



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA PODNIKATELSKÁ

FACULTY OF BUSINESS AND MANAGEMENT

ÚSTAV EKONOMIKY

INSTITUTE OF ECONOMICS

SOUČASNÁ EFEKTIVNOST BANKROTNÍCH MODELŮ V PROSTŘEDÍ STŘEDNÍ A VÝCHODNÍ EVROPY

THE CURRENT EFFECTIVENESS OF BANKRUPTCY PREDICTION MODELS IN THE CONDITIONS OF CENTRAL AND
EASTERN EUROPE

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Štěpán Honzíček

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

doc. Ing. Michal Karas, Ph.D.

BRNO 2022

Zadání bakalářské práce

Ústav: Ústav ekonomiky
Student: **Bc. Štěpán Honzíček**
Vedoucí práce: **doc. Ing. Michal Karas, Ph.D.**
Akademický rok: 2021/22
Studijní program: Ekonomika podniku

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

Současná efektivnost bankrotních modelů v prostředí střední a východní Evropy

Charakteristika problematiky úkolu:

Cíl a postup zpracování práce
Teoretická východiska predikce bankrotu a popis testovaných modelů
Zhodnocení současné efektivnosti vybraných bankrotních modelů a jejich prediktorů
Vlastní návrhy k modifikaci testovaných modelů
Shrnutí
Závěr
Seznam použité literatury
Přílohy

Cíle, kterých má být dosaženo:

Cílem práce je testovat rozlišovací schopnost 5 vybraných bankrotních modelů na datech vybraného odvětví podniků působících v regionu střední a východní Evropy. Dále, zhodnotit přesnost těchto modelů a identifikovat, analýzou proměnných daných modelů, na jednorozměrné úrovni významné prediktory bankrotu.

Základní literární prameny:

PRUSAK, Blažej. Review of Research into Enterprise Bankruptcy Prediction in Selected Central and Eastern European Countries. International Journal of Financial Studies, 2018, 6(3), 60. ISSN 2227-7072.

BARBUTA-MISU, Nicoleta a Radu STROE. The Adjustment of the Conan & Holder Model to the Specificity of Romanian Enterprises – A Local Study for Building Sector. Economic computation and economic cybernetics studies and research: Academy of Economic Studies, 2010, 44(3), 123-139.

VORONOVA, Irina. Financial Risks: Cases Of Non-Financial Enterprises. Risk Management for the Future - Theory and Cases InTech, 2012, 32. ISBN 978-953-51-0571-8.

KOLEDA, Nadezhda a Natalja LACE. Development of Comparative-Quantitative Measures of Financial Stability for Latvian Enterprises. Economics and Management: Ekonomika Ir Vadyba. Kaunas University of Technology, 2009, 14, 78-84. ISSN 1822-6515.

Termín odevzdání bakalářské práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2021/22

V Brně dne 28.2.2022

L. S.

prof. Ing. Alena Kocmanová, Ph.D.
garantka

doc. Ing. Vojtěch Bartoš, Ph.D.
děkan

Abstrakt

Bakalářská práce popisuje problematiku bankrotního rizika. Blíže rozvádí pojmy související s bankrotem, představuje finanční analýzu jako nástroj hodnocení finanční situace podniku a konkrétně se soustředí na predikční bankrotní modely. Představeny jsou také metodologická tvorba modelů a způsob testování přesnosti ROC křivkami. Práce dále provádí hodnocení efektivnosti pro pět vybraných modelů v sektoru malých a středních podniků působících ve zpracovatelském průmyslu střední a východní Evropy. Závěrečná část se věnuje možným úpravám modelů ke zvýšení přesnosti predikce.

Klíčová slova

bankrot, bankrotní model, malé a střední podniky, predikce, přesnost, ROC křivky

Abstract

Bachelor's thesis describes issues of bankruptcy risk. It fleshes out key concepts related to bankrupt, introduces financial analysis like a instrument of evaluation enterprise financial situation and specifically deals with prediction bankruptcy models. Metodology of model construction is introduced and ROC curves as an efficiency testing method. Case study makes evaluation of accuracy for five chosen models in sector small and medium enterprises manufacturing industry of central and eastern Europe. Concluding part narrates possibility modification of models for accuracy increase.

Keywords

bankrupt, bankruptcy model, SMEs, forecast, accuracy, ROC curves

Bibliografická citace

HONZÍČEK, Štěpán. Současná efektivnost bankrotních modelů v prostředí střední a východní Evropy. Brno, 2022. Dostupné také z: <https://www.vutbr.cz/studenti/zav-prace/detail/143090>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta podnikatelská, Ústav ekonomiky. Vedoucí práce Michal Karas.

Čestné prohlášení autora

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

V Brně dne 8. 5. 2022

.....

Štěpán Honzíček

Poděkování

Chtěl bych poděkovat panu docentu Michalu Karasovi za jeho vedení, rady a věnovaný čas při konzultacích této práce.

Děkuji svým rodičům za umožnění vysokoškolského studia a veškerou podporu při jeho uskutečňování.

OBSAH

ÚVOD.....	10
1 CÍL PRÁCE A POSTUP ZPRACOVÁNÍ.....	11
1.1 Cíl práce.....	11
1.2 Metody a postupy zpracování práce	11
2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ	12
2.1 Bankrot, úpadek, insolvency.....	12
2.1.1 Předlužení.....	13
2.1.2 Insolvenční řízení	13
2.2 Efektivnost a vliv rizika bankrotu.....	14
2.3 Hodnocení finanční situace podniku	15
2.3.1 Finanční analýza.....	15
2.3.2 Metody finanční analýzy.....	16
2.3.3 Soustavy ukazatelů.....	18
2.3.4 Bonitní a bankrotní modely.....	19
2.4 Predikce podnikového bankrotu	20
2.5 Varovné signály bankrotu	21
2.6 Modely jako nástroje hodnocení podniku a jejich tvorba.....	22
2.6.1 Jednorozměrná analýza	23
2.6.2 Vícenásobná diskriminační analýza	23
2.6.3 Modely podmíněné pravděpodobnosti	24
2.6.4 Neuronové sítě.....	26
2.7 ROC křivky – vybraný nástroj hodnocení efektivnosti	28
2.7.1 Posouzení ROC křivek.....	30
3 ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ A JEJICH PREDIKTORŮ	31
3.1 Okruh zahrnutých zemí.....	31
3.2 Sektor malých a středních podniků.....	32
3.3 Výběr bankrotních modelů	33
3.3.1 Bankrotní model DAVYDOVA & BELIKOV	33
3.3.2 Bankrotní model ANGHEL.....	35

3.3.3	Bankrotní model GARŠKAITE & GARŠKIENE	36
3.3.4	Bankrotní model LUGOVSKAYA	38
3.3.5	Bankrotní model CONAN & HOLDER	39
3.4	Testování efektivnosti vybraných bankrotních modelů	40
3.4.1	Efektivnost modelu DAVYDOVA & BELIKOV	41
3.4.2	Efektivnost modelu ANGHEL	45
3.4.3	Efektivnost modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE	48
3.4.4	Efektivnost modelu LUGOVSKAYA	50
3.4.5	Efektivnost modelu CONAN & HOLDER	53
4	SHRNUTÍ	56
5	VLASTNÍ NÁVRHY K MODIFIKACI TESTOVANÝCH MODELŮ	58
5.1.1	Testování statistické významnosti ukazatelů bankrotních modelů	62
	ZÁVĚR	65
	Seznam použitých zdrojů	67
	Seznam použitých symbolů a zkratek	76
	Seznam použitých obrázků	78
	Seznam použitých tabulek	79

ÚVOD

Podnikový bankrot, všeobecně považovaný za makroekonomický problém, se stal v poslední sto letech v dynamicky rozvíjejícím se tržním prostředí fenoménem. Pojem bankrot však nabývá postupem let různé podoby. Obecně ho lze považovat za dlouhodobější stav nesolventnosti, který uvádí podnikatelský subjekt do procesu soudního konkursu. Nesolventnost může být důsledkem mylného rozhodnutí i špatného finančního řízení. Svoji roli zde hraje riziko. Podnikání se vždy střetává s rizikem, v nižším i vyšším rozsahu. Žádný podnik nemá zaručeno, že jeho aktivity budou postupovat dle plánu, a to i v případech, kdy jeho tržní podíl strmě roste a vykazuje pouze vysoké kladné hodnoty zisku. Během nepozornosti tedy může zaznamenat riziko výrazný nárůst.

