

UNIVERZITA PARDUBICE
FAKULTA EKONOMICKO-SPRÁVNÍ

DIPLOMOVÁ PRÁCE

2025

Bc. FILIP KOŽENÝ

UNIVERZITA PARDUBICE

Fakulta ekonomicko-správní

Trendy v tvorbě bankrotních modelů

Diplomová práce

2025

Bc. Filip Kožený

Univerzita Pardubice
Fakulta ekonomicko-správní
Akademický rok: 2024/2025

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(projektu, uměleckého díla, uměleckého výkonu)

Jméno a příjmení: **Bc. Filip Kožený**
Osobní číslo: **E23097**
Studijní program: **N0413A050009 Ekonomika a management**
Specializace: **Ekonomika a management podniku**
Téma práce: **Trendy v tvorbě bankrotních modelů**
Zadávací katedra: **Ústav podnikové ekonomiky a managementu**

Zásady pro vypracování

Cílem práce je analyzovat současný stav a trendy v tvorbě bankrotních modelů v Evropě i v zahraničí a otestování několika z nejnovějších modelů na vzorku podniků z ČR s výsledným doporučením v oblasti jejich aktuální využitelnosti v ČR.

Osnova:

- Finanční stabilita a analýza firem.
- Krize a kolaps podniků.
- Modely bankrotu.
- Trendy ve využívání vstupních parametrů.
- Aplikace bankrotních modelů na vzorek podniků.
- Návrh doporučení.

Rozsah pracovní zprávy: cca 50 stran
Rozsah grafických prací:
Forma zpracování diplomové práce: **tisková/elektronická**

Seznam doporučené literatury:

- ALTMAN, Edward I.; HOTCHKISS, Edith a WANG, Wei. Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt. 4. vydání. New Jersey, USA: Wiley, 2019. ISBN 978-1-119-95709-4.
- JOSHI, Rohit R. a KULKARNI, Ravindra V. Bankruptcy Prediction through Soft Computing Based Deep Learning Technique. Singapur: Springer, 2019. ISBN 978-1-78984-570-5.
- KALOUDA, František. Finanční analýza a řízení podniku. 3. rozšířené vydání. Plzeň: Vydavatelství a nakladatelství Aleš Čeněk, 2017. ISBN 978-80-7380-646-0.
- KUBĚNKA, Michal. Finanční stabilita podniku a její indikátory. Pardubice: Univerzita Pardubice, Fakulta ekonomicko-správní, 2015. Monografie. ISBN 978-80-7395-890-9.
- RŮČKOVÁ, P. Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi. 6. aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing, 2019. 160 s. ISBN 978-80-271-2028-4.
- SYNEK, Miloslav a Eva KISLINGEROVÁ. Podniková ekonomika. 6., přeprac. a dopl. vyd. V Praze: C.H. Beck, 2015. Beckovy ekonomické učebnice. ISBN 978-80-7400-274-8.

Vedoucí diplomové práce: **Ing. Michal Kuběnka, Ph.D.**
Ústav podnikové ekonomiky a managementu

Datum zadání diplomové práce: **1. září 2024**
Termín odevzdání diplomové práce: **30. dubna 2025**

prof. Ing. Jan Stejskal, Ph.D. v.r.
děkan

L.S.

doc. Ing. et Ing. Renáta Myšková, Ph.D. v.r.
garant studijního programu

V Pardubicích dne 1. září 2024

Prohlašuji:

Práci s názvem Trendy v tvorbě bankrotních modelů jsem vypracoval samostatně. Veškeré literární prameny a informace, které jsem v práci využil, jsou uvedeny v seznamu použité literatury. Byl jsem seznámen s tím, že se na moji práci vztahují práva a povinnosti vyplývající ze zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, zejména se skutečností, že Univerzita Pardubice má právo na uzavření licenční smlouvy o užití této práce jako školního díla podle § 60 odst. 1 autorského zákona, a s tím, že pokud dojde k užití této práce mnou nebo bude poskytnuta licence o užití jinému subjektu, je Univerzita Pardubice oprávněna ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, které na vytvoření díla vynaložila, a to podle okolností až do jejich skutečné výše.

Beru na vědomí, že v souladu s § 47b zákona č. 111/1998 Sb., o vysokých školách a o změně a doplnění dalších zákonů (zákon o vysokých školách), ve znění pozdějších předpisů, a směrnicí Univerzity Pardubice č. 7/2019 Pravidla pro odevzdávání, zveřejňování a formální úpravu závěrečných prací, ve znění pozdějších dodatků, bude práce zveřejněna prostřednictvím Digitální knihovny Univerzity Pardubice.

V Pardubicích dne 28.4.2025

Filip Kožený v.r.

PODĚKOVÁNÍ

Tímto bych chtěl poděkovat svému vedoucímu práce panu Ing. Michalovi Kuběnkovi, Ph. D. za jeho ochotu, cenné rady a pomoc při zpracování diplomové práce. Další poděkování patří mé rodině a přátelům, kteří mi při psaní této práce, a i po celou dobu studia dodávali dostatek energie a sebevědomí.

ANOTACE

Diplomová práce se zabývá aktuálními trendy v oblasti tvorby a využívání bankrotních modelů, které slouží k predikci finanční nestability a úpadku podniků. Práce nejprve definuje základní pojmy související s finanční analýzou a popisuje různé formy finančního stavu podniku, jako je stabilita, krize a bankrot. Následuje přehled moderních, zahraničních bankrotních modelů. Praktická část práce se zaměřuje na aplikaci vybraných modelů na soubor podniků v rámci České republiky a hodnotí predikční schopnost jednotlivých přístupů. Moderní modely jsou srovnány s úspěšností tradičního modelu Altmanova Z-score. Výsledkem je zhodnocení vhodnosti použití modelů v českých podmínkách.

KLÍČOVÁ SLOVA

Bankrotní modely, finanční tíseň, finanční zdraví, moderní modely

TITLE

Trends in the development of bankruptcy models

ANNOTATION

The diploma thesis deals with current trends in the development and application of bankruptcy models used to predict financial instability and corporate failure. The thesis first defines key concepts related to financial analysis and describes various forms of a company's financial condition, such as stability, crisis, and bankruptcy. It then provides an overview of modern, international bankruptcy models. The practical part focuses on the application of selected models to a sample of companies in the Czech Republic and evaluates the predictive accuracy of the individual approaches. Modern models are compared with the performance of the traditional Altman Z-score model. The outcome is an assessment of the suitability of using these models in Czech conditions.

KEYWORDS

Bankruptcy models, financial distress, financial health, modern models

OBSAH

ÚVOD.....	13
1 Metodika DIPLOMOVÉ PRÁCE.....	14
2 FINANČNÍ STABILITA A ANALÝZA FIREM	16
2.1 Ukazatele finanční stability	16
2.2 Finanční analýza	17
3 KRIZE A KOLAPS PODNIKŮ	22
3.1 Právní rámec řešení krizí	22
3.2 Fáze úpadku	24
4 BANKROTNÍ MODEL Y	26
4.1 Problematika bankrotních modelů	27
4.2 Moderní modely predikce bankrotu.....	28
4.2.1 Bayesovský model	28
4.2.2 Hazardní model.....	29
4.2.3 Moderní přístupy v predikci bankrotů	31
4.3 Moderní, zahraniční modely využité v praktické části práce	34
4.3.1 Generický model.....	34
4.3.2 Alifiah model	35
4.3.3 Model Ďurica a Adamko.....	36
4.3.4 Model Altman 2017.....	37
5 TRENDY VE VYUŽÍVÁNÍ VSTUPNÍCH PARAMETRŮ	39
5.1.1 Význam přesnosti vstupních dat pro predikční modely.....	39
5.1.2 Trend směrem k jednodušším modelům.....	40
5.1.3 Makroekonomické trendy a jejich dopad na bankroty.....	41
5.2 Vstupní parametry.....	42
6 Použití moderních, zahraničních modelů na podniky působící v české republice	46

6.1	Přesnost moderních, zahraničních modelů	46
6.1.1	Generický model.....	46
6.1.2	Alifiah model	51
6.1.3	Model Ďurica a Adamko.....	55
6.1.4	Altmanův model 2017 – logistická regrese	58
6.2	Srovnání úspěšnosti modelů	61
6.3	Srovnání úspěšností modelů se Z-score.....	63
6.3.1	Z-score	64
6.3.2	Srovnání modelů se Z-score	66
6.3.3	Srovnání Altmanova modelu 2017 a Z-score	70
6.4	Zhodnocení hypotéz.....	71
	Závěr	76
	LITERATURA	78

SEZNAM ILUSTRACÍ

Obrázek 1: Grafická interpretace procentuální úspěšností	63
Obrázek 2: Procentuální vyjádření úspěšnosti srovnané se Z-score.....	70

SEZNAM TABULEK

Tabulka 1: Srovnání přesnosti modelů	30
Tabulka 2: Hodnotící škála modelu Ďurica a Adamko.....	36
Tabulka 3: Typologie vysvětlující běžně používané proměnné bankrotních modelů	43
Tabulka 4: Počet zařazení bonitních podniků Generického modelu	47
Tabulka 5: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Generického modelu	48
Tabulka 6: Interval výsledných hodnot pro bonitní podniky Generického modelu	48
Tabulka 7: Počet zařazení bankrotních podniků Generického modelu	49
Tabulka 8: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Generického modelu	49
Tabulka 9: Intervaly výsledných hodnot bankrotních podniků Generického modelu.....	49
Tabulka 10: Úspěšnost Generického modelu	50
Tabulka 11: Počet zařazení bonitních podniků Alifiah modelu	51
Tabulka 12: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Alifiah modelu	52
Tabulka 13: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků Alifiah modelu.....	52
Tabulka 14: Počet zařazení bankrotních podniků Alifiah modelu	53
Tabulka 15: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Alifiah modelu	53
Tabulka 16: Intervaly výsledných hodnot bankrotních podniků Alifiah modelu.....	53
Tabulka 17: Úspěšnost Alifiah modelu	54
Tabulka 18: Počet zařazení bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu	55
Tabulka 19: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu	55
Tabulka 20: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu.....	56
Tabulka 21: Počet zařazení bankrotních podniků Ďurica a Adamko modelu	56

Tabulka 22: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Ďurica a Adamko modelu	56
Tabulka 23: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu	57
Tabulka 24: Úspěšnost Ďurica a Adamko modelu	57
Tabulka 25: Počet zařazení bonitních podniků LR modelu	58
Tabulka 26: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků LR modelu	58
Tabulka 27: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků LR modelu	59
Tabulka 28: Počet zařazení bankrotních podniků LR modelu	59
Tabulka 29: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků LR modelu	59
Tabulka 30: Intervaly výsledných hodnot bankrotních podniků LR modelu	59
Tabulka 31: Úspěšnost LR modelu	60
Tabulka 32: Srovnání úspěšnosti modelů na bonitních podnicích	62
Tabulka 33: Srovnání úspěšnosti modelů na bankrotních podnicích	62
Tabulka 34: Srovnání celkové úspěšnosti modelů	62
Tabulka 35: Procentuální vyjádření úspěšnosti modelů	63
Tabulka 36: Interpretace výsledných hodnot ohodnocení Z-score	64
Tabulka 37: Počet zařazení bonitních podniků Z-score modelu	65
Tabulka 38: Počet zařazení bankrotních podniků Z-score modelu	65
Tabulka 39: Úspěšnost Z-score modelu	66
Tabulka 40: Přehled úspěšností modelů na bonitních podnicích	67
Tabulka 41: Přehled úspěšností modelů na bankrotních podnicích	68
Tabulka 42: Četnost úspěšně vyhodnocených podniků srovnaná se Z-score	69
Tabulka 43: Úspěšnost predikce modelů na bonitních podnicích srovnaná se Z-score	69
Tabulka 44: Úspěšnost predikce modelů na bankrotních podnicích srovnaná se Z-score	69
Tabulka 45: Úspěšnost modelů srovnaná se Z-score	70
Tabulka 46: Srovnání úspěšnosti LR a Z-score na bonitních a bankrotních podnicích	71
Tabulka 47: Srovnání celkové úspěšnosti LR a Z-score	71

Tabulka 48: Úspěšnost hodnocených modelů	72
Tabulka 49: Úspěšnost modelů na bankrotních podnicích	73
Tabulka 50: Úspěšnost modelů na bonitních podnicích	73
Tabulka 51: Srovnání celkové úspěšnosti na konkrétních podnicích	74

SEZNAM ZKRATEK

AI	umělá inteligence
ANN	umělé neuronové síť
CAS	čínský účetní standard
CF	cash flow
CNN	konvoluční neuronové síť
ČNB	Česká národní banka
ČR	Česká republika
EBIT	zisk před zdaněním a úroky
EU	Evropská unie
EVA	ekonomická přidaná hodnota
IFRS	mezinárodní standardy účetního výkaznictví
Kol.	kolektiv
LR	logistická regrese
MDA	vícenásobná diskriminační analýza
ML	strojové učení
ROA	rentabilita celkových vložených aktiv
ROE	rentabilita vlastního kapitál
Sb.	sbírka zákonů
US GAAP	americký účetní standard
USA	Spojené státy americké

ÚVOD

Finanční stabilita a schopnost podniků čelit ekonomickým výzvám jsou v současném podnikatelském prostředí klíčové. Bankrotní modely slouží jako základní nástroj pro hodnocení finančního zdraví firem a umožňují predikci jejich budoucí ekonomické výkonnosti. Předpověď finančního úpadku je přitom důležitým krokem nejen pro samotné podniky, ale i pro investory, banky a regulační orgány, kteří na základě těchto modelů činí strategická rozhodnutí. Historicky se bankrotní modely vyvinuly z jednoduchých finančních ukazatelů. Současné modely již představují sofistikované nástroje, které využívají moderní technologie, jako jsou strojové učení a datová analýza. Altmanův Z-score a Beaverova profilová analýza patří mezi klasické modely, zatímco současné trendy směřují k adaptivním a dynamickým systémům predikce finanční tísně.

Tato diplomová práce se zaměřuje na analýzu trendů v oblasti tvorby a aplikace bankrotních modelů. Cílem je zhodnotit historický vývoj, srovnat tradiční přístupy s moderními modely a identifikovat klíčové faktory, které přispívají k vyšší přesnosti predikce ekonomického zdraví podniku.

Cílem této práce je analyzovat trendy v oblasti tvorby a využití bankrotních modelů se zaměřením na vybraný vzorek českých podniků. Výstupem poté bude doporučení a zhodnocení vhodnosti zahraničních modelů pro využití v českých podmínkách, případné zdůvodnění, proč by modely mohly či nemohly být využívány. Součástí výzkumu je také porovnání úspěšnosti zahraničních, moderních modelů s tradičně využívaným modelem Altmanova Z-score. Diplomová práce tak nejen rozšiřuje teoretické poznatky v oblasti finanční analýzy, ale zároveň přináší praktická doporučení využitelná při hodnocení finanční stability podniků v českém ekonomickém prostředí.

Práce je strukturována do dvou hlavních částí. V teoretické části jsou představeny základní pojmy, metody, historické milníky v oblasti bankrotních modelů a trendy zahraničních bankrotních modelů. Praktická část je zaměřena na aplikaci vybraných zahraničních modelů na konkrétní, české podniky, jejich analýzu a porovnání výsledků. Na základě těchto zjištění budou navržena doporučení pro optimalizaci využití bankrotních modelů v praxi.

1 METODIKA DIPLOMOVÉ PRÁCE

Cílem diplomové práce je analýza vybraných moderních zahraničních bankrotních modelů aplikovaných na vzorek podniků působících na území České republiky a následná syntéza poznatků pro formulaci doporučení pro praxi. Jako moderní jsou označeny modely vytvořené nebo modifikované po roce 2015.

Prvním krokem metodického postupu bylo sestavení reprezentativního vzorku zahrnujícího celkem 70 podniků ze sektoru zpracovatelského průmyslu (20 bankrotních a 50 bonitních podniků). Podniky byly vybrány deduktivně na základě předem stanovených kritérií, která zajišťují srovnatelnost a validitu výstupů. Primárním kritériem bylo, že podniky v roce 2012 nevykazovaly žádné příznaky ohrožení. Jako sekundární kritérium byla stanovena výše ročního obrátu přesahující 300 milionů Kč.

V rámci analýzy budou aplikovány čtyři moderní bankrotní modely: Generický model, Alifiah model, Durica a Adamko model a model Altmanovy logistické regrese. Každý model bude použit ke komparaci predikovaných hodnot s reálnou finanční situací podniků z roku 2013. V analýze budou využity klíčové finanční ukazatele, které vstupují do jednotlivých modelů. Následně proběhne dedukce závěrů o predikční schopnosti každého modelu.

Predikční úspěšnost moderních modelů bude rovněž komparována s tradičním Altmanovým Z-score modelem. Na základě komparativní analýzy bude syntetizováno doporučení, který model (zda moderní zahraniční, nebo tradiční model adaptovaný na české podmínky) je vhodnější použít pro predikci finančního zdraví podniků v České republice.

Data pro analýzu budou získána ze sekundárních zdrojů – veřejně dostupných databází účetních závěrek (např. Justice.cz). Pro zajištění validity a reliability výsledků budou data upravena a filtrována, aby neobsahovala nekompletní nebo nevalidní záznamy.

