začátku a možnost splácet své dluhy postupně (The History of Bankruptcy, 2018).

2.6.1 Pohled do historie studií podnikových predikčních modelů

První studie zaměřeny na predikci úpadku podniku vycházely z jednorozměrné analýzy poměrových ukazatelů. Tato studie se zabývala prostou analýzou finančních ukazatelů, případně porovnáním hodnot úspěšných podniků. V roce 1930 představila společnost **Bureau of Business Research** studii, která analyzovala vývoj 24 ukazatelů u 29 krachujících průmyslových podniků. Přínosem byla identifikace osmi poměrových ukazatelů, které byly považovány za indikátory podlomeného zdraví firem:

- poměr pracovního kapitálu a celkových aktiv,
- poměr nerozděleného zisku a celkových aktiv,
- poměr vlastního kapitálu a stálých aktiv,
- poměr stálých a celkových aktiv,
- běžná likvidita,
- poměr vlastního kapitálu a celkových aktiv,
- obrat celkových aktiv,
- poměr hotovosti a celkových aktiv.

Bureau of Business Research dospěla k závěru, že poměrový ukazatel „pracovní kapitál k celkovým aktivům“ má při predikci úpadku mnohem vyšší vypovídající schopnost než běžná likvidita (Gissel, Giacomino, Akers, 2007).

FitzPatrick o dva roky později, tedy v roce 1932, porovnával 13 poměrových ukazatelů. Závěrem dospěl ke zjištění, že ukazatelé likvidity ztrácí na významu při predikci finančního vývoje podniků s velkým podílem dlouhodobých závazků (Gissel, Giacomino, Akers, 2007).

Studie **W.H. Beaver** z roku 1966 byla vytvořena za účelem ohodnocení úvěrové hodnoty. Užitečnost ukazatelů je potvrzena jen v souvislosti předpovědi bankrotu. W. H. Beaver byl jeden z prvních ekonomů, který se zabýval hodnocením finanční výkonnosti podniku. Jeho studie porovnávala 79 amerických podniků, které zanikly v letech 1954-1964, s podniky, které označil jako úspěšné=prosperující. Ke každému zaniklému podniku byl vybrán jeden identický prosperující podnik, který působil ve stejném oboru a byl stejně

velký. Beaver sledoval vývoj jednotlivých ukazatelů v čase v průběhu 5 let. Na základě této analýzy identifikoval 30 různých poměrových ukazatelů. Tyto ukazatele rozdělil do šesti skupin a v každé této skupině byl vybrán jeden ukazatel, který se nejvíce přiblížil předpovědi úpadku podniku. Slabou stránkou této studie je, že se zkoumaly pouze velké a střední podniky v USA v letech 1954-1964, což redukuje použití na jiné vzorky dat (Beaver, 1966).

První model, který predikoval finanční problémy podniku, vznikl v roce 1968, autorem byl **Altman**. E. I. Altman tento model stále upravoval a dále aktualizoval. Jednalo se o sestavení modelu na základě násobné diskriminační analýzy spočívající v třídění subjektů do dvou nebo více stanovených skupin dle předem stanovených podmínek. Tento model porovnával 33 středních amerických výrobních podniků, které splňovaly podmínku aktiv v rozmezí 0,7 – 25,9 mil. USD a zároveň zanikly v letech 1946-1965, se stejným množstvím prosperujících podniků. Na počátku tento model zahrnoval 22 finančních poměrových ukazatelů, které pak zredukoval na pět, které byly nejvhodnější pro predikci problémů a případnému úpadku. Následně bylo těmto pěti ukazatelům přiděleny váhy dle významnosti. Altman uvádí, že pravděpodobnost správnosti odhadu bankrotu dosahuje 94 % jeden rok před bankrotem, dále 72 % dva roky před bankrotem, a pokud tento model je využit na predikci bankrotu tři a více let, tak hodnota pravděpodobnosti klesá na 50 % (Altman, 1968).

Zmijewski model vznikl v roce 1984 v USA, jehož autorem je Mark E. Zmijewski. Tento model vykazuje určité odlišnosti od modelů jiných autorů. Zmijewski do své analýzy totiž nevybíral podniky v párech (bankrotující podnik a jemu odpovídající podnik prosperující), ale naopak počet bankrotujících podniků je výrazně nižší, než počet podniků prosperujících – v modelu byla použita data 800 zdravých podniků, ale jen 40 podniků v úpadku. Tento model vznikl na probit analýze, proto je výpočet komplikovanější než u modelů založených na diskriminační analýze. Pracuje se třemi proměnnými a konstantou. Úspěšnost tohoto modelu se pohybuje okolo 98,2 %. Nicméně při použití jiných vzorků podniků z různých časových období úspěšnost modelu osciluje v rozmezí 58,7 – 86,1 % (Grice, Dugan, 2001).

Model, který vznikl v roce 1980, nese název **Ohlsonův model**, který vytvořil James A. Ohlson. Model byl sestaven na základě 2058 prosperujících podniků a 105 podniků, které zbankrotovaly. Všechna data jsou z let 1970–1976, do studie byly zařazeny jen průmyslové podniky, které byly obchodovány na burze. Podniky z jiných odvětví mají jinou strukturu a vývoj ukazatelů před blížícím se bankrotem, proto se omezil pouze na průmyslové podniky. Ohlson použil logistickou regresi. Tato metoda byla použita z důvodu, aby se vyhnul problémům, které s sebou vícekritériální diskriminační analýza přináší. Ohlson vytvořil několik variant tohoto modelu, které se liší vahami u jednotlivých proměnných. Avšak pouze jedna dosahovala nejvyšší úspěšnosti a to 96,12 %. Tato varianta byla vytvořena celkem devíti ukazateli a byla jeho nejznámější a nejvíce využívanou metodou (Grice, Dugan, 2001).

Japonský **model Ko**, byl vytvořen v roce 1982. Tento model vycházel ze 41 podniků, které se v letech 1960-1980 potýkaly s finančními problémy a tyto podniky byly porovnávány se stejným počtem podniků, které ve své činnosti pokračovaly (Altman, 2002).

Pokud se podíváme na bankrotní modely vytvořené v České republice. Mezi nejuznávanější modely patří **IN indexy**. Tyto modely vytvořili manželé Neumaierovi na základě dlouholetých zkušeností v oblasti posouzení finanční situace podniků. IN indexy byly vytvořeny v několika variantách, a to s ohledem na aktuální vývoj české ekonomiky. Názvy jednotlivých modelů jsou odvozeny od roku jejich vytvoření.

První model byl představen v roce 1995, proto nese název IN95 a pracuje s daty z roku 1994. Tento první index byl sestaven ze šesti poměrových ukazatelů. Všechny ukazatele byly vytvořeny na základě účetních výkazů, což v období málo likvidního kapitálového trhu bylo výhodou. Váhy jednotlivých ukazatelů byly tvořeny pro jednotlivá odvětví dle OKEČ, který už v současné době neexistuje. Toto rozdělení odvětví umožnilo postihnout odvětvová specifika a speciální podmínky české ekonomiky. Tento model byl testován na tisících českých podniku a nese dobrou vypovídající schopnost pro odhad finančních problémů s úspěšností více než 70 % a podle svého účelu bývá model označován jako věřitelský (Neumaier, Neumaierová, 2002).

Druhý model Index IN99 vznikl o několik let později a řadil se mezi bonitní modely. Tento model uznává pohled vlastníka a tímto doplňuje model IN95. Model IN99 je sestaven na základě diskriminační analýzy. Prostřednictvím této metody byly revidovány váhy ukazatelů indexu IN95 platné ekonomiku ČR s ohledem na jejich význam pro dosažení kladného výsledku ekonomického zisku. K této analýze bylo použito 1698 podniků, kterým byl vypočítán ekonomický zisk. Následně byly vypočítány jednotlivé poměrové ukazatele. Výsledky těchto poměrových ukazatelů sloužily pro zjištění finanční situace zkoumaných podniků. Tento index má schopnost pro odhad finanční situace s pravděpodobností více než 85 % (Neumaier, Neumaierová, 2002).

Rovnice pro výpočet:

$$IN99 = - 0,017 * X1 + 4,573 * X3 + 0,481 * X4 + 0,015 * X5$$

Výpočet proměnných:

$$X1 = \text{aktiva} / \text{cizí zdroje}$$

$$X3 = \text{výsledek hospodaření před zdaněním a úroky} / \text{celková aktiva}$$

$$X4 = \text{tržby} / \text{celková aktiva}$$

$$X5 = \text{oběžná aktiva} / \text{krátkodobé závazky} + \text{krátkodobé bankovní úvěry} \\ \text{a výpomoci}$$

Hranice intervalů:

$$IN99 > 2,07 \text{ podnik tvoří hodnotu pro vlastníka}$$

$$0,648 \leq IN99 \leq 2,07 \text{ šedá zóna}$$

$$IN99 < 0,684 \text{ podnik netvoří hodnotu pro vlastníka}$$

Následující model **IN01** byl vytvořen pro spojení indexů IN95 a IN99. Tento model spojuje pohled vlastníka a pohled věřitele. Tento model pracoval s 583 podniky tvořících hodnotu, 503 podniků vykazující bankrot nebo se ocitaly těsně před ním a 829 ostatních. Index IN01 byl také sestaven pomocí diskriminační analýzy a byl vhodný pro průmysl (Neumaier, Neumaierová, 2002).

Rovnice pro výpočet:

$$IN01 = 0,13 * X1 + 0,04 * X2 + 3,92 * X3 + 0,21 * X4 + 0,09 * X5$$

Výpočet proměnných:

$$X1 = \text{aktiva} / \text{cizí zdroje}$$

$$X2 = \text{výsledek hospodaření před zdaněním a úroky} / \text{nákladové úroky}$$

$$X3 = \text{výsledek hospodaření před zdaněním a úroky} / \text{celková aktiva}$$

$$X4 = \text{tržby} / \text{celková aktiva}$$

$$X5 = \text{oběžná aktiva} / \text{krátkodobé závazky} + \text{krátkodobé bankovní úvěry} \\ \text{a výpomoci}$$

Hranice intervalů:

$$IN01 > 1,77 \text{ bezpečná zóna}$$

$$0,75 < IN01 \leq 1,77 \text{ šedá zóna}$$

$$IN01 \leq 0,75 \text{ podnik ohrožen bankrotem}$$

V roce 2004 byl index IN01 aktualizován a znovu vypočten. Tato aktualizace se týkala 1526 průmyslových podniků a nově nesl název **IN05**. Úspěšnost toho aktualizovaného modelu byla 80 %. Tento model se lišil oproti indexu IN01 pouze změnou koeficientu u proměnné a došlo ke změně hranice pro klasifikaci podniků (Neumaier, Neumaierová, 2005).

Rovnice pro výpočet:

$$IN05 = 0,13 * X1 + 0,04 * X2 + 3,97 * X3 + 0,21 * X4 + 0,09 * X5$$

Výpočet proměnných:

$$X1 = \text{aktiva} / \text{cizí zdroje}$$

$$X2 = \text{výsledek hospodaření před zdaněním a úroky} / \text{nákladové úroky}$$

$$X3 = \text{výsledek hospodaření před zdaněním a úroky} / \text{celková aktiva}$$

$$X4 = \text{tržby} / \text{celková aktiva}$$

$X5 = \text{oběžná aktiva} / \text{krátkodobé závazky} + \text{krátkodobé bankovní úvěry}$
a výpomoci

Hranice intervalů:

$IN05 > 1,6$ bezpečná zóna

$0,9 < IN05 \leq 1,6$ šedá zóna

$IN05 \leq 0,9$ podnik ohrožen bankrotem

Pokud se podíváme za hranice, tak v roce 2001 v Polsku byl vytvořen bankrotní model, jehož autorem byl Holda. Tento model byl založený na vzorku 80 podniků, z toho 40 podniků, které zbankrotovaly a 40 podniků, které ve své činnosti pokračovaly. Model byl postaven pomocí diskriminační analýzy. Účinnost toho modelu se pohybovala kolem 92,5 % (Bankruptcy Risk Models for Polish, 2018).

Poslední model, o kterém se zmíním, vznikl na Slovensku a nese název **Gurčíkův G-index**. Tento index je pokládán za bonitně-vlastnický a je využíván pro hodnocení zemědělských podniků. G-index dává možnost odlišit prosperující a neprosperující podniky zemědělské prvovýroby. Tento model zahrnoval podniky, které v rozmezí 1998–2000 vykazovaly zisk a současně v posledním ze sledovaných let dosahovaly vyšší rentability než 8 %. Tato úroveň rentability je považována za hraniční hodnotu. Při takové rentabilitě si totiž vlastníkem vložený kapitál zachovává svoji reálnou hodnotu. Za neprosperující podniky byly využity ty podniky, které v období třech sledovaných let vykazovaly ztrátu (Gurčík, 2002).

Rovnice pro výpočet:

$$G = 3,412 * X1 + 2,226 * X2 + 3,277 * X3 + 3,149 * X4 - 2,063 * X5$$

Výpočet proměnných:

$X1 = \text{aktiva} / \text{nerozdělený zisk}$

$X2 = \text{výsledek hospodaření} / \text{aktiva}$

$X3 = \text{výsledek hospodaření} / \text{výnosy}$

$X4 = \text{CF} / \text{aktiva}$

$X5 = \text{zásoby} / \text{výnosy}$

Hranice intervalů:

$G > 1,8$ prosperující podnik

$1,8 > G > -0,6$ šedá zóna

$G < -0,6$ podnik ohrožen bankrotem

2.7 Druhy bankrotních modelů

V praxi můžeme najít velké množství modelů, které se zabývají predikcí bankrotu pro různé odvětví. Tyto modely se vyvíjí s vývojem ekonomické situace dané země. Existující modely jsou vytvářeny pro danou skupinu podniků, na které se daný model zaměřuje. Mezi nejznámější a nepoužívanější modely řadíme Altmanovy modely. V této kapitole jsou obsaženy vybrané bankrotní modely.

Těmito modely jsou:

- Altman a Lavallo,
- Beerman,
- Model J. Gajdky a D. Stosu,
- Grover model,
- Generic model.

2.7.1 Altman a Lavallo

Tento model byl vytvořen v roce 1981 na základě rozboru 56 veřejně obchodovatelných podniků. Tyto podniky byly rozčleněny na dvě identicky velké kategorie. V jedné kategorii byly finančně zdravé podniky a v druhé podniky, které šly k bankrotu. K úpadku podniků došlo v letech 1970 až 1979. Finančně zdravé podniky, které nespěly k bankrotu, byly rozděleny dle odvětví a velikosti (Altman, 2002).

$$Z_c = -1,626 + 0,234 \times \frac{\text{tržby}}{\text{celková aktiva}} - 0,531 \times \frac{\text{cizí kapitál}}{\text{celková aktiva}} + 1,002 \times \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{krátkodobé závazky}} + 0,972 \times \frac{\text{zisk po zdanění}}{\text{cizí kapitál}} + 0,612 \times \text{míra růstu kapitálu}$$

Intepretace modelu Z_c (1981):

$Z_c > 0$ pravděpodobnost bezproblémového vývoje,

$Z_c < 0$ pravděpodobnost úpadku podniku.

Pravděpodobnost korektní předpovědi bankrotu podniku jeden rok před, činí 83,3 %, dva roku před 73 %. Pokud je tento časový rámec delší, tak dochází ještě k většímu poklesu pravděpodobnosti. Úpadek podniku tři roky předem je možné predikovat s přesností 53 % a čtyři roky předem už pravděpodobnost klesla na 30 % (Altman, 2002).