Ekonomické a finanční aktivity společností a podniků jsou od 20. století neodmyslitelně spjaté svojí dynamikou. Už jen pro orientaci, nebo zapojení se do těchto aktivit, je nutné mít k dispozici vhodné a správné informace ohledně bankrotního rizika. Proto začaly vznikat studie hledající číselné indikátory, které by dokázaly odhalit stěžejní rozdíly mezi úspěšnými a bankrotními podniky. Na základě takových indikátorů by bylo možné předem identifikovat směřování podniku a případnou hrozbu bankrotu.

I proto se tato práce zabývá přehledem o predikci finančního zdraví podniků se zaměřením na bankrotní stav. V hlavní části pojednává o finančním hodnocení podniku a blíže se zaměřuje na tvorbu a využití bankrotních modelů, kterým se ve vyspělých zemích věnují finanční analytici už od počátků 20. století. Jistým problémem predikčních modelů je jejich omezená vypovídací schopnost. Proto je nutné u již používaných bankrotních modelů na základě aktuálních dat testovat jejich přesnost. Pozornost druhé části práce se tak orientuje na klasifikaci vybraných modelů v prostředí, které je svým vývojem opožděnější za průkopnickým prostředím západního světa.

1 CÍL PRÁCE A POSTUP ZPRACOVÁNÍ

1.1 Cíl práce

Práce si klade za svůj cíl testovat rozlišovací schopnost 5 vybraných bankrotních modelů na datech vybraného odvětví podniků působících v regionu střední a východní Evropy. Dále, zhodnotit přesnost modelů a identifikovat, analýzou proměnných daných modelů, na jednorozměrné úrovni významné prediktory bankrotu.

1.2 Metody a postupy zpracování práce

Následující strany práce budou postupně zpracovány pomocí:

- literární rešerše pro vymezení celého tématu a jednotlivých problematik - bankrotu, insolvence, nástrojů hodnocení finanční situace podniku a bankrotních modelů, a to na základě dostupné literatury;
- analýzy a zkoumání problematiky hodnocení finanční situace podniku a metodiky tvorby predikčních bankrotních modelů;
- klasifikace a rozboru na základě testování vybraných bankrotních modelů, a to dosazením reálných dat převzatých z databáze mapující podnikatelské subjekty v Evropě;
- porovnání výsledků jednotlivých modelů a zhodnocení efektivnosti bankrotních modelů včetně doporučení pro případné použití.

2 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ

Nejprve budou vymezeny některé pojmy týkající se problematiky špatné finanční situace, bankrotu a jeho možných řešení, efektivnosti modelů a vlivu rizika bankrotu.

2.1 Bankrot, úpadek, insolvence

Pojem **bankrot** obecně vyjadřuje stav, kdy subjekt není schopen platit své dluhy, resp. dostát svým závazkům. Tento ekonomický výraz má svůj prvo počátek v italském slovním spojení *banca rotta*, v překladu zlomená lavice, vyjadřující nebo obrazně znázorňující neschopnost provádění dalších peněžních operací raných bankéřů, jenž podnikali na území dnešní severní Itálie [1], [2]. Současné právo České republiky však slovo bankrot nepoužívá, ale definuje jeho synonymum, neboli **stav tzv. úpadku**. Ten je popsán v Zákoně č. 182/2006 Sb. o úpadku a způsobech jeho řešení (**insolvenční zákon**) takto [3]:

„Dlužník je v úpadku, jestliže má

- a) více věřitelů,*
- b) peněžité závazky po dobu delší 30 dnů po lhůtě splatnosti,*
- c) 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.

Dlužníkem může být fyzická i právnická osoba. Insolvenční zákon, který dále popisuje možná řešení situace předluženého a také zásady **insolvenčního řízení** (insolvence), se však nevztahuje na určité subjekty uvedené v §6 – stát, územní samosprávný celek, ČNB, VZP a další. Úkolem insolvence je zvolení vhodného způsobu vypořádání dluhů, aby došlo

k rychlému, hospodárnému a co nejvyššímu uspokojení všech účastníků, především pak dlužníkových věřitelů [3], [4].

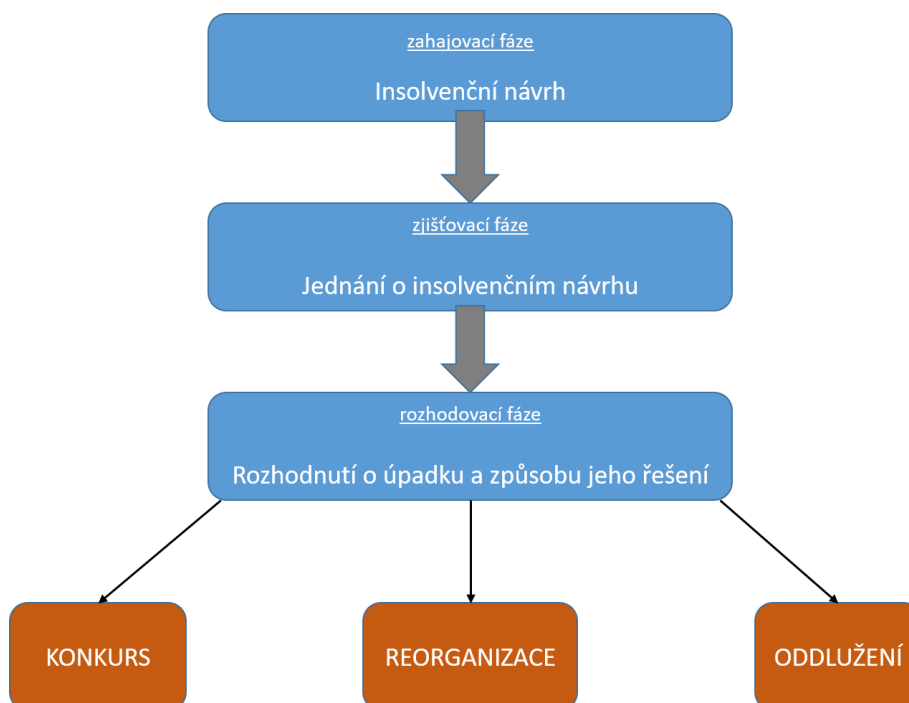
2.1.1 Předlužení

Stav předlužení definuje insolvenční zákon tak, že souhrn závazků dlužníka vůči věřitelům převyšuje hodnotu jeho majetku [5]. Rozhodujícím kritériem se tedy stává hodnota dlužníkovy majetku. V praxi však nalezneme jen velmi těžko objektivní metodu pro ocenění, neboť pohled odhadce bude do jisté míry vždy zkreslen oproti skutečnosti. Situace velkých dluhů hrozí především v rozvojové fázi životního cyklu podniku vlivem špatného řízení (příliš rychlý růst) anebo může být důsledkem krize ve fázi pokročilé [6].

2.1.2 Insolvenční řízení

Úvodem k insolvenčnímu řízení je nutné zmínit, že podniky a především jejich orgány mají v rámci svého fungování předepsáno v Zákoně o obchodních korporacích několik povinností, které mají za cíl zabránit situaci, kdy se společnost dostane do stavu (hrozícího) úpadku [7].

Insolvenční řízení lze rozdělit do několika fází, které jsou i názorně a chronologicky uvedeny v následujícím obrázku.