V praktické části práce budou deduktivně testovány následující hypotézy:

1. Moderní modely vykazují vyšší predikční přesnost ve srovnání s tradičním Altmanovým Z-score,
2. Moderní modely bankrotu úspěšně klasifikují alespoň 60 % analyzovaných podniků,
3. Bankrotní modely mají vyšší úspěšnost při predikci bonity než při identifikaci bankrotních podniků.

Závěrečnou část metodiky tvoří syntéza a shrnutí zvoleného postupu analýzy, stanovení hodnotících kritérií a formulace doporučení na základě dedukovaných výsledků pro praktické využití bankrotních modelů v českých podmínkách.

2 FINANČNÍ STABILITA A ANALÝZA FIREM

Finanční stabilita podniku představuje schopnost organizace plnit své finanční závazky a udržovat rovnováhu mezi příjmy a výdaji v dlouhodobém horizontu. Tato stabilita umožňuje firmě reagovat na ekonomické výkyvy a zachovat si konkurenceschopnost na trhu. Stabilní podnik může lépe čelit nepříznivým ekonomickým podmínkám a využívat vznikající příležitosti pro růst (Altman & Hotchkiss, 2019).

2.1 Ukazatele finanční stability

Finanční stabilitu lze posoudit pomocí několika základních ukazatelů, které společně poskytují komplexní obraz o ekonomickém stavu podniku. Tyto ukazatele jsou klíčové pro efektivní řízení podniku a tvorbu strategických rozhodnutí:

1. **Likvidita:** Vyjadřuje schopnost podniku hradit své krátkodobé závazky pomocí disponibilních aktiv. Zahrnuje ukazatele jako běžná a rychlá likvidita, které měří schopnost společnosti rychle přeměnit aktiva na hotovost, čímž minimalizují riziko platební neschopnosti (Beaver et al., 2022).
2. **Solventnost:** Sleduje schopnost podniku splácet své dlouhodobé závazky. Poměr vlastního kapitálu k celkovým aktivům je klíčovým indikátorem, který odráží finanční stabilitu z pohledu zadlužení. Vyšší podíl vlastního kapitálu signalizuje větší finanční nezávislost a nižší riziko bankrotu.
3. **Rentabilita:** Měří efektivitu podnikání a jeho schopnost generovat zisk. Důležité ukazatele zahrnují rentabilitu celkových aktiv (ROA) a vlastního kapitálu (ROE), které poskytují informace o výnosnosti investovaného kapitálu a o tom, jak efektivně podnik využívá své zdroje (Růčková, 2019).
4. **Cash flow:** Zobrazuje tok peněžních prostředků do a z podniku. Provozní cash flow ukazuje, jak efektivně podnik generuje hotovost ze své hlavní činnosti, což je zásadní pro jeho dlouhodobé fungování a schopnost financovat budoucí investice bez nutnosti dodatečných úvěrů (Kalouda, 2017).
5. **Kapitálová struktura:** Zahrnuje poměr vlastního a cizího kapitálu. Vyvážená struktura zajišťuje větší odolnost vůči finančním krizím a minimalizuje riziko insolvence. Správně nastavená kapitálová struktura umožňuje firmě udržet náklady na kapitál na přijatelné úrovni (Vochozka, 2020).

Finanční stabilita podniků

Bankrotní modely jsou klíčem ke zkoumání finanční stability. Ukazatele likvidity, rentability a zadluženosti tvoří hlavní datové vstupy pro modely, jako je Altmanův Z-score nebo Beaverova profilová analýza. Tyto modely umožňují odhadnout pravděpodobnost úpadku a identifikovat varovné signály včas (Altman & Hotchkiss, 2019; Vochozka, 2020).

Pravidelné hodnocení finanční stability umožňuje podniku předvídat možná rizika a vypracovávat strategie k jejich eliminaci. Tím lze optimalizovat investiční rozhodování, snížit provozní náklady a posílit celkovou ekonomickou výkonnost. Podniky, které systematicky analyzují svou finanční stabilitu, jsou schopné lépe čelit výzvám a minimalizovat dopady nepříznivých událostí (Růčková, 2019).

Správné řízení finanční stability propojuje teoretické přístupy finanční analýzy s praktickým využitím bankrotních modelů. Díky tomu mohou podniky předcházet ekonomickým problémům a zajistit si dlouhodobou prosperitu na trhu. Efektivní finanční management je klíčem k zachování finanční rovnováhy a zajištění růstu v konkurenčním prostředí (Beaver et al., 2022).

2.2 Finanční analýza

Finanční analýza představuje nezbytný nástroj pro efektivní využití bankrotních modelů v praxi. Je to klíčový nástroj hodnocení ekonomické situace a výkonnosti podniku. Podle Růžičkové (2015) je finanční analýza systematický rozbor získaných dat obsažených především v účetních výkazech. Pavelková a kol. (2017) na ni pohlízejí jako na zpětnou informaci pro podnik, v jaké míře se v daných oblastech podařilo naplňovat stanovené cíle a kde naopak docházelo k situacím, kterou podnik nečekal nebo jí chtěl předejít. Kalouda (2017, s. 66) ve své publikaci zmiňuje, že se jedná o „nástroj, který nám dovolí z běžně dostupných informací (účetní evidence podniku atd.) získat informaci další jinak nedostupnou.“

Finanční analýza je nedílnou součástí controllingu a provádí ji top management podniku spolu s manažery. Procházková a Jelínková (2018) se shodují s ostatními autory v důrazu na význam finanční analýzy pro hodnocení finančního zdraví podniku a přejímají rozdělení postupu na horizontální a vertikální analýzu. Finanční analýza zahrnuje řadu klíčových pojmů a metod, jako jsou bilanční pravidla, poměrové ukazatele, ukazatele přidané hodnoty (EVA), balanced scorecard, trendová a pyramidová analýza, fundamentální a technická analýza, mezipodnikové srovnání či grafické zpracování výsledků (Synek a kol., 2011).

Knápková a Pavelková (2010) považují finanční analýzu za klíčovou součást finančního řízení. Finanční analýza dle jejich výkladu slouží jako zpětná vazba pro manažery, ve kterých směrech podnik splnil svá očekávání a ve kterých oblastech naopak nedošlo k naplnění stanovených cílů. I přesto, že finanční analýza nemůže měnit minulá rozhodnutí, poskytuje pro podnik cenné informace, které mohou být v rámci strategického a operativního rozhodování použité při řešení budoucích problémů, čímž přispívají k efektivnějšímu řízení podniku a prevenci před opakováním historických chyb.

Cíle finanční analýzy

Hlavním smyslem finanční analýzy je dle Růčkové (2019) připravení dostatečných podkladů pro správné rozhodování o fungování podniku. Cílem finanční analýzy je poté dosáhnout finanční stability podniku a dosáhnout tak stavu, kdy se podnik dokáže vyhnout úpadku. Rozhodování o krocích podniku úzce souvisí s podnikovým účetnictvím. Účetnictví předkládá podniku jasnou představu o hodnotách v daném časovém horizontu. Na základě finanční analýzy lze poté data vyhodnotit a posoudit finanční zdraví podniku (Růčková, 2019).

Finanční analýza hraje klíčovou roli pro různé skupiny subjektů, které jsou s podnikem úzce propojeny. Především je nezbytným nástrojem pro management, který ji využívá k řízení a optimalizaci podnikových procesů, identifikaci slabých míst ve finanční struktuře nebo výkonnosti a k efektivnímu plánování budoucího rozvoje a strategií. Dále slouží vlastníkům (akcionářům), kteří prostřednictvím finanční analýzy sledují, jak jsou jejich investice využívány, jaké výnosy přinášejí a jaké riziko je s nimi spojeno. Podobně investoři, tedy potenciální vlastníci, využívají finanční analýzu jako podklad pro rozhodování o koupi podílu nebo vstupu do podniku. V jejich případě se zaměřují na hodnocení stability podniku, jeho růstového potenciálu a udržitelnosti podnikatelského modelu. Důležitou skupinou jsou také věřitelé (poskytovatelé cizího kapitálu), kteří posuzují schopnost podniku splácet závazky, a to zejména prostřednictvím ukazatelů likvidity, krátkodobé platební schopnosti, zadluženosti a dlouhodobé stability (Kubíčková, Jindřichovská, 2015).

V dnešní době je finanční analýza nepostradatelným nástrojem pro systematické řízení podniků. Na základě finanční analýzy se zvyšuje šance pro správné a efektivní rozhodnutí managementu, což podniku umožňuje konkurenceschopnost v dlouhém období.

Zdroje informací

Pro finanční analýzu jsou klíčovým zdrojem informací data obsažená v účetních výkazech. Nejdůležitějšími účetními výkazy jsou označovány především rozvaha, výkaz zisku

a ztrát, příloha k účetní závěrce, přehled o cash flow a výroční zprávy společností. Tyto dokumenty tvoří základ pro hodnocení finančního zdraví a výkonnosti podniku. Kromě účetních výkazů však mohou být zdrojem potřebných dat také zprávy top managementu, vedoucích pracovníků či auditorů, dále různé statistiky podniku nebo manažerské účetnictví. Aby však finanční analýza přinesla relevantní a spolehlivé výsledky, je nezbytné, aby byla data zpracována věrohodně, spolehlivě a aby byla mezi sebou srovnatelná (Pavelková a kol., 2017).

Dluhošová (2010) rozděluje tyto zdroje do třech kategorií:

- **Finanční informace**, což mohou být účetní výkazy, vnitropodnikové informace nebo výroční zprávy podniku
- **Kvantifikovatelné informace** jsou interní statistiky daného subjektu, můžeme sem zařadit například statistiku zaměstnanosti, odbytu nebo normy spotřeby
- **Nekvantifikovatelné informace**, které například zprávy managementu nebo odborný tisk

Metody finanční analýzy

Dnes se pro finanční analýzu využívá nespočet metod, které mohou být řešením pro zadané úkoly. Tyto metody můžeme rozdělit následovně (Růčková, 2019):

- 1. analýza absolutních ukazatelů (stavových i tokových);**
 - a. analýza trendů (horizontální analýza);
 - b. procentní rozbor (vertikální analýza);
- 2. analýza rozdílových ukazatelů (fondů finančních prostředků);**
- 3. analýza cash flow;**
- 4. analýza poměrových ukazatelů;**
 - a. rentability;
 - b. aktivity;
 - c. zadluženosti a finanční struktury;
 - d. likvidity;
 - e. kapitálového trhu;
 - f. finanční činnosti;

g. cash flow;

5. analýza vývoje zisku;

6. analýza soustav ukazatelů;

a. soustava hierarchicky uspořádaných ukazatelů – pyramidová soustava;

b. účelový výběr ukazatelů;

i. bonitní modely;

ii. bankrotní modely;

iii. bankrotně-bonitní modely;

7. vyšší metody finanční analýzy;

a. matematicko-statistické metody;

b. nestatistické metody.

Dělení dle metod provedení finanční analýzy lze ale také rozdělit na metody fundamentální a technické. Technické metody se dále ještě dělí na elementární a vyšší metody (Růčková, 2019).

Fundamentální metoda

Metoda finanční analýzy využívá ekonomických i mimoekonomických dat, přičemž se soustředí na kvalitativní informace o podniku a jeho okolí, jako je konkurence či odvětví. Oproti technické analýze je náročnější na zpracování, zejména při hodnocení na odvětvové či globální úrovni, a vyžaduje zkušeného analytika. I když pracuje převážně s nealgoritmickými údaji, může zahrnovat i kvantitativní data z technické analýzy (Kalouda, 2017).

Technická analýza

Je obecně jednodušší na provedení, protože neklade tak vysoké nároky na zkušenosti analytika a nebere v úvahu širší kontext, jako je odvětvová či globální úroveň. Zaměřuje se na firmu jako izolovaný subjekt, což analýzu zjednodušuje, ale může vést k opomenutí důležitých faktorů ovlivňujících finanční zdraví. Pracuje převážně s kvantitativními daty a využívá matematické, statistické i nestatistické metody. Výsledky by však měly být následně posouzeny kvalitativně. Technickou analýzu lze dále rozdělit na elementární a pokročilé metody (Kalouda, 2017).

Tato práce se konkrétně zaměřuje na analýzu soustav ukazatelů, pod které spadají bankrotní modely. Tyto modely byly vyvinuty především z důvodu jejich schopnosti pomocí jediného čísla popsat finanční stav podniku a vyjádřit jeho výkonnost či ekonomickou situaci. Bankrotní modely představují efektivní nástroj pro identifikaci rizik spojených s insolvencí a umožňují rychlé a objektivní hodnocení schopnosti podniku vyrovnat se se svými závazky, což je klíčové pro predikci jeho budoucího vývoje.

3 KRIZE A KOLAPS PODNIKŮ

Krize a kolaps podniku jsou významnými tématy v oblasti ekonomického výzkumu a podnikové praxe. Představují stavy, kdy podnik ztrácí schopnost plnit své závazky, což může vést až k jeho zániku. Tento proces je obvykle způsoben kombinací vnitřních a vnějších faktorů, které narušují jeho stabilitu a výkonnost.

Podnikovou krizí se rozumí stav, kdy firma čelí závažným finančním, provozním nebo strategickým problémům, které ohrožují její schopnost dosahovat zisku, plnit závazky a udržet se na trhu. Vochozka (2020) uvádí, že krize se projevuje poklesem výnosů, růstem nákladů, negativním cash flow a ztrátou likvidity. Dle typu krize podniku můžeme rozlišit čtyři typologie:

1. **Finanční krize:** Charakterizována problémy s likviditou, předlužením nebo nedostatkem kapitálu, jak stanovuje zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon (Justice.cz, 2024).
2. **Provozní krize:** Vzniká v důsledku narušení provozních procesů, např. selháním dodavatelských řetězců nebo technologických výpadků.
3. **Strategická krize:** Důsledek špatného strategického řízení, jako je ztráta tržního podílu, neúspěšné akvizice nebo chybně nastavené cíle (Roček, 2019).
4. **Externí krize:** Zapříčiněna faktory mimo kontrolu podniku, např. ekonomickými recesemi, změnami legislativy či přírodními katastrofami (Justice.cz, 2023).

Podnik se může dostat do krize v důsledku dvou hlavních příčin, které mohou působit samostatně nebo společně. Do úpadku se podnik může dostat v důsledku interních chyb a nedostatků nebo na základě externích vlivů ovlivňující fungování firmy. Jako interní příčiny můžeme označit neefektivní řízení, špatné finanční plánování nebo nedostatečné inovace. Naopak externí příčiny jsou typické špatnou ovlivnitelností ze strany podniku. Jedná se například o makroekonomické faktory, politickou nestabilitu nebo legislativní změny (Vochozka, 2020).

3.1 Právní rámec řešení krizí

Právní rámec pro řešení podnikových krizí v České republice je definován několika klíčovými zákony a právními předpisy, které stanovují pravidla pro řízení insolvence, reorganizaci, konkurz a další postupy (Justice.cz, 2024).

1. **Insolvenční zákon (zákon č. 182/2006 Sb.):** Tento zákon stanovuje podmínky pro vyhlášení úpadku a způsoby jeho řešení, jako je konkurz, reorganizace nebo oddlužení. Klíčovou podmínkou pro zahájení insolvenčního řízení je existence více věřitelů a platební neschopnost dlužníka,
2. **Občanský soudní řád (zákon č. 99/1963 Sb.):** Tento zákon upravuje exekuční řízení a výkon rozhodnutí, což zahrnuje procesy spojené s vymáháním pohledávek vůči podnikům v úpadku,
3. **Zákon o účetnictví (zákon č. 563/1991 Sb.):** Tento předpis ukládá podnikům povinnost vést řádné účetnictví, které umožňuje včasné odhalení finančních problémů a předcházení krizovým situacím,
4. **Zákon o obchodních korporacích (zákon č. 90/2012 Sb.):** Upravuje právní postavení podniků, povinnosti statutárních orgánů a odpovědnost za hospodaření, což je zásadní pro prevenci finanční nestability,
5. **Zákon o ochraně hospodářské soutěže (zákon č. 143/2001 Sb.):** Tento zákon zabraňuje nekalé soutěži a monopolnímu chování, které by mohlo způsobit ekonomické potíže pro menší podniky,
6. **Zákoník práce (zákon č. 262/2006 Sb.):** Upravuje pracovněprávní vztahy, což má přímý dopad na zaměstnance v případě krize podniku, například při hromadném propouštění (MSPV, 2024).

Úpadek a zánik podniku

Úpadek podniku představuje stav, kdy firma ztrácí schopnost plnit své finanční závazky a čelí závažným ekonomickým problémům. Tento proces je obvykle výsledkem kombinace interních chyb v řízení podniku a vlivů z vnějšího prostředí, které společnost nemůže přímo ovlivnit (Altman & Hotchkiss; 2019; Vochozka, 2020).

Dle insolvenčního zákona č. 182/2006 Sb. je úpadek definován takto:

„Dlužník je v úpadku, jestliže má:

1. více věřitelů,
2. peněžité závazky po dobu delší 30 dnů po lhůtě splatnosti,
3. tyto závazky není schopen plnit."

Z předchozího odstavce vyplývá, že všechna kritéria musí být splněna současně a znění „tyto závazky není schopen plnit“ dále zákon rozvádí tak, že:

- dlužník zastavil platby podstatné části svých závazků (myšleno peněžitých),
- dlužník už je neplní déle než tři měsíce po splatnosti,
- nebo ani není možnost dosáhnout uspokojení věřitele výkonem rozhodnutí či exekucí,
- nebo dlužník nesplnil povinnosti související s předložením dokumentů požadovaných insolvenčním soudem (MSPV, 2024).