2.7.2 Beerman

Tento model byl vytvořený německým ekonomem Beermanem v roce 1976. Model je využíván pro predikci finanční situace a prognózu vývoje pro řemeslné a výrobní podniky. Byl vytvořen na základě analýzy 21 podniků, které v období 1966-1971 ukončily svoji činnost. Beerman analyzoval deset ukazatelů, které zahrnují cash-flow, pákový efekt, růst dlouhodobých aktiv, rentabilitu (Altman, 2002).

$$BDF = 0,217 \times X1 + (-0,063) \times X2 + 0,012 \times X3 + 0,077 \times X4 + (-0,105) \times X5 + (-0,813) \times X6 + 0,165 \times X7 + 0,161 \times X8 + 0,268 \times X9 + 0,124 \times X10,$$

kde:

- X1 odpisy dlouhodobého hmotného majetku,
- X2 přírůstek DHM/odpisy DHM,
- X3 zisk před zdaněním/tržby,
- X4 závazky vůči bankám/tržby,
- X5 zásoby/tržby,
- X6 cash flow/celkové dluhy,
- X7 celkové dluhy/aktiva,
- X8 zisk před zdaněním/celková aktiva,
- X9 tržby/celková aktiva,
- X10 zisk před zdaněním/celkové dluhy.

Výsledné hodnocení bylo definováno tak, že pokud BDF bylo menší než 0,3, tak podnik vykazoval dobrý finanční vývoj. A pokud výsledná hodnota byla větší než 0,3, tak podnik představoval do budoucna finanční problémy.

Pravděpodobnost vzniku chyby v predikci bankrotu je v prvním roce před bankrotem 9,5 %, ve druhém roce před bankrotem 19,1 % a tři roky před bankrotem tato hodnota stoupla až na 28,6 % (Altman, 2002).

2.7.3 Model J. Gajdky a D. Stosu

Tento model byl vytvořen v roce 1996 v Polsku za účelem posouzení finanční situace společností kótovaných na Varšavské burze cenných papírů. Bylo zkoumáno 34 společností. Tyto společnosti byly rozčleněny na dvě poloviny. První skupina obsahovala 17 podniků s finančními problémy a druhá skupina vznikla na základě 17 finančně zdravých podniků. Tento model byl založen na diskriminační analýze a vycházel z dat účetních výkazů v letech 1994–1995. Analýza obsahovala 20 finančních ukazatelů, avšak pouze pět bylo zvoleno jako nejpřesnější (Gajdky, Stosu, 1996).

$$Z_{GS} = 0,7732059 - 0,0856425 \times X1 + 0,0007747 \times X2 + 0,9220985 \times X3 + 0,6535995 \times X4 - 0,594687 \times X5,$$

kde:

- X1 tržby/aktiva celkem,
- X2 (krátkodobé závazky/náklady na prodané zboží)/360,
- X3 čistý zisk/aktiva celkem,
- X4 hrubý zisk/tržby,
- X5 celkové závazky/celková aktiva.

Střední hodnota v tomto modelu je hodnota 0,45. Pokud je výsledná hodnota větší než 0,45, tak podnik není ohrožen bankrotem. A pokud je výsledná hodnota menší než 0,45, tak podnik vykazuje určité finanční problémy, které mohou vést k bankrotu. Pravděpodobnost korektní předpovědi bankrotu podniku jeden rok před, činí 93 %.

2.7.4 Grover model

Model Grover je model vytvořený z důvodu aktualizace a reorganizace modelu Altman Z-score. Tento model vznikl v roce 2001 a byl aplikován na společnosti, které obchodovaly s potravinami a nápoji. Studie ukázala, že Grover má 100% pravděpodobnost predikce bankrotu (Grover, 2003).

$$G - score = 1,650 \times X1 + 3,404 \times X2 - 0,016 \times ROA + 0,057,$$

kde:

X1 celková aktiva/pracovní kapitál,

X2 zisk před zdaněním a úroky /celková aktiva,

ROA čistý zisk/celková aktiva.

Střední hodnota v tomto modelu je hodnota – 0,02.

Pokud je výsledná hodnota větší než - 0,02, tak podnik není ohrožen bankrotem.

A pokud je výsledná hodnota menší než - 0,02, tak podnik vykazuje určité finanční problémy, které mohou vést k bankrotu.

2.7.5 Generic model

Model vznikl začátkem roku 2018 na Bradleyho univerzitě v USA, jedná se o jeden z nejnovějších predikčních modelů. Tento model byl vytvořen na základě proměnných, které byly získány z výkazu cash-flow za použití logistické regrese. Tento model pracoval s 90 společnostmi, které vykazovaly finanční problémy v období 2008-2015. Každá firma byla posléze porovnána s finančně zdravou společností identické velikosti (Bhandari, Johnson-Snyder, 2018).

$$Zi = -2,636 + 3,093 \times X1 + 0,263 \times X2 + 7,306 \times X3 + 2,020 \times X4 + 0,108 \times X5,$$

kde:

X1 provozní cash flow / krátkodobé závazky,

X2 (cash flow + úroky + daň)/úrokové krytí,

X3 provozní cash flow/tržby,

X4 cash flow/aktiva celkem,

X5 EBIT/cash flow.

Hodnotu Zi lze poté převést na pravděpodobnost úspěchu nebo neúspěchu společnosti pomocí následující rovnice.

$$p_i = \left(\frac{e^{Zi}}{1 + e^{Zi}} \right) \times 100$$

Model správně zařadil 70 z 81 finančně zdravých firem, což odpovídá přesnosti 86,4 %, a 88 z 94 bankrotujících firem, kde je přesnost na úrovni 93,6 % (Bhandari, Johnson-Snyder, 2018).

2.8 Metodika k sestavení bankrotního modelu

Tato kapitola se zabývá definicí metod použitých k modelování a zhodnocení bankrotních modelů. Z hlediska modelování predikčních bankrotních modelů existuje hned několik metod. Tyto metody dělíme dle předpokladů o rozdělení vstupních dat, a to na parametrické neparаметrické metody. Parametrické metody fungují na základě normálního rozdělení vstupních dat, zatímco neparаметrické nedefinují žádné konkrétní požadavky. Jedna z nejznámějších a dodnes velmi používanou parametrickou metodou je logistická regrese, dále je využívána lineární diskriminační analýza a probit analýza. Co se týče neparаметrických metod, tak zde zahrnujeme modelování pomocí neuronové sítě, které v této práci nebude využíváno. Pro tuto práci je zvolen logit model (Logit versus discriminant analysis, 1986).

2.8.1 Lineární diskriminační analýza

Diskriminační analýza je klasifikační metoda, jejímž účelem je přiřadit jednotlivé vybrané objekty z určitého vzorku do jedné nebo více skupin na základě jejich charakteristických vlastností. Cílem je pak vyhledat a analyticky vyjádřit takovou diskriminační funkci, která by co nejvíce rozlišovala jednotlivé skupiny. Aplikaci diskriminační analýzy potom můžeme rozdělit do čtyř obecných kroků. V prvním kroku určujeme základní objekty, na kterých budeme diskriminační analýzu provádět.

Druhým krokem analýzy je přiřazení jednotlivých dat k vybraným skupinám. Tyto skupiny jsou nezávislé proměnné a musejí být přesně definovány.

Třetím krokem je určení charakteristických rysů společných pro všechny data, tzv. nezávislých proměnných, tak, aby co nejlépe určovaly prvky v dané skupině.

Čtvrtým a posledním krokem je pak najít a analyticky vyjádřit takovou funkci, která by co nejlépe obě skupiny oddělovala. Pokud předpokládáme, že obě skupiny jsou lineárně separované, použijeme lineárně diskriminační analýzu, pomocí které poté vyjádříme

diskriminační funkci. Tato diskriminační funkce nám poté určí tzv. z-score (Friedman, Jerome, 1991), (Vohozka, 2011).

Diskriminační funkce má tvar: $Z = V_1 * X_1 + V_2 * X_2 + \dots + V_n * X_n$,

kde

V_1, V_2, \dots, V_n jsou diskriminační koeficienty

X_1, X_2, \dots, X_n jsou nezávislé proměnné

Lineární diskriminační analýza může být použita k určení pravděpodobnosti úpadku podniků (Vohozka, 2011).

2.8.2 Logistická regrese – Logit a probit modely

Logit a probit modely jsou vhodné při pokusu o modelování dichotomické závislé proměnné. Logistická regrese je v rámci hodnocení finanční analýzy řazena mezi vyšší metody, ve kterých jsou využívány náročnější statistické a matematické postupy (Růčková, 2015).

Tato metoda je zahrnována mezi modely, které využívají diskrétní proměnné s binomickým či multinomickým rozdělením závislé proměnné. Cílem logistické regrese je snaha o co nepřesnější vysvětlení skutečnosti a definováním závislostí mezi jednotlivými proměnnými. Logit analýza má v praxi velké uplatnění, nejvíce se uplatňuje v predikci bonity daného subjektu a v určení kreditního rizika, ale najde uplatnění také v marketingu, ekologii, biologii či ve zdravotnictví (Hušek, 2007).

Model sestavený na základě logistické regrese určuje, zda je podnik finančně zdravý nebo směřuje k selhání. Logit analýza nemodeluje přímo hodnotu veličiny Y , ale pouze pravděpodobnost toho, že Y nabude určité hodnoty. Platí tedy, že $P(Y = 1) = 1 - P(Y = 0)$. To znamená, že si můžeme vybrat, zda modelovat $P(Y = 1)$ nebo $P(Y = 0)$.

Zvolíme např. $P(Y = 1)$. Tato pravděpodobnost nabývá hodnot v intervalu $(0,1)$. Kdybychom vytvořili model $P(Y = 1) = \beta_0 + X_1 + \dots + \beta_m X_m$, mohlo by se stát, že získáme takové odhady koeficientů $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$, že pro určité realizace x_1, \dots, x_m veličin X_1, \dots, X_m dostaneme predikované hodnoty pravděpodobnosti ležící mimo interval $(0,1)$, jelikož lineární prediktor může dle teorie nabývat všechno hodnot z reálných čísel.

Tento problém lze vyřešit zavedením pojmu šance jako podílu:

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

Tato šance vyjadřuje, kolikrát je vyšší pravděpodobnost toho, že Y nabude hodnoty 1, než pravděpodobnost, že nabude hodnoty 0. Hodnoty šance se nachází v intervalu $(0, \infty)$.

Nyní je nutné provést logitovou transformaci (Hušek, 2007):

1. Je třeba vzájemně jednoznačně transformovat interval $(0, \infty)$ na $(-\infty, \infty)$. K tomuto účelu použijeme funkci přirozeného logaritmu, čímž zavedeme logitovou funkci:

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

2. Takto transformovanou pravděpodobnost můžeme modelovat podobně jako je tomu u lineární regrese.

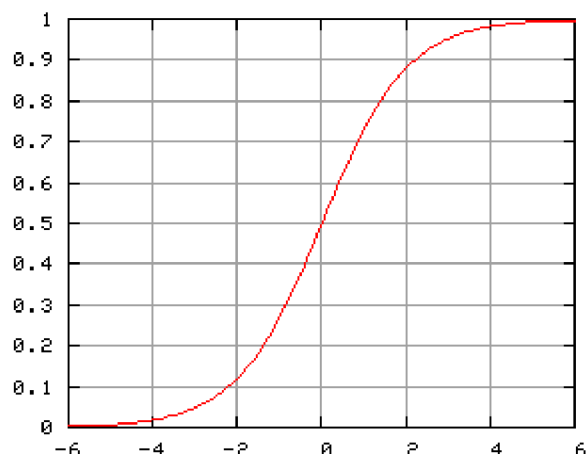
Logistická regrese v obecném základním tvaru:

$$\text{logit}(Y) = \ln \frac{P}{1-P} = \beta_0 + \sum \beta_i \times x_i,$$

odkud vyjádříme pravděpodobnost

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum \beta_i \times x_i)}}.$$

Pro $e^{-(\beta_0 + \sum \beta_i \times x_i)}$ platí, že nabývá hodnot v intervalu od $-\infty$ do $+\infty$. Křivka je konvexní pro $e^{-(\beta_0 + \sum \beta_i \times x_i)} > 0$ a v bodě $e^{-(\beta_0 + \sum \beta_i \times x_i)} = 0$ má inflexní bod. Naopak logitová funkce se pohybuje v intervalu $(0, 1)$. Na rozdíl od lineárního modelu se při stejných změnách vysvětlujících proměnných vykazují menší přírůstky pravděpodobnosti, čemuž odpovídá tvar křivky a rozsah intervalu. Logitový model lze vyjádřit křivkou s esovitým tvarem (Hušek, 2007):



Obrázek č. 1: Tvar logistické funkce pro jednu proměnnou x

Logit a probit model se od sebe liší tím, jak je definována jejich funkce. Probit model používá kumulativní distribuční funkci standardního normálního rozdělení pro definování funkce. Obě metody poskytují podobné závěry. Logit je více populární ve zdravotnictví, částečně proto, že koeficienty lze interpretovat z hlediska poměrů šancí. Na rozdíl probitové modely lze generalizovat tak, aby odpovídaly nekonstantním chybovým odchylkám v pokročilejších ekonometrických výpočtech, a proto jsou využívány ekonomy (Logistická regrese, 2018).

2.9 Metoda hodnocení výsledných modelů

Po výběru modelů a jejich aplikací na data podniků je nutné, aby byla zhodnocena i kvalita daného modelu. Pro zhodnocení kvality modelu se nejčastěji využívá metoda ROC křivky. Tato metoda umožňuje porovnat kvalitu a úspěšnost daného modelu.

2.9.1 ROC křivka

ROC křivka (Receiver Operating Characteristic) je vysoce vyvinutý statistický nástroj, který byl poprvé použit už během druhé světové války při analyzování radarových snímků. Od té doby si již našla široké uplatnění v mnoha jiných oborech, který mi jsou medicína, radiologie a psychologie. V současné době je ROC křivka velmi rozšířenou metodou, a to nejen v medicíně, ale také v bankovníctví a slouží jako nástroj k vyhodnocení vypovídací schopnosti bankrotních modelů. ROC křivka je grafická metoda, která se využívá jako nástroj k porovnání dvou nebo více rozdílných

klasifikačních pravidel. Silnou stránkou této metody je komplexní porovnání zkoumaných modelů (The magnificent ROC, 2007).

Aby mohla být ROC křivka sestavena, je nejdříve potřeba rozčlenit daný vzorek dle specifických vlastností. Je zapotřebí daný vzorek roztrždit na podniky v úpadku a na finančně zdravé neboli aktivní podniky, nicméně je zapotřebí vyhodnotit nesprávnou klasifikaci podniků daným modelem. Při vyhodnocení přesnosti zvoleného modelu nám mohou vzniknout chyby prvního a druhého typu. V případě chyby prvního typu se jedná o situaci, kdy podnik zbankrotoval, ale daný model ho posoudil jako aktivní podnik a chyba druhého typu je naopak situace, kdy byl podnik vyhodnocen jako bankrotní, ale ve skutečnosti je podnik finančně zdravý (Fawcett, 2006).

Tabulka č. 1: Zařazení daného vzorku

(Zdroj: Vlastní zpracování dle: The magnificent ROC, 2007)

Predikce	Skutečný stav	
	Aktivní	Bankrotní
Aktivní	Správná klasifikace (TN)	Chyba prvního typu (FN)
Bankrotní	Chyba druhého typu (FP)	Správná klasifikace (TP)

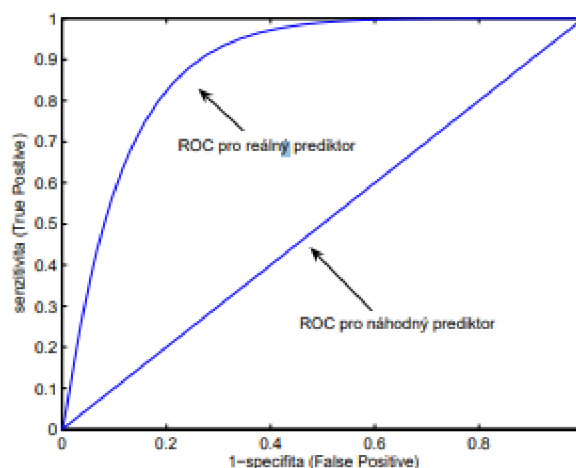
Z výše uvedené tabulky vyplývá, že při testování mohou nastat čtyři možné výstupy:

- **True Negative (TN)** – podniky, které jsou ve skutečnosti aktivní, a klasifikační pravidlo je zařadilo mezi aktivní,
- **False Positive (FP)** – podniky, které jsou ve skutečnosti aktivní, avšak klasifikační pravidlo je zařadilo mezi bankrotní,
- **False Negative (FN)** – podniky, které jsou ve skutečnosti bankrotní, avšak klasifikační pravidlo je zařadilo mezi aktivní,
- **True Positive (TP)** – Podniky, které jsou ve skutečnosti bankrotní, a klasifikační pravidlo je zařadilo mezi bankrotní.