Obr. 1: Fáze insolvenčního řízení. (vytvořeno dle [6])

Na počátku stojí podnět dlužníka, či věřitele. Ten musí k návrhu uvést důvod domněnky o úpadku vlastním, nebo svého dlužníka a podepřít ji zákonem požadovanými informacemi. Úkolem soudu je pak prozkoumat, zda se dlužník opravdu nachází v úpadku, nebo v hrozícím úpadku. Během doby, kdy soud vyhlásí jednání o insolvenčním návrhu, může dlužník požádat soud o tzv. moratorium, které chrání po dobu 3 měsíců dlužníka před možným rozhodnutím o úpadku, a tak poskytuje prostor pro dosažení dohody s věřiteli. To je vhodné především v případě, že je dlužník schopen po uplynutí ochranné doby opět plnit své závazky. Jestliže však vše směřuje k rozhodnutí o úpadku, následuje otázka způsobu jeho řešení. Zde zákon uvádí tři, resp. **čtyři možnosti řešení** – konkurs, reorganizace, oddlužení a jiné zvláštní způsoby stanovené pro určité subjekty [3], [8], [9]. Řešení úpadku podniku se týkají především dva způsoby, a to **konkurs** nebo **reorganizace** [10].

2.2 Efektivnost a vliv rizika bankrotu

Efektivnost je vlastností toho, co je účinné (efektivní). Kořenem slova je pojem efekt (původně lat. effectus, dnes význam mezinárodní) vyjadřující působivost, neboli snahu vyvolat dojem (pozornost) [11]. V kontextu práce odpovídá **efektivnost bankrotních modelů** jejich přesnosti, tzn. jaká je účinnost predikce modelů postavených z dat vybraného období (zde by měly dosahovat ideálně 100 %), pokud jsou implementované na data období jiného. Výzkum predikčních bankrotních modelů probíhá už několik desetiletí. V literatuře najdeme takových modelů mnoho, některé už však ztratily důvěryhodnost, která je klíčová. Efektivnost modelů obvykle časem klesá, i proto že jsou specificky zaměřené. Byly vytvořené za různých ekonomických i oblastních podmínek (odlišných např. fází hospodářského cyklu nebo sektorem podnikání, legislativou nebo kulturními zvyklostmi). Proto výsledky některých indexů mohou být nesmyslné – modely sestrojené pro velké korporace nemohou vykazovat správné závěry v sektoru malých a středních podniků [12].

Riziko v tržní ekonomice je nedílnou součástí vnitřních procesů, krátkodobých i dlouhodobých. Neboť špatné rozhodnutí o strategii, nebo zacílení vede k riziku, které se může proměnit v krach - v případě této práce v bankrot. Tudíž, problém detekce a případná možnost vyvarování se situacím vedoucím ke zvýšení rizika jsou prioritou pro zachování blahobytu každého podniku. Literatura analyzuje risk v mnoha oblastech, mimo jiné v obchodním, smluvním, produkčním, finančním, politickém a přírodním formátu. Riziko bankrotu, resp. insolvence by mohlo být zařazeno do oblasti finanční. V čase se však jeho

zkoumání stalo tak důležitým, že se oddělilo a zkoumá se proto separátně [13].

2.3 Hodnocení finanční situace podniku

Podnik může být a bývá v průběhu svého života (vývoje) ovlivňován mnoha kontrolovatelnými i nekontrolovatelnými vlivy [14]. Tyto vlivy mohou narušit rovnováhu a způsobit tak neblahé změny v zavedených procesech (pokles tržeb, dodatečný růst nákladů, nárůst doby návratnosti apod.), jenž pak v důsledku ovlivňují **finanční zdraví**. V takové situaci se může podnik lehce překlenout do finanční tísně, jejíž další fází může být finanční krize a následný úpadek. Snahou podniku a především pak jeho vedení je tedy činit takové kroky, které by zamezily těmto vlivům, nebo je alespoň částečně eliminovaly [15]. Proto je pro management podniku nezbytné mít **pravdivý přehled o současné finanční situaci**, a také o jejím předchozím vývoji. Takový přehled dokáže poskytnout finanční analýza.

2.3.1 Finanční analýza

Finanční analýza je vhodným fundamentálním nástrojem k zhodnocení finanční situace podniku a je předmětem mnoha knižních publikací. Znalost finanční situace totiž může být vhodná až nezbytná k správnému finančnímu řízení uvnitř soustavy peněžních vztahů, do kterých podnik vstupuje (získávání finančních zdrojů, alokace finančních zdrojů do nepeněžních forem majetku, splácení úvěrů, odvádění daní, rozdělování dosažených výsledků hospodaření apod.) [14], [16]. Tato znalost je žádoucí nejen při hodnocení již uplynulého období, ale také pro efektivnější prognózu budoucího vývoje. Ta je vhodná z hlediska poskytnutí informačních podkladů pro přijatelné strategické finanční plánování. Informace z finanční analýzy pak nemusí sloužit pouze podniku, na kterém je prováděna, ale i **stakeholderům** – zájmovým skupinám (uživatelům, právním subjektům) jako jsou investoři, obchodní partneři, státní instituce, konkurenti, kteří přicházejí přímo či nepřímo do kontaktu s podnikem. V neposlední řadě lze výsledky z finanční analýzy využít pro přiřazení finanční pozice podniku v rámci daného odvětví, tedy pro mezipodnikové srovnání, případně benchmarking [17].

Základním a nezbytným zdrojem pro provedení finanční analýzy společnosti jsou výkazy **účetní závěrky** stanovené v České republice §18 Zákona o účetnictví (563/1991 Sb.), a ty tvoří [18]:

- rozvaha (balance),

- výkaz zisku a ztráty (výsledovka),
- příloha objasňující informace v předchozích výkazech,
- dále přehled o peněžních tocích (cashflow),
- a přehled o změnách vlastního kapitálu.

Tyto výkazy jsou klíčové především proto, že by se neměly odchylovat od konkrétní finanční situace a měly by se řídit **Zásadou pravdivého a věrného zobrazení skutečného stavu** [19]. Přehled těchto výkazů k poslednímu dni předchozího kalendářního roku je pravidelně uváděn v Obchodním rejstříku a bývá součástí výroční zprávy vydávané zpětně za uplynulý kalendářní rok. Další užitečné informace lze čerpat ze zpráv samotného vedení podniku, auditních zpráv, statistik či prognóz, pokud jsou dostupné [17]. Pro potřeby této práce jsou využita data získaná z databáze **Orbis Europe** [20].

2.3.2 Metody finanční analýzy

Hledání příčin pro hodnocení ekonomických činností pomocí analytických postupů je spojené se snahou o provozování soustavné hospodářské činnosti a požadavkem o její efektivnost. Tato snaha pak vede od konce 19. století přímo k rozvoji statistiky, popř. statistických metod, zdokonalení vedení účetnictví a vypovídací schopnosti účetních dat [21].

Volba vhodné metody finanční analýzy by pak měla probíhat s ohledem na [22]:

- účelnost – měla by poskytovat informace, které mají vazbu k cílům analýzy,
- nákladnost – vynaložené náklady by měly být přiměřené k požadované hloubce a rozsahu analýzy,
- spolehlivost – výrazně ovlivněna dostupností vstupních dat.

Základem jednotlivých analýz jsou **finanční ukazatele**, které mohou být vyjádřeny v jednotkách peněžních, časových, nebo procentuálních. Finanční analýzu lze proto zařadit mezi technické analýzy, neboť využívá matematicko-statistické metody ke zpracování vstupních dat. Její hodnocení však stojí na znalostech ekonomických procesů, tím tedy zapadá i mezi fundamentální analýzy [22].

Obecně lze metody finanční analýzy rozdělit na dvě skupiny – metody elementární a vyšší metody. Vyšší metody patří mezi sofistikované nástroje, jež nejsou podnikovou praxí běžně používané. Jak už z názvu vyplývá, jsou postaveny na pokročilejších matematicko-

statistických postupech. Standardní elementární metody budou dále stručně popsány, patří mezi ně [22]:

- analýza stavových ukazatelů,
- analýza tokových ukazatelů,
- analýza rozdílových ukazatelů,
- analýza poměrových ukazatelů
- analýza soustav ukazatelů.