3.2 Fáze úpadku

Proces úpadku podniku lze definovat jako sled na sebe navazujících etap, které reflektují eskalaci ekonomických problémů a ztrátu schopnosti podniku plnit své finanční závazky. Tyto fáze jsou systematicky determinovány narůstajícími provozními a finančními komplikacemi, jež mohou vyústit v definitivní ekonomický kolaps organizace (Altman, 2019; Vochozka, 2020).

1. **Latentní fáze:** Je obtížně definovatelná, jelikož se problémy postupně začínají projevovat. V této fázi zpravidla dochází k provozním nedostatkům drobného charakteru, k mírnému poklesu ziskovosti podniku nebo zhoršení některého z klíčových finančních ukazatelů, které lze přehlédnout. V této fázi je podnik schopný běžně fungovat, je ale potřeba nastavit preventivní opatření pro kontrolu následujících procesů
2. **Akutní fáze:** V této fázi jsou již problémy viditelné a je typická potížemi se splácením krátkodobých závazků a snížením likvidity. Tyto problémy mohou vést k závažným komplikacím, které si žádají krizový management a restrukturalizační opatření.
3. **Kritická fáze:** Tato fáze je charakteristická ztrátou schopnosti řídit své finanční toky a plnit klíčové závazky. Reálnou možností, pro vyřešení kritické situace, se stává insolvenční řízení. Majetek podniku prochází propadem hodnoty majetku a sám podnik čelí ztrátě důvěry zákazníků a dodavatelů.
4. **Zánik podniku:** Pokud podnik nedokáže své problémy vyřešit, následuje jeho formální zánik. Tento proces může probíhat formou likvidace, konkurzu nebo nucené správy podle insolvenčního zákona č. 182/2006 Sb. Zánik podniku vede k jeho výmazu z obchodního rejstříku a k právnímu vypořádání veškerých zbývajících závazků (Růčková, 2019).

Z uvedeného vyplývá, že všechna kritéria pro definování jednotlivých fází úpadku musí být splněna současně, aby bylo možné fázi jednoznačně identifikovat. Porozumění těmto fázím umožňuje včas identifikovat signály blížícího se úpadku a přijmout nápravná opatření, která mohou minimalizovat ekonomické ztráty a potenciálně zachránit podnik před zánikem (Altman, 2019).

4 BANKROTNÍ MODELY

Bankrotní nebo také predikční modely jsou významný nástroj k analyzování finanční situace podniku, který umožňuje predikovat ekonomickou situaci podniku a zejména jeho schopnost vyhnout se úpadku. Poskytuje přehled o finanční stabilitě daného subjektu. Kuběnka (2015, s. 61) se domnívá, že “účelem bankrotních modelů je na základě informací o dosavadním hospodaření podniku prognózovat finanční problémy, popř. bankrot podniku v blízké budoucnosti.“ Podnik, směřující k úpadku, dlouhodobě vykazuje znaky negativního charakteru, které lze pro bankrotní modely použít jako vstupní data. Jako negativní znaky můžeme označit nadměrnou zadluženost, nízké cash flow nebo nízkou rentabilitu. Bankrotní modely se rozdělují, jak již bylo zmíněno v kapitole 1.4., do třech základních skupin. Rozlišujeme bankrotní modely, bonitní modely a modely bankrotně-bonitní (Zalai, 2010).

Dle Kuběny (2015) jsou bankrotní modely “čistě predikční“. Tato skutečnost vychází z předpokladu, že bankrotní modely vznikly na principu srovnání finančně zdravých firem a firem, které se ocitly v úpadku. Tyto modely slouží jako prognóza budoucího vývoje podniku a s určitou pravděpodobností umožňují odhadnout, zda si dokáže daný subjekt zachovat svou finanční stabilitu. Také Kalouda (2017) uvádí, že bankrotní modely představují efektivní nástroj pro odhalení potenciálních finančních problémů a rizik. Tím vede k včasné reakci uživatelů a potenciálnímu vyhnutí se finančním problémům.

Historie bankrotních modelů

První zmínky o predikci finančních problémů podniků sahají do roku 1930, kdy Bureau of Business Research identifikovalo osm klíčových ukazatelů finanční tísně. Významný posun nastal v roce 1942 díky Charlesi L. Merwinovi, jenž prokázal možnost předvídat finanční problémy podniků až čtyři až pět let před jejich úpadkem a definoval tři klíčové ukazatele: čistý pracovní kapitál k aktivům, běžnou likviditu a poměr čistého jmění k závazkům (Zalai, 2010).

V 60. letech se o rozvoj predikčních modelů zasloužili W. H. Beaver a E. I. Altman. Beaver analyzoval rozdíly mezi prosperujícími a ohroženými podniky, zatímco Altman vyvinul Z-score, které pomocí diskriminační analýzy umožnilo spolehlivější predikci úpadku (Růčková, 2019). V následujících dekadách byly vyvinuty další modely, jako Tafflerův index či Beermanova diskriminační funkce.

Na přelomu 20. a 21. století se bankrotní modely přizpůsobily specifickým sektorům a regionům, přičemž významný pokrok přineslo využití neuronových sítí a umělé inteligence, což zvýšilo přesnost predikcí. Devadesátá léta zaznamenala výrazný nárůst zájmu o tuto

problematiku, kdy vzniklo až 70 nových studií zaměřených na predikci bankrotů (Altman, 2019).

4.1 Problematika bankrotních modelů

Ačkoliv počátky bankrotních modelů sahají až do 30. let 20. století a jejich vývoj od té doby zaznamenal výrazné pokroky, některé problémy spojené s jejich konstrukcí a aplikací přetrvávají. Ani neustálé zdokonalování a zvyšující se přesnost predikčních modelů nedokázaly zcela eliminovat určité výzvy, které se objevují jak při jejich tvorbě, tak při praktickém využití.

Mezi klíčové problémy patří například omezená schopnost některých modelů přizpůsobit se specifickým jednotlivých odvětví, závislost na kvalitě vstupních dat či potřeba pravidelné aktualizace parametrů modelů s ohledem na měnící se ekonomické podmínky. Zásadním problémem je také pravdivost vstupních dat. Podniky bohužel ne vždy vedou účetnictví dle péče řádného hospodáře a díky tomu se v účetnictví mohou objevovat lživé nebo neúplné informace o obrazu hospodaření podniku, zejména u podniků s nelichotivými výsledky hospodaření. Tento postup skrývá zhoršenou hospodářskou situaci kvůli akcionářům, konkurenčním subjektům anebo věřitelům podniku. Dalším zásadním problémem je uplatňování principu historických cen a statická podoba účetních závěrek, které umožňují pouze zpětné hodnocení podniku. Účetní závěrky sestavené z historických cen nereflktují aktuální tržní hodnotu aktiv a závazků, a proto může dojít k nesprávnému hodnocení současné situace a schopnosti dostát budoucím výzvám (Knápková, Pavelková, 2010).

Problémem pro bankrotní modely je také využití v zahraničních podmínkách. Tržní ekonomiky jiných států přijímají jiné legislativní podmínky a tím mění prostředí podnikání oproti tuzemskému. Pojem úpadek je z právního hlediska v každé zemi definován jiným způsobem a ani účetnictví není stejné, jako tuzemské. To způsobuje odlišnost vykazovaných účetních výstupů (Kuběnka, 2015).

Jako poslední problém dané problematiky je samotný vznik bankrotních modelů, konkrétně vzorky, na němž byly modely konstruovány. Co se týče vzorků, je zásadní, jak velký vzorek byl použit, zda zahrnoval podniky z různých odvětví a jaká byla velikost testovaných firem. Tyto faktory mohou výrazně ovlivnit přesnost a použitelnost modelu. Druhým problémem je časová dimenze, která spočívá v tom, že většina klasických statistických modelů nezohledňuje změny, kterými podniky a jejich prostředí procházejí v průběhu času. Tento problém je dále komplikován změnami v legislativě, které mohou mít vliv na platnost

původních modelů. To, co bylo platné v době vzniku modelu, nemusí být relevantní při jeho aplikaci v jiných obdobích.

4.2 Moderní modely predikce bankrotu

Predikce bankrotu je klíčovým tématem v oblasti finanční analýzy, protože umožňuje včasnou identifikaci rizikových firem a efektivnější řízení finančních rizik. Tradiční metody, jako Altmanův Z-score nebo Ohlsonův logit model, jsou stále široce používané, avšak v posledních letech se do popředí dostávají pravděpodobnostní a statistické přístupy.

Článek *Bankruptcy Prediction Using Bayesian, Hazard, Mixed Logit and Rough Bayesian Models: A Comparative Analysis* (Chaudhuri, 2013) zkoumá čtyři pokročilé metody predikce bankrotu:

1. **Bayesovský model,**
2. **Hazardní model (Survival Analysis Model),**
3. **Smišený logit model (Mixed Logit),**
4. **Rough Bayesian model.**

Tato kapitola shrnuje hlavní zjištění studie a jejich význam pro moderní bankrotní predikční modely.

4.2.1 Bayesovský model

Bayesovská predikce bankrotu vychází z Bayesovy věty, která umožňuje aktualizaci pravděpodobnosti bankrotu na základě nových informací. Model pracuje s předpokladem, že existuje a priori pravděpodobnost bankrotu, která se mění podle aktuálních finančních ukazatelů firmy.

Matematicky lze Bayesovu větu vyjádřit jako:

$$P(B|X) = \frac{P(X|B)P(B)}{P(X)}$$

(1)

kde:

- $P(B|X)P(B|X)P(B|X)$ je aktualizovaná pravděpodobnost bankrotu firmy na základě finančních dat X ,
- $P(X|B)$ je pravděpodobnost pozorovaných dat, pokud firma zkrachuje,
- $P(B)$ je apriorní pravděpodobnost bankrotu.

Výhody:

- Flexibilita – umožňuje aktualizaci predikce v reálném čase podle dostupných dat,
- Dobrá stabilita v situacích s vysokým rizikem bankrotu,
- Funguje dobře i v případech, kdy jsou data nekompletní nebo nesymetrická.

Nevýhody:

- Citlivost na kvalitu apriorních pravděpodobností – pokud jsou počáteční odhady chybné, může model selhat,
- Vyšší výpočetní náročnost než u klasických logit modelů.

4.2.2 Hazardní model

Hazardní modely (survival analysis models) byly původně vyvinuty pro analýzu pravděpodobnosti přežití v lékařských studiích, ale postupně našly uplatnění i v ekonomii. Tyto modely se zaměřují na pravděpodobnost přežití firmy v čase a zohledňují časovou dimenzi bankrotu.

Hlavním výstupem je tzv. hazardní funkce $h(t)$, která vyjadřuje pravděpodobnost, že firma zkrachuje v čase t , za předpokladu, že do tohoto okamžiku přežila:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t}$$

(2)

Výhody:

- Zohledňuje ekonomické cykly – umožňuje modelovat, jak se mění pravděpodobnost bankrotu v čase,
- Vysoká přesnost při dlouhodobých predikcích, zejména v turbulentních obdobích,
- Vhodný pro dynamická prostředí, kde se ekonomické podmínky rychle mění.

Nevýhody:

- Vyžaduje velké množství historických dat,
- Citlivý na nepřesnosti ve vstupních proměnných,
- Výpočetně náročnější než klasické logit modely.

Smíšený logit model (Mixed Logit)

- Zlepšuje klasický logit model tím, že umožňuje variabilitu mezi firmami,
- Využívá náhodné efekty, což znamená, že bankrot firmy je částečně ovlivněn faktory, které nejsou přímo měřitelné,
- Lepší než klasické logit modely v obdobích ekonomické stability, ale méně přesný během recesí.

Rough Bayesian model

- Kombinuje Bayesovský přístup s metodou drsných množin (Rough Set Theory),
- Nejvyšší přesnost ze všech modelů, ale výpočetně nejnáročnější,
- Vhodný pro prostředí s vysokou mírou nejistoty.

Srovnání přesnosti modelů

Chaudhuri (2013) provedl empirické testování modelů na vzorku firem a výsledky ukázaly, že hazardní modely a Rough Bayesian model dosahují nejvyšší přesnosti:

Tabulka 1: Srovnání přesnosti modelů

Model	Přesnost	Nejvhodnější použití
Altman Z-score	72 %	Tradiční firmy

Logit model	78 %	Stabilní ekonomické prostředí
Bayesovský model	85 %	Firmy s vysokým rizikem bankrotu
Hazardní model	88 %	Dlouhodobé predikce, volatilní trhy
Smíšený logit	81 %	Podniky s různou úrovní rizika
Rough Bayesian model	90 %	Nejvyšší přesnost, vysoká výpočetní náročnost

Zdroj: vlastní zpracování dle Chaudhuri (2013)

Studie Chaudhuriho (2013) ukazuje, že moderní pravděpodobnostní modely mají vyšší přesnost než tradiční bankrotní modely. Nejnovější trendy v predikci bankrotu zahrnují:

- Bayesovské metody pro dynamickou aktualizaci pravděpodobnosti bankrotu,
- Hazardní modely pro analýzu pravděpodobnosti přežití firmy v čase,
- Hybridní modely kombinující statistické a pravděpodobnostní přístupy.

Budoucí výzkum se pravděpodobně zaměří na kombinaci těchto metod s umělou inteligencí a strojovým učením, což může dále zvýšit jejich přesnost.

4.2.3 Moderní přístupy v predikci bankrotů

Predikce bankrotu je klíčovým tématem ve finanční analýze a rizikovém managementu, protože umožňuje včasné odhalení finančních problémů firem a minimalizaci negativních dopadů na ekonomiku. Od prvních metod, které se opíraly o jednoduché finanční ukazatele (Beaver, 1966) a multivariační diskriminační analýzu (Altman, 1968), se predikční modely významně vyvinuly. Dnešní trendy v této oblasti jsou charakterizovány:

- **Rostoucím využitím umělé inteligence a strojového učení (Machine Learning, ML),**
- **Zohledněním dynamiky finančních dat a časových řad,**
- **Použitím hybridních modelů kombinujících různé metody.**

Článek *Advancements in Bankruptcy Prediction Models and Bibliometric Analysis* od Gomes, Lopes a Bertuzi da Silva (2024) analyzuje vývoj bankrotních modelů od roku 1966 do roku 2024 a přináší bibliometrickou analýzu vědecké literatury na toto téma. Tento příspěvek poskytuje hluboký vhled do nejnovějších přístupů a trendů v oblasti predikce bankrotu.

Historický vývoj metod predikce bankrotu

Vývoj bankrotních modelů lze rozdělit do několika klíčových fází:

- **Beaverův model (1966)** – první analýza finančních ukazatelů, která identifikovala klíčové poměrové ukazatele pro rozlišení prosperujících a zanikajících firem.
- **Altmanův Z-Score (1968)** – průkopnický model využívající multivariační diskriminační analýzu (MDA) k predikci bankrotu na základě pěti klíčových ukazatelů.
- **Ohlsonův logit model (1980)** – zavedení logistické regrese, která umožňuje vypočítat pravděpodobnost bankrotu.
- **Zavgrenův model (1985)** – vylepšení logit modelu na základě analýzy solventních a nesolventních firem.

Tyto modely byly široce používány, ale měly omezenou schopnost adaptace na nové ekonomické podmínky.

V této fázi došlo k přechodu k sofistikovanějším metodám, které reflektují složitější struktury dat:

- **Probit a Logit modely (Peres, 2014)** – pravděpodobnostní modely vhodné pro malé vzorky dat.
- **Data Envelopment Analysis (DEA) (Paradi et al., 2004)** – metoda porovnávající efektivitu podniků ve vztahu k bankrotu.
- **Coxův regresní model (Andersen, 1982)** – využívá přežívací analýzu k měření pravděpodobnosti bankrotu v čase.

Přestože byly tyto modely přesnější než tradiční statistické metody, stále se spoléhaly na striktní ekonometrické předpoklady, což limitovalo jejich flexibilitu.

Moderní trendy v predikci bankrotu (2010–2024)

Dnešní modely stále častěji využívají techniky umělé inteligence (AI) a strojového učení (ML), které umožňují vyšší přesnost predikcí a schopnost adaptace na nové ekonomické podmínky.

Nejnovější trendy v oblasti bankrotních modelů se soustředí na:

1. Neuronové sítě (ANN – Artificial Neural Networks)

- První pokusy o využití neuronových sítí provedli Odom & Sharda (1990).
- Du Jardin (2015) ukázal, že neuronové sítě dokáží zpracovat složité finanční vztahy a mají vyšší predikční schopnost než tradiční modely.

2. Support Vector Machines (SVM)

- Wang et al. (2005) vyvinuli SVM modely pro klasifikaci podniků na základě minimalizace strukturálního rizika.
- SVM se ukázalo jako velmi efektivní při zpracování nestrukturovaných dat.

3. Rozhodovací stromy a genetické algoritmy

- Chen (2011) využil rozhodovací stromy ke klasifikaci firem na základě účetních dat.
- Peres (2014) aplikoval genetické algoritmy, které umožňují optimalizaci predikčních modelů na základě evolučního přístupu.

4. Deep Learning a hybridní modely

- Barboza et al. (2017) použili konvoluční neuronové sítě (CNN) pro predikci bankrotu.
- Kombinace metod (hybridní modely), jako např. neuronové sítě + logistická regrese, se ukazuje jako nejefektivnější.