Při realizaci ROC křivek, je potřebné znát i další důležité pojmy, které se k metodě vztahují. Tyto pojmy neboli jejich výsledky můžeme odhadnout pomocí výsledků testu z matice záměn:

- **sensitivita – TPR** (true positive fraction) = $TP/(TP+FN)$ - jedná se o relativní četnost správně klasifikovaných pozitivních případů,
- **specifita – TNF** (true negative fraction) = $TN/(FP+TN)$ – jedná se o relativní četnost správně klasifikovaných negativních případů,
- **falešná negativita – FNF** (false negative fraction) = $FN/(TP+FN)$ – jedná se relativní četnost nesprávně klasifikovaných pozitivních případů,
- **falešná pozitivita – FPF** (false positive fraction) = $FP/(FP+TN)$ – jedná se o relativní četnost nesprávně klasifikovaných negativních případů.

Grafem ROC křivky je dvourozměrný graf, kde na osu x nanášíme pravděpodobnost špatného zařazení objektů, které jsou ve skutečnosti negativní a na osu y pravděpodobnost správného zařazení pozitivních objektů, napříč všem možným dělicím bodům $\theta \in \mathbb{R}$. Pro každou hodnotu θ dostaneme právě jeden bod na ROC křivce (The magnificent ROC, 2007).



Obrázek č. 2: Graf ROC křivky

Z tohoto grafu můžeme vidět, že křivka vždy prochází počátečním bodem (0,0) a koncovým bodem (1,1). Mezi těmito body je křivka klesající, pokud klasifikační pravidlo zařadí všechny vzorky správně, v tom případě tedy obě chyby budou nulové, dostane ROC křivka ideální tvar, která kopíruje okraj ROC prostoru, a to nejdříve z bodu (0,0) do bodu (0,1) a následně do bodu (1,1). Pokud se ROC křivka přibližuje diagonále, výsledný test měl malou rozlišovací schopnost. Pokud nastane případ, že ROC křivka splyne s diagonálou $y = x$, znamená to, že prvky jsou do tříd zařazovány náhodně,

a ne v závislosti na zjištěných údajích. Jakýkoliv bod pod diagonálou je horší než náhodný odhad. Z velké části je tento úsek grafu prázdný, toho vyplývá, že čím více se křivka blíží levému hornímu rohu, tím je dosahováno přesnějších výsledků. Naopak čím více se křivka blíží diagonále, tím méně jsou výsledky korektní (The magnificent ROC, 2007).

K porovnání ROC křivek jednotlivých modelů se využívá ukazatel AUC (Area under curve), neboli plocha pod křivkou. Modely vhodné k predikci by měly dosahovat hodnot vyšších než 0,5, přičemž vyšší hodnota tohoto ukazatele znamená kvalitnější model. Hodnota 0,5 popisuje situaci, kdy se jedná o 50 % šanci, že bude vybraný podnik správně specifikován (Fawcett, 2006).

2.10 Současná přesnost již vytvořených modelů

V roce 2004 vyšla studie zabývající se vypovídací schopností vybraných predikčních modelů. Byly zkoumány jednorozměrné analýzy – Beaver 1967, diskriminační analýzy – Altman 1968 a podmíněné pravděpodobnostní modely – Zmijewski 1984 a Ohlson 1980. Každý model má své specifické charakteristiky, výhody a nevýhody. Existují u problémy spojené s aplikováním těchto metod (Balcaen a Ooghe, 2004).

Aby přesnost modelů byla i při dnešním použití taková jakou vykázali jeho autoři je potřeba, aby vztahy mezi proměnnými byly stabilní v čase, jinak klasické statistické modely mohou vykazovat nesrovnalosti ve výsledcích, tedy v přítomnosti nepřesnosti v čase a nestability dat je pravděpodobné, že model bude mít špatné prognózy do budoucna. Nepřesnost v údajích může být způsobena např. v důsledku změn inflace, úrokových sazeb a hospodářským cyklem. Tahle situace byla vyzkoumána při testování Ohlsonova modelu a Zmijewského modelu. Při přepočítání po letech bylo zjištěno, že jejich přesnost je zřetelně nižší, proto bylo nutné zavést časové ohraničení vybraných dat. Bohužel ani tento krok nepomohl ke zvýšení přesnosti těchto modelů. Hlavním výstupem této analýzy je, že pokud budeme využívat historické modely, tak musíme počítat s tím, že původní dosažená přesnost bude v budoucnu málokdy dosažena (Grice, Ingram, 2001).

Jako další problém bych ráda zmínila, že poměrové ukazatele využívají data z ročních účetních výkazů. Účetní výkazy totiž nemusí podávat věrný a poctivý obraz finanční situace dané společnosti, může se stát, že některé hodnoty budou chybět nebo dosahují

mylných hodnot. Je tedy zapotřebí využívat více zdrojů, nejen účetnictví, informace týkající se odvětví, stáří a velikost podniku, ale také je nutné se dívat na makroekonomické a sociální faktory (Balcaen a Ooghe, 2004).

Přesnost modelů je také ohrožena špatným výběrem modelu pro danou zemi či odvětví. Například v jedné výzkumné práci bylo uvedeno, že Altmanův model Z-skóre vykazuje rozdílnou vypovídací schopnost ukazatele tržní hodnoty vlastního kapitálu v USA a v České republice, neboť kapitálový trh v České republice má nižší likviditu než kapitálový trh v USA (Buchtíková, 1997).

3 ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ

Tato kapitola je věnována hodnocení efektivnosti vybraných bankrotních modelů. Všechny modely jsou hodnoceny v čase rok před bankrotem (T-1), důvodem je právě určení přesnosti predikce modelu v krátkém období. Vybranými modely jsou Altman a Lavallo model, Beerman model, Model J. Gajdky a D. Stosu, Grover model a Generic model. Analýza je provedena na základě vzorku 88 českých malých a středních podniků, z toho 44 společností je bankrotních a 44 aktivních. Analyzované společnosti působí v odvětví zpracovatelského průmyslu. K výpočtu jsou použita data získaná z databáze Amadeus. Malé a střední podniky byly vybrány z důvodu, že jsou zranitelnější v případě hospodářské recese oproti velkým společnostem.

3.1 Určení spolehlivosti modelu Altman a Lavallo

Pro výpočet spolehlivosti byl použit model Altman a Lavallo z roku 1981. Tento model je popsán v kapitole 2.7.1. Pravděpodobnost korektní předpovědi bankrotu podniku jeden rok před, činí 83,3 %, dva roky před 73 %.

Tabulka č. 2 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

Tabulka č. 2: Spolehlivost pro bankrotní podniky (model Altman a Lavallo), výpočet pro 5 let do bankrotu

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

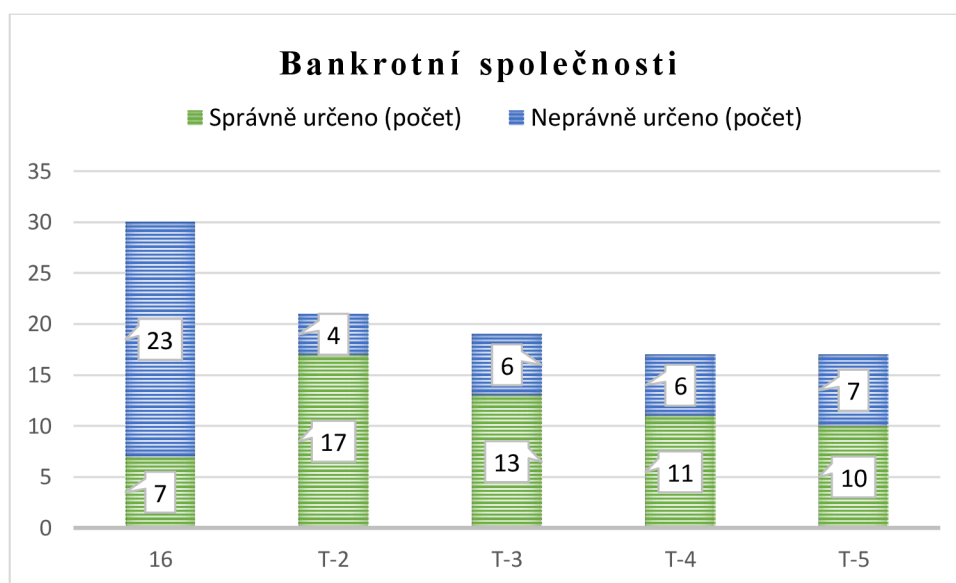
BANKROTNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	16	17	13	11	10
	Neprávně určeno (počet)	7	4	6	6	7
	Počet celkem	23	21	19	17	17
Relativní četnost	Správně určeno (%)	48,39	65,53	46,81	41,87	34,60
	Neprávně určeno (%)	21,17	15,42	21,61	22,84	24,22
	Celkem (%)	69,57	80,95	68,42	64,71	58,82

Při výpočtu z dat testovaných podniků byla zjištěna spolehlivost tohoto modelu pro bankrotní podniky méně než 50 % ve všech sledovaných letech, kromě roku T-2, kde spolehlivost vzrostla na 65,53 %. Rok před bankrotem model zařadil správně pouze 48,39 % podniků, toto číslo se zvětšujícím se počtem let do bankrotu klesá, 5 let před

bankrotem model správně zařadil pouze 34,60 % podniků. Výjimkou je druhý rok před bankrotem, kdy bylo správně zařazeno 65,53 % podniků. Chybně pak model klasifikoval v jednotlivých letech kolem 20 % podniků.

Altmanův model zařadil kolem 70 % bankrotních podniků do kategorie bonitní či bankrotní podnik (chybně či správně).

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení bankrotních podniků.



Graf č. 1: Altman a Lavallo model - absolutní četnost přesnosti bankrotních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 3 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2017 až 2013.

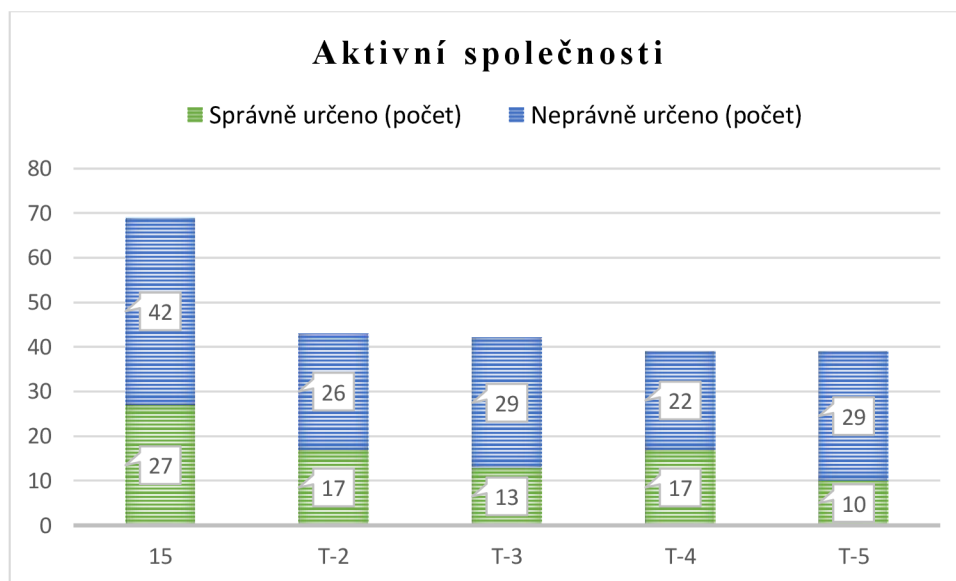
Tabulka č. 3: Spolehlivost pro aktivní podniky (model Altman a Lavallo), výpočet pro 5 let do bankrotu

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

AKTIVNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	15	17	13	17	10
	Neprávně určeno (počet)	27	26	29	22	29
	Počet celkem	42	43	42	39	39
Relativní četnost	Správně určeno (%)	12,76	15,63	9,58	19,00	6,57
	Neprávně určeno (%)	22,96	23,90	21,37	24,59	19,07
	Celkem (%)	35,71	39,53	30,95	43,59	25,64

Při zkoumání spolehlivosti tohoto modelu pro aktivní podniky byla zjištěna mnohem nižší spolehlivost než v případě bankrotních podniků, v roce 2017 bylo správně zařazeno pouze 12,76 % podniků, v roce 2016 15,63 % podniků. Nejvíce model dokázal rozhodnout v roce 2014 a to ve 43,59 %, zda jsou aktivní nebo bankrotní.

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení aktivních podniků.



Graf č. 2: Altman a Lavallo model - absolutní četnost přesnosti aktivních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 4: Vyhodnocení modelu Altman a Lavallo

(Zdroj: Vlastního zpracování z dat databáze Amadeus)

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST					
	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Spolehlivost	47,69%	53,13%	42,62%	50,00%	35,71%

Tabulka č. 4 představuje celkovou spolehlivost tohoto modelu. Výsledná spolehlivost modelu je 47,49 %, do této kategorie řadíme správně určené podniky ze všech testovaných bankrotních (rok před bankrotem) a bonitních (rok 2017). Spolehlivost pro podniky 2 roky před bankrotem a aktivní podniky z roku 2016 je 53,13 %.

Model Altman a Lavallo se na testovaných datech ukázal jako ne příliš vhodný k predikci finanční situace podniku. Ve všech sledovaných letech správně určil méně než polovinu bankrotních podniků, výjimkou byl rok 2016, kdy spolehlivost vzrostla na 65,53 %.

U bonitních podniků byla situace mnohem horší, v roce 2017 bylo správně zařazeno pouze 12,76 % podniků, v roce 2016 15,63 % podniků. Nejvíce model dokázal rozhodnout v roce 2014 a to ve 43,59 %, zda jsou aktivní nebo bankrotní.

Při porovnání výsledků testování modelu s původní spolehlivostí dle autorů bylo zjištěno, že spolehlivost zdaleka nedosahuje výsledků, kterých dosahoval model na původním vzorku dat, kdy pravděpodobnost korektní předpovědi bankrotu podniku jeden rok před, činila 83,3 %, dva roky před 73 %. Na testovaných datech byla zjištěna spolehlivost jeden rok před ve výši 47,69 %. Tak nízkou vypovídací schopnost mohla zapříčinit, že model byl sestaven na veřejně obchodovatelné podniky, nikoli na podniky ve zpracovatelském průmyslu.

3.2 Určení spolehlivosti Beerman modelu

Tento model byl vytvořený německým ekonomem Beermanem v roce 1976. Model je využíván pro predikci finanční situace a prognózu vývoje pro řemeslné a výrobní podniky.