Analýza stavových ukazatelů rozebírá majetkovou a finanční strukturu, a to k určitému časovému okamžiku. Mezi základní ukazatele této analýzy patří **horizontální** a **vertikální**. Pomocí horizontální analýzy jsou porovnány absolutní i relativní změny položek jednotlivých výkazů, a to v časové posloupnosti – viz rovnice 1 (t označuje časový úsek). Pomocí vertikální analýzy jsou vyjádřeny jednotlivé položky účetních výkazů jako procentní podíl ke zvolené základně, například aktiva celkem (viz rovnice 3).

$$\text{absolutní změna} = \text{ukazatel}_t - \text{ukazatel}_{t-1} \quad (1)$$

$$\text{relativní změna} = \frac{\text{absolutní změna} \cdot 100}{|\text{ukazatel}_{t-1}|} \quad (2)$$

$$\text{podíl} = \frac{\text{položka výkazu xxx} \cdot 100}{\text{aktiva celkem}} \quad (3)$$

Předchozí popsané analýzy s oblibou využívá také **analýza tokových ukazatelů**, která tak rozebírá veličiny vztahující se k určitému časovému intervalu. Je tedy vhodná pro posouzení výkazu zisku a ztráty.

Rozdílové ukazatele finanční analýzy poskytují přehled o likviditě neboli schopnosti podniku měnit svá aktiva na peněžní prostředky pro včasné krytí svých závazků. To je velice důležité pro řízení finanční situace podniku. K základním rozdílovým ukazatelům, uvedeným v následujících rovnicích, patří **čistý pracovní kapitál (ČPK)** a **čistý peněžní majetek (ČPM)**.

$$\text{ČPK} = \text{oběžná aktiva} - \text{krátkodobé závazky} \quad (4)$$

$$\text{ČPM} = (\text{oběžná aktiva} - \text{zásoby}) - \text{krátkodobé závazky} \quad (5)$$

Pro získání rychlé představy o finanční situaci v podniku jsou velmi vhodné **poměrové**

ukazatele. Ty totiž dávají do poměru různé položky rozvahy, výkazu zisku a ztráty, případně i přehledu o peněžních tocích. Tak lze zkonstruovat velké množství ukazatelů. V praxi se osvědčilo několik z nich, především v oblastech hodnocení hospodaření a finančního zdraví podniku. Lze takto porovnávat mezi sebou i podniky různé velikosti. Patří mezi ně zejména skupiny **ukazatelů zadluženosti, likvidity, rentability a aktivity.** Pro přiblížení je uvedena rovnice pro výpočet poměrového ukazatele celkové zadluženosti.

$$\text{celková zadluženost} = \frac{\text{cizí zdroje}}{\text{aktiva celkem}} \quad (6)$$

2.3.3 Soustavy ukazatelů

Ukazatele představené v předchozí kapitole umožňují hodnotit dílčí stavy. Proto po provedení všech standartních analýz je obvykle velmi těžkým úkolem vytvořit ucelené závěry finanční analýzy. Je možné objektivně hodnotit pouze dílčí oblasti. A to se právě stalo záminkou hledání a snahy o vytvoření jednoho komplexního ukazatele, který by byl schopen zhodnotit celkovou finanční situaci analyzovaného podniku. V průběhu 2. poloviny 20. století se tak řada lidí zainteresovaných do finanční analýzy pokusila o vyřešení této problematiky pomocí empiricko-induktivních systémů ukazatelů, tzv. **soustav ukazatelů.** Konstrukce takových soustav tvoří několik pilířů - vybraných dílčí ukazatelů, které mají podstatný vliv na finanční situaci podniku.

Do současné doby bylo vytvořeno mnoho takových soustav, jež lze rozdělit dle vztahů mezi jednotlivými ukazateli na [21]:

- soustavy bez formálních vazeb,
- soustavy formálně provázané,
 - pyramidové,
 - paralelní,
 - skupinově uspořádané.

První skupinu tvoří ukazatele vybrané dle cíle analýzy, většinou pro mezipodnikové srovnání. Ve druhé skupině jsou hledány věcné vazby mezi ukazateli. Pyramidové soustavy jsou založené na rozkladu vrcholového ukazatele pomocí multiplikatивních nebo aditivních vazeb mezi vnitřně provázanými dílčími ukazateli. Tedy jednotlivý ukazatel je i v pozici dílčího vrcholového ukazatele, který vzniká sloučením, nebo násobením jiných dílčích

ukazatelů. Z toho vyplývá, že nižší stupně ukazatelů zastupují nosné faktory o patro vyššího stupně. Paralelní soustavy obsahují ukazatele vhodné pro sledovaný jev. Účelem tak může být indikace krize, popř. náchylnost k bankrotu. Hodnota skupinově uspořádaných soustav vychází sloučením hodnot několika skupin ukazatelů podrobně klasifikující dílčí stránky finanční situace [21].

2.3.4 Bonitní a bankrotní modely

Pro komplexní charakteristiku se velmi vhodně využívají **lineární kombinace poměrových ukazatelů**. Tyto účelově vybrané ukazatele totiž umožňují shrnout dílčí aspekty do jediné charakteristiky. Vliv jednotlivých charakteristik lze upravit váhou. Tak lze vytvářet různé modely, jenž jsou dle vypovídací schopnosti nazývány jako predikční, diagnostické nebo modely včasného varování. Literatura člení modely na [14], [17], [21], [22]:

- bonitní
- a bankrotní.

Bonitní modely se snaží diagnostikovat finanční zdraví podniku pomocí bodového hodnocení za jednotlivé oblasti hospodaření. Podnik pak lze zařadit dle dosažených hodnot do určité oborové kategorie. To je vhodné k vyjádření výkonnosti, která zajímá především vlastníky a investory. Mezi známé bonitní modely patří např. Tamariho model, Grünwaldův bonitní model, Indikátor bonity či Kralickův Quicktest [17], [22].

Bankrotní modely mají za cíl identifikovat, zda v blízké budoucnosti analyzovanému podniku nehrozí bankrot. Obvykle proto vycházejí z předpokladu, že fungování podniku provázejí problémy s likviditou, s výší čistého pracovního kapitálu nebo s rentabilitou vloženého kapitálu. Tvorbě bankrotních modelů se především ve vyspělých zemích věnují finanční analytici už **od počátků 20. století**. Vzestupu se pak dočkaly v souvislosti s rozvojem statistických metod. Mezi základní a populární bankrotní modely lze zařadit Altmanův index finančního zdraví (1968), který prošel v dalších letech i úpravami, Beaverův bankrotní model (1966) nebo Ohlsonův bankrotní model (1980) [21]. V České republice vytanuly požadavky na testování až s uvolněním podnikání po roce 1990. Zprvu se používaly zahraniční modely, později však vznikly například indexy IN (IN95, IN99, IN01, IN05), kterými se její autoři manželé Neumaierovi snažili vystihnout specifické prostředí tuzemských podniků po transformaci ekonomiky z centrálně plánované na tržní [23].

Jistým problémem predikčních modelů je jejich **omezená vypovídací schopnost** při aplikaci. To je způsobeno tím, že modely byly tvořeny z dat určitého období a odráží tak hospodářskou situaci v rámci ekonomického systému zkoumané oblasti podniků, a to i s ohledem na jeho specifické rysy (zvolená strategie, rozdílnost účetních praktik, vliv mimořádných a sezónních událostí apod.) [24].