Článek Gomes et al. (2024) provedl analýzu 6 805 článků o predikci bankrotu publikovaných v databázi Web of Science. Klíčová zjištění zahrnují:

- **Počet publikací v oblasti predikce bankrotu roste průměrným tempem 10 % ročně.**
- **Nejaktivnější země ve výzkumu: USA, Čína, Velká Británie.**

- **Hlavní výzkumné oblasti:** finance, ekonomie, data science.
- **Nejčastěji citované metody:** neuronové sítě, Support Vector Machines, rozhodovací stromy.

Bibliometrická analýza ukazuje, že AI a ML metody se od roku 2010 rychle stávají standardem v oblasti predikce bankrotu.

Výzvy a budoucí směry výzkumu

I přes významné pokroky zůstává několik výzev:

1. **Interpreovatelnost modelů** – mnoho AI modelů je „černou skříňkou“, což komplikuje jejich praktické využití.
2. **Kvalita vstupních dat** – účetní data mohou být zkreslená, což ovlivňuje přesnost predikcí.
3. **Regulační omezení** – AI modely v bankovníctví a financích podléhají přísným regulacím.
4. **Potřeba hybridních modelů** – nejefektivnější modely kombinují tradiční statistické přístupy s AI.

Autoři Gomes et al. (2024) doporučují další výzkum hybridních metod a větší důraz na interpretaci AI modelů, aby byly prakticky využitelné.

Článek *Advancements in Bankruptcy Prediction Models and Bibliometric Analysis* ukazuje, že moderní bankrotní modely jsou stále více založeny na AI a ML metodách. Nejnovější přístupy využívají hluboké neuronové sítě, rozhodovací stromy a genetické algoritmy, které přinášejí vyšší přesnost než tradiční ekonometrické metody. Bibliometrická analýza potvrzuje, že AI a ML se stávají dominantními přístupy v predikci bankrotu a budou hrát klíčovou roli i v budoucnosti.

4.3 Moderní, zahraniční modely využité v praktické části práce

4.3.1 Generický model

Generický model je univerzálním nástrojem pro hodnocení firem bez nutnosti využití v daném prostředí. Model byl vytvořen autory Shyam Bhandarim a Anna J. Johnson-Snyder v roce 2018 na univerzitě v USA. Funkce modelu je závislá na třech hlavních finančních

výkazech a byl vytvořen za pomoci logistické regrese (Bhandari & Johnson-Snyder, 2018).

Rovnice generického modelu má následující podobu:

$$Z_i = -2,636 + 3,093 * X_1 + 0,263 * X_2 + 7,306 * X_3 + 2,020 * X_4 + 0,108 * X_5 \quad (3)$$

Kde:

- X_1 provozní cash flow / krátkodobé závazky,
- X_2 (provozní cash flow + nákl. úroky + daň z příjmu) / nákl. Úroky,
- X_3 provozní cash flow / tržby,
- X_4 provozní cash flow / celková aktiva,
- X_5 EBIT / provozní cash flow.

Pro transformaci výsledné hodnoty na pravděpodobnost úspěchu či neúspěchu podniku se používá logistická funkce. Tento model umožňuje predikovat finanční situaci firem na základě cash flow parametrů (Bhandari, Johnson-Syder, 2018).

$$P_i = \left(\frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}} \right) * 100 \quad (4)$$

Model dokázal úspěšně zařadit 86,4 % z 81 zkoumaných bonitních firem, a 88 z 94 bankrotujících firem, čemuž odpovídá úspěšnost 93,6 % (Bhandari, Johnson-Syder, 2018).

4.3.2 Alifiah model

Model byl vytvořen autorem M. N. Alifiahem v roce 2013 na vzorku 20 malajsijských společností. Základem k vytvoření modelu bylo použití logit analýzy. Na základě vstupních dat z 20 společností, přičemž 10 podniků bylo s finančními potížemi a 10 bez finančních potíží, dokázal model správně vyhodnotit 85 % ze všech zkoumaných podniků (Alifiah, 2013).

Vzorec Alifiah modelu je definován jako:

$$X = -0,018 * X_1 + 2,721 * X_2 - 4,915 * X_3 - 0,097 * X_4 + 0,094 * X_5 \quad (5)$$

Kde:

- X_1 cizí zdroje / celková aktiva,
- X_2 tržby / průměrná celková aktiva,
- X_3 oběžná aktiva / krátkodobé závazky,
- X_4 čistý příjem / celková aktiva,
- X_5 diskontní sazba.

Pro výpočet výsledné hodnoty musí být hodnota X dosazena do rovnice vyjadřující pravděpodobnost bankrotu a ta zní (Alifiah, 2013):

$$P = \frac{1}{1 + e^x} \quad (6)$$

Hranice intervalů

$P > 0,5$ podnik je ohrožen bankrotem

$P < 0,5$ podnik není ohrožen bankrotem.

4.3.3 Model Ďurica a Adamko

Tento model pochází od slovenských zástupců Marka Ďurici a Petera Adamka, kteří v roce 2016 vytvořili bankrotní model založený na vícerozměrné diskriminační analýze.

Model byl testován na vzorku přibližně 110 000 slovenských podniků a autory udávaná spolehlivost modelu je 82,2 %. Ďurica a Adamko pro výpočet intervalu spolehlivosti stanovili pět finančních ukazatelů, které dají po dosazení do rovnice hodnotu stanovují zdraví podniku v intervalu (Ďurica a Adamko, 2016):

Tabulka 2: Hodnotící škála modelu Ďurica a Adamko

	Finančně zdravé podniky	Bankrotující podniky
Hodnotící škála	$M > - 0,0205$	$M < - 0,0205$

Zdroj: vlastní zpracování

Rovnici modelu Ďurica a Adamko (Ďurica a Adamko, 2016) stanovili jako:

$$M = 0,250 * X_1 + 0,510 * X_2 - 0,207 * X_3 + 0,282 * X_4 + 0,618 * X_5$$

(7)

Kde:

- X_1 oběžná aktiva / krátkodobé závazky
- X_2 EBIT / aktiva celkem
- X_3 krátkodobé závazky / tržby
- X_4 pracovní kapitál / aktiva celkem
- X_5 vlastní kapitál / celkové závazky

4.3.4 Model Altman 2017

Tento americký model Altmana a kol. (2017) v roce 2017 na základě zkoumání dat středních a větších podniků z různých odvětví a kontinentů světa definoval jako upravený model logistické regrese vycházející z Altmanovo Z'' skóre z roku 1983. Altman při vývoji modelu použil data společností podnikajících v období 2007-2010, společnosti pocházely celkem z 34 zemí, z čehož 31 byly evropské státy (zbytek Čína, Kolumbie, USA). Úspěšnost predikce modelu byla Altmanem stanovena jako 74,80 %. Pro lepší orientaci v této práci bude model označován jako „MODEL LR“.

$$LR = \frac{1}{1 + e^{-(0,035 - 0,495 * X_1 - 0,862 * X_2 - 1,721 * X_3 - 0,017 * X_4)}} \quad (8)$$

Kde:

- X_1 pracovní kapitál / celková aktiva
- X_2 nerozdělený zisk / celková aktiva
- X_3 EBIT / celková aktiva
- X_4 účetní hodnota vlastního kapitálu / celkové závazky

Interpretace výsledků:

$LR > 0,5$ Podnik se nachází ve finanční tísní

$LR < 0,5$ Podnik se nachází v bezpečí

Z'' skóre z roku 1983 stál na principu MDA (Multiple Discriminant Analysis), tedy vícenásobné diskriminační analýze.

Altman ve své práci (Altman a kol., 2017) uvedl vzorec pro MDA jako:

$$\text{Model MDA} = -0,042 - 0,561 * X1 - 0,724 * X2 - 1,791 * X3 - 0,021 * X4 \quad (9)$$

Diskriminační analýza má oproti LR jiné cut-off skóre, jejíž hranice pro stanovení finančně zdravého podniku je uváděna jako hodnota 0. Hodnota predikční schopnosti modelu MDA je určena jako 74,5 %, tedy o 0,3 % menší, než je tomu u modelu logistické regrese LR.

5 TRENDY VE VYUŽÍVÁNÍ VSTUPNÍCH PARAMETRŮ

Bankrotní modely se od svého vzniku ve 20. století neustále vyvíjejí s cílem přesněji predikovat finanční nestabilitu a insolvenční riziko podniků. S rozvojem nových metod analýzy dat a přístupů k predikčním modelům se ukazuje, že tradiční metody, jako například Altmanův Z-score, již nemusí být vždy dostatečně přesné v dynamickém ekonomickém prostředí. Článek *A New Look at Bankruptcy Models* od Kuběny, Čapka a Sejkory (2021) analyzuje současný stav predikčních modelů a přináší nové poznatky o vlivu nejistot ve vstupních datech na přesnost a použitelnost bankrotních modelů.

Tato podkapitola se zaměřuje na klíčové aspekty moderních trendů v oblasti predikce bankrotu a navrhuje nový přístup, který bere v úvahu nejistotu účetních dat. V kontextu této problematiky je kladen důraz na potřebu tvorby modelů s nižší citlivostí na nepřesnosti ve vstupních proměnných, což může vést k efektivnějším výsledkům při hodnocení finanční stability firem.

5.1.1 Význam přesnosti vstupních dat pro predikční modely

Jedním z hlavních témat článku od Kuběny et al. (2021) je důležitost přesnosti účetních dat, která slouží jako vstupní proměnné bankrotních modelů. Tradiční modely předpokládají, že vstupní data jsou zcela přesná a bez chyb, avšak v reálné ekonomické praxi to není vždy pravda. Hlavní faktory ovlivňující přesnost účetních dat zahrnují:

- **Rozdíly v účetních standardech** – například IFRS (Mezinárodní standardy účetního výkaznictví) a US GAAP (Obecně uznávané účetní principy USA) mohou vést k různým výsledkům ve finanční analýze, a tím i ke zkreslené interpretaci modelu,
- **Subjektivní rozhodnutí účetních jednotek** – některé účetní operace umožňují flexibilitu v přístupu k vykazování dat, což může způsobit rozdíly mezi firmami,
- **Chyby v zápisu a transkripci** – lidský faktor nebo nesprávné zadání dat do účetních systémů mohou ovlivnit hodnoty vstupních proměnných modelu,
- **Oceňování aktiv a závazků v různých měnách** – přepočtení měnových kurzů může způsobit dodatečné nejistoty.

Autoři proto upozorňují, že i malé nepřesnosti ve vstupních datech mohou významně ovlivnit výsledky predikce bankrotu, což naznačuje nutnost modernizace přístupu k tvorbě modelů.

Šedá zóna

V tradičních modelech jsou firmy obvykle klasifikovány buď jako prosperující, nebo jako bankrotující. Kuběnka et al. (2021) však přináší nový pohled na predikci bankrotu tím, že zdůrazňují koncept šedé zóny (*grey zone*). Tato šedá zóna je interval hodnot, ve kterém model není schopen jednoznačně určit finanční stav společnosti.

Autoři testovali několik bankrotních modelů, včetně Altmanova Z'-score modelu, Modelu 1 (Slavíček & Kuběnka, 2016) a YCZ modelu (Klieštík et al., 2018). Výsledky ukázaly, že při zohlednění nejistoty ve vstupních datech došlo k výraznému rozšíření šedé zóny, což ovlivnilo schopnost modelů přesně klasifikovat podniky.

Například v případě Altmanova modelu se šedá zóna rozšířila z původního intervalu 1,23–2,90 na 0,62–4,35 při zahrnutí 5% nejistoty v datech (Kuběnka et al., 2021). To znamená, že velké množství firem, které by jinak byly jasně klasifikovány jako prosperující nebo bankrotující, se nyní nachází v oblasti, kde model není schopen poskytnout jednoznačnou odpověď.

Rozšíření šedé zóny má zásadní důsledky pro praxi:

- **Snižuje se přesnost modelů** – modely nejsou schopny s jistotou klasifikovat firmy do správné kategorie,
- **Zvyšuje se počet nejednoznačných predikcí** – firmy ve šedé zóně potřebují další analýzu, což může být nákladné a časově náročné,
- **Modely s příliš vysokou citlivostí na vstupní data se stávají méně použitelnými** v prostředí, kde jsou účetní data nejistá.

5.1.2 Trend směrem k jednodušším modelům

Dalším důležitým trendem, který Kuběnka et al. (2021) zdůrazňují, je potřeba redukce počtu vstupních proměnných. Tradiční modely často obsahují velké množství finančních ukazatelů, což zvyšuje jejich složitost, ale zároveň i citlivost na chyby ve vstupních datech.

Autoři ukazují, že čím více proměnných model obsahuje, tím vyšší je pravděpodobnost zkreslení výsledků. Například Model 1, který pracuje pouze se 4 hlavními proměnnými, se ukázal jako méně citlivý na nejistoty vstupních dat než modely, které obsahují 10 a více proměnných (Kuběnka et al., 2021).

Doporučení pro budoucí vývoj bankrotních modelů zahrnují:

1. **Minimalizovat počet vstupních proměnných** – modely by měly používat pouze klíčové finanční ukazatele s nejvyšší predikční schopností,
2. **Zohlednit nejistoty v datech** – nové modely by měly pracovat s intervalovými predikcemi a šedou zónou,
3. **Využít nové metody umělé inteligence** – například neuronové sítě nebo strojové učení mohou pomoci lépe analyzovat nestrukturovaná a neúplná data.

Článek *A New Look at Bankruptcy Models* přináší cenné poznatky o moderních trendech v predikci bankrotu. Hlavní závěry zahrnují:

- Tradiční bankrotní modely **jsou citlivé na nejistoty ve vstupních datech**, což může vést k významnému zkreslení výsledků,
- **Rozšíření šedé zóny** ukazuje, že některé modely nejsou schopny jednoznačně klasifikovat firmy, což snižuje jejich praktickou použitelnost,
- **Jednodušší modely s menším počtem proměnných** vykazují vyšší stabilitu a lepší predikční schopnosti než modely s velkým množstvím vstupních faktorů,
- **Budoucí vývoj bankrotních modelů se pravděpodobně zaměří na využití metod umělé inteligence**, které mohou nabídnout vyšší přesnost a robustnost predikcí.

5.1.3 Makroekonomické trendy a jejich dopad na bankroty

Vysoké úrokové sazby a jejich vliv na zadlužené firmy

- Fed ponechal základní úrokovou sazbu na 5,33 %, což vedlo k růstu nákladů na financování,
- Vysoké sazby nepříznivě dopadly zejména na společnosti s vysokým zadlužením, například v realitním sektoru.

Rostoucí delikvence v komerčních nemovitostech

- Problémové půjčky v kancelářských budovách vzrostly na 7,6 % (ze 1,8 % v lednu 2023),
- Analytici předpovídají, že tento trend bude pokračovat i v roce 2025.

Stabilizace v kryptoměnovém sektoru

- Po prudkém propadu v roce 2022 nedošlo v 2023 a 1H 2024 k žádným mega bankrotům v kryptosektoru.

Analýza Cornerstone Research (2024) ukazuje, že bankrotní modely musí reflektovat nové ekonomické podmínky.

- Uptiering transakce a rostoucí počet bankrotů ve službách a finančním sektoru jsou důležité faktory pro budoucí predikční modely.
- Makroekonomické faktory, zejména úrokové sazby a inflace, mají stále větší dopad ,na insolvenční firem.
- Budoucí predikční modely musí zahrnovat nejen tradiční ukazatele, ale i trendy v restrukturalizaci dluhů.

5.2 Vstupní parametry

Vstupní parametry představují klíčovou složku každého bankrotního modelu. Vhodný výběr a správná interpretace dokáže znatelně ovlivnit prediktivní schopnosti modelu. S rostoucí dostupností dat a rozšířenými technologickými možnostmi dochází k postupné transformaci výběru a zpracování vstupních proměnných.

Vstupní parametry se dle Du Jardina (2009), které odrážejí riziko selhání společnosti, dělí do tří základních kategorií:

1. **Proměnné související se společností:** Tyto zahrnují jak finanční proměnné (například údaje z rozvahy nebo výsledovky), tak další charakteristiky společnosti, jako jsou její produkty, strategie nebo organizační struktura,
2. **Proměnné související s prostředím společnosti:** Tato kategorie zahrnuje ukazatele ekonomického prostředí, jako je například úroková míra, stejně jako ukazatele trhu či odvětví, ve kterém společnost působí,
3. **Proměnné související s finančními trhy:** Tato oblast zahrnuje informace o způsobu, jakým finanční trhy hodnotí riziko selhání společnosti. Tyto proměnné vycházejí z hypotézy efektivity trhu, která říká, že ceny akcií nebo jejich návratnost odrážejí

budoucí očekávané peněžní toky společnosti. Tyto proměnné tak mohou být použity jako indikátor finančního zdraví společnosti (Du Jardin, 2009).

Du Jardin (2009) analyzoval použití těchto proměnných v rámci 190 různých bankrotních modelů. Zjistil, že jednotlivé typy proměnných mohou být kombinovány, což vysvětluje, proč procentuální součet v jeho analýze přesahuje 100 %. Výsledky ukazují na širokou variabilitu při konstrukci těchto proměnných z různých datových zdrojů.