Tabulka č. 5 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

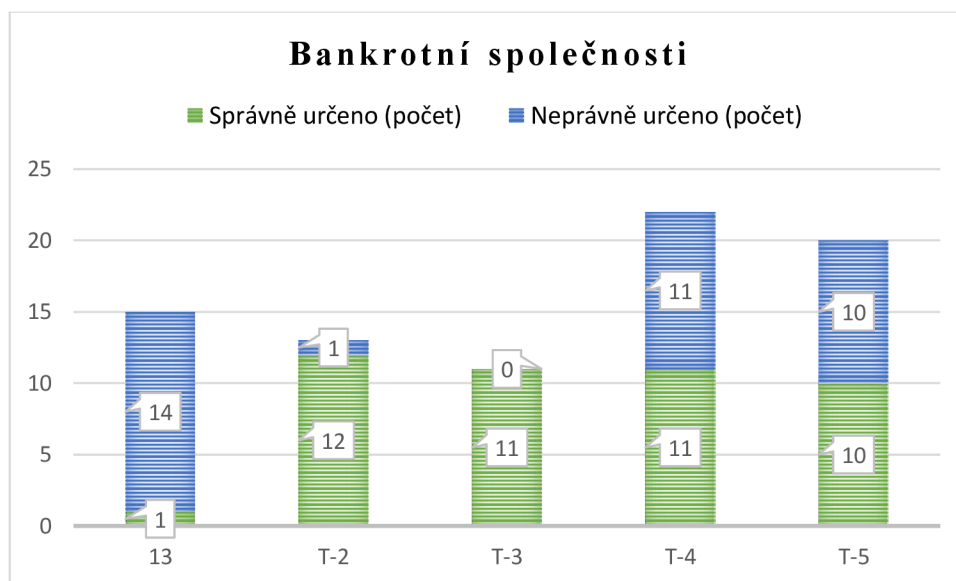
Tabulka č. 5: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Beerman model), výpočet pro 5 let do bankrotu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

BANKROTNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	13	12	11	11	10
	Neprávně určeno (počet)	1	1	0	11	10
	Počet celkem	14	13	11	11	10
Relativní četnost	Správně určeno (%)	86,22	85,21	100	100	100
	Neprávně určeno (%)	6,63	7,10	0	0	0
	Celkem (%)	92,86	92,31	100	100	100

Při výpočtu z dat testovaných podniků byla zjištěna spolehlivost tohoto modelu pro bankrotní podniky více než dobře, a to v celém sledovaném období. Tento model dokázal zařadit správně více než 85 % podniků v letech 2016 a 2017. Dále tato hodnota dokonce dosáhla 100 %.

Beerman model zařadil kolem 92 % bankrotních podniků do kategorie bonitní či bankrotní podnik (chybně či správně).

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení bankrotních podniků.



Graf č. 3: Beerman model – absolutní četnost přesnosti bankrotních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

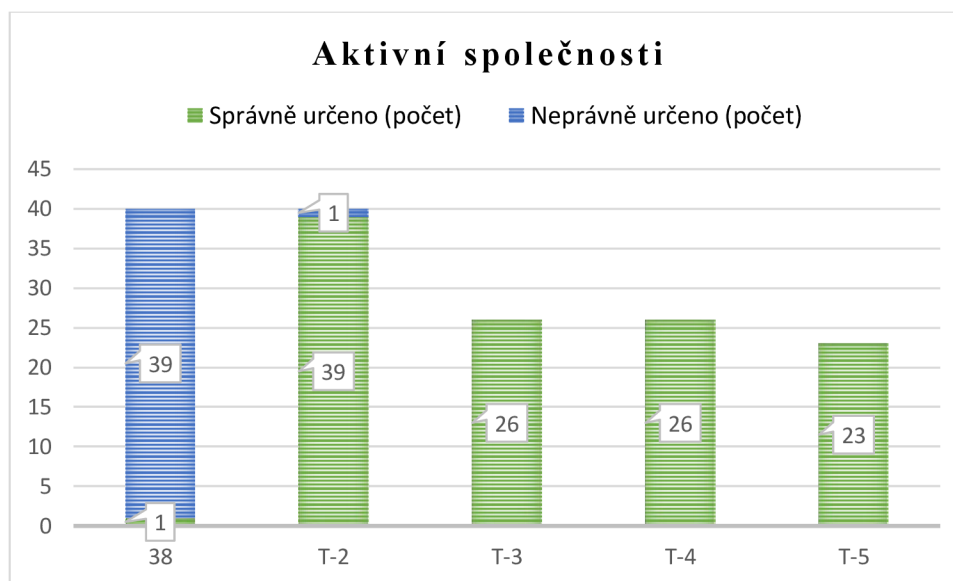
Tabulka č. 6 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2017 až 2013.

Tabulka č. 6: Spolehlivost pro aktivní podniky (Beerman model), výpočet pro 5 let do bankrotu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

AKTIVNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	38	39	26	26	23
	Neprávně určeno (počet)	1	1	0	0	0
	Počet celkem	39	40	26	26	23
Relativní četnost	Správně určeno (%)	95	95	100	100	100
	Neprávně určeno (%)	2,50	2,44	0	0	0
	Celkem (%)	97,44	97,50	100	100	100

I zde můžeme vidět, že si Beerman model vede velmi dobře. Při zkoumání spolehlivosti pro aktivní podniky byla zjištěna ještě mnohem vyšší spolehlivost než v případě bankrotních podniků, a to v roce 2016 a 2017, kde bylo správně zařazeno 95 % podniků. V letech 2013, 2014 a 2015 tato hodnota opět dosahovala 100 %. Nejvíce model dokázal rozhodnout v letech 2013, 2014, 2015, a to ve 100 %, zda jsou aktivní nebo bankrotní.

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení aktivních podniků.



Graf č. 4: Beerman model – absolutní četnost přesnosti aktivních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 7: Vyhodnocení Beerman modelu

(Zdroj: Vlastního zpracování z dat databáze Amadeus)

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST					
	T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Spolehlivost	96,23%	96,23%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabulka č. 7 je celková spolehlivost tohoto modelu. Výsledná spolehlivost modelu je 96,23 %, do této kategorie řadíme správně určené podniky ze všech testovaných bankrotních (rok před bankrotem) a bonitních (rok 2017). Spolehlivost pro podniky 2 roky před bankrotem a aktivní podniky z roku 2016 je stejná, tedy 96,23 %. Beerman model se na testovaných datech ukázal jako nejlepší ze všech testovaných modelů. Ve všech sledovaných letech vykazoval nadstandardní hodnoty a vše utvrzuje celková spolehlivost tohoto modelu, která ve sledovaném období dosahovala až 100 %. Tak vysoká spolehlivost modelu je zapříčinena tím, že model byl sestaven na obor, který je velmi blízký vybraným podnikům k testování, tedy podnikům ve zpracovatelském průmyslu.

3.3 Určení spolehlivosti J. Gajdky a D. Stosu modelu

Tento model byl vytvořen v roce 1996 v Polsku za účelem posouzení finanční situace společností kótovaných na Varšavské burze cenných papírů. Pravděpodobnost korektní předpovědi bankrotu podniku jeden rok před, činí 93 %.

Tabulka č. 8 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

Tabulka č. 8: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Gajdka a Stosu model), výpočet pro 5 let do bankrotu

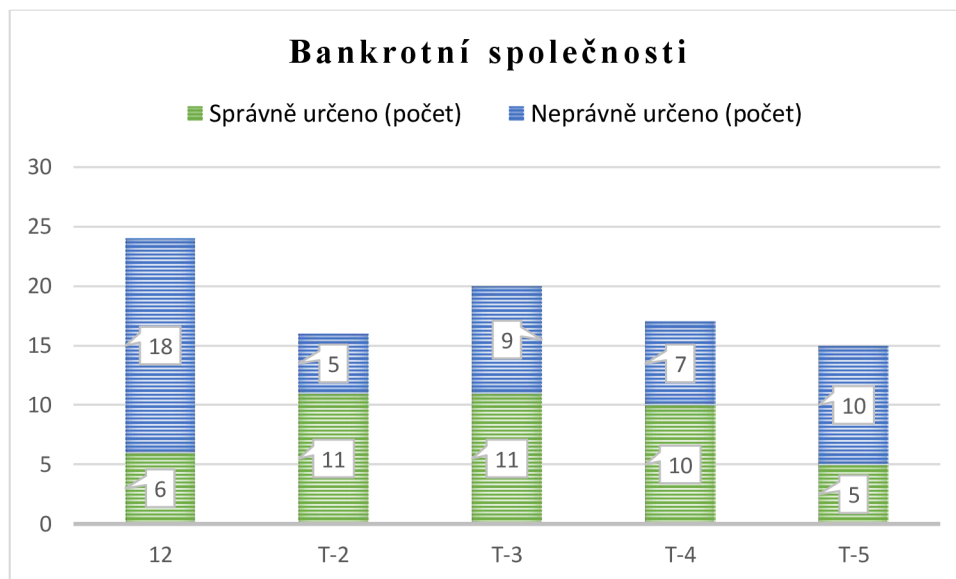
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

BANKROTNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	12	11	11	10	5
	Neprávně určeno (počet)	6	5	9	7	10
	Počet celkem	18	16	20	17	15
Relativní četnost	Správně určeno (%)	44,44	47,27	30,25	34,60	11,11
	Neprávně určeno (%)	22,22	21,48	24,75	24,22	22,22
	Celkem (%)	66,67	68,75	55,00	58,82	33,33

Při výpočtu z dat testovaných podniků byla zjištěna spolehlivost tohoto modelu pro bankrotní podniky méně než 50 % ve všech sledovaných letech, dokonce v období T-5 tato hodnota klesla na 11,11 %. Rok před bankrotem model zařadil správně pouze 44,44 % podniků, toto číslo se zvětšujícím se počtem let do bankrotu klesá, 5 let před bankrotem model správně zařadil pouze 11,11 % podniků. Chybně pak model klasifikoval v jednotlivých letech kolem 20 % podniků.

Model J. Gajdky a D. Stosu zařadil kolem 60 % bankrotních podniků do kategorie bonitní či bankrotní podnik (chybně či správně).

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení bankrotních podniků.



Graf č. 5: Gajdka a Stosu model – absolutní četnost přesnosti bankrotních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 9 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2017 až 2013.

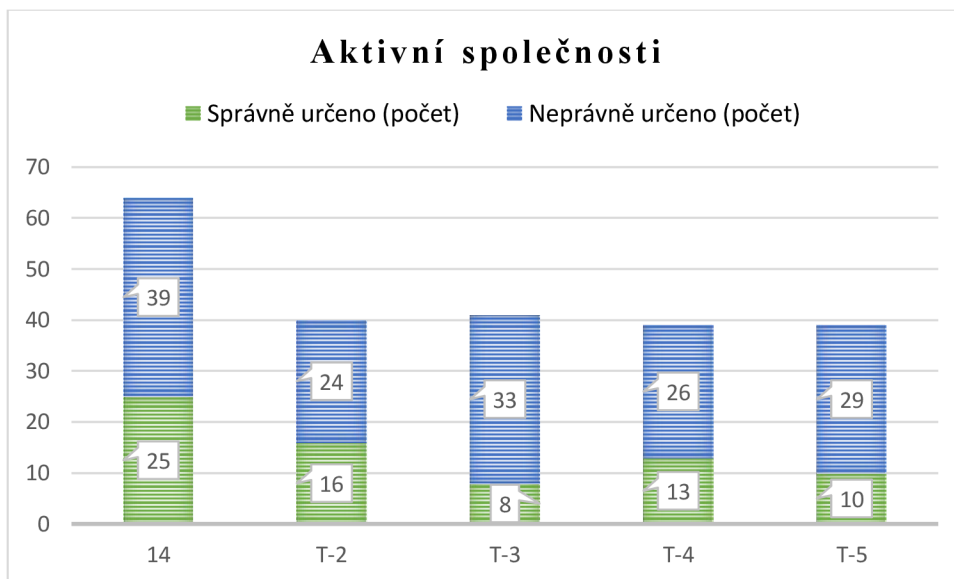
Tabulka č. 9: Spolehlivost pro aktivní podniky (Gajdka a Stosu model), výpočet pro 5 let do bankrotu

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

AKTIVNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	14	16	8	13	10
	Neprávně určeno (počet)	25	24	33	26	29
	Počet celkem	39	40	41	39	39
Relativní četnost	Správně určeno (%)	12,89	16,00	3,81	11,11	6,57
	Neprávně určeno (%)	23,01	24,00	15,70	22,22	19,07
	Celkem (%)	35,90	40,00	19,51	33,33	25,64

Při zkoumání spolehlivosti tohoto modelu pro aktivní podniky byla zjištěna mnohem nižší spolehlivost než v případě bankrotních podniků, v roce 2017 bylo správně zařazeno pouze 12,89 % podniků, v roce 2016 16 % podniků. Tato hodnota se nadále snižovala s narůstajícím počtem let do bankrotu. V roce T-3 tato hodnota klesla až na 3,81 %.

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení aktivních podniků.



Graf č. 6: Gajdka a Stosu model – absolutní četnost přesnosti aktivních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 10: Vyhodnocení Beerman modelu
(Zdroj: Vlastního zpracování z dat databáze Amadeus)

SROVNÁNÍ SPOLEHLIVOSTÍ	
Původní	Testovaná
93,00 %	45,61 %

Tabulka č. 10 představuje srovnání testované a původní přesnosti, která byla stanovená autorem. Testovaná hodnota je rapidně nižší a nedosahuje ani 50 %. Tento rozdíl může být důvodem, že původní model byl tvořen za účelem posouzení finanční situace společností kótovaných na Varšavské burze cenných papírů.

3.4 Určení spolehlivosti Grover modelu

Model Grover je model vytvořený z důvodu aktualizace a reorganizace modelu Altman Z-score. Tento model vznikl v roce 2001 a byl aplikován na společnosti, které obchodovaly s potravinami a nápoji. Studie ukázala, že Grover má 100% pravděpodobnost predikce bankrotu.

Tabulka č. 11 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

Tabulka č. 11: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Grover model), výpočet pro 5 let do bankrotu

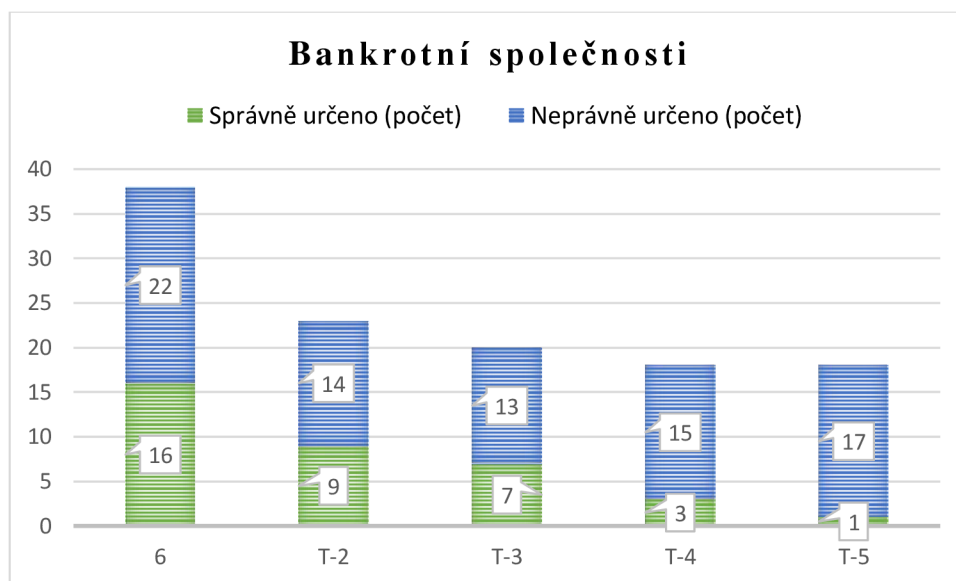
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

BANKROTNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	6	9	7	3	1
	Neprávně určeno (počet)	16	14	13	15	17
	Počet celkem	22	23	20	18	18
Relativní četnost	Správně určeno (%)	7,44	15,31	12,25	2,78	0,31
	Neprávně určeno (%)	19,83	23,82	22,75	13,89	5,25
	Celkem (%)	27,27	39,13	35,00	16,67	5,56

Při výpočtu z dat testovaných podniků byla zjištěna spolehlivost tohoto modelu pro bankrotní podniky méně než 20 % ve všech sledovaných letech, dokonce v období T-5 tato hodnota klesla na 0,31 %. Rok před bankrotem model zařadil správně pouze 7,44 % podniků, tato hodnota se sice v období T-2 a T-3 zvýšila na 15,31 % a 12,25 %, ale v období T-4 tato hodnota opět klesla až na 2,78 %. Chybně pak model klasifikoval v jednotlivých letech kolem 20 % podniků.