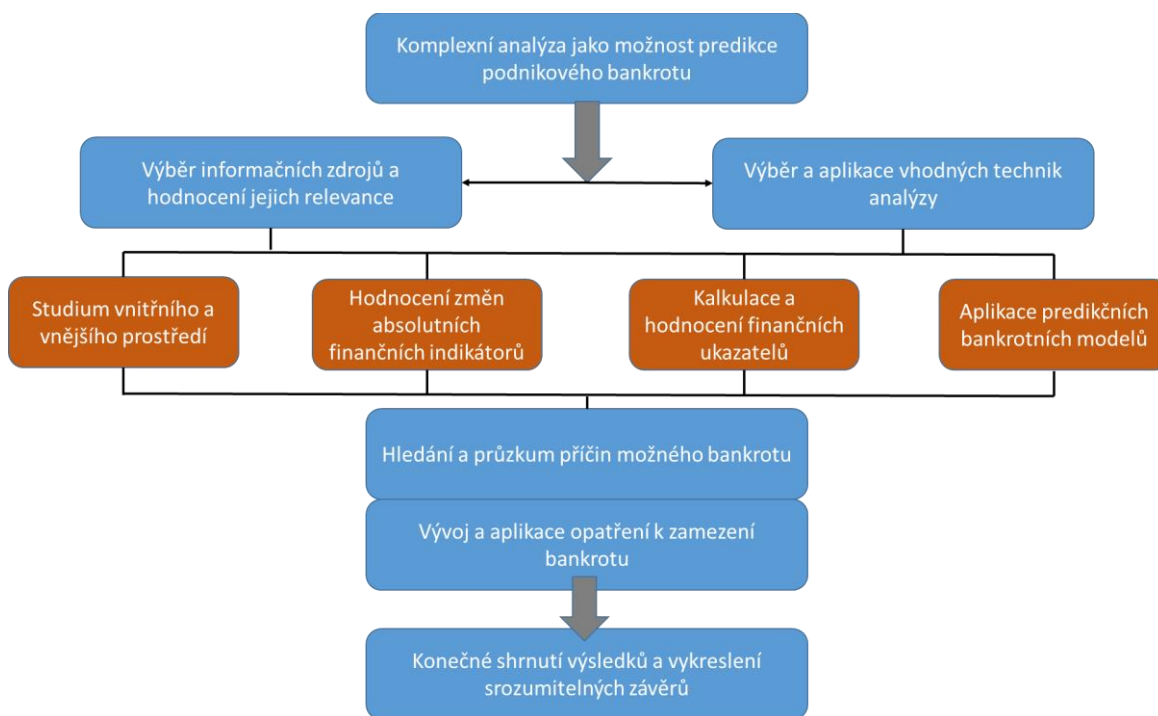
Obvyklá konstrukce predikčního modelu se skládá ze 4 až 6 ukazatelů vhodně vybraných a odpovídajících analyzované charakteristice. Výběr ukazatelů je však podstatou, protože hrozí eliminace jednotlivých indikačních schopností ukazatelů. Dle cílové charakteristiky a vyhodnocovací metody tvůrce modelu stanovuje váhu (významnost) jednotlivým ukazatelům. Vhodné a citlivé nastavení vah je ověřováno v procesu tzv. verifikace na větším množství vzorků podniků, resp. jejich účetních dat. Snahou je tedy zobrazit souhrnnou charakteristiku, a to pomocí jednoho souboru ukazatelů různých vah. Obecně lze takový soubor zapsat [21]:

$$Z = \sum_{i=1}^n v_i \cdot U_i , \quad (7)$$

kde Z je výsledná bodová charakteristika (angl. psané literatuře pod pojmem Z-score), U znázorňuje daný ukazatel a přiřazenou váhu vyjadřuje v [21].

2.4 Predikce podnikového bankrotu

Predikci podnikového bankrotu můžeme považovat za velmi komplexní záležitost. Jedná se totiž o poměrně náročný proces, kde je nutné nejen co nejobjektivněji zhodnotit doposud provedené obchodní nebo výrobní aktivity, ale především nalézt ekonomicky významné faktory, vhodně vyjádřit vazby a případné vzájemné vlivy mezi nimi. Nalezení těchto faktorů přímo ovlivňujících finanční situaci není jednoduché, mnohé jsou totiž na první pohled skryté, a proto možnost dosáhnout jejich odhalení nastává často až po souhrnné analýze [25]. Jednotlivé doporučené prvky takového procesu představuje následující schéma.



Obr. 2: Schéma metodologie komplexní analýzy pro predikci podnikového bankrotu (vytvořeno dle [25])

Hned na počátku nastává podstatná a komplikovaná část. Jak je viditelné v horní části grafického znázornění, jedná se o výběr použití relevantních informačních zdrojů a technik zpracování analýzy. Tyto dva pilíře, jak bychom je také mohli nazvat, mají nezpochybnitelný vliv na další podprocesy, z níž jsou pak skládány závěry včetně zajištění vhodných opatření [25].

Upřesnění metodologie obsahují práce J. Mackevičiuse a jeho kolegů [25], [26]. Je ještě nutné dodat, že provedení komplexní analýzy bude obvykle náročné, a to nejen z hlediska časového, ale také nákladového. Vyžaduje také teoretické znalosti používané metodologie a jisté zkušenosti [25].

2.5 Varovné signály bankrotu

Podnik během svého života prochází několika **vývojovými fázemi**. Pokud se mu podaří uchytit na trhu, správně nastavit směr a vnitropodnikové procesy během růstové fáze, může usilovat o co nejdélší dobu, kdy bez dodatečné snahy dosahuje vynikajících výsledků. Jedná se o fázi tzv. stabilizace. Ta může být ale zároveň velmi riziková, pokud podnik z bláhového pocitu přestane soustavně dbát o své finanční zdraví. Velmi dynamické podmínky, vzhledem ke globálnímu propojení světa, i stále větší snaha o změny v uspořádání světa

geopolitickými a zájmovými skupinami, mohou podnik lehce uvést do nerovnováhy. Tak se podnik může nečekaně a poměrně v krátkém čase dostat do krize, doprovázené finanční tísní. Včasné rozpoznání finanční krize, popř. výrobní nebo odbytové, umožňuje právě rozbor finanční analýzy. Při sledování podnikové situace lze objevit další **varovné signály** jako [27]:

- „*Uvolněné finanční řízení – nikdo není schopen vysvětlit, na co se vydávají peníze.*
- *Manažeři nemohou doložit nebo vysvětlit významné transakce.*
- *Z důvodu zvýšení tržeb a zlepšení peněžních toků dostávají zákazníci veliké slevy.*
- *Z důvodu získání hotovosti se uzavírají smlouvy na odběr výrobků v malém množství.*
- *Banky požadují dohody, že jejich úvěry mají přednost před ostatními věřiteli.*
- *Klíčoví zaměstnanci opouštějí podnik.*
- *Nedostatek materiálu zabraňuje splnit objednávky.*
- *Dodavatelé požadují placení v hotovosti.*
- *Je zřejmý zvýšený počet stížností zákazníků.*“

kteří upozorňují na nezdravou situaci i postupné směřování podniku k bankrotu [27].

2.6 Modely jako nástroje hodnocení podniku a jejich tvorba

Úkolem mnohých analýz je identifikace varujících indikátorů finančního strádání, popř. úpadku zkoumané společnosti. Od 60. let 20. století se tak mnozí autoři snaží aplikovat různé statistické modely, které by vhodně poskytovaly číselné hodnoty pro správnou klasifikaci finanční situace kapitálových podniků [28]. Na této bázi bylo dosud vytvořeno mnoho souhrnných modelů (jinak nazývaných také jako indexů), které se orientují na jeden ze dvou směrů, mezi nimiž si vybírá především uživatel. Tím může být investor, popř. vlastník (i potenciální), který by chtěl získat přehled o výkonnosti podniku, kterou lze označit bonitou. Druhý směr zajímá především věřitele, kteří využívají tzv. **bankrotní indikátory**, pomocí níž mohou zjistit, zda je podnik schopen splácet své závazky, a tak v blízké době nesměřuje k bankrotu. Proto už dlouhou řadu let je vyvíjena snaha vytvořit vhodné predikční modely, které by na základě výsledků dosahovaných v posledních letech byly schopné při aplikaci zařadit podnik na stranu prosperujících, resp. bankrotujících [29].