Tabulka 3: Typologie vysvětlující běžně používané proměnné bankrotních modelů

Druh proměnné	Frekvence použití
Finanční poměr	93 %
Statistické proměnné	28 %
Variační proměnné	14 %
Nefinanční proměnné	13 %
Tržní proměnné	6 %
Proměnná finančního trhu	5 %

Zdroj: vlastní zpracování dle Du Jardin (2009)

V návaznosti na vstupní parametry jsou známy tyto druhy proměnných Du Jardin (2009):

- „Finanční poměry – představuje ukazatel, který porovnává dvě různé položky z rozvahy, výsledovky nebo jiného finančního výkazu,
- statistické proměnné – Zahrnuje jakýkoli typ úpravy nebo transformace specifických finančních ukazatelů či proměnných, které jsou využívány pro analýzu a interpretaci finančních dat,
- variační proměnné – každý rok se změní na poměrové či finanční proměnné,
- nefinanční proměnné – zahrnují kvalitativní nebo kvantitativní charakteristiky firem,
- proměnné finančního trhu – Vyjadřuje finanční hodnotu společnosti, kterou finanční trhy odhadují na základě tržní ceny jejích akcií nebo dosaženého výnosu z těchto akcií,

- finanční proměnné – slouží k výpočtu finančních ukazatelů využitelných i bez nutnosti standardizace (proměnné likvidity, například ukazatele likvidity odvozené z peněžních toků nebo proměnné založené na aktivech a jejich obratu (Du Jardin, 2009).

Kvantitativní ukazatele

Již od počátku vývoje bankrotních modelů byla jejich nedílnou součástí kvantitativní data. Postupem času se ukázalo, že významnou roli v analýzách hraje také zaměření na charakteristiky spojené s velikostí podniku. Výzkumy potvrzují, že větší podniky obvykle čelí nižšímu riziku bankrotu ve srovnání s menšími firmami, což lze přičíst jejich robustnějšímu majetkovému základu. Další klíčovou roli hrají také průměrné hodnoty v daném odvětví, které mohou poskytnout užitečné referenční body. V neposlední řadě jsou důležité ukazatele reflektující makroekonomické prostředí, jako například míra inflace či hrubý domácí produkt, které nabízejí vhled do ekonomického kontextu země.

Zajímavým příkladem použití trendů ve vstupních hodnotách je Tamariho risk index. Tento bonitní model, založený na autorově osobní zkušenosti, obsahuje šest poměrových ukazatelů, jež byly vybrány jako nejlepší indikátory finančního zdraví firmy. Model zahrnuje také odvětvové statistiky a podle Vochozky (2020) jeho výhodou je, že byl navržen na základě reálných dat s využitím pokročilých statistických metod, což zvyšuje jeho univerzálnost. Avšak jeho aplikace je složitější, protože vyžaduje přístup k datům srovnatelných podniků. Výsledné skóre může dosahovat až 100 bodů, přičemž nižší hodnoty signalizují vyšší riziko bankrotu. Hodnota pod 30 bodů znamená vysoké riziko bankrotu, hodnoty nad 60 bodů značí dobrou finanční situaci, a hodnoty mezi těmito mezníky spadají do tzv. šedé zóny (Vochozka, 2020).

Finanční poměry

Za nejčastěji využívané typy proměnných jsou s přehledem považovány finanční poměry. Tyto ukazatele jsou využívány již od 60. let, kdy na svět pronikaly první studie od Beavera nebo Altmana. Mezi oblíbené poměry, které jsou často využívány v modelech, patří dle Du Jardina (2009) například:

1. **Vlastní kapitál / celkový dluh:** Tento ukazatel hodnotí finanční stabilitu podniku prostřednictvím vztahu mezi vlastním kapitálem a celkovým dluhem. Čím vyšší je hodnota poměru, tím méně je firma závislá na cizím kapitálu a obráceně,

2. **EBIT / celková aktiva:** Poměr měří efektivitu využívání aktiv podniku ve vztahu k zisku před úroky a zdaněním (EBIT). Ukazuje, jak efektivně podnik generuje zisky z investovaných aktiv,
3. **Tržby / celková aktiva:** Označovaný také jako obrat aktiv, tento ukazatel měří efektivitu, s jakou podnik využívá svá aktiva k dosažení tržeb. Vyšší hodnota naznačuje efektivnější využití majetku, jako jsou například zařízení, budovy nebo dopravní prostředky (Du Jardin, 2009).

Kvalitativní ukazatele

S postupným rozvojem se staly kvalitativní ukazatele důležitou součástí hodnocení zdraví podniku. Aspekty, prezentovány ve slovní podobě, hrají klíčovou roli při hodnocení ekonomické situace společnosti a zároveň napomáhají k lepšímu strategickému řízení. Tyto informace jsou rovněž podstatné pro investory, kterým poskytují širší kontext a slouží jako základ pro vyhodnocení potenciálního investičního úspěchu (Hájek a kol., 2014).

V rámci kvalitativních ukazatelů mohou bankrotní modely pracovat například s hodnocením kvality managementu, osobními názory na základě vlastních zkušeností, nebo dokonce s analýzou pozitivních a negativních slov obsažených ve výročních zprávách. Tyto ukazatele umožňují obohatit tradiční kvantitativní přístup o hlubší pohled na firemní fungování a poskytují širší zázemí pro tvorbu přesnějších predikcí (Hájek a kol., 2014).

6 POUŽITÍ MODERNÍCH, ZAHRANIČNÍCH MODELŮ NA PODNIKY PŮSOBÍCÍ V ČESKÉ REPUBLICE

V této části diplomové práce budou analyzovány moderní zahraniční modely určené k predikci bankrotu na vzorku podniků působících v České republice. Pozornost bude zaměřena zejména na aplikaci a testování Generického modelu, Alifiah modelu, modelu Ďurica a Adamko a modelu Altmanova LR. Výběr těchto modelů vychází z jejich úspěšného použití v zahraničí, přičemž cílem této práce je ověřit, zda je možné dosáhnout podobné úrovně přesnosti a spolehlivosti jejich výsledků také v českých podmínkách.

Testování uvedených modelů bude provedeno na speciálně sestaveném vzorku 70 českých podniků působících v odvětví zpracovatelského průmyslu. Zkoumané podniky byly pečlivě vybrány s cílem zajistit konzistenci výsledků a spolehlivost závěrů analýzy. Konkrétně se jedná o firmy, které ve 4. čtvrtletí roku 2013 vykazovaly jednoznačný stav bonity či naopak bankrotu. Společným faktorem těchto podniků byl stanoven roční obrat ve výši přibližně 300 milionů Kč a zároveň absence negativních ekonomických symptomů v předchozím období, konkrétně v roce 2012. Do vzorku bylo zařazeno celkem 20 podniků, které se v roce 2013 nacházely ve stavu bankrotu, a 50 podniků, které prokazovaly bonitu a finanční stabilitu.

V rámci analýzy budou jednotlivé modely aplikovány na účetní data zvolených podniků a následně bude vyhodnocena přesnost jejich predikcí, tedy schopnost správně identifikovat podniky ohrožené bankrotem. Výsledky analýzy budou vyhodnoceny s ohledem na specifika českého ekonomického prostředí. Výstupem bude celkové zhodnocení úspěšnosti každého modelu, identifikace silných a slabých stránek jejich použití na lokálních datech a formulace doporučení týkajících se dalšího využití těchto zahraničních modelů pro predikci bankrotu v podmínkách České republiky.

6.1 Přesnost moderních, zahraničních modelů

V následujících podkapitolách budou zhodnoceny výsledky bankrotních modelů aplikovaných na data českých podniků. Závěrem bude porovnání všech použitých modelů a zhodnocení jejich praktické využitelnosti pro české podnikatelské prostředí.

6.1.1 Generický model

Jako první budou data zkoumána za pomoci generického modelu, který pochází z prostředí USA, kde vykazoval spolehlivost 86,4 % na bankrotních podnicích a 93,6 % na zdravých podnicích v období 2008-2015. Vzorek dat musel být lehce přizpůsoben tomuto

modelu, jelikož použitá data pochází pouze z rozvahy není zde výkaz cash flow. Pro výpočet provozního cash flow byla použita zjednodušená metoda výpočtu cash flow dle přednášky *Finanční management* Ing. Mgr. Milana Sedláčka, PhD. (Sedláček, 2017), kde provozní cash flow bylo vypočteno vzorcem:

$$\text{Provozní CF} = \text{EBT} + \text{odpisy} + \text{změna rezerv} \quad (10)$$

Z dat bylo pro možnost efektivního a správného využití generického modelu nutno vypočítat EBIT.

Z dostupných dat bylo třeba vypočítat veškeré proměnné, které jsou zaneseny do vzorce generického modelu a to X_1 , X_2 , X_3 , X_4 a X_5 . Vzorce těchto proměnných jsou uvedeny v kapitole 3.4.1. Tyto proměnné slouží jako koeficienty pro výpočet Z_i hodnot, které jsou dále upraveny logistickou funkcí P_i .

Bonitní podniky

Z vypočtených dat je zjevné, že generický model dokázal úspěšně predikovat bonitu podniků z 60 %, kdy z celkových 50 podniků dokázal identifikovat 30 podniků bonitních, 20 podniků chybně vyhodnotil jako bankrotních.

Tabulka 4: Počet zařazení bonitních podniků Generického modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	30	20
Úspěšnost modelu	60 %	40 %

Zdroj: vlastní zpracování

Při detailní analýze dat bylo zjištěno, že u 11 podniků se nenachází ve výkazu nákladové úroky a tím pádem nelze vypočítat koeficient X_2 . Po nahrazení chybné hodnoty („Dělení nulou“) nulovou hodnotou došlo k chybnému vyhodnocení u 6 podniků. Zbýlých 5 podniků bylo vyhodnoceno jako bonitních. I tento fakt může způsobit určitou odchylku od celkové úspěšnosti modelu. V tabulce č. 5 lze vyzorovat, že u hodnoty proměnné X_2 se velmi vychylují od ostatních výsledků proměnných. Tuto skutečnost lze přisoudit nedostatečným nebo chybějícím datům nákladových úroků a daní.

Tato skutečnost naznačuje, že chybějící nebo neúplné údaje v účetních výkazech mohou způsobovat výraznou odchylku v celkové úspěšnosti modelu a významně ovlivnit predikční schopnosti generického modelu. Vzhledem k tomu, že zkoumaný model pochází ze Spojených států amerických, kde se používají odlišné účetní standardy, a není nijak specificky přizpůsoben podmínkám českého účetnictví, lze výslednou úspěšnost ve výši 60 % označit za relativně slušnou.

Tabulka 5: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Generického modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X_1	-7,45	2,44
X_2	-11189	395,44
X_3	-0,55	0,40
X_4	-0,07	0,56
X_5	-64,66	5,30

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 6: Interval výsledných hodnot pro bonitní podniky Generického modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
Z_i	-2947,47	103,32
P_i	0	100

Zdroj: vlastní zpracování

Bankrotní podniky

Při vyhodnocení úspěšnosti generického modelu v rámci predikce bankrotu podniků v České republice nastaly obdobné problémy jako v případě bonitních podniků, tedy zejména nedostatečný rozsah účetních dat. Tento nedostatek se projevil především u výpočtu proměnných X_2 (nákladové úroky) a X_3 (daň z příjmu), kde bylo nutné kvůli absenci hodnot v účetních výkazech několika společností použít náhradní nulové hodnoty. Takový postup může vést k významnému zkreslení výsledků.

Při použití těchto náhradních nulových hodnot dosáhl generický model při vyhodnocení 20 bankrotních podniků celkové úspěšnosti predikce 55 %, kdy správně identifikoval bankrot u 11 podniků z celkových 20 analyzovaných subjektů.

Tabulka 7: Počet zařazení bankrotních podniků Generického modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	11	9
Úspěšnost modelu	55 %	45 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 8: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Generického modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X ₁	-1,17	0,43
X ₂	-879,23	76,82
X ₃	-35,00	0,10
X ₄	-8,07	25,99
X ₅	-0,54	1,43

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 9: Intervaly výsledných hodnot bankrotních podniků Generického modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
Z _i	-324,18	50,15
P ₁	$1,72 * e^{-139}$	100

Zdroj: vlastní zpracování

Vhodnost generického modelu

Na základě provedené analýzy lze jednoznačně konstatovat, že generický model aplikovaný na data podniků působících v České republice vykazuje relativně nízkou přesnost predikce bankrotu a bonity, a proto není vhodný k posuzování pravděpodobnosti úpadku při současném omezeném objemu vstupních dat. Tuto nízkou úspěšnost by však bylo možné překonat rozšířením datové základny například o historická účetní data za delší období (např.

období t-2, t-3 až t-n). Tato úvaha je podložena také závěry diplomové práce Martiny Kulkusové (2020) s názvem *Modelování predikce úpadku ve zpracovatelském průmyslu*, která dokládá, že rozšíření datového vzorku vede k výraznému zvýšení predikční přesnosti testovaných modelů.

Z prezentovaných výsledků je patrné, že celková úspěšnost predikce generického modelu činí 57,50 %, což odpovídá 41 správně klasifikovaným podnikům a 29 podnikům, které byly modelem zařazeny chybně.

Tabulka 10: Úspěšnost Generického modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	41	29
Úspěšnost modelu	57,50 %	42,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

Je zřejmé, že generický model, vytvořený a původně kalibrovaný v odlišném ekonomickém prostředí (konkrétně v USA), vykazuje omezenou schopnost spolehlivě predikovat bankrot českých podniků. Důvodů, proč tomu tak je, lze identifikovat několik.

Prvním zásadním důvodem je rozdílnost účetních standardů a legislativního prostředí mezi Českou republikou a USA. Zatímco americké společnosti sestavují účetní závěrky podle US GAAP, v České republice se podniky řídí českými účetními standardy, případně Mezinárodními standardy účetního výkaznictví IFRS, které vykazují rozdílné přístupy například k oceňování majetku, odepisování aktiv, nebo zacházení s účetními položkami, jako jsou právě nákladové úroky či daň z příjmu. Rozdílné oceňování aktiv a závazků ovlivňuje hodnotu klíčových ukazatelů používaných v modelu, a tím snižuje jeho predikční schopnosti.

Druhým faktorem, který může způsobit nevhodnost generického modelu pro české prostředí, je odlišnost ekonomických podmínek a makroekonomických charakteristik jednotlivých zemí. Bankrotní modely jsou zpravidla vytvářeny s ohledem na specifické ekonomické podmínky regionu, pro který jsou původně určeny, a jejich přenositelnost na jiné trhy bez odpovídajících úprav je velmi omezená. Generický model pochází z prostředí USA, kde je ekonomika výrazně větší, diverzifikovanější a finanční trhy jsou vyspělejší než v České republice, což může vést k tomu, že účetní ukazatele využívané k výpočtu hodnoty Z_i mají odlišnou vypovídající hodnotu.

Z uvedených faktorů tedy jasně vyplývá, že generický model, navzdory své obecné použitelnosti, nelze bez dalšího přizpůsobení efektivně používat pro predikci bankrotu v českém ekonomickém a účetním prostředí.

6.1.2 Alifiah model

Druhým zkoumaným modelem je Alifiah model, který byl vytvořen a testován na vzorku malajsijských společností. Na testovaném vzorku 20 společností působící v období 2001 až 2010 správně identifikoval 85 % bankrotních podniků.

Dalším důležitým aspektem pro správné použití Alifiah modelu je stanovení diskontní sazby. Pro aplikaci modelu v České republice byla zvolena diskontní sazba odpovídající ekonomické realitě sledovaného období. V roce 2013 byla tato diskontní sazba stanovena Českou národní bankou na úroveň 5 % (ČNB, 2013).

Volba této sazby umožňuje přesněji zachytit specifické ekonomické prostředí a zároveň odpovídá metodologickým požadavkům původního Alifiah modelu, což přispívá ke zvýšení jeho predikční schopnosti a relevanci výsledků pro české podniky.

Bonitní podniky

Po získání a zajištění všech dodatečných údajů potřebných pro aplikaci Alifiah modelu na české prostředí byl sestaven výpočetní algoritmus v prostředí MS Excel. Tento algoritmus vycházel z původně definovaných vzorců Alifiah modelu.

Jeho hlavním účelem bylo určit, zda se analyzované podniky nacházejí pod nebo nad tzv. cut-off score, které je stanoveno na hodnotu 0,5. Podniky s výslednou hodnotou menší než 0,5 byly vyhodnoceny jako podniky s nízkou pravděpodobností bankrotu, zatímco podniky s výslednou hodnotou vyšší než 0,5 byly označeny za rizikové s vyšší pravděpodobností bankrotu.

Tabulka 11: Správnost zařazení bonitních podniků Alifiah modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	17	33
Úspěšnost modelu	34 %	66 %

Zdroj: vlastní zpracování

Po sestavení algoritmu a provedení výpočtu bylo analyzováno celkem 50 podniků působících v České republice. Na základě vyhodnocení výsledků bylo zjištěno, že Alifiah model správně klasifikoval pouze 17 podniků, což představuje úspěšnost pouhých 34 %. Takto nízká úspěšnost indikuje významné nedostatky modelu při jeho aplikaci v českém prostředí.

Tabulka 12: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Alifiah modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X ₁	0,08	0,98
X ₂	0	14,89
X ₃	0,77	8,89
X ₄	-0,07	0,43
X ₅	0,03	0,05

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 13: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků Alifiah modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X	-5,66	0,26
P	0,43	0,99

Zdroj: vlastní zpracování

Bankrotní podniky

Při detailnějším zkoumání výsledků Alifiah modelu byla pozornost zaměřena také na schopnost modelu predikovat skutečně bankrotující společnosti. Na vybraném vzorku 20 českých podniků, které v roce 2013 reálně zbankrotovaly, byla provedena analýza přesnosti predikce bankrotu pomocí Alifiah modelu. Výsledky tohoto zkoumání ukázaly, že model správně předpověděl bankrot u 11 podniků z celkového počtu 20 analyzovaných případů. Tato přesnost odpovídá úspěšnosti ve výši 55 %.