Grover model zařadil kolem 30 % bankrotních podniků do kategorie bonitní či bankrotní podnik (chybně či správně) v období 3 let před bankrotem, následně tato hodnota klesala.

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení bankrotních podniků.



Graf č. 7: Grover model – absolutní četnost přesnosti bankrotních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 12 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2017 až 2013.

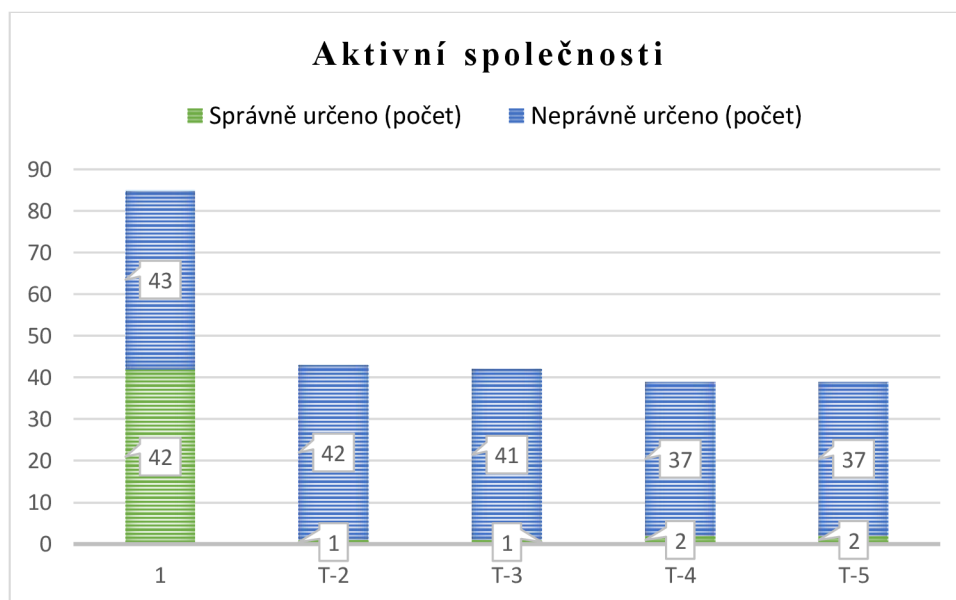
Tabulka č.12: Spolehlivost pro aktivní podniky (Grover model), výpočet pro 5 let do bankrotu

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

AKTIVNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	1	1	1	2	2
	Neprávně určeno (počet)	42	42	41	37	37
	Počet celkem	43	43	42	39	39
Relativní četnost	Správně určeno (%)	0,054	0,054	0,057	0,263	0,263
	Neprávně určeno (%)	2,271	2,271	2,324	4,865	4,865
	Celkem (%)	2,33	2,33	2,38	5,13	5,13

Vypovídací schopnost Grover modelu pro aktivní podniky je téměř nulová. Pro podniky rok před bankrotem je to pouze 0,054 %, dva roky před bankrotem dosahuje stejné hodnoty. Nejvíce aktivních podniků bylo určeno zcela chybně, rok před bankrotem bylo chybně zařazeno 42 ze 43 podniků.

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení aktivních podniků.



Graf č. 8: Grover model – absolutní četnost přesnosti aktivních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 13: Vyhodnocení Grover modelu

(Zdroj: Vlastního zpracování z dat databáze Amadeus)

SROVNÁNÍ PŘESNOSTÍ	
Původní	Testovaná
100,00 %	10,77 %

Tabulka č. 13 představuje srovnání testované a původní přesnosti, která byla stanovena autorem. Testovaná hodnota je rapidně nižší a dosahuje hodnoty 10,77 %. Tento rozdíl je způsobem díky absolutnímu rozdílu v oboru činností, neboť původní model byl aplikován na společnosti, které obchodovaly s potravinami a nápoji, což je naprosto rozdílné od zpracovatelského průmyslu.

3.5 Určení spolehlivosti Generic modelu

Model vznikl začátkem roku 2018 na Bradleyho univerzitě v USA, jedná se o jeden z nejnovějších predikčních modelů. Model správně zařadil 70 z 81 finančně zdravých firem, což odpovídá přesnosti 86,4 %, a 88 z 94 bankrotujících firem, kde je přesnost na úrovni 93,6 %.

Tabulka č. 14 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

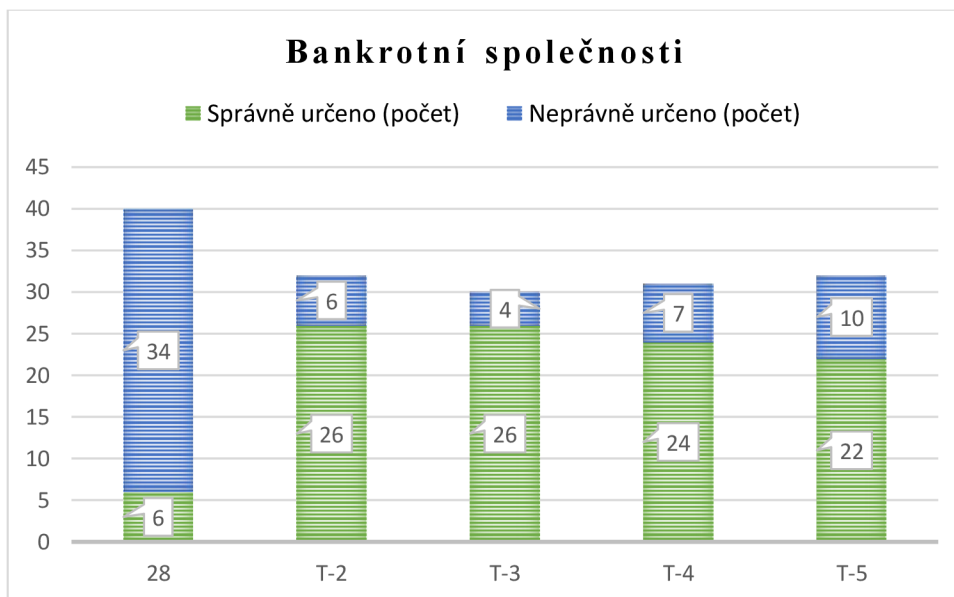
Tabulka č. 14: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Generic model), výpočet pro 5 let do bankrotu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

BANKROTNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	28	26	26	24	22
	Neprávně určeno (počet)	6	6	4	7	10
	Počet celkem	34	32	30	31	32
Relativní četnost	Správně určeno (%)	67,82	66,02	75,11	59,94	47,27
	Neprávně určeno (%)	14,53	15,23	11,56	17,48	21,48
	Celkem (%)	82,35	81,25	86,67	77,42	68,75

Testovaný model správně klasifikoval 67,82 % bankrotních podniků rok před jejich bankrotem. Chybně tak zařadil 6 podniků z 34 bankrotních podniků. Spolehlivost je kolísající ve sledovaném období. Dva roky před bankrotem je správně určeno 66,02 %, tři roky před bankrotem 75,11 % z bankrotních podniků.

Bhandari a Johnson-Snyder model zařadil kolem 80 % bankrotních podniků do kategorie aktivní či bankrotní podnik (chybně či správně).

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení bankrotních podniků.



Graf č. 9: Generic model – absolutní četnost přesnosti bankrotních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

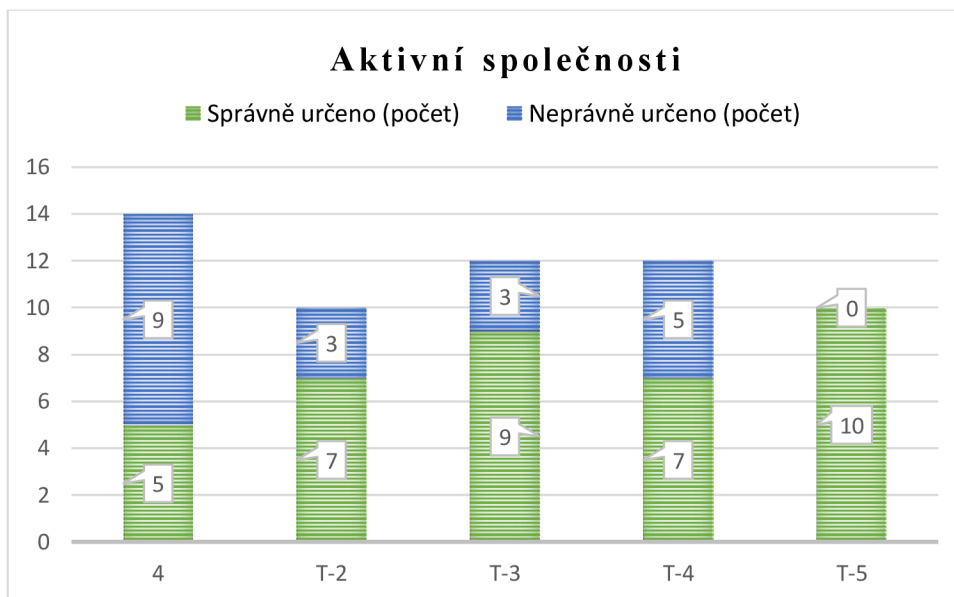
Tabulka č. 15 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2017 až 2013.

Tabulka č. 15: Spolehlivost pro aktivní podniky (Generic model), výpočet pro 5 let do bankrotu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

AKTIVNÍ SPOLEČNOSTI						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	4	7	9	7	10
	Neprávně určeno (počet)	5	3	3	5	0
	Počet celkem	9	10	12	12	10
Relativní četnost	Správně určeno (%)	19,75	49,00	56,25	34,03	100
	Neprávně určeno (%)	24,69	21,00	18,75	24,31	0
	Celkem (%)	44,44	70,00	75,00	58,33	100

V roce 2017 bylo modelem správně určeno pouze 19,75 % aktivních podniků, o rok dříve to bylo však 49 % podniků. Tato spolehlivost je velmi nízká.

Graf níže představuje absolutní četnost správného a nesprávného určení aktivních podniků.



Graf č. 10: Generic model – absolutní četnost přesnosti aktivních společností
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Tabulka č. 16: Vyhodnocení Generic modelu

(Zdroj: Vlastního zpracování z dat databáze Amadeus)

SROVNÁNÍ PŘESNOSTÍ		
	Původní	Testovaná
Bankrotní	86,40 %	79,25 %
Aktivní	93,60 %	69,81 %

Tabulka č. 16 představuje srovnání testované a původní přesnosti, která byla stanovená autorem. Testovaná hodnota je nižší než původní hodnota od autorů. Tento model při testování spolehlivosti správně zařadil 79,25 % bankrotních podniků a 69,81 % aktivních.

3.6 ROC křivky pro testované modely

ROC křivky byly zkonstruovány za pomoci programu IBM SPSS Statistics. Tyto křivky byly zkonstruovány na vybrané modely. K sestavení grafů křivek bylo použito 9 finančně zdravých podniků a 31 bankrotních, pro 48 podniků chyběla data (tabulka č. 17).

Tabulka č. 17: Počet podniků použitých pro sestavení ROC křivek
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

**Case Processing
Summary**

Status ^a	Valid N (listwise)
Positive ^b	9
Negative	31
Missing	48

Následující tabulka č. 18 obsahuje pro testované modely hodnoty plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná (náhodný výběr).

Tabulka č. 18: Plocha pod ROC křivkou

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

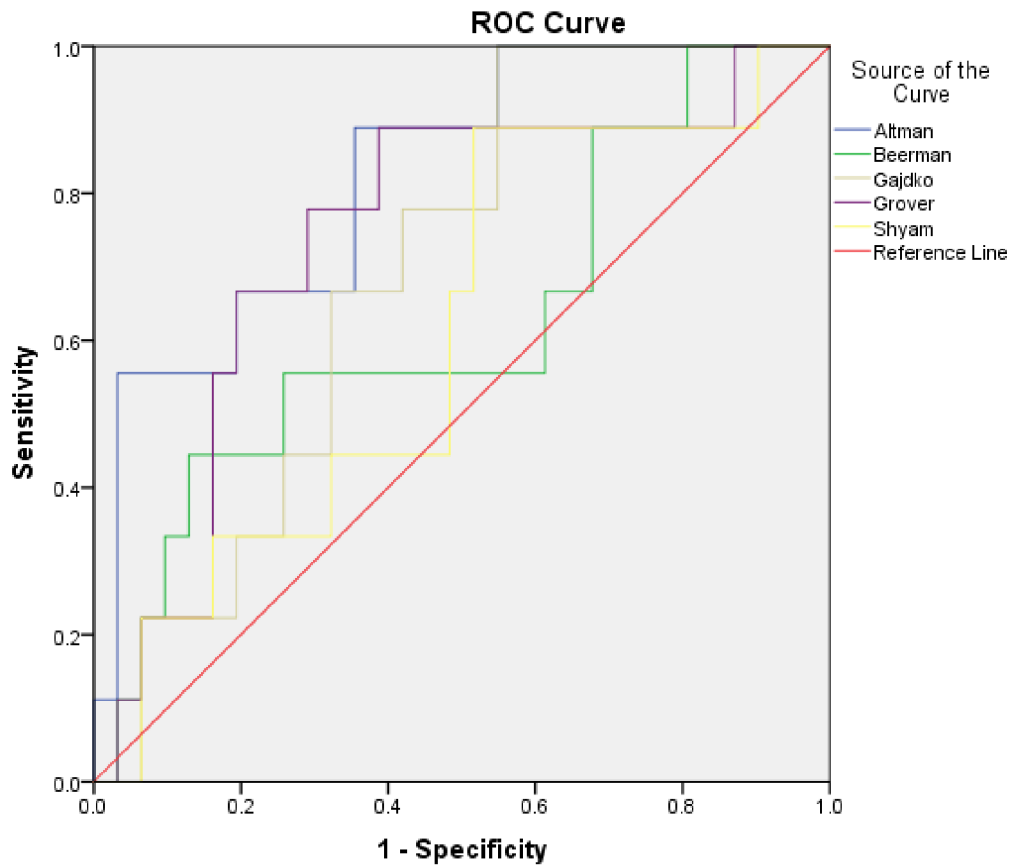
Test Result Variable(s)	Area Under the Curve				
	Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
Altman a Lavalle model	0.824	0.075	0.003	0.677	0.972
Beerman model	0.627	0.111	0.250	0.410	0.845
J. Gajdky a D. Stosu model	0.695	0.085	0.078	0.529	0.862
Grover model	0.742	0.095	0.029	0.555	0.928
Shyam Bhandari a Anna J. Johnson-Snyder model	0.609	0.103	0.323	0.407	0.812

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Hodnota je statisticky významná, pokud je hodnota významnosti menší než 0,05. Tuto hodnotu významnosti splňují tři testované modely. Podle velikosti plochy pod křivkou bylo zjištěno, že nejlepší model je Altman a Lavalle model. Velikost plochy pod křivkou je 0,824.

ROC křivky testovaných modelů jsou znázorněny v grafu č. 11.



Graf č. 11: ROC křivky pro testované modely

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

3.7 T-test ukazatelů vybraných bankrotních modelů

Bylo provedeno testování významnosti jednotlivých ukazatelů, které má poskytnout obraz o přesnosti a účinnosti vybraných modelů. Následující tabulka č. 19 zachycuje vyhodnocení t-testu.