Lze definovat předpoklad, že model odrážející specifika daného odvětví a dané ekonomiky

obsahuje při predikci finančního zdraví lepších výsledků než modely obecné, resp. jiné [30]. V následujících podkapitolách je uveden přehled základních matematických metod, na kterých jsou historicky stavěny bankrotní modely.

2.6.1 Jednorozměrná analýza

Jednorozměrná analýza (univariate analysis) je klasická statistická metoda, které prvně využil W. H. Beaver v klasifikačním dichotomickém testu 30-ti poměrových ukazatelů pro predikci úpadku. Test probíhal na vzorku více než 79 párů finančně zdravých a upadajících amerických společností, které Beaver sledoval v letech 1954 až 1964. Mezi nejlepší faktor pro rozlišení se tehdy zařadil ukazatel poměřující pracovní kapitál k zadlužení. Ten přibližně v 90 % případů odhalil finanční úpadek společnosti do jednoho roku. Jednorozměrná analýza je tedy založena na vyhodnocení jednotlivých poměrových ukazatelů, pro něž je snahou nalézt tzv. **optimální mezní bod**, který pomůže zařadit analyzovanou společnost do skupiny zdravé, popř. upadající. Optimální mezní bod by měl splňovat podmínku, že pravděpodobnost chybné klasifikace, tedy špatného zařazení do skupiny, je v tomto místě nejnižší. Obecně pak lze vyjádřit, že ukazatel s hodnotou nižší než mezní bod zařadí společnost do skupiny upadající. Opakem je případ překročení mezního bodu. Za výhodu jednorozměrné analýzy lze považovat její jednoduchost a aplikovatelnost, kdy lze použít jakýkoliv poměrový ukazatel. Základním předpokladem je však jistá zdůvodnitelnost příznačného vztahu mezi proměnnými poměrového ukazatele. Ovšem výhoda může v určitých případech působit i negativně, a to pokud je přehlédnuto, resp. není rozlišeno, že závislost mezi poměrovým ukazatelem a orientací k úpadku je nelineární. Autoři zabývající se jednorozměrnou analýzou zmiňují i další nedostatky, jako třeba nekonzistence použití, kdy některé poměrové ukazatele a jejich mezní body mohou být pro různé společnosti rozdílné [28], [29], [31].

2.6.2 Vícenásobná diskriminační analýza

Techniky vícenásobné diskriminační analýzy (multivariate discriminant analysis - MDA) k analýze predikce úpadku využil v roce 1968 E. Altman a vytvořil model zvaný Z-score. Tato statistická analýza umožňuje definovat skupiny, které berou v úvahu současně více znaků. Skupiny jsou charakterizovány shodně K-znaků, a pak zřetelně oddělené jakousi rozměrnou plochou – **rovinou s diskriminačním indexem**. Mezi skupinami lze

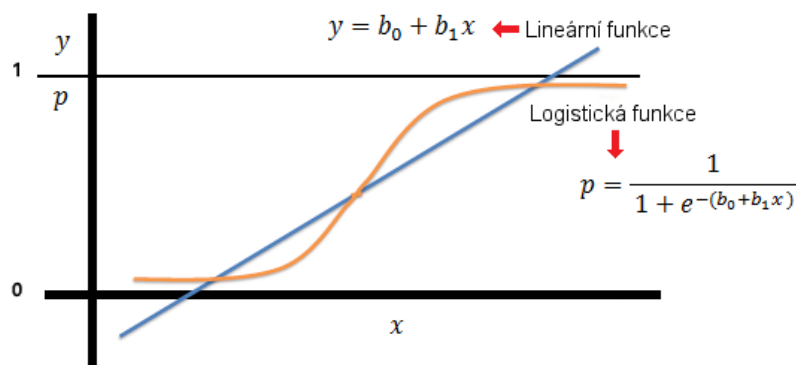
matematicky stanovit **stupeň odlišnosti**, a to měřením vzdálenosti mezi multivariačními průměrnými hodnotami skupin. Dosud neroztříděné znaky je možné zařadit podle porovnání s hodnotou diskriminačního indexu. Čím dále je znak - poměrový ukazatel od dělící roviny, tím přesněji ho lze zařadit do jedné či druhé skupiny.

Modely založené na vícenásobné diskriminační analýze jsou tedy obvykle složeny z kombinace lineárních proměnných, které by měly co nejjasněji vystihovat rozdíly mezi skupinou selhávajících a skupinou finančně zdravých podniků. Proměnné a vybrané finanční ukazatele vytvářejí tzv. **diskriminační skóre**, jehož výsledek by měl poskytnout konkrétní představu o finanční situaci společnosti. Diskriminační skóre tak zařadí analyzovanou společnost do skupiny společností, se kterými má podobné hodnoty znaků – ukazatelů. Obvykle je pak společnost označena jako směřující k bankrotu, pokud diskriminační skóre je nižší než mezní hodnota [29], [32], [33].

2.6.3 Modely podmíněné pravděpodobnosti

Další skupinou metod pro tvorbu modelů jsou techniky stojící na **teorii podmíněné pravděpodobnosti**, metody jsou tedy vytvořeny z vhodných kombinací proměnných. Ty by měly vhodně rozlišovat mezi definovanými skupinami, v tomto případě finančně zdravými podniky a upadajícími podniky [29].

Jednou z takových metod používaných k analýze dat různé povahy patří **logistická regrese**. Tu do svého bankrotního modelu v 80. letech minulého století zapracoval J. Ohlson. Chtěl se tak vyhnout problémům, které jsou spojené s metodami diskriminační analýzy, např. nízké vypovídací schopnosti výstupního skóre, tvorbě šedé zóny apod. Logistická regrese pomáhá vytvořit vhodný bankrotní model, který vystihne vztah mezi nespojitou predikovanou (závislou) proměnnou a skupinou nezávislých proměnných. Patří mezi **klasifikátory**, protože na základě vstupních dat je schopna predikovat jednu ze dvou, nebo více tříd. V našem případě je podstatou modelů založených na logistické regresi klasifikace podniků dle jejich **skóre** (logit score) na základě pravděpodobnosti (například bude-li pravděpodobnost jevu selhání vysoká, zařadí model podnik mezi upadající). Tím se odlišuje od lineárního regrese. Hodnocení proměnných se uskutečňuje na základě hodnoty pravděpodobnosti, že proměnná nabyde jedné ze dvou hodnot (obvykle 0, nebo 1). Rozřazení probíhá na základě predikce ležící v intervalu od nuly do jedné. Funkce, která má určující tvar pravděpodobnosti, se nazývá logistická regrese [34], [35], [36].



Obr. 3: Logistická regrese [37] (upraveno)

Jak je z předchozího obrázku názorně vidět, logistická funkce má tento obecný matematický zápis [34], [38]

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

Pravděpodobnost, že klasifikovaný jev nastane, je pak dána rovnicí, kde za x je dosazena funkce lineární regrese vyjadřující nezávisle proměnné

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-W_0 + W_1 \cdot x_1}} \quad (9)$$

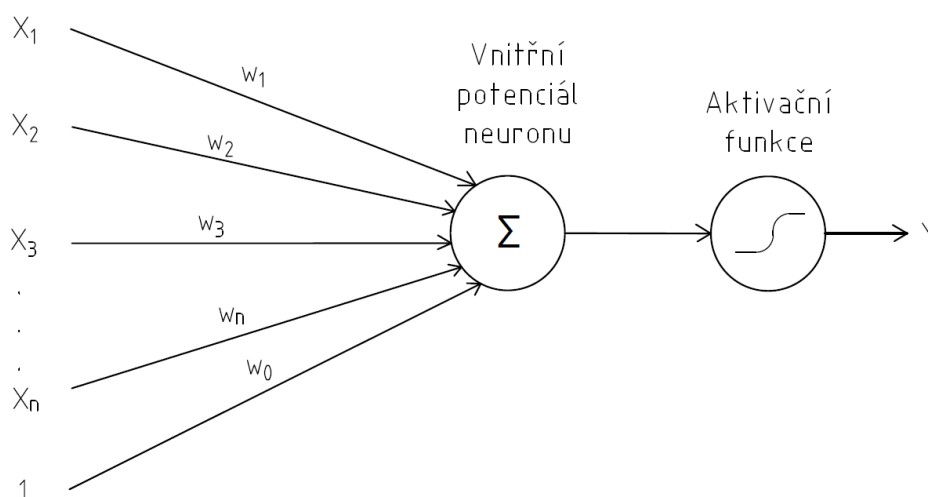
a to dle počtu indexů - kategorií (v literatuře lze nalézt také pod pojmem atributy). Koeficienty (váhy) W_i ohraničují, resp. oddělují jednotlivé oblasti [34], [38].