Tabulka 14: Počet zařazení bankrotních podniků Alifiah modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	11	9
Úspěšnost modelu	55 %	45 %

Zdroj: vlastní zpracování

Ačkoliv je úspěšnost při predikci bankrotů vyšší než predikce bonity, která je interpretována v tabulce č. 11, stále se jedná o relativně nízkou hodnotu poukazující na omezenou vypovídací schopnost Alifiah modelu pro české ekonomické prostředí. Model tak vykazuje vyšší senzitivitu vůči bankrotům ve srovnání s celkovou přesností, přesto však nedosahuje dostatečné úrovně spolehlivosti pro praktické využití v praxi.

Tabulka 15: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Alifiah modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X ₁	-3,62	58,44
X ₂	0	4,38
X ₃	-0,32	1,72
X ₄	-8,09	4,16
X ₅	0,03	0,05

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 16: Intervaly výsledných hodnot bankrotních podniků Alifiah modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X	-4,47	9,14
P	0	0,98

Zdroj: vlastní zpracování

Vhodnost Alifiah modelu

Po analýze a interpretaci výsledných dat lze jasně posoudit, že Alifiah model není vhodný pro předpověď bankrotu či bonity podniků v českém prostředí. Model dokázal správně identifikovat pouze 28 z celkových 70 zkoumaných podniků, přičemž 17 podniků z 50 bylo

správně posouzeno jako bonitní a 11 z 20 správně posouzeno jako bankrotní. Díky těmto informacím lze ohodnotit Alifiah model úspěšností 40 %, což odpovídá pravděpodobnosti nižší, než je hod mincí.

Důvodů, proč se Alifiah model neprokázal jako efektivní nástroj pro predikci bankrotu v českých podmínkách, může být hned několik. Významnou roli zde může hrát především rozdíl v účetních standardech používaných v České republice oproti Malajsii. České podniky sestavují účetní závěrky podle českých účetních předpisů nebo, v případě větších společností, podle mezinárodních standardů účetního výkaznictví (IFRS). Tyto účetní metodiky se liší od standardů aplikovaných v Malajsii, což vede k rozdílné vypovídací hodnotě jednotlivých účetních položek a snižuje tak spolehlivost a přesnost predikčních výsledků původního modelu.

Tabulka 17: Celková úspěšnost Alifiah modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	28	42
Úspěšnost modelu	40 %	60 %

Zdroj: vlastní zpracování

Další možnou příčinou nižší úspěšnosti Alifiah modelu může být odlišná diskontní sazba používaná v České republice ve srovnání s Malajsií. Diskontní sazba je důležitým faktorem, který ovlivňuje časovou hodnotu peněz a rizikovost podnikatelského prostředí. Rozdíly v diskontní sazbě stanovené Českou národní bankou oproti sazbě používané centrální bankou Malajsie mohou ovlivnit výstupy predikčního modelu, avšak při analýze dat bylo počítáno s oběma variantami diskontních sazeb a výsledky byly identické těm, které jsou popsány v této práci.

V neposlední řadě lze rovněž uvažovat o tom, že samotné účetní ukazatele, které mají rozhodující váhu v malajsijském modelu, nemusí mít stejnou vypovídací schopnost a důležitost v českém prostředí. Specifické ekonomické podmínky v Malajsii mohly vést k tomu, že autoři modelu připisovali vyšší význam jiným finančním ukazatelům, než jaké mají relevantní predikční sílu v České republice. To způsobuje pokles schopnosti Alifiah modelu efektivně hodnotit ekonomické zdraví tuzemských podniků.

6.1.3 Model Ďurica a Adamko

Slovenský model se ze všech analyzovaných modelů v této práci nejvíce blíží českému prostředí, a to jak z hlediska účetních standardů, tak podnikatelských podmínek. Z tohoto důvodu lze očekávat, že výsledky analýzy potvrdí vhodnost tohoto modelu i pro použití v prostředí českých podniků.

Velkou výhodou slovenského modelu je relativní jednoduchost při adaptaci vstupních dat. Na rozdíl od jiných zahraničních modelů, které vyžadují složitější transformace účetních výkazů či přepočty ukazatelů, nebylo v tomto případě nutné provádět zásadnější úpravy.

Pro potvrzení těchto předpokladů bude v další části diplomové práce provedena praktická aplikace modelu na reprezentativním vzorku českých firem. Výsledky následně umožní objektivně vyhodnotit vhodnost a přesnost slovenského modelu pro jeho potenciální využití v prostředí České republiky.

Bonitní podniky

Analýza bonitních podniků potvrdila platnost hypotézy stanovené v kapitole 5.1.3 s mimořádně přesvědčivými výsledky. Predikční model, aplikovaný na vzorku 50 podniků, které v roce 2013 prokazatelně vykazovaly zdravou finanční kondici, dosáhl úspěšnosti predikce 100 %. Model byl schopen naprosto přesně určit budoucí finanční zdraví všech sledovaných podniků.

Tento vynikající výsledek je důkazem, že zahraniční model ze Slovenska je více uzpůsoben českým podmínkám podnikání a používání podobných účetních standardů.

Tabulka 18: Počet zařazení bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	50	0
Úspěšnost modelu	100 %	0 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 19: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X_1	0,77	8,90

X ₂	-0,06	0,52
X ₃	0	0,87
X ₄	-0,12	0,72
X ₅	0,02	15,74

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 20: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
M	0,13	11,22

Zdroj: vlastní zpracování

Bankrotní podniky

Model nedokázal správně zařadit bankrotující podniky s tak vysokou úspěšností, jako zařadil bonitní podniky. I přesto ale model úspěšně předpověděl 15 bankrotujících společností z 20. Tento výsledek tak poukazuje na 75 % spolehlivost při stanovení předpokladu úpadku podniku. Tímto výsledkem je znovu podtržena hypotéza o podobnosti podmínek v českém a slovenském prostředí.

Tabulka 21: Počet zařazení bankrotních podniků Ďurica a Adamko modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	15	5
Úspěšnost modelu	75 %	25 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 22: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Ďurica a Adamko modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X ₁	-0,31	1,97
X ₂	-8,07	3,90
X ₃	0	309,5
X ₄	-57,41	4,36

X ₅	-1,27	1,33
----------------	-------	------

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 23: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků Ďurica a Adamko modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
M	-64,11	2,35

Zdroj: vlastní zpracování

Vhodnost Ďurica a Adamko modelu

Výsledky uvedené analýzy jasně demonstrují vysokou vhodnost použití tohoto predikčního modelu pro české podniky. Stoprocentní úspěšnost při predikci bonitních podniků je jasným indikátorem jeho silné schopnosti identifikovat zdravé ekonomické subjekty, což je nezbytné pro efektivní ekonomické plánování a řízení rizik. Přestože úspěšnost při identifikaci bankrotujících podniků dosáhla nižší hodnoty (75 %), stále je tento výsledek více než uspokojivý.

V celkovém posouzení schopnosti modelu správně predikovat finanční zdraví podniků docházíme k závěru, že model s celkovou úspěšností 65 správně posouzených podniků a 5 neúspěšně zařazených podniků (bankrotních) dokázal na vzorku dat českých podniků správně zařadit podniky s úspěšností 87,50 %.

Tabulka 24: Úspěšnost Ďurica a Adamko modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	65	5
Úspěšnost modelu	87,50 %	12,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

Důležitým aspektem vhodnosti tohoto modelu je jeho adaptabilita na specifika českého trhu, která jsou evidentně srovnatelná s podmínkami na slovenském trhu. Tato adaptabilita zvyšuje důvěryhodnost a uplatnitelnost modelu v českých podmínkách. Model tak může být efektivním nástrojem nejen pro české podniky, ale také pro jejich investory, banky a další zainteresované subjekty při minimalizaci rizik a optimalizaci finančních rozhodnutí.

Závěry této analýzy potvrzují, že zahraniční modely nemusí být náročné pro aplikaci na českých podnikách. Je zjevné, že zahraniční modely uzpůsobené evropským podmínkám

mohou fungovat velice efektivně i bez složitých algoritmů nebo náročnějších transformací vstupních dat.

6.1.4 Altmanův model 2017 – logistická regrese

Aplikace tohoto modelu byla poměrně jednoduchá, kde pro správné aplikování výpočetního algoritmu na vzorek dat bylo nutné pouze dopočítat EBIT.

Dle Altmanových výzkumů lze předpokládat, že model LR by mohl být vhodným nástrojem pro hodnocení. Tato úvaha vychází z úspěšnosti modelu 74 %, kdy reprezentativním vzorkem dat pro stanovení této úspěšnosti byly také z větší části podniky z Evropy.

Bonitní podniky

Na základě provedené analýzy bylo zjištěno, že model dokázal správně identifikovat 46 z celkových 50 podniků nacházejících se v oblasti bonity. Tento výsledek odpovídá úspěšnosti 92 %, což lze považovat za velmi dobrý výsledek.

Uvedený výsledek jasně potvrzuje, že je model dobře adaptovatelný pro bonitní podniky ve střední Evropě a může sloužit jako efektivní nástroj pro predikci finančně zdravých podniků.

Tabulka 25: Počet zařazení bonitních podniků Altmanova modelu 2017

	Správně	Chybně
Počet zařazení	46	4
Úspěšnost modelu	92 %	8 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 26: Intervaly vstupních parametrů bonitních podniků Altmanova modelu 2017

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X ₁	-0,12	0,71
X ₂	0	0,73
X ₃	-0,06	0,51
X ₄	0,02	15,73

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 27: Intervaly výsledných hodnot bonitních podniků LR modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
LR	0,24	0,53

Zdroj: vlastní zpracování

Bankrot

V případě bankrotních společností vykazoval model podobnou úspěšnost predikce, jako při hodnocení podniků ve finančním zdraví. Správně bylo stanoveno 17 z 20 subjektů nacházejících se v oblasti za hranicí finančního zdraví. Model 2017 tedy podniky dokázal ohodnotit s úspěšností 85 %, což potvrzuje vysokou efektivitu predikce v praxi.

Tabulka 28: Počet zařazení bankrotních podniků Altmanova modelu 2017

	Správně	Chybně
Počet zařazení	17	3
Úspěšnost modelu	85 %	15 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 29: Intervaly vstupních parametrů bankrotních podniků Altmanova modelu 2017

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
X ₁	-57,41	4,36
X ₂	-0,43	4,24
X ₃	-8,07	3,90
X ₄	-1,27	1,32

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 30: Intervaly výsledných hodnot bankrotních podniků LR modelu

	Nejnižší hodnota intervalu	Nejvyšší hodnota intervalu
Altmanův model 2017	0	1

Zdroj: vlastní zpracování

Vhodnost Altmanova LR modelu

Souhrnným pohledem na výsledky predikční analýzy je zřejmé, že testovaný bankrotní model dosahuje vysoké míry přesnosti při klasifikaci podniků podle jejich finanční stability. V případě bonitních podniků byla správnost predikce 92 %, zatímco u podniků nacházejících se ve stavu finanční nestability činila úspěšnost 85 %. Kombinovaná úspěšnost klasifikace činí 88,7 %, což výrazně převyšuje původně deklarovanou úspěšnost Altmanova modelu, která podle autorových dat činí přibližně 74,8 %. Je však důležité podotknout, že tato původní úspěšnost vychází z rozsáhlého a mezinárodně diverzifikovaného vzorku zahrnujícího podniky nejen z Evropy, ale také USA, Číny a Kolumbie, tedy zemí s odlišnými hospodářskými podmínkami i účetními systémy.

Tabulka 31: Úspěšnost LR modelu

	Správně	Chybně
Počet zařazení	63	7
Úspěšnost modelu	88,50 %	11,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

Altmanův Z-score model byl od počátku koncipován jako globálně využitelný nástroj pro hodnocení podnikové bonity, avšak jeho aplikace napříč jednotlivými ekonomikami naráží na specifika v účetním výkaznictví. Například americké podniky vykazují své finanční údaje dle standardu GAAP (Generally Accepted Accounting Principles), který klade důraz na podrobnou kategorizaci nákladů a výnosů. Čínské firmy využívají systém CAS (Chinese Accounting Standards), který je sice částečně harmonizován s IFRS, ale stále zohledňuje řadu specifík domácího trhu a státní kontroly. Kolumbijské podniky se pak často řídí kombinací národních předpisů a IFRS, ovšem s nižší mírou transparentnosti a dostupnosti dat. Oproti tomu podniky v Evropské unii, včetně České republiky, obecně přebírají mezinárodní standardy IFRS nebo jejich národní modifikace, které kladou větší důraz na věcnou správnost a férové zobrazení ekonomické reality.

Z výše uvedeného tedy vyplývá, že ačkoliv byl Altmanův model navržen jako univerzální, jeho přesnost a vypovídací schopnost může být v jednotlivých zemích variabilní v závislosti na kvalitě a metodice účetního zpracování dat. Výsledky této diplomové práce

nicméně ukazují, že při aplikaci na soubor českých podniků vykazuje model velmi dobrou predikční sílu a lze jej považovat za prakticky využitelný i v podmínkách evropského prostředí.

6.2 Srovnání úspěšnosti modelů

V rámci praktické části diplomové práce byly aplikovány a analyzovány čtyři bankrotní modely na vzorku českých podniků: americký Generický model a Altmanův model 2017 za použití logistické regrese, malajsijský Alifiah model a slovenský model Ďurica a Adamko. Každý z těchto modelů vykázal různou úroveň přesnosti při predikci finančního zdraví sledovaných subjektů.

Generický model, původně navržený pro americké ekonomické prostředí, dosáhl celkové úspěšnosti 57,50 %. Model relativně přesně identifikoval bonitní podniky (60 %), avšak jeho schopnost správně predikovat bankrotující společnosti byla nižší (55 %). Výsledky byly výrazně ovlivněny chybějícími daty, zejména absencí ukazatele nákladových úroků. Proto lze konstatovat, že tento model není vhodný pro použití v českém účetním prostředí bez úprav, zejména z důvodu rozdílů mezi českými účetními standardy a US GAAP, na kterých byl model původně založen.

Alifiah model, vytvořený a kalibrovaný pro malajsijské prostředí, dosáhl celkové úspěšnosti pouze 44,50 %. Model dokázal správně identifikovat jen 34 % bonitních podniků a 55 % bankrotních podniků. Výsledky ukázaly, že jeho adaptabilita pro český trh je velmi omezená. Nejvýznamnějším problémem byla opět odlišnost účetních standardů a specifická konstrukce finančních ukazatelů, které zřejmě neodpovídají českému ekonomickému kontextu. Vzhledem k těmto výsledkům není Alifiah model vhodný pro aplikaci na české podniky.

Altmanův LR model, původem z USA podobně jako Generický model, s uvedenou predikční přesností 74,8 % si vedl při hodnocení českých společností nadstandardně. Při analýze se modelu podařilo správně identifikovat bonitní či bankrotní podniky s úspěšností 88,5 %, což z něj dělá nejlepší model aplikovaný v této práci. Uváděná přesnost Edwardem Altmanem se může lišit i z toho důvodu, že původně byl model testován na vzorku podniků z Evropy, Asie, USA, ale i Kolumbie. Dá se tak předpokládat, že evropské podniky mohly udělat v celkové úspěšnosti predikce vysokou odchylku oproti Čínským a Kolumbijským podnikům, kde bude pravděpodobně správné stanovení finanční situace mnohem obtížnější, než u společností z USA či Evropy.

Model Ďurica a Adamko, pocházející ze Slovenska, se ukázal jako druhý nejvhodnější ze všech testovaných modelů. Celková úspěšnost jeho predikcí byla velmi vysoká, konkrétně

87,50 %. Model správně predikoval bonitu podniků se stoprocentní přesností a rovněž vykázal silnou schopnost identifikovat bankrotující firmy (75 %). Klíčem k jeho úspěchu byla pravděpodobně největší podobnost slovenského a českého účetního i ekonomického prostředí, což usnadnilo jeho přenositelnost a aplikaci na české podniky.

Na základě provedených analýz lze doporučit model Altmanova LR a Ďurica a Adamko model jako nejvhodnější bankrotní modely této práce pro české firmy.