Tabulka č. 19: T-test výsledky
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Model	Proměnná	Průměr Bankrot	Průměr Aktivní	t	df	p	t samost (odh.roz p)	df	p (oboustr.)	F- test	p (Rozptyly)
Altman a Lavallo	OA/kr. závazky	1,5	2,460	-1,65649	55	0,103317	-2,15192	54,88728	0,035819	5	0,000530
	Zisk po zdanění/CZ	-0,1	0,276	-3,76555	61	0,000376	-4,77227	60,05774	0,000012	5	0,000157
Beerman	Odpis dl. majetu	959,6	9687,186	-3,82806	59	0,000315	-4,72777	52,84144	0,000017	3	0,016701
	CF/celkové dluhy	-0,3	0,331	-3,35068	59	0,001410	-2,32344	18,28219	0,031873	11	0,000000
	EBIT/celkové dluhy	-0,1	0,271	-2,94567	54	0,004747	-3,72670	48,17733	0,000510	3	0,016339
Model J. Gajdky a D. Stosu	Čistý zisk/CA	0,0	0,001	3,79024	67	0,000325	3,11575	28,94512	0,004116	8	0,000000
	(kr. závazky/náklady na prodané zboží)/360	-0,1	0,050	-3,26105	64	0,001781	-2,52838	24,55305	0,018278	9	0,000000
Grover model	ROA	-0,1	0,050	-3,26105	64	0,001781	-2,52838	24,55305	0,018278	9	0,000000
Generic model	CFO/kr. závazky	-0,080	0,486	-2,788	56	0,007240	-2,111	18,019	0,048973	4	0,000548

Tabulka č. 19 obsahuje vybrané ukazatele, které jsou statisticky významné ze všech testovaných modelů. Altman a Lavallo obsahuje 2 významné ukazatele. Jeden z těchto ukazatelů obsahuje poměr oběžných aktiva a krátkodobých závazků a druhý ukazatel zisk po zdanění v poměru s cizími zdroji. Co se týká Grover modelu, tak obsahuje pouze jeden významný ukazatel a tím je ukazatel ROA. V případě modelu Generic byl statisticky významný pouze ukazatel provozního peněžního toku nad krátkodobými závazky na úrovni 5 %.

4 NÁVRH VLASTNÍHO MODELU

Za pomoci dat podniků z databáze Amadeus byl za využití logit analýzy vytvořen nový model pro zpracovatelský průmysl v České republice. K jeho vytvoření byl použit program SPSS Statistics. Vytvořený model byl následně otestován.

Vlastní model byl sestaven v následujících krocích:

1. rozdělení podniků na trénovací a testovací množinu,
2. analýza korelace a případné vyloučení silně korelovaných ukazatelů,
3. sestavení modelu pomocí krokové regrese,
4. testování nového modelu a následné vytvoření ROC křivky nového modelu.

4.1 Rozdělení podniků na trénovací a testovací množinu

Nejprve byla data podniků náhodně rozdělena na trénovací (70 %) a testovací množinu (30 %). Testovací množina zahrnuje celkem 21 podniků, z toho 12 aktivních a 9 bankrotních podniků. Druhá množina je množina trénovací, kam bylo zařazeno 32 aktivních a 35 bankrotních podniků. Tato množina slouží ke tvorbě modelu.

4.2 Korelace mezi proměnnými

V následujícím kroku tvorby modelu bylo otestováno 28 proměnných, které se vyskytují ve vybraných modelech, na vzájemnou korelaci. Byla provedena Spearmanova korelační analýza v programu IBM SPSS Statistics.

Tabulka č. 20: Seznam finančních ukazatelů, které se vyskytují v modelech
(Zdroj: Vlastní zpracování)

Testované proměnné
Tržby/Celková aktiva
Cizí kapitál/Celková aktiva
Oběžná aktiva/Kr. závazky
Zisk po zdanění/Cizí kapitál
Míra růstu kapitálu
Odpisy DHM
Přírůstek DHM/Odpisy DHM
Zisk před zdaněním/Tržby
Závazky vůči bankám/Tržby
Zásoby/Tržby
CF/Celkové dluhy
Celkové dluhy/Aktiva
Zisk před zdaněním/Celková aktiva
Tržby/Celková aktiva
Zisk před zdaněním/Celkové dluhy
Tržby/Celková aktiva
(Kr. závazky/Náklady na prodané zboží)/360
Čistý zisk/Celková aktiva
Hrubý zisk/Tržby
Celkové závazky/Celková aktiva
Celková aktiva/Pracovní kapitál
Zisk před zdaněním a úroky/Celková aktiva
ROA= Čistý zisk/Celková aktiva
Provozní CF/Kr. závazky
(CF + úroky + daň)/úrokové krytí
Provozní CF/Tržby
CF/Celková aktiva
EBIT/CF

Z celkového počtu 28 ukazatelů bylo na základě korelační analýzy finančních ukazatelů vyřazeno 13 proměnných, které vykazovaly vzájemnou korelaci vyšší než 0,8. Tyto vysoce korelované ukazatelé byly vyřazeny a už se dále s nimi nepracovalo a nový model byl tvořen bez nich. Vyřazené proměnné jsou v tabulce č. 20 označeny červeně. Tato analýzy byla použita při sestavování nového modelu.

4.3 Sestavení modelu pomocí krokové regrese

Kroková regrese Forward Stepwise (Wald) byla vytvořena za pomoci programu IBM SPSS Statistics. Software v každém kroku algoritmu přidá či odebere jednu proměnnou na základě přednastaveného kritéria. Pokud již nemá co přidat či odebrat, pak algoritmus končí a výstupem je model, který použije některé nebo všechny proměnné, které jsme zadali v množině proměnných, které mají být použity pro vysvětlení odezvy (závislou proměnnou). Vše probíhá automaticky na základě nastavených kritérií.

Jinak řečeno, z množství možných modelů (rozdílnost modelů je v tom, které proměnné zařadíme, aby vysvětlovali odezvu a které ne). Kroková regrese tedy vybere ze všech možných modelů jakéhosi kandidáta pro vhodný model.

Následující tabulka č. 21 představuje výsledky krokové analýzy. Tabulka obsahuje parametry B, df a sig. Veličina B představuje odhad regresního parametru, df stupeň volnosti a parametr sig. představuje významnost proměnné Waldovy statistiky.

Tabulka č. 21: Výsledek krokové analýzy
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze)

Variables in the Equation				
		B	df	sig.
Step 1	Odpisy DHM	0	1	0,01
Step 2	Odpisy DHM	0	1	0,017
	Zisk před zdaněním/Celkové dluhy	-7,809	1	0,002
Step 3	Odpisy DHM	0	1	0
	Přírůstek DHM/Odpisy DHM	0,305	1	0,122
	Zisk před zdaněním/Celkové dluhy	-14,621	1	0,004
Step 4	Odpisy DHM	-0,01	1	0,0029
	Přírůstek DHM/Odpisy DHM	12,678	1	0,049
	Zisk před zdaněním/Celkové dluhy	-432,07	1	0,006
	Provozní CF / krátkodobé závazky	42,979	1	0,241

Dle analýzy je patrné, že ze všech proměnných, které nebyly vyloučeny v korelační analýze, byly vybrány čtyři: X1 (Beerman), X2 (Beerman), X10 (Beerman), X1 (Generic). Je nezbytné se dívat na sloupec Sig., který představuje významnost tohoto ukazatele. Aby tento ukazatel byl významný, hodnota by měla být menší než 0,05. Z tabulky č. 21 tedy vyplývá, že pouze 3 ukazatele jsou významné, a jediný ukazatel provozní CF/krátkodobé závazky tuto významnost nespĺňuje.

Na základě krokové regrese je sestavena rovnice modelu:

$$p(b) = \frac{1}{1 + e^{-(-0,01X_1 + 12,678X_2 - 432,07X_3 + 42,979X_4)}}$$

Proměnné:

X1 = ODPISY DHM

X2 = PŘÍRŮSTEK DHM / ODPISY DHM

X3 = ZISK PŘED ZDANĚNÍM / CELKOVÉ DLUHY

X4 = PROVOZNÍ CF / KRÁTKODOBÉ ZÁVAZKY

Jako cut-off score byla stanovena hranice 0,5:

$p(B) < 0,5$ podnik je vyhodnocen jako finančně zdravý

$p(B) > 0,5$ podnik je ohrožen bankrotem

Podnik je ohrožen bankrotem, pokud je výsledná hodnota modelu větší než 0,5. Pokud je hodnota nižší než 0,5, je podnik vyhodnocen jako finančně zdravý.

Po vytvoření nového modelu byla jeho přesnost testována, stejně jako u pěti vybraných bankrotních modelů.

Tabulka č. 22: Omnibus test

(Zdroj: Vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	13,983	1	,000
	Block	13,983	1	,000
	Model	13,983	1	,000
Step 2	Step	10,509	1	,001
	Block	24,493	2	,000
	Model	24,493	2	,000
Step 3	Step	4,775	1	,029
	Block	29,268	3	,000
	Model	29,268	3	,000
Step 4	Step	9,549	1	,002
	Block	38,816	4	,000
	Model	38,816	4	,000

Omnibus test ověřuje, zda je v modelu alespoň jedna proměnná, která je statisticky významná. Nově sestavený model dosáhl významnosti na úrovni 1 %, což značí jeho spolehlivost.

Následující tabulka č. 23 zachycuje kvalitu nově vytvořeného modelu metodou Cox & Snell R Square a Nagelkerke R Square.

Tabulka č. 23: Kvalita sestaveného modelu
(Zdroj: Vlastní zpracování pomocí IBM SPSS)

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	29,622 ^a	,466	,621
2	21,631 ^b	,565	,753
3	17,831 ^c	,605	,807

Z této tabulky můžeme vyčíst, že model dosáhl 60,5 % spolehlivosti dle metody hodnocení Cox & Snell R Square. Na základě faktu, že maximální hodnota této metody je nižší než 100 %, je spolehlivost pro interpretaci dále přepočítána metodou Nagelkerke R Square. V případě této metody dosáhla spolehlivost nově vytvořeného modelu 80,7 %. Tento model je tvořen bez konstanty, neboť konstanta pouze zvyšuje spolehlivost vytvořeného modelu.

4.4 Ověření přesnosti modelu na testovacích datech

Míra přesnosti nově vytvořeného modelu byla ověřena na nezávislých datech podniků zpracovatelského průmyslu v České republice. Byla použita data podniků nezahrnutých do trénovací množiny. Ověření spolehlivosti modelu na testovacích datech dopadlo následovně. Pro bankrotní podniky byla zjištěna spolehlivost 75 %, správně bylo určeno 12 a chybně 3 z 15 podniků, což je stejné jako původní spolehlivost.

Tabulka č. 24: Přesnost pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

Bankrotní společnosti – testovací množina		
Rok		T-1
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	12
	Neprávně určeno (počet)	3
	Počet celkem	15
Relativní četnost	Správně určeno	75 %
	Neprávně určeno	16,00 %
	Celkem	80,00 %

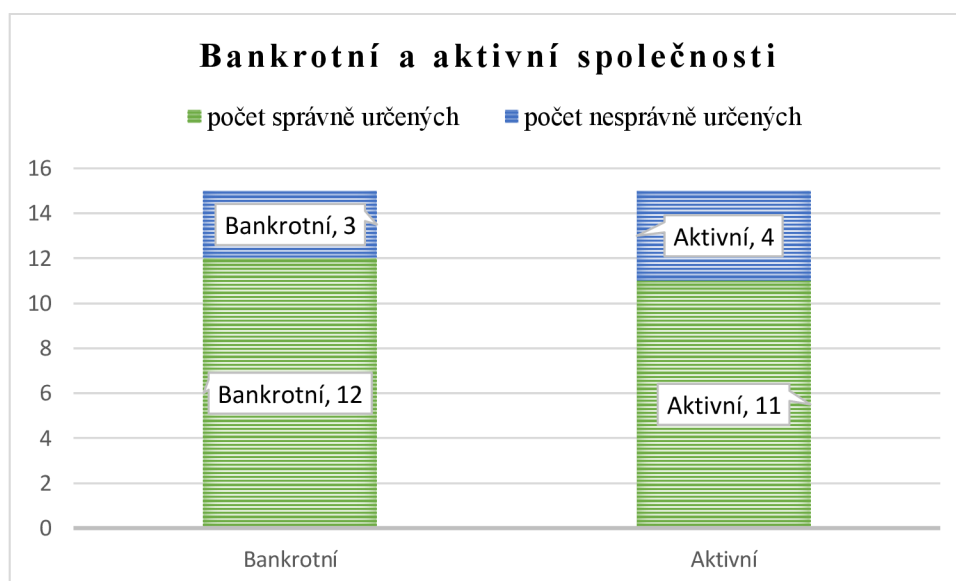
Pro aktivní podniky byla zjištěna přesnost 53,78 %, správně bylo určeno 11 a chybně 4 z 15 podniků.

Tabulka č. 25: Přesnost pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

Aktivní společnosti – testovací množina		
Rok		T-1
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	11
	Neprávně určeno (počet)	4
	Počet celkem	15
Relativní četnost	Správně určeno	53,78 %
	Neprávně určeno	19,56 %
	Celkem	73,33 %

Absolutní četnost přesností pro bankrotní a aktivní společnosti je graficky znázorněna níže.



Graf č. 12: Absolutní četnost přesností bankrotních a aktivních společností na testovacím vzorku dat

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

Celková přesnost vytvořeného modelu na testovacích datech je 76,67 % (tabulka č. 26).

Tabulka č. 26: Celková spolehlivost nově vytvořeného modelu
(Zdroj: Vlastní zpracování)

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST	
	T-1
Spolehlivost	76,67 %

4.5 Přesnost modelu na trénovacích datech

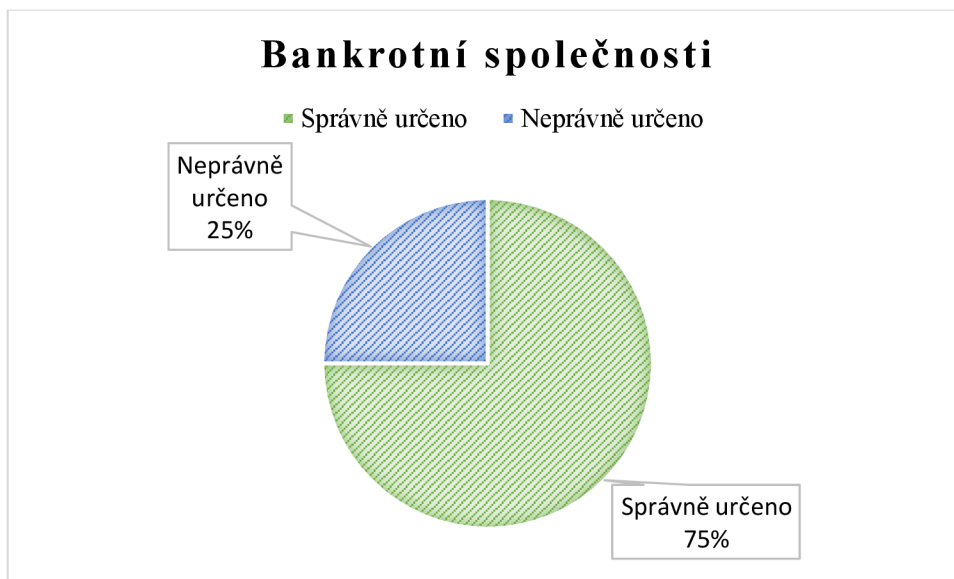
Přesnosti správného zařazení bankrotních a aktivních podniků nově vytvořeného modelu na původním (trénovacím) vzorku dat zachycují následující tabulky.

Tabulka č. 27 představuje přesnost správného určení bankrotních podniků. V případě bankrotních podniků určil model správně 75 %. Správně bylo zařazeno 26 ze 35 bankrotních podniků. Nesprávně bylo určeno 9 podniků.

Tabulka č. 27: Přesnost pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu na testovacích datech
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

Bankrotní společnosti – trénovací množina		
Rok		T-1
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	26
	Neprávně určeno (počet)	9
	Počet celkem	35
Relativní četnost	Správně určeno	75 %
	Neprávně určeno	25 %
	Celkem	100 %

V níže uvedeném grafu můžeme vidět relativní četnost bankrotních společností, které byly určeny správně a špatně na vzorku trénovacích dat.