Lze tedy říci, že logistická regrese převádí standartní lineární regresi na klasifikaci, a to pomocí logistické funkce.

Zásadní pro problém všech představených nástrojů k tvorbě modelů je fakt, že pracují se závislou proměnnou, která je dichotomická. To znamená, že oblast, ve které se může proměnná vyskytovat je striktně rozdělena na dvě navzájem se nepřekrývající části. Proto musí být predikce podnikového zdraví, nebo úpadku jasně identifikovatelná. Stanovení identifikace, která je základním předpokladem pro použití logistické regrese, však není v případě hodnocení podniků vůbec jednoznačné. Jako další problém této metody se uvádí vícenásobná závislost (mnoho finančních poměrových ukazatelů spolu souvisejí – mají stejného čitatele, nebo jmenovatele).

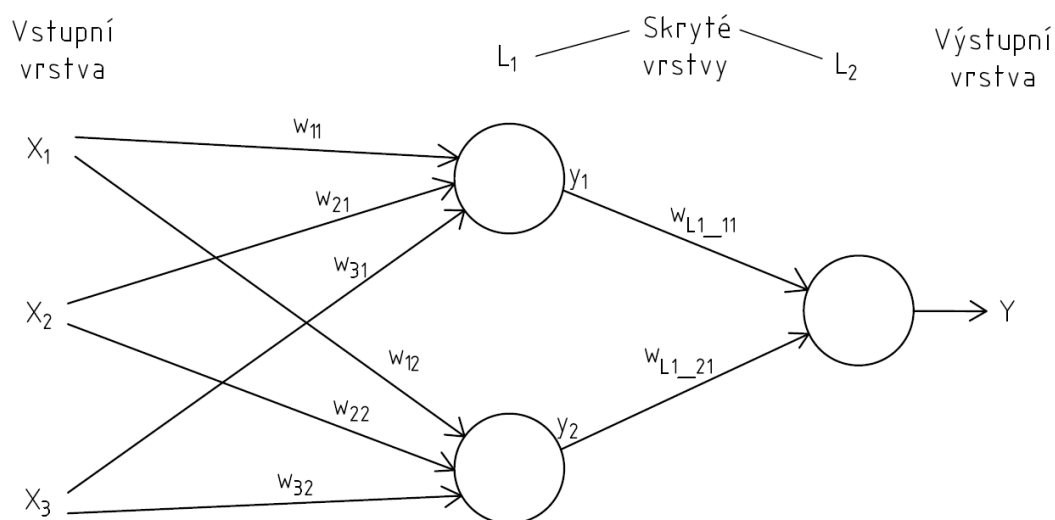
2.6.4 Neuronové sítě

Neuronové sítě se prokazují jako dobrý způsob pro řešení mnoha úkolů a začínají být tak používané v mnoha oblastech vědy i průmyslu k detekci, **klasifikaci** nebo ověřování. Jejich výhoda tkví především v tom, že poté co projdou tzv. **trénováním**, jsou při aplikaci rychlejší a efektivnější než konvenčně vytvořené algoritmy. Neuronovou síť lze definovat jako posloupnost navzájem propojených vrstev neuronů. Model takového neuronu je odvozen z biologického neuronu, základního prvku lidské nervové soustavy. Jeden matematický neuron se obecně skládá z n vstupů, k nimž náleží určité dílčí váhy, a jednoho výstupu. Součet součinů vstupů x_i a jejich vah w_i vytváří tzv. vnitřní potenciál neuronu [39]. Na předchozí lineární kombinaci je aplikována aktivační funkce (např. hyperbolický tangens) a tím je získán výstup. Pro ujasnění je uveden obrázek nejjednodušší neuronové sítě, tzv. **perceptronu**.



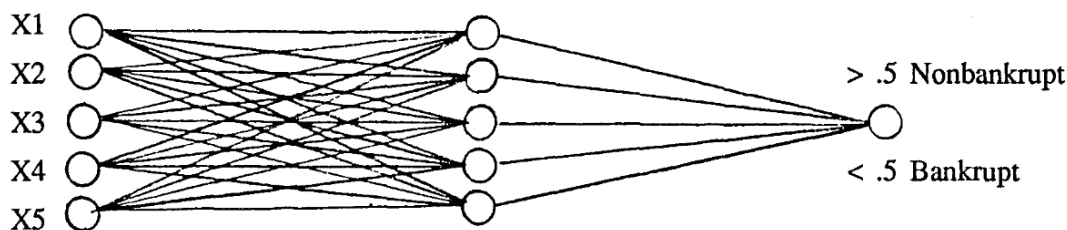
Obr. 4: Schéma perceptronu (vytvořeno dle [40])

Neuronová síť skládající se ze dvou skrytých vrstev pak může vypadat takto: do vrstvy L_1 jdou tři vstupy do dvou neuronů, do vrstvy L_2 vstupují výstupy z předchozích neuronů a po aplikaci aktivační funkce vystupuje z L_2 jeden výstup. Celý popis je graficky znázorněn na obr. 5. Pokud uživatel zadá počáteční parametry, vyjde jistý výsledek, který však bude odlišný od výsledku požadovaného. Na základě této chyby pak dochází k úpravě jednotlivých vah algoritmem zpětné vazby a tak dochází k trénování neuronové sítě. Postupně jsou upravovány váhy tak, aby bylo dosahováno co nejmenší chyby oproti trénovacím příkladům [40].



Obr. 5: Obecná neuronová síť se dvěma skrytými vrstvami (vytvořeno dle [40])

Na možnost využití neuronové sítě v bankrotních modelech upozornili ve svém článku už v roce 1990 pánové M. D. Odom a R. Sharda. Pokusili se tehdy srovnat predikční schopnost modelu neuronové sítě a modelu postaveném na diskriminační analýze. Neuronová síť se skládala ze tří vrstev a výstupní neuron nabýval hodnot v intervalu od nuly do jedné, kdy hodnoty menší než 0,5 ukazovaly na bankrotní stav [41].



Obr. 6: Neuronová síť bankrotního modelu [41]

Odom a Sharda porovnávali metody na třech skupinách vzorků se zastoupením podniků zdravých a po bankrotu. Vstupní data tvořila poměrové ukazatele z Altmanova bankrotního modelu ($X_1 - X_5$) z roku 1968. Trénovací sada vzorků byla vždy odlišná, v prvním případě v poměru 50/50, ve druhém 80/20 a ve třetím 90/10 (zdravých/bankrotujících). Testovací sada se vždy skládala z 27 bankrotujících a 28 zdravých podniků. Výsledky byly pozoruhodné, neuronová síť se v případech odhalení bankrotujících podniků jevila jako robustnější a vykazovala vyšší efektivitu ve všech třech situacích [41].