Tabulka 32: Srovnání úspěšnosti modelů na bonitních podnicích

Bonitní podniky	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	30	20
Alifiah model	17	33
Altman 2017 model	46	4
Ďurica a Adamko model	50	0

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 33: Srovnání úspěšnosti modelů na bankrotních podnicích

Bankrotní podniky	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	11	9
Alifiah model	11	9
Altman 2017 model	17	3
Ďurica a Adamko model	15	5

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 34: Srovnání celkové úspěšnosti modelů

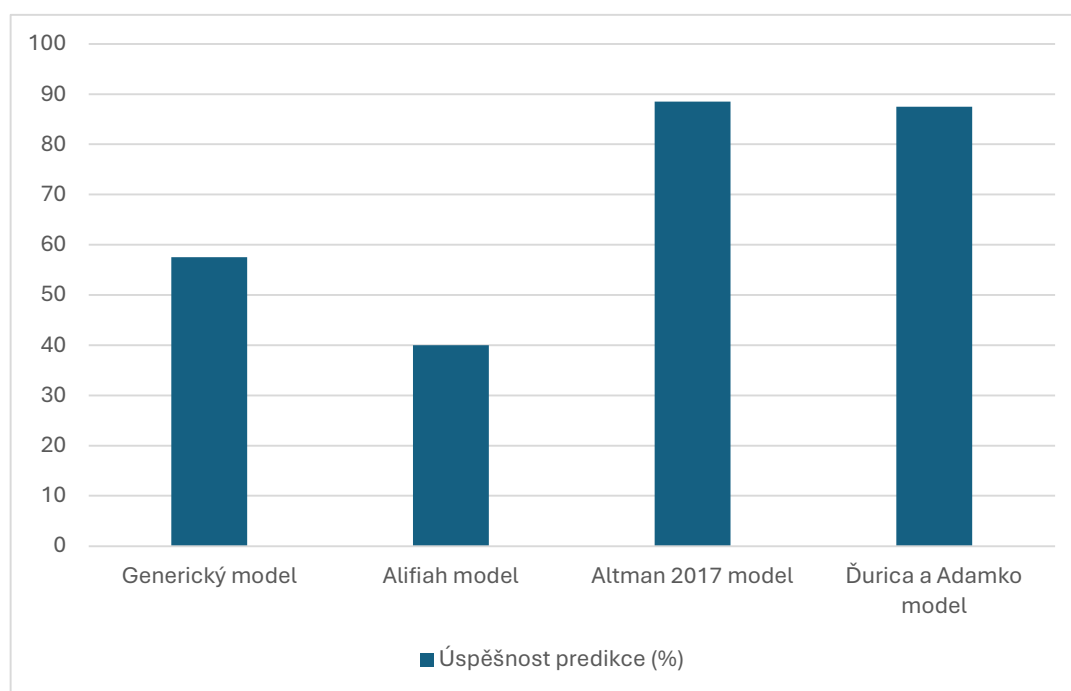
Celkově	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	41	29
Alifiah model	28	42
Altman 2017 model	63	7
Ďurica a Adamko model	65	5

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 35: Procentuální vyjádření celkové úspěšnosti modelů

	Generický model	Alifiah model	Altman 2017 model	Řurica a Adamko model
Úspěšnost	57,50 %	40,00 %	88,50 %	87,50 %

Zdroj: vlastní zpracování



Obrázek 1: Grafická interpretace procentuální úspěšnosti

Zdroj: vlastní zpracování

6.3 Srovnání úspěšností modelů se Z-score

Altmanův model, známý také jako souhrnný index, byl vytvořen v USA v roce 1968 Edwardem Altmanem a řadí se mezi nejznámější a nejčastěji používané nástroje pro hodnocení finančního zdraví firem. V České republice je oblíbený zejména pro svou jednoduchost. Jeho výpočty jsou založeny na globálních indexech, které představují komplexní hodnocení podniku (Růčková, 2011).

Tento model bude v diplomové práci použit jako benchmark k moderním, zahraničním modelům.

6.3.1 Z-score

Z-Score je matematický výsledek vypočítaný pomocí vzorce Altmanovy analýzy. Jde o číselný výstup, který zobrazuje finanční zdravotí podniku. Altman (Altman & Hotchkiss, 2019) stanovil základ pro výpočet Z-Score jako pět finančních ukazatelů, kde:

- X_1 Pracovní kapitál / Celková aktiva
- X_2 Nerozdělený zisk / Celková aktiva
- X_3 EBIT / Celková aktiva
- X_4 Tržní hodnota vlastního kapitálu / Celkové závazky
- X_5 Tržby / Celková aktiva

Tvar rovnice Z-score dle Vochozky (Vochozka, 2020):

$$Z - \text{score} = 1,2 * X_1 + 1,4 * X_2 + 3,3 * X_3 + 0,6 * X_4 + 1,0 * X_5$$

(11)

Výsledná hodnota znázorňuje, jak moc je podnik stabilní a zda se dá v budoucnu očekávat úpadek. Intervaly pro ohodnocení finančního zdraví podniku je znázorněno v tabulce č. 36.

Tabulka 36: Interpretace výsledných hodnot ohodnocení Z-score

Výsledek	Ohodnocení
$Z \in <2,99; \infty)$	Bonitní podnik
$Z \in (1,81; 2,99)$	Šedá zóna
$Z \in (- \infty; 1,81>$	Bankrotní podnik

Zdroj: vlastní zpracování dle Vochozka (2020)

Interpretace výsledků analýzy

Po aplikaci bankrotního modelu Altmanova Z-score bylo dosaženo výsledků, které jsou popsány v podkapitolách *Bonitní podniky* a *Bankrotní podniky*.

Bonitní podniky

Na základě analýzy vzorku podniků na bonitních podnicích bylo zjištěno, že Altmanovo Z-score poměrně důvěryhodně vyhodnotil většinu podniků, a to s úspěšností 68 %. Z-score

vyhodnotilo 34 bonitních podniků jako podniky bez finančních problémů a pouze 1 podnik byl vyhodnocen se Z-score 1,70 jako bankrotní.

Tabulka 37: Počet zařazení bonitních podniků Z-score modelu

	Bonita	Šedá zóna	Bankrot
Četnost	34	15	1
Úspěšnost modelu	68 %	30 %	2 %

Zdroj: vlastní zpracování

V analýze se objevilo také 15 podniků, které byly klasifikovány do tzv. „šedé zóny“ se Z-score v intervalu (1,81; 2,99). Tato skupina představuje podniky, jejichž finanční situace není zcela jednoznačná – sice se aktuálně nejedná o podniky v akutním nebezpečí bankrotu, avšak jejich finanční zdraví vyžaduje pozornost a preventivní opatření ke zlepšení ekonomické stability do budoucna. Šedá zóna je vnímána jako neurčitý výsledek, a tak není započítán do úspěšnosti vyhodnocení bonitních podniků.

Bankrotní podniky

Ze sledovaného vzorku 20 podniků dokázal Altmanův model Z-score s přesností odhalit finanční problémy u 17 z nich. Tyto podniky byly správně označeny za rizikové a skutečně v roce 2013 zbankrotovaly. Naopak u jednoho podniku model ukázal výsledky, které odpovídaly tzv. šedé zóně, tedy nejednoznačnému pásmu, kde nebylo možné s jistotou určit, zda podnik směřuje k úpadku či nikoliv. Nakonec se však ukázalo, že i tento podnik skončil v insolvenční. Pouze ve dvou případech model chybně označil firmy za zdravé, přestože nakonec také došlo k jejich krachu.

Tyto výsledky svědčí o relativně vysoké přesnosti a spolehlivosti Altmanova modelu, který dokáže již s určitým předstihem signalizovat hrozící problémy. Díky tomu mohou manažeři, investoři nebo finanční analytici včas reagovat, přijmout opatření pro záchranu nebo minimalizaci škod, případně připravit strategii na zvládnutí případného bankrotu.

Tabulka 38: Počet zařazení bankrotních podniků Z-score modelu

	Bonita	Šedá zóna	Bankrot
Četnost	2	1	17
Úspěšnost modelu	10 %	5 %	85 %

Zdroj: vlastní zpracování

Zhodnocení Altmanova Z-score

Po analýze docházíme k závěru, že Altmanovo Z-score je vhodným modelem pro malé a střední podniky podnikající na území České republiky. Celková úspěšnost tohoto modelu (mezi chybně zařazené podniky bylo počítáno i s podniky v šedé zóně) na vzorku dat je 76,50 %. Podniky v šedé zóně byly zařazeny jako neúspěšné z toho důvodu, že model není schopný jasně identifikovat, zda je model bonitní či bankrotní, a tak je výsledek takové analýzy neurčitý.

Úspěšnost se blíží průzkumu z článku *Bankruptcy Prediction Using Bayesian, Hazard, Mixed Logit and Rough Bayesian Models: A Comparative Analysis* (Chaudhuri, 2013), který stanovil úspěšnost modelu na 72 %. O tomto článku je více psáno v kapitole 4.3.3.

Tabulka 39: Úspěšnost Z-score modelu

	Úspěšně předpovězené	Chybně předpovězené
Četnost	51	19
Úspěšnost modelu	76,50 %	23,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

6.3.2 Srovnání modelů se Z-score

Základním cílem této kapitoly je porovnat klasický bankrotní model Z-score s moderními přístupy bankrotních modelů, které vznikly jako modely pro hodnocení finančního zdraví podniků v zahraničí. Altmanův Z-score model patří mezi nejznámější a nejpoužívanější prediktivní nástroje pro odhad pravděpodobnosti bankrotu podniku.

V praktické části práce již byly srovnány moderní, zahraniční modely mezi sebou. V této analýze je shrnuto, že pouze jediný model se dokázal přizpůsobit českým podmínkám a dát tak důvěryhodný obraz o finanční situaci podniků.

Hypotéza pro vypracování této kapitoly tedy je, zda dokáže tradiční model porazit v úspěšnosti ty moderní?

Na základě obrázku úspěšnosti prognózy je zřejmé, že na vybraném reprezentativním vzorku dat z účetních závěrek českých podniků byl model Z-score více než konkurenceschopným nástrojem v prognóze úpadku. Jako jediný model s lepším celkovým ohodnocením finančního zdraví firem se osvědčil model slovenských autorů Ďuricy a Adamka.

V porovnání se Z-score dokázal model Ďurica a Adamko úspěšně předpovědět 65 budoucího vývoje firem, zatímco prognóza modelu Z-score byla úspěšná u 51 podniků z celkových 70.

Bonitní podniky

Tabulka 40: Přehled úspěšností modelů na bonitních podnicích

	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	30	20
Alifiah model	17	33
Altman 2017 model	46	4
Ďurica a Adamko model	50	0
Z-score	34	16

Zdroj: vlastní zpracování

Analýza bonitních podniků prokázala, že si nejlépe ze všech modelů vedl Ďurica a Adamko, který bezkonkurenčně dokázal předpovědět 50 podniků, tedy se 100 % úspěšností. Nejblíže se mu ze zahraničních podniků úspěšností přiblížil americký LR model, který správně zařadil 46 podniků a nejhůře dopadl Alifiah model. Správně nedokázal zařadit ani polovinu ze všech vzorků.

Model Altmanova Z-score si vedl podobně jako Generický model, kdy dokázal správně určit 34 podniků jako bonitních. Altmanův model se nedokázal úspěšností přiblížit dvojici LR modelu a Ďurica a Adamko modelu.

Bankrotní podniky

Při prognóze finanční tísně si z moderních modelů vedl nejlépe LR model Edwarda Altmana. Správně predikoval úpadek 17 z 20 celkových společností s úspěšností 85 %. Ďurica a Adamko model zvládl solidně zařadit 75 % ze všech bankrotní podniků. Generický model a Alifiah model si vedli stejně s úspěšností 55 %.

Zajímavým výsledkem se reprezentoval tradiční Altmanův model, který dokázal předpovědět úpadek s 85 % úspěšností a správně tak zařadit 17 z 20 zastoupených podniků. Tím se stal v rámci hodnocení podniků ve finanční tísní tím nejuspěšnějším společně s LR modelem.

Tabulka 41: Přehled úspěšností modelů na bankrotních podnicích

Bankrotní podniky	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	11	9
Alifiah model	11	9
Altman 2017 model	17	3
Đurica a Adamko model	15	5
Z-score	17	3

Zdroj: vlastní zpracování

Výsledek analýzy

Z tohoto srovnání vyplývá, že moderní, zahraniční modely se mohou úspěšností alespoň přiblížit tradičnímu, osvědčenému modelu. Přestože Altmanův model patří dlouhodobě k nejméně úspěšným a nejvíce ověřeným nástrojům pro identifikaci rizika finančního selhání, některé novější modely, zejména ty, které vznikly v geograficky a ekonomicky podobných regionech, mohou tento tradiční přístup překonat. Konkrétně z moderních přístupů byl ve srovnání s Altmanovým Z-score nejméně úspěšný slovenský model autorů Đuricy a Adamka a model LR autora Edwarda Altmana.

Tento úspěch lze u modelu Đuricy a Adamka vysvětlit zejména blízkostí slovenského ekonomického prostředí tomu českému, což zahrnuje podobnou legislativu, účetní standardy i manažerské styly řízení podniků. Právě díky těmto podobnostem se daný model pro české prostředí jeví jako obzvláště relevantní a jeho výsledky mají potenciál být v praxi velmi dobře využitelné.

Co se týče amerického LR modelu, který o 1 % porazil model slovenských autorů, zde se dá úspěšnost přisuzovat globálnímu záměru Altmana. Tento model je přizpůsobený i podmínkám jiným, než jsou v USA. Za úvahu by stálo, jakou úspěšnost by model měl, pokud by byl testován pouze na společnostech z Evropy a USA.

Další moderní modely i přes jejich moderní pojetí nedosahují na českých podnicích tak dobré výsledky, aby byly v praxi použity na místo tradičně používaného Altmanova Z-score. Tento výsledek můžeme přisoudit rozdílům v účetnictví nebo stylu řízení zahraniční podniků. Některé podniky mohou mít nižší úspěšnosti i díky nedostatečnému vzorku dat a nereflektují historické výsledky hospodaření. Pro investory a veřejnost může být ale posouzení podniků

na základě krátkodobých analýz dostačující a tím také upadá nutnost složitější a časově náročnější analýzy. Pokud model dokáže správně predikovat i na základě jednoletých zpráv o hospodaření podniku, může to být pro zainteresované strany velkou výhodou.

Tabulka 42: Četnost úspěšně vyhodnocených podniků srovnaná se Z-score

	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	41	29
Alifiah model	28	42
Altman 2017 model	59	11
Řurica a Adamko model	65	5
Z-score	51	19

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 43: Úspěšnost predikce modelů na bonitních podnicích srovnaná se Z-score

	Úspěšnost predikce bonity
Generický model	60 %
Alifiah model	34 %
Altman 2017 model	92 %
Řurica a Adamko model	100 %
Z-score	68 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 44: Úspěšnost predikce modelů na bankrotních podnicích srovnaná se Z-score

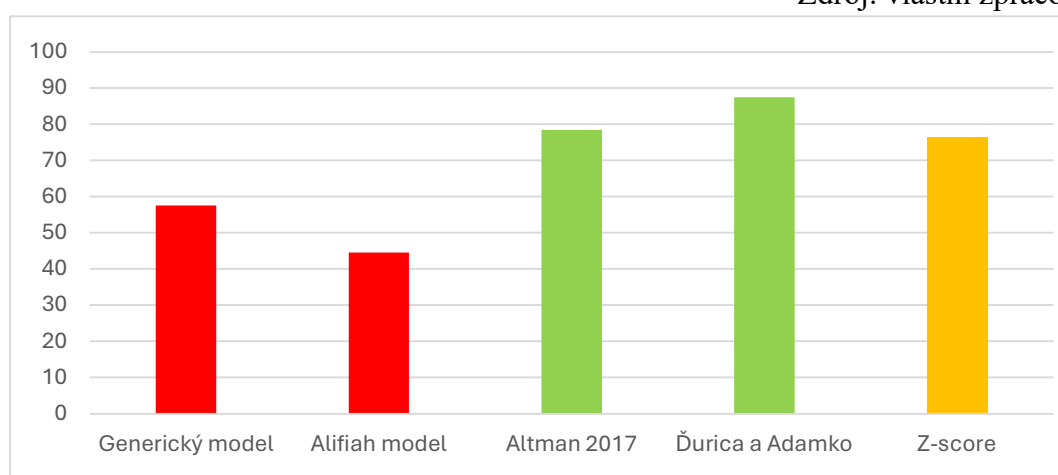
	Úspěšnost predikce bankrotu
Generický model	60 %
Alifiah model	60 %
Altman 2017 model	85 %
Řurica a Adamko model	75 %
Z-score	85 %

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 45: Celková úspěšnost modelů srovnaná se Z-score

	Úspěšnost modelů (%)
Generický model	57,50 %
Alifiah model	44,50 %
Altman 2017 model	78,50 %
Řurica a Adamko model	87,50 %
Z-score	76,50 %

Zdroj: vlastní zpracování



Obrázek 2: Procentuální vyjádření úspěšnosti srovnané se Z-score

Zdroj: vlastní zpracování

6.3.3 Srovnání Altmanova modelu 2017 a Z-score

V kapitole 5.4 již byly shrnuty výsledky jednotlivých modelů a srovnány s tradičním modelem Z-score. Další analýzou projde dvojice modelů Z-score a logistické regrese. Tyto modely mají společného autora Edwarda Altmana.

Základní otázkou je, zda logistická regrese, kterou v roce 2017 použil profesor Edward Altman na americké univerzitě Stern School of Business na New York University pro svůj model, dokáže poskytnout lepší obraz o predikci hospodaření českých podniků, než model Z-score, který je založen na tzv. MDA (Multiple Discriminant Analysis) neboli vícerozměrné diskriminační analýze.

Tabulka 46: Srovnání úspěšnosti LR a Z-score na bonitních a bankrotních podnicích

	Úspěšnost predikce bonity	Úspěšnost predikce bankrotu
Altmanovo Z-score	68 %	85 %
LR model	92 %	85 %

Zdroj: vlastní zpracování

Z výsledných dat vyplývá, že model 2017 s využitím LR si v predikci bankrotu vedl identicky, jako model Z-score. Kde se modely ale rozcházejí, je stanovení pravděpodobnosti bonity podniku. Celková úspěšnost modelů je poté popsána v tabulce č. 47. Výsledná data ukazují, že model na bázi logistické regrese si vedl v predikci lépe, než tomu tak bylo u modelu Altmanova Z-score.