Graf č. 13: Relativní četnost správně a nesprávně určených bankrotních společností na trénovacím vzorku dat

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

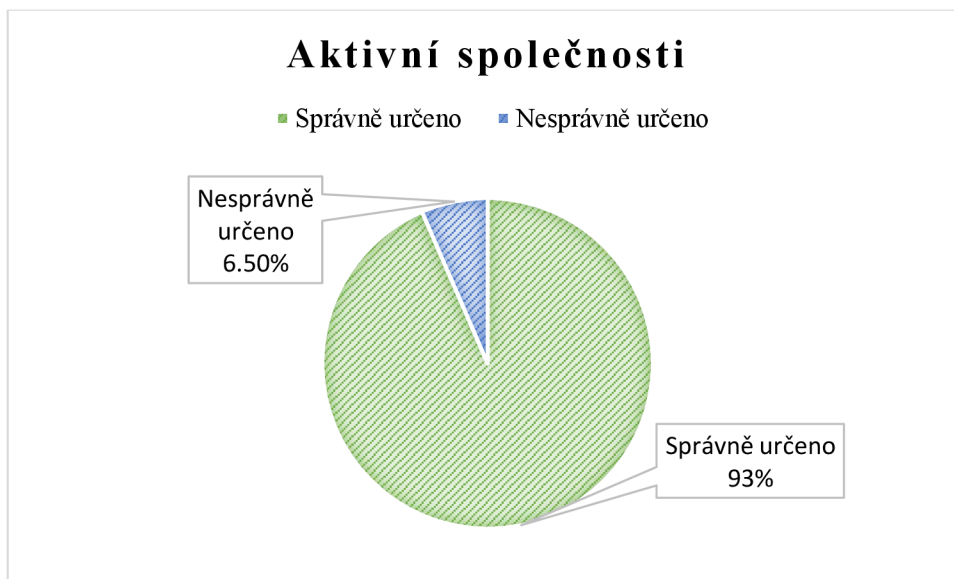
Přesnost správného určení aktivních společností zachycuje tabulka č. 28. V případě aktivních společností nově vytvořený model dosáhl mnohem lepšího výsledku než v případě bankrotních podniků. Hodnota přesnosti byla vyšší než 90 %, konkrétně dosáhla 93,5 %. Správně bylo určeno 30 z 32 podniků. Pouze ve dvou případech došlo k nesprávnému určení.

Tabulka č. 28: Přesnost pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu na trénovacích datech

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

Aktivní společnosti – trénovací množina		
Rok		T-1
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	30
	Neprávně určeno (počet)	2
	Počet celkem	32
Relativní četnost	Správně určeno	93,5 %
	Neprávně určeno	6,5 %
	Celkem	100 %

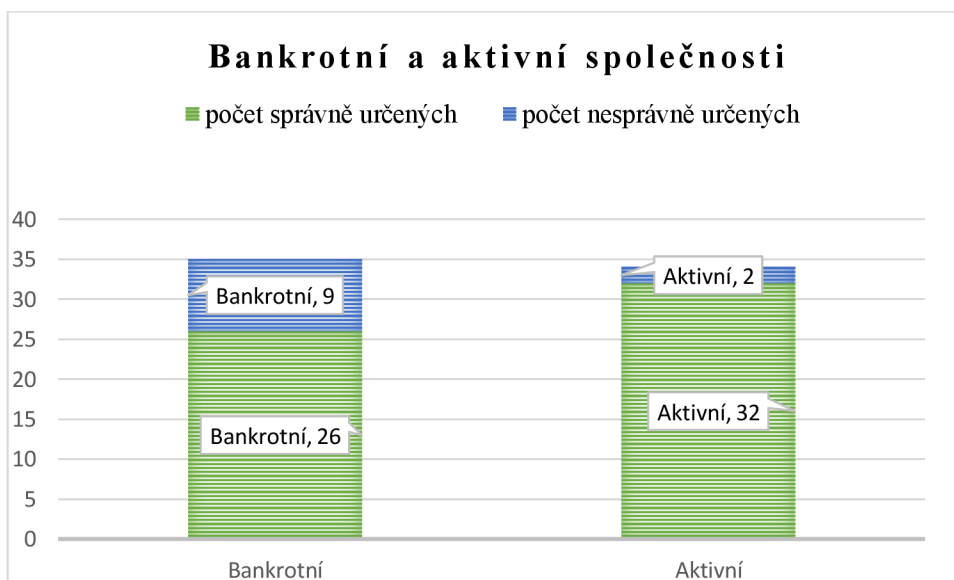
V níže uvedeném grafu můžeme vidět relativní četnost aktivních společností, které byly určeny správně a špatně na vzorku trénovacích dat.



Graf č. 14: Relativní četnost správně a nesprávně určených aktivních společností na trénovacím vzorku dat

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

Grafické vyjádření absolutní četnosti správného a nesprávného určení bankrotních a aktivních společností na trénovací množině lze vidět níže.



Graf č. 15: Absolutní četnost bankrotních a aktivních společností na trénovacím vzorku dat

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

Celková přesnost nově vytvořeného modelu je závislá na nastaveném cut-off score, tedy hodnota 0,5. Tato přesnost u nově vytvořeného modelu na trénovacím vzorku dat dosáhla 80,7 %.

Tabulka č. 29: Celková spolehlivost nově vytvořeného modelu
(Zdroj: Vlastní zpracování)

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST	
	T-1
Spolehlivost	80,7 %

4.6 Srovnání přesností trénovací a testovací množiny

Na základě výsledků ověření přesnosti nově vytvořeného modelu bylo provedeno srovnání přesností na testovací a trénovací množině dat.

Tabulka č. 30: Srovnání přesností trénovacího a testovacího vzorku dat
(Zdroj: Vlastní zpracování na základě dat z databáze Amadeus)

Srovnání přesností		
	trénovací množina	testovací množina
bankrotní	75,00 %	75,00 %
aktivní	93,50 %	53,78 %
celková přesnost	80,70 %	76,67 %

V celkovém srovnání nově vytvořeného modelu lze konstatovat, že přesnost nově vytvořeného modelu dosahuje vyšších hodnot v případě trénovací množiny. Nejlepšího výsledku model dosáhl v případě správného zařazení aktivních podniků v trénovací množině. Nejnižší přesnosti dosáhl model v případě správného zařazení aktivních podniků v případě testovací množiny. Závěrem je, že model vykazuje pozitivní výsledky v obou případech.

4.7 ROC křivky

ROC křivky byly zkonstruovány za pomoci programu IBM SPSS Statistics. Tyto křivky byly zkonstruovány na trénovací a testovací množinu. ROC křivky nejsou závislé na stanovené hodnotě cut-off score.

Následující tabulka č. 31 obsahuje pro trénovací množinu hodnoty plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná.

Tabulka č. 31: Plocha pod ROC křivkou
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

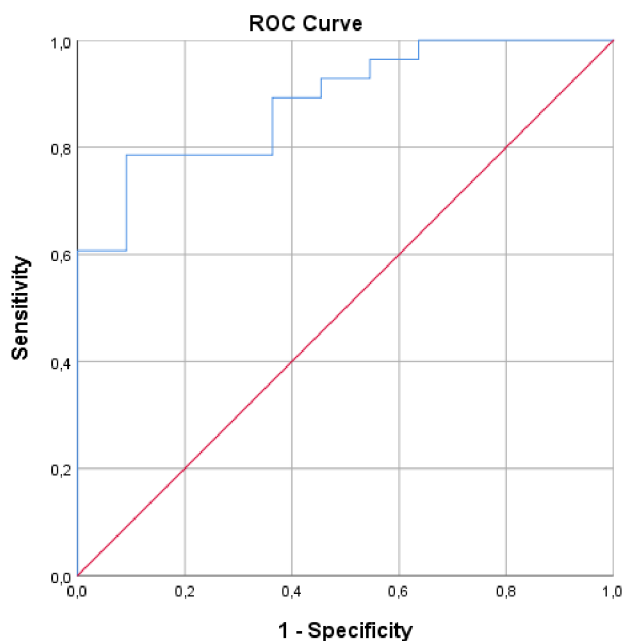
Area Under the Curve

Test Result Variable(s): Trénovací množina

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95 % Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,886	,053	,000	,783	,990

Hodnota je statisticky významná, pokud je hodnota významnosti menší než 0,05. Tuto hodnotu významnosti splňuje. Podle velikosti plochy pod křivkou bylo zjištěno, že spolehlivost nově vytvořeného modelu je 88,6 %, neboť velikost plochy pod křivkou je 0,886. Tato plocha je větší než v případě všech testovaných modelů.

ROC křivka trénovací množiny je znázorněna v následujícím grafu č. 16.



Graf č. 16: ROC křivka pro trénovací množinu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

Následující tabulka č. 32 obsahuje pro testovací množinu hodnoty plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná.

Tabulka č. 32: Plocha pod ROC křivkou
(Zdroj: Vlastní zpracování)

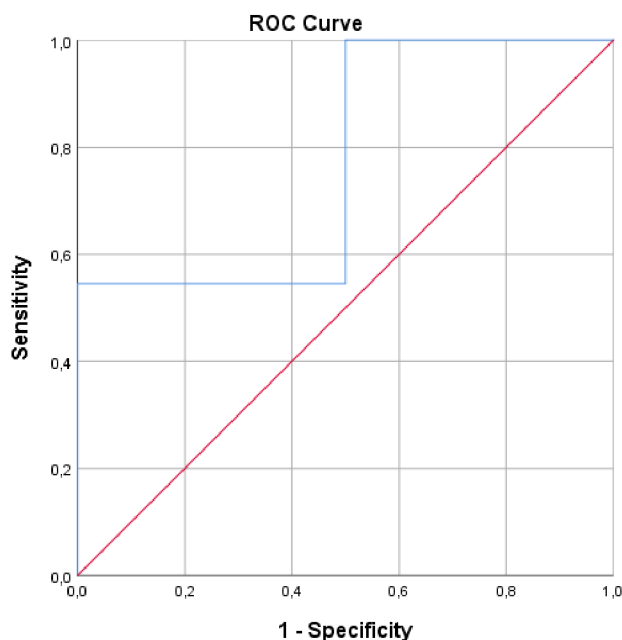
Area Under the Curve

Test Result Variable(s): Testovací

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95 % Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,773	,141	,117	,496	1,000

Jak již bylo zmíněno výše. Hodnota je statisticky významná, pokud je hodnota významnosti menší než 0,05. Tuto hodnotu testovací množina nesplňuje, tím pádem je hodnota nevýznamná a velikost plochy pod křivkou nemůžeme brát v potaz. Tato hodnota je 0,773.

ROC křivka testovací množiny je znázorněna v následujícím grafu č. 17.



Graf č. 17: ROC křivka pro trénovací množinu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

5 SHRNU TÍ A SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÉHO MODELU A VYBRANÝCH MODELŮ

Na základě výsledků testovaných modelů bylo zjištěno, že nejlepším z těchto modelů je Beerman model, který vykázal celkovou spolehlivost jeden rok před bankrotem 96,23 %. Při testování bylo nutné analyzovat spolehlivost bankrotních a aktivních podniků zvlášť. V případě Beerman modelu byla zjištěna nevyšší míra spolehlivost pro bankrotní podniky ze všech testovaných modelů, a to ve výši 86,22 %. Pro aktivní podniky, pak model vykázal ještě vyšší spolehlivost ve výši 95 %.

Jako druhý nejlepší z testovaných modelů byl Generic model, jehož hodnota dosahovala přesnosti 74,42 %. U toho modelu byla zjištěna vyšší míra přesnosti pro bankrotní podniky, a to ve výši 67,82 %, a zároveň tento model vykazoval velmi nízkou míru přesnosti pro správné zařazení aktivních podniků, a to ve výši 19,75 %.

Ostatní testované modely vykázaly špatné výsledky a není vhodné je použít pro predikování bankrotu podniků ve zpracovatelském průmyslu v České republice.

Přesněji shrnuto, hodnocení přesnosti Altman a Lavallo modelu pro bankrotní podniky je pod hranicí 50 %, Grover model má téměř nulovou spolehlivost pro aktivní podniky a Generic model správně určil 67,82 % bankrotních podniků.

Tabulka 33: Porovnání efektivnosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu
(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

Model	Nový – trénovací vzorek	Nový – testovací vzorek	Altman a Lavallo	Beerma n model	Model Gajdky a Stosu	Grover model	Generic model
Bankrot. [%]	75	75	48,39	86,22	44,44	7,44	67,82
Aktivní [%]	93,5	53,78	12,76	95	12,89	0,054	19,75
Celková [%]	80,7	76,67	47,69	96,23	45,61	10,77	74,42

Při porovnání efektivnosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu, je nový model druhý nejlepší. Nový model má původní přesnost (na trénovacích datech) pro bankrotní podniky 75 % a pro aktivní podniky 93,5 %. Při ověření na testovacích datech bylo zjištěno, že míra správného zařazení bankrotních podniků zůstala neměnná na 75 % a klesla v případě aktivních podniků na 53,78 %. Při predikci bankrotu podniků ve zpracovatelském průmyslu je na základě zjištěných výsledků doporučeno použít nově

vytvořený model a Beerman model. Porovnáním výsledků těchto modelů se zvýší pravděpodobnost toho, že daný podnik bude správně klasifikován.

ZÁVĚR

Cílem mé diplomové práce bylo zhodnotit predikční přesnost pěti vybraných bankrotních modelů, na datech podniků, které jsou zahrnuty ve zpracovatelském průmyslu v ČR, a jejich porovnání s původními stanovenými přesnostmi. Bankrotních modelů bylo vytvořeno již mnoho. Tyto modely jsou sestaveny různými metodami, na různé odvětví a jiné země, proto při změně některého parametru klesá jejich přesnost. Jsou vytvářeny za účelem predikce bankrotu. Sledují různé části účetních výkazů na základě stanovených finančních ukazatelů. Tyto ukazatele jsou sestavovány tak, že obsahují určité položky, které předpovídají, že by se podnik mohl v budoucnu dostat do finančních problémů.

Teoretická část práce definovala potřebné pojmy k pochopení problematiky bankrotních modelů. Konkrétně se jednalo o pojem úpadek, bankrotní model a jeho historie, původ slova bankrot, popis vybraných bankrotních modelů. Další část teorie byla zaměřena na metodiku k sestavení bankrotního modelu, ROC křivky a omezení bankrotních modelů.

Praktická část byla věnována hodnocení efektivnosti vybraných bankrotních modelů, kterými byly Altman a Lavallo, Beerman, model J. Gajdky a D. Stosu, Grover model a Generic model. Hodnocení efektivnosti bylo provedeno pomocí testu spolehlivosti. Tento test nám ukázal, jak jsou spolehlivé vybrané modely na vzorku dat podniků zpracovatelského průmyslu v České republice, a poté byly sestaveny ROC křivky. Nejlepší přesnost pro testované podniky vykazoval Beerman model, kdy celková spolehlivost byla 96,23 %. Ostatní modely se ukázaly jako ne příliš vhodné pro predikování bankrotu podniku, jejich spolehlivost byla výrazně nižší od původní spolehlivosti, kterou určili autoři těchto modelů. Důvodem je, že modely nejsou sestavovány z aktuálních dat, nejsou z dat českých podniků nebo nejsou pro zpracovatelský průmysl.

Hlavním cílem práce bylo vytvořit nový model, který by s velkou přesností určil, zda podnik ve zpracovatelském průmyslu spěje k bankrotu nebo ne. Za pomoci programu IBM SPSS Statistics byl metodou krokové logistické regrese sestaven nový model. Nový model byl sestaven na trénovacím vzorku, který tvořil 70 % všech podniků zpracovatelského průmyslu v České republice. Původní spolehlivost tohoto modelu byla 75 % pro bankrotní podniky a 93,5 % pro aktivní podniky, celková spolehlivost byla

80,7 %. Tento model byl následně otestován na dalších datech nezahrnutých do původního modelu a zjištěná celková spolehlivost byla ve výši 76,67 % (pro bankrotní 75 %, pro aktivní 53,78 %).