2.7 ROC křivky – vybraný nástroj hodnocení efektivity

Nástrojem pro **hodnocení efektivity** vybraných modelů poslouží tzv. **ROC křivky** (z angl. Receiver Operating Characteristic). Ty totiž umožňují graficky zobrazit určitý vztah klasifikace binormálního rozdělení. Funkce křivek je dlouhými léty prověřená, neboť se využívala už v 50. letech 20. století, a to v radarové technice. Operační křivka, jak je také někdy nazývána, znázorňuje chování testovaného pravidla na základě stanoveného dělicího bodu, který musí být určen a dle něhož se rozhoduje o pozitivním či negativním výsledku prováděného testu. Nástroj tedy uvažuje **binární proměnnou** (označenou např. Y), která rozděluje sledované objekty dle splnění kritéria (podmínky). Jedna skupina objektů splňuje ($Y = 1$) kritérium, druhá skupina nesplňuje ($Y = 0$). Pomocí diagnostického testu pak jsou sledované objekty rozděleny do skupin ($T = 1 \vee 0$). Faktem je, že mohou nastat hned čtyři jevy [42], [43], [44].

1. jev: objekt na základě testu vyhodnocen pozitivně ($T = 1$), a je pozitivní ($Y = 1$).
2. jev: objekt na základě testu vyhodnocen negativně ($T = 0$), a je negativní ($Y = 0$).
3. jev: objekt na základě testu vyhodnocen pozitivně ($T = 1$), ale je negativní ($Y = 0$).
4. jev: objekt na základě testu vyhodnocen negativně ($T = 0$), ale je pozitivní ($Y = 1$).

Tab. 1: Klasifikace predikční proměnné

Skutečné rozdělení objektů	Klasifikace dle predikčního testu	
	T = 1	T = 0
Y = 1	TP = správně pozitivní	FN = falešně negativní
Y = 0	FP = falešně pozitivní	TN = správně negativní

Z tabulky shrnující možné výsledky klasifikačního testu je viditelné, že klasifikace nemusí proběhnout ideálně, neboť některé objekty mohou být označeny jako FP nebo FN.

Úkolem této práce je zhodnocení efektivity modelů, které klasifikují podniky jako bankrotující nebo finančně zdravé. Při klasifikaci však mohou nastat dvě chyby, které jsou zřejmé z následující tabulky.

1. podnik označen jako falešně bankrotující (FP_e) - podnik ale nebankrotoval.
2. podnik označen jako falešně nebankrotující (FN_e) - podnik však zbankrotoval.

Tab. 2: Klasifikace predikčního modelu dle ROC nástroje

Skutečný stav podniku	Klasifikace dle modelu	
	Bankrotující	Nebankrotující
Bankrotující	TP _e	FN _e (chybná klasifikace)
Nebankrotující	FP _e (chybná klasifikace)	TN _e

ROC křivky v dvourozměrném grafickém zobrazení znázorňují **senzitivitu** - četnost skutečné positivity (True Positive Rate), a četnost falešné positivity (False Positive Rate). V matematickém vyjádření lze senzitivitu - výsledek bankrotního modelu bude pozitivní (bankrot) u pozitivního (bankrotujícího) podniku, zapsat jako [42]

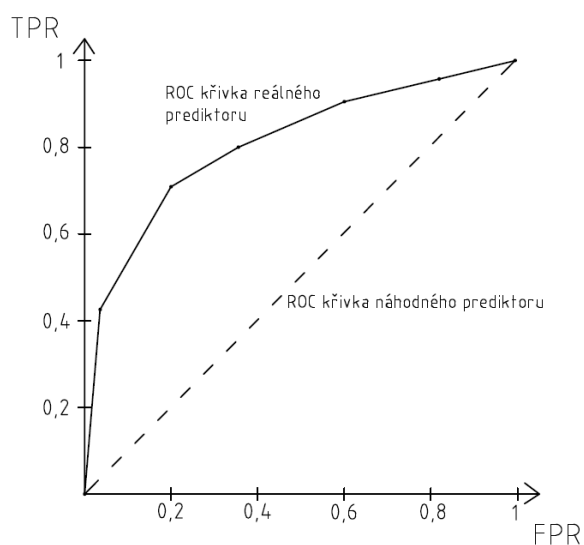
$$\text{Senzitivita (TPR)} = \frac{TP_e}{TP_e + FN_e} \quad (10)$$

Četnost falešné positivity – výsledek bankrotního modelu bude pozitivní (bankrot) u negativního (v tomto případě finančně zdravého) podniku, má v rovnici tuto podobu [42]

$$FPR = \frac{FP_e}{FP_e + TN_e} \quad (11)$$

V zobrazení ROC křivky je však druhá zmiňovaná četnost vyjadřována obráceným stavem jako tzv. **specificita** odečtená od jedné [42].

$$FPR = 1 - \text{Specificita} = 1 - \frac{TN_e}{TN_e + FP_e} \quad (12)$$



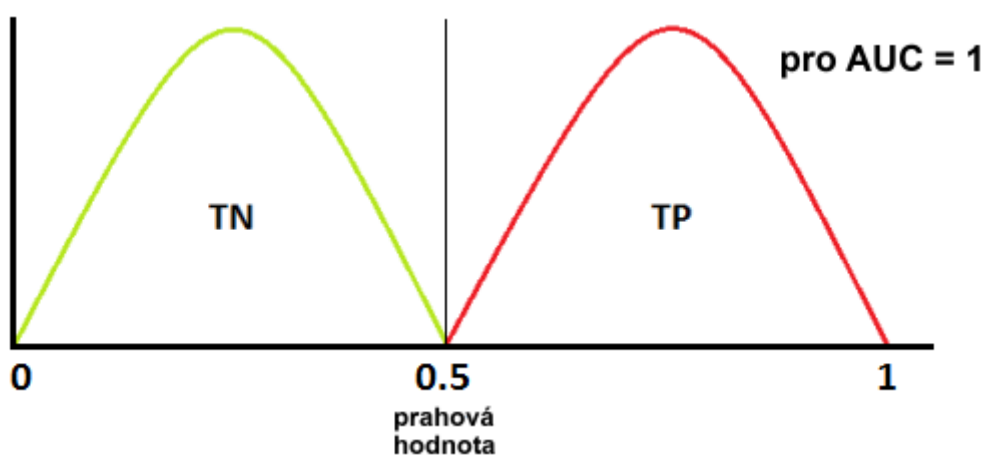
Obr. 7: Tvar ROC křivky

2.7.1 Posouzení ROC křivek

Spolehlivost predikce lze graficky vyjádřit pomocí ROC křivky, svoji roli hrají tvar a oblast v dvourozměrném grafu. Lze pak říci, že čím vznikne větší plocha pod křivkou **AUC** (Area Under The ROC Curve), tím větší pravděpodobnost správného zařazení je možné uvažovat. Parametr AUC nabývá hodnot od 0,5 do 1. Hodnota 0,5 nemá žádnou diskriminační schopnost a jednotky jsou zařazeny zcela náhodně (ROC je diagonálou – viz obr. 7). Je-li hodnota 1, diskriminační schopnost modelu je dokonalá (ROC splývá s levou svislou a horní vodorovnou stranou čtverce). Za **výhodu** ROC křivky lze označit nezatíženost výsledku nestejným zastoupením jednotlivých tříd, do kterých je zpracována klasifikace. Podle hodnoty plochy pod křivkou můžeme hodnotit model na stupnici dle tabulky [30], [45].

Tab. 3: Stupnice hodnocení parametru AUC (dle [30])

AUC	0,5 – 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 – 1
MODEL	Neúčinný	Špatný	Uspokojivý	Dobrý	Vynikající



Obr. 8: Dokonalá rozlišovací schopnost mezi pozitivním a negativním stavem [45]

3 ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ A JEJICH PREDIKTORŮ

Střední a východní Evropa byla od konce 2. světové války do počátku 90. let 20. století vnitřním souborem zemí utvářející geopolitický celek pod vžitým názvem Východní blok. V jeho vnitřním uspořádání zaujímal dominantní postavení Sovětský svaz, který z velké části určoval směr a charakter politicko-ekonomického systému. Specifikem byl nastavený systém centrálního plánování. Až na výjimky bylo omezené soukromé vlastnictví, podnikání, a také svoboda pohybu. Výroba a distribuce byla řízena dle několikaletého plánu. Po zhroucení a následném rozpadu tohoto geopolitického