Tyto výsledky poukazují na možnost využití modelu LR v praxi na místo Z-score. Právě model Z-score je v České republice oblíbený a hojně využívaný. Model LR vykazuje vyšší predikční přesnost, a tak by mohl být dobrou alternativou pro české, ale i zahraniční podniky.

Tabulka 47: Srovnání celkové úspěšnosti modelu 2017 a Z-score

	Úspěšnost modelu
Altmanovo Z-score	76,50 %
LR model	88,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

6.4 Zhodnocení hypotéz

Podrobnou analýzou úspěšnosti testování vzorků českých podniků jsme se dostali k dalšímu cíli, který byl pro tuto práci stanoven v metodologii diplomové práce. Zásadním, pro toto hodnocení, bude především odpovědět na hypotézy, které by měly více nastínit teoretickou použitelnost zahraničních, moderních modelů v českém prostředí.

Tyto hypotézy zní:

1. Moderní modely mají vyšší predikční přesnost než tradiční Altmanovo Z-score,
2. Moderní modely bankrotu dokážou úspěšně ohodnotit alespoň 60 % podniků,
3. Modely vykazují vyšší úspěšnost při predikci bonity než při predikci bankrotu.

Hypotéza č. 1

První hypotéza již byla testována a zodpovězena v kapitole 5.4, kdy bylo analýzou dat zjištěno, že zkoumané zahraniční, moderní modely nemají vyšší predikční přesnost až na slovenský model Ďurica a Adamko a LR model. Na základě těchto informací lze konstatovat, že pouze 2 z celkových 4 modelů dokázaly porazit Altmanovo Z-score, tedy pouze 50 % zastoupených modelů. Tento poměr nemůžeme z akademického hlediska považovat za uspokojivý.

Z důvodů popsaných v předchozím odstavci zamítáme hypotézu, kdy moderní, zahraniční bankrotní modely vykazují vyšší predikční přesnost než tradiční Altmanovo Z-score,

Hypotéza č. 2

Druhá hypotéza diplomové práce spočívá v minimální úspěšnosti moderních, zahraničních modelů, kdy testovaná hranice úspěšnosti byla stanovena na 60 %.

Tato hranice byla nastavena jako minimální přípustná z několika důvodů:

1. modely s úspěšností nižší než 60 % mají úspěšnost téměř poloviční, model predikuje na základě „pokusu hodů mincí“,
2. srovnatelnost s tradičními metodami, které za běžných okolností dosahují úspěšnosti okolo 70 %,
3. očekávání odborné veřejnosti, kdy je 60 % vnímáno jako minimální práh pro úspěšnost. V takovém případě lze výsledky označit za uspokojivé.

Tabulka 48: Celková úspěšnost hodnocených modelů

	Generický model	Alifiah model	Altman 2017 model	Ďurica a Adamko model
Úspěšnost	57,50 %	40,00 %	88,50 %	87,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

Pohledem na výstupní data lze konstatovat, že Generický model vykazuje úspěšnost na úrovni 57,5 %, čímž se velmi těsně přibližuje stanovené hranici, přesto však nedosahuje potřebného skóre pro její překonání. Naopak Alifiah model vykázal výrazně nižší úspěšnost predikce, a to pouze 40 %, což ho činí pro aplikaci v českém prostředí značně nedostatečným a jasně zaostávajícím za očekávanými.

Nad hranici stanovené úspěšnosti se dostal model LR autora Edwarda Altmana, který dokázal správně ohodnotit 63 z celkových 70 podniků a dostat se tak na 88,5 % šanci správného ohodnocení podniků.

Úspěšnost 60 % překonal také model Ďurica a Adamko, který zaznamenal vynikající výsledek s celkovou úspěšností predikce 87,50 %, přičemž tato hodnota byla ověřena na reprezentativním vzorku 70 testovaných společností. Tím Ďurica a Adamko model potvrdil svoji vhodnost a vysokou predikční schopnost pro český trh, což jej jednoznačně zvýhodňuje oproti ostatním analyzovaným modelům.

Hypotézu zamítáme z důvodu nedostatečné úspěšnosti moderních, zahraničních metod bankrotu, kdy splnit podmínky pro úspěšnost stanovené hypotézy dokázaly pouze 2 modely, což představuje polovinu ze zkoumaných.

Hypotéza č. 3

Jako třetí hypotéza byla stanovena a následně testována úspěšnost jednotlivých bankrotních modelů v závislosti na konkrétním typu podniku podle jejich finanční situace. Primárním cílem tohoto testování bylo ověřit, zda moderní zahraniční metody dosahují rozdílné míry přesnosti při predikci finančního zdraví bankrotních a bonitních podniků. Zejména se pak naše pozornost zaměřila na předpoklad, že právě u podniků v příznivé ekonomické situaci (tedy podniků bonitních) budou zahraniční modely vykazovat statisticky významně vyšší přesnost a spolehlivost predikce než v případě podniků bankrotních.

Tabulka 49: Úspěšnost modelů na bankrotních podnicích

Bankrotní podniky	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	11	9
Alifiah model	11	9
Altman 2017 model	17	3
Ďurica a Adamko model	15	5

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 50: Úspěšnost modelů na bonitních podnicích

Bonitní podniky	Úspěšně předpovězené	Neúspěšně předpovězené
Generický model	30	20

Alifiah model	17	33
Altman 2017 model	46	4
Đurica a Adamko model	50	0

Zdroj: vlastní zpracování

Z dat je evidentní, že pro lepší interpretaci výsledků je třeba vzorek poupravit tak, aby se předešlo většímu zastoupení dat o finančně zdravých podnicích. Data tak budou převedena na procentuální úspěšnost.

Tabulka 51: Srovnání celkové úspěšnosti na konkrétních podnicích

Bonitní podniky	Bonita	Bankrot
Generický model	60 %	55 %
Alifiah model	34 %	55 %
Altman 2017 model	92 %	85 %
Đurica a Adamko model	100 %	75 %

Zdroj: vlastní zpracování

Po transformaci dat do nové tabulky je jasné, že stanovenou hypotézu budeme moct potvrdit. Můžeme říct, že jediný model, u kterého se hypotéza nepotvrzuje je Alifiah model, který s úspěšností 55 % správně stanovených bankrotních podniků předčil 34 % úspěšnost správně stanovených bonitních podniků.

Generický model si vede velice podobně, kdy v rámci bankrotu úspěšně předpověděl 55 % podniků, bonitních o 5 % více. Đurica a Adamko model si v rámci bankrotu vedl nad očekávání dobře. S výsledkem úspěšnosti 75 % ale nestačil na 100 % úspěšnost u stanovení bonitních podniků.

Tabulka 52: Průměrná úspěšnost vybraných moderních modelů

	Bonita	Bankrot
Průměrná úspěšnost	71,50 %	67,50 %

Zdroj: vlastní zpracování

Hypotézu o vyšší úspěšnosti pravděpodobnosti finančního zdraví podniků před podniky ve finanční tísni můžeme na základě výsledných dat potvrdit. Neexistují důkazy, že by moderní modely lépe predikovaly úpadek podniků před jejich bonitou.

ZÁVĚR

Predikce bankrotu podniků zůstává jednou z nejdůležitějších oblastí aplikované finanční analýzy a současně jedním z klíčových témat moderního podnikohospodářského výzkumu. Tato diplomová práce se zaměřila na komplexní rozbor trendů v oblasti tvorby bankrotních modelů. Analyzovala problematiku jak z teoretického, tak z praktického pohledu. Hlavním cílem bylo porovnat predikční schopnosti moderních modelů, které byly pro lepší pochopení srovnány s tradičním modelem Z-score. Na základě aplikace těchto modelů na soubor českých podniků můžeme formulovat závěry a doporučení, která mohou být využita v praxi finančních analytiků, podnikových manažerů i investorů.

Praktická část byla postavena na aplikaci čtyř moderních, zahraničních modelů – Generický model, Alifiah model, LR model a model Ďurica a Adamko – na vzorku 70 českých podniků ze zpracovatelského průmyslu. Výsledky těchto modelů byly následně porovnány s tradičním Altmanovým Z-score modelem.

Z hlediska predikční přesnosti bylo potvrzeno, že některé moderní modely dosahují vyšší úspěšnosti než model Z-score. Nejlépe si vedl LR model, který vykázal úspěšnost nad 90 %, zatímco Alifiah a Generický model se pohybovaly pod 60 %. Altmanův Z-score model se na analyzovaném vzorku dostal na 76 %, což odpovídá úspěšnosti udávané autorem modelu.

Hypotéza č. 1, která předpokládala vyšší přesnost moderních modelů než tradičního Z-score, nebyla potvrzena. Hypotéza č. 2, že moderní modely budou schopny úspěšně klasifikovat alespoň 60 % podniků, byla rovněž nesplněna. Hypotézou č. 3 jsme ověřovali, zda bankrotní modely predikují s vyšší úspěšností modely mimo finanční ohrožení. Tato hypotéza byla na základě důkazu přijata. Použité modely dokážou lépe predikovat bonitní podniky než podniky nacházející se na hraně bankrotu.

Z práce vyplývá spousta poznatků, které by měly být zdůrazněny a doporučeny pro uživatele bankrotních modelů a analyzované podniky.

Podniky by na základě účetnictví měly zveřejňovat transparentní a úplné účetní závěrky v souladu s realitou. Tato data mohou v budoucnu pomoci nejen managementu podniku predikovat finanční potíže, můžou pomoci také zainteresovaným stranám, které mají s podniky své vlastní záměry.

Další doporučení vyplývá z využitelnosti moderních, zahraničních modelů. Z práce je zřejmé, že zahraniční modely mohou být poměrně slušnou alternativou pro tradiční bankrotní

modely. Ne každý zahraniční model je ale vhodným nástrojem pro hodnocení podniků v České republice. Výsledný obraz finanční situace podniků může být u zahraničních modelů zkreslen odlišnostmi v účetních standardech, ale také ve stylu řízení zahraničních společností.

Diplomová práce poskytla detailní a aktuální pohled na vývoj bankrotních modelů včetně jejich praktického využití v českém prostředí. Přínosem práce je zejména srovnání různých přístupů k predikci bankrotu na jednotném vzorku podniků a ověření hypotéz pomocí reálných dat. Na základě analýzy modelů bylo dosaženo zajímavých výsledků, které mohou změnit pohled na praktické využívání tradičních modelů v praxi. Práce také poukazuje na nedostatky zahraničních modelů v českém prostředí. Rozdíly mezi modely mohou fatálně zkreslit výsledky hospodaření společnosti a na základě toho chybně predikovat finanční stav zkoumané společnosti.

I přes solidní výsledky je třeba upozornit na limity této studie. Vzorek podniků zahrnoval pouze firmy ze zpracovatelského průmyslu, což omezuje možnost generalizace závěrů. Rovněž byl omezen časový rámec predikce (1–2 roky), což je vhodné rozšířit při budoucím výzkumu.

Další studie by se mohly zaměřit například na aplikaci modelů v různých odvětvích podnikání, testování nových AI modelů na českých datech nebo také integraci nefinančních dat do predikce (ESG faktory, reputace, management).

LITERATURA

- [1] ALIFIAH, M. N. Prediction of Financial Distress Companies in the Trading and Services Sector in Malaysia Using Macroeconomic Variables. Online. 2013. Dostupné z: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042814028341>. [cit. 2024-02-03].
- [2] ALTMAN, E. I., SABATO, G. a WILSON, N. The Value of Non-Financial Information in SME Risk Management. Online. 2008. Dostupné z: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1320612. [cit. 2024-12-12].
- [3] ALTMAN, E. I., E. HOTCHKISS. Corporate financial distress and bankruptcy: Analyze Leveraged Finance, Distressed Debt, and Bankruptcy. Online. 2019. Dostupné z: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781119541929>. [cit. 2025-03-15].
- [4] ALTMAN, E. I., M. IWANICZ-DROZDOWSKA, E. K. LAITINEN a A. SUVAS. Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and 67 Empirical Analysis of Altman's Z – Score Model. Online. 2017. Dostupné z: [doi:10.1111/jifm.12053](https://doi.org/10.1111/jifm.12053). [cit. 2024-12-12].
- [5] BEAVER, W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure. Online. 1966. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/2490171?origin=crossref>. [cit. 2025-01-12].
- [6] BEAVER, W. H., B. CORNELL a W. LEE. *Financial Statement Analysis and Valuation: The Essentials*. 5. vydání. Cambridge: Cambridge Business Publishers, 2022. ISBN 978-1-61853-419-5.
- [7] BHANDARI, S., JOHNSON S. A Generic Model Of Predicting Probability Of Success-Distress Of An Organization: A Logistic Regression Analysis. *Journal of Applied Business Research*. Online. 2018. Dostupné z: <http://search.proquest.com/docview/2082228499/>. [cit. 2024-12-16].
- [8] CORNERSTONE RESEARCH. Trends in Large Corporate Bankruptcy and Financial Distress: Midyear 2024 Update [online]. 2024 [cit. 2025-04-05]. Dostupné z: <https://www.cornerstone.com/insights/reports/trends-in-large-corporate-bankruptcy-and-financial-distress-midyear-2024-update/>
- [9] ČNB. Jak se vyvíjela diskontní sazba ČNB? Online. 2013, 2025. Dostupné z: <https://www.cnb.cz/cs/casto-kladene-dotazy/Jak-se-vyvijela-diskontni-sazba-CNB/>. [cit. 2025-03-20].

- [10] DU JARDIN, P. Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? *Bankers, Markets & Investors*. Online. 2009. Dostupné z: https://www.researchgate.net/publication/235643766_Bankruptcy_prediction_models_How_to_choose_the_most_relevant_variables. [cit. 2024-12-17].
- [11] GOMES, A. Z. A., LOPES, C., a BERTUZI DA SILVA, R. F. P. (2024). *Advancements in Bankruptcy Prediction Models and Bibliometric Analysis*. European Conference on Research Methodology for Business and Management Studies. Online. 2024. Dostupné z: <https://papers.academicconferences.org/index.php/ecrm/article/view/2428>. [cit. 2024-12-17].
- [12] CHAUDHURI, A. Bankruptcy Prediction Using Bayesian, Hazard, Mixed Logit and Rough Bayesian Models: A Comparative Analysis. Online. 2013. Dostupné z: <https://ccsenet.org/journal/index.php/cis/article/view/23169>. [cit. 2024-12-17].
- [13] KALOUDA, F. *Finanční analýza a řízení podniku*. 3., rozšířené vydání. Plzeň: Vydavatelství a nakladatelství Aleš Čeněk, 2017. ISBN 978-80-7380-694-5.
- [14] KNÁPKOVÁ, A., PAVELKOVÁ, D. *Výkonnost podniku z pohledu finančního manažera*. 1. vydání. Praha: Linde, 2010. ISBN 978-80-86131-63-4.
- [15] KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*. Pardubice: Univerzita Pardubice, 2015. ISBN 978-80-7395-890-9.
- [16] KUBĚNKA, M., ČAPEK, J. a SEJKORA, F. *A New Look at Bankruptcy Models*. *E&M Economics and Management*. Online. 2021. Dostupné z: <https://doi.org/10.15240/tul/001/2021-3-010>. [cit. 2024-12-18].
- [17] KUBÍČKOVÁ, D., JINDŘICHOVSKÁ, I. *Finanční analýza a hodnocení výkonnosti firem*. V Praze: C.H. Beck, 2015. Beckova edice ekonomie. ISBN 978-80-7400-538-1.
- [18] MASARYKOVA UNIVERZITA. Ing. Mgr. Milan Sedláček, Ph.D. *Finanční management*. Online. 2017. Dostupné z: https://is.muni.cz/el/1456/jaro2017/MKH_FMAM/um/68176629/Financni_management_-_prednaska_01_bez_reseni.pdf. [cit. 2025-03-20].
- [19] MINISTERSTVO SPRAVEDLNOSTI ČESKÉ REPUBLIKY. *Insolvenční zákon (zákon č. 182/2006 Sb.)*. Online. 2006, 2024. Dostupné z: <https://msp.gov.cz/web/vrchni-soud-v-praze/ruzne/-/clanek/insolvencni-zakon-zakon-c-182-2006-sb->. [cit. 2024-12-16].
- [20] PAVELKOVÁ, D. a kol. *Výkonnost podniků: řízení, měření, benchmarking*. 1. vydání. Praha: Grada Publishing, 2017. ISBN 978-80-7201-872-7.

- [21] RŮČKOVÁ, P. Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi. Praha: Grada Publishing, 2019. ISBN 978-80-271-2028-4.
- [22] SLAVÍČEK, O., KUBĚNKA, M. Bankruptcy prediction models based on the logistic regression for companies in the Czech Republic. In Managing and Modelling of Financial Risks: 8th International Scientific Conference. Ostrava: Vysoká škola báňská-Technická univerzita Ostrava, 2016. s. 924-931 s. ISBN 978-80-248-3994-3.
- [23] VOCHOZKA, M. Metody komplexního hodnocení podniku. Praha: Grada, 2020. ISBN 978-80-271-1701-7.
- [24] ZALAI, K. a kol. Finančno-ekonomická analýza podniku. 7., doplněné a rozšířené vydání. Bratislava: Sprint, 2010. ISBN 978-80-89393-80-0.