Nově vytvořený model pro podniky ve zpracovatelském průmyslu vykazoval pozitivní výsledky a je možno ho doporučit pro podniky ve zpracovatelském průmyslu v České republice. Pro zvýšení pravděpodobnosti, že bude podnik správně klasifikován, je doporučeno využít Beerman model a porovnat výsledky těchto dvou modelů.

SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY

ALTMAN, E. I. *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. The Journal of Finance, 1968, vol. 23, no. 4. pp. 589-609. ISSN 1540-6261.

ALTMAN, E. I., 2002: *Bankruptcy, credit, risk, and high yield junk bonds*. Malden: Blackwell. ISBN 0631225633.

ALTMAN, Edward I a Edith HOTCHKISS, c2006. *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. 3rd ed. Hoboken, N.J.: Wiley. ISBN 978-047-1691-891.

BAKER, Andrew, David HUDSON a Richard WOODWARD, 2005. *Governing Financial Globalization*. London and New York.

BALCAEN, S., OOGHE, H. *35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems*, 2004 [cit. 2018-10-19]. Dostupné z: http://www.glowstat.org/wp_04_248.pdf.

BEAVER, W. H. *Financial Ratios as predictors of Failure*. *Journal of Accounting Research*. 1966, vol. 4, *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*. ISSN 00218456.

BRANCH, Ben, 2002. *The costs of bankruptcy: A review*. *International Review of Financial Analysis*, Vol. 11, Issue 1. ISSN 1057-5219.

Brief history of bankruptcy. *Bankruptcy data: a division of new generation* [online]. 2018 [cit. 2018-10-18]. Dostupné z: <https://www.bankruptcydata.com/p/briefhistory-of-bankruptcy>.

BUCHTÍKOVÁ, Alena, 1997. *Bankovní úvěry a jejich vliv na vývoj sektorů a odvětví národního hospodářství ČR v roce 1995*. Praha: Česká národní banka, Institut ekonomie. ISBN 80-238-1751-5.

DLUHOŠOVÁ, Dana a Jaroslava HOLEČKOVÁ, 2010. *Finanční řízení a rozhodování podniku: analýza, investování, oceňování, riziko, flexibilita*. 3., rozš. vyd. Praha: Ekopress. ISBN 978-80-86929-68-2.

FAWCETT, Tom. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* [online]. 2006, č. 8, 861-874 [cit. 2018-10-11]. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010. ISSN 01678655. Dostupné z:<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016786550500303X>.

FREEMAN, R. E, 1984. *Strategic Management. A Stakeholder Approach*. Boston: Pitman Publishing.

FRIEDMAN, JEROME H. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Ann. Statist.* 19 (1991), no. 1, 1--67. doi:10.1214/aos/1176347963. Dostupné z: <http://projecteuclid.org/euclid.aos/1176347963>.

GAJDKA J., STOS D., *Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej w ocenie kondycji finansowej przedsiębiorstw, w: Restrukturyzacja w procesie przekształceń i rozwoju przedsiębiorstw*, red. R. Borowiecki, Akademia Ekonomiczna w Krakowie, TNOiK, Oddział w Krakowie, Kraków 1996.

GRICE, J. S., DUGAN, M. T. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researchers. *Review of Quantitative Finance and Accounting*. 2001, vol. 17, pp. 151-166. ISSN 1573-7179.

GROVER, J. (2003). *Validation of a cash flow model: A non-bankruptcy approach*. Ph.D. dissertation, Nova Southeastern University.

GRÜNWARD, Rolf a Jaroslava HOLEČKOVÁ, 2007. *Finanční analýza a plánování podniku*. Praha: Ekopress. ISBN 978-80-86929-26-2.

GURČÍK, Lubomír, 2002. *G-index – the Financial situation prognosis method of agricultural enterprises*. Slovenská poľnohospodárska univerzita, Katedra ekonomiky FEM, 373–378.

CHOI, Frederick D. S, c2003. *International finance and accounting handbook*. 3rd ed. Hoboken, N.J.: J. Wiley. ISBN 978-0471229216.

KALOUDA, František a Lubomír LÍZAL, 2004. *Základy firemních financí: revue littéraire mensuelle*. 2. aktualiz. a rozš. vyd. Brno: Masarykova univerzita v Brně. ISBN 80-210-3584-6.

KOČENDA, Evžen a Lubomír LÍZAL, 2003. *Český podnik v české transformaci 1990-2000*. Praha: Academia. ISBN 978-802-0010-391.

L. GISSEL, Jodi, Don GIACOMINO a Michael D. AKERS, 2007. *A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 – Present*.

LANDA, Martin, 2009. *Ekonomika insolvenčního řízení*. Ostrava: KEY Publishing s.r.o. ISBN: 978-80-7418-031-6.

LO, A. W. *Logit versus discriminant analysis: a specification test and application to corporate bankruptcy*. *Journal of Econometrics* 31, 1986, 151–178.

Logistická regrese [online]. [cit. 2018-10-26]. Dostupné z: <http://www.trilobyte.cz/downloadfree/qcemanual/logreg.pdf>.

Modely a modelování [online]. [cit. 2018-10-10]. Dostupné z: http://homel.vsb.cz/~bri10/Teaching/Statistika%20II/skriptum/1_Modely_a_modelovani.PDF.

NEUMAIEROVA, I., a I. NEUMAIER, 2005. *Index IN05*. In: ČERVINEK, P. (ed.). *Evropské finanční systémy*. Brno: Masarykova univerzita. s. 143-150. ISBN 80210-3753-9.

NEUMAIEROVÁ, Inka a Ivan NEUMAIER, 2002. *Výkonmost a tržní hodnota firmy*. Praha: Grada. Finance (Grada). ISBN 80-247-0125-1.

PTAK-CHMIELEWSKA, Aneta, *Bankruptcy Risk Models for Polish SMEs – Regional Approach: Warsaw School of Economics, Institute of Statistics and Demography*. ISSN 0208-6018.

RŮČKOVÁ, Petra, 2015. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*. 5., aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-5534-2.

SHYAM Bhandari a Anna J. JOHNSON-SNYDER, 2018. *A Generic Model Of Predicting Probability Of Success-Distress Of An Organization: A Logistic Regression Analysis*. Bradley University, USA.

The History of Bankruptcy. Foster law offices [online]. 2018. [cit. 2018-10-15]. Dostupné z: <https://www.attorneybankruptcy.net/the-history-of-bankruptcy>.

The magnificent ROC : Receiver operating characteristic curve [online]. 2007 [cit. 2018-10-15]. Dostupné z: <http://www.anaesthetist.com/mnm/stats/roc/Findex.htm>.

VALACH, Josef a Lubomír LÍZAL, 1999. *Finanční řízení podniku: revue littéraire mensuelle*. 2. aktualiz. a rozš. vyd. Praha: Ekopress. ISBN 80-861-1921-1.

VOCHOZKA, Marek, 2011. *Metody komplexního hodnocení podniku*. Praha: Grada. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-3647-1.

Zákon č. 182/2006 Sb. o úpadku a způsobech jeho řešení (insolvenční zákon).

SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK A SYMBOLŮ

DHM	Dlouhodobý hmotný majetek
ROA	Rentabilita aktiv
EBIT	Zisk před zdaněním a úroky
ROC	Receiver Operating Characteristic
CF	Cash flow

SEZNAM GRAFŮ

Graf č. 1: Altman a Lavall model - absolutní četnost přesnosti bankrotních společností.....	41
Graf č. 2: Altman a Lavall model - absolutní četnost přesnosti aktivních společností	42
Graf č. 3: Beerman model - absolutní četnost přesnosti bankrotních společností ..	44
Graf č. 4: Beerman model - absolutní četnost přesnosti aktivních společností	45
Graf č. 5: Gajdka a Stosu model - absolutní četnost přesnosti bankrotních společností.....	47
Graf č. 6: Gajdka a Stosu model - absolutní četnost přesnosti aktivních společností	48
Graf č. 7: Grover model - absolutní četnost přesnosti bankrotních společností	50
Graf č. 8: Grover model - absolutní četnost přesnosti aktivních společností	51
Graf č. 9: Generic model - absolutní četnost přesnosti bankrotních společností	53
Graf č. 10: Generic model - absolutní četnost přesnosti aktivních společností	54
Graf č. 11: ROC křivky pro testované modely.....	56
Graf č. 12: Absolutní četnost přesností bankrotních a aktivních společností na testovacím vzorku dat	65
Graf č. 13: Relativní četnost správně a nesprávně určených bankrotních společností na trénovacím vzorku dat	67
Graf č. 14: Relativní četnost správně a nesprávně určených aktivních společností na trénovacím vzorku dat	68
Graf č. 15: Absolutní četnost bankrotních a aktivních společností na trénovacím vzorku dat.....	68
Graf č. 16: ROC křivka pro trénovací množinu	70
Graf č. 17: ROC křivka pro trénovací množinu	71

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obrázek č. 1: Tvar logistické funkce pro jednu proměnnou x	35
Obrázek č. 2: Graf ROC křivky	37

SEZNAM TABULEK

Tabulka č. 1: Zařazení daného vzorku	36
Tabulka č. 2: Spolehlivost pro bankrotní podniky (model Altman a Lavallo), výpočet pro 5 let do bankrotu	40
Tabulka č. 3: Spolehlivost pro aktivní podniky (model Altman a Lavallo), výpočet pro 5 let do bankrotu	41
Tabulka č. 4: Vyhodnocení modelu Altman a Lavallo	42
Tabulka č. 5: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Beerman model), výpočet pro 5 let do bankrotu	43
Tabulka č. 6: Spolehlivost pro aktivní podniky (Beerman model), výpočet pro 5 let do bankrotu	44
Tabulka č. 7: Vyhodnocení Beerman modelu	45
Tabulka č. 8: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Gajdka a Stosu model), výpočet pro 5 let do bankrotu	46
Tabulka č. 9: Spolehlivost pro aktivní podniky (Gajdka a Stosu model), výpočet pro 5 let do bankrotu	47
Tabulka č. 10: Vyhodnocení Beerman modelu	48
Tabulka č. 11: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Grover model), výpočet pro 5 let do bankrotu	49
Tabulka č.12: Spolehlivost pro aktivní podniky (Grover model), výpočet pro 5 let do bankrotu	50
Tabulka č. 13: Vyhodnocení Grover modelu	51
Tabulka č. 14: Spolehlivost pro bankrotní podniky (Generic model), výpočet pro 5 let do bankrotu	52
Tabulka č. 15: Spolehlivost pro aktivní podniky (Generic model), výpočet pro 5 let do bankrotu	53
Tabulka č. 16: Vyhodnocení Generic modelu	54

Tabulka č. 17: Počet podniků použitých pro sestavení ROC křivek	55
Tabulka č. 18: Plocha pod ROC křivkou	55
Tabulka č. 19: T-test výsledky	57
Tabulka č. 20: Seznam finančních ukazatelů, které se vyskytují v modelech.....	60
Tabulka č. 21: Výsledek krokové analýzy	62
Tabulka č. 22: Omnibus test	63
Tabulka č. 23: Kvalita sestaveného modelu	64
Tabulka č. 24: Přesnost pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu	64
Tabulka č. 25: Přesnost pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu	65
Tabulka č. 26: Celková přesnost nově vytvořeného modelu.....	66
Tabulka č. 27: Přesnost pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu na testovacích datech.....	66
Tabulka č. 28: Přesnost pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu na trénovacích datech.....	67
Tabulka č. 29: Celková přesnost nově vytvořeného modelu.....	69
Tabulka č. 30: Srovnání přesností trénovacího a testovacího vzorku dat.....	69
Tabulka č. 31: Plocha pod ROC křivkou	70
Tabulka č. 32: Plocha pod ROC křivkou	71
Tabulka 33: Porovnání efektivnosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu	72

PŘÍLOHY

Příloha 1 - Spearmanova korelace: odstranění vysoce korelovaných ukazatelů i

Příloha 1 - Spearmanova korelace: odstranění vysoce korelovaných ukazatelů

(Zdroj: Vlastní zpracování z dat databáze Amadeus)

		Ber 17 x3	Ber 17 x4	Ber 17 x6	Ber 17 x7	Ber 17 x8	Ber 17 x9	Gaj 17 x1	Gaj 17 x3	Gaj 17 x4	Gaj 17 x5	Grov 17 x	Grov 17 ROA	Gen 17 x3	Gen 17 x4
altX1	Pearson Correlation	-.273*	-.274*	-.432**	.508**	-.144	1.000**	1.000**	-.151	-.273*	.508**	.145	-.151	.019	-.269*
	Sig. (2-tailed)	.022	.022	.000	.000	.231	.000	.000	.210	.022	.000	.229	.210	.884	.034
AltX2	Pearson Correlation	-.548**	.071	-.266*	.477**	-.744**	-.039	-.039	-.743**	-.548**	.477**	-.890**	-.743**	-.908**	-.777**
	Sig. (2-tailed)	.000	.558	.037	.000	.000	.745	.745	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Alt X4	Pearson Correlation	.878**	-.044	.970**	-.869**	.773**	-.200	-.200	.768**	.878**	-.869**	.271*	.768**	.323*	.835**
	Sig. (2-tailed)	.000	.719	.000	.000	.000	.094	.094	.000	.000	.000	.022	.000	.011	.000
Ber X3	Pearson Correlation	1	.047	.818**	-.952**	.930**	-.273*	-.273*	.930**	1.000**	-.952**	.473**	.930**	.493**	.933**
	Sig. (2-tailed)		.699	.000	.000	.000	.022	.022	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Ber X6	Pearson Correlation	.818**	-.057	1	-.902**	.654**	-.432**	-.432**	.652**	.818**	-.902**	.082	.652**	.156	.725**
	Sig. (2-tailed)	.000	.661	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.525	.000	.225	.000
Ber X7	Pearson Correlation	-.952**	.049	-.902**	1	-.935**	.508**	.508**	-.936**	-.952**	1.000**	-.135	-.936**	-.202	-.951**
	Sig. (2-tailed)	.000	.717	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.308	.000	.143	.000
Ber X8	Pearson Correlation	.930**	.061	.654**	-.935**	1	-.144	-.144	.999**	.930**	-.935**	.749**	.999**	.726**	.977**
	Sig. (2-tailed)	.000	.613	.000	.000	.231	.231	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Ber X9	Pearson Correlation	-.273*	-.274*	-.432**	.508**	-.144	1	1.000**	-.151	-.273*	.508**	.145	-.151	.019	-.269*
	Sig. (2-tailed)	.022	.022	.000	.000	.231	.000	.000	.210	.022	.000	.229	.210	.884	.034
Gaj X3	Pearson Correlation	.930**	.066	.652**	-.936**	.999**	-.151	-.151	1	.930**	-.936**	.749**	1.000**	.726**	.976**
	Sig. (2-tailed)	.000	.585	.000	.000	.000	.210	.210	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Gaj X4	Pearson Correlation	1.000**	.047	.818**	-.952**	.930**	-.273*	-.273*	.930**	1	-.952**	.473**	.930**	.493**	.933**
	Sig. (2-tailed)	.000	.699	.000	.000	.000	.022	.022	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Gaj X5	Pearson Correlation	-.952**	.049	-.902**	1.000**	-.935**	.508**	.508**	-.936**	-.952**	1	-.135	-.936**	-.202	-.951**
	Sig. (2-tailed)	.000	.717	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.308	.000	.143	.000
GRX2	Pearson Correlation	.473**	.026	.082	-.135	.749**	.145	.145	.749**	.473**	-.135	1	.749**	.921**	.683**
	Sig. (2-tailed)	.000	.830	.525	.308	.000	.229	.229	.000	.000	.308	.000	.000	.000	.000
GR ROA	Pearson Correlation	.930**	.066	.652**	-.936**	.999**	-.151	-.151	1.000**	.930**	-.936**	.749**	1	.726**	.976**
	Sig. (2-tailed)	.000	.585	.000	.000	.000	.210	.210	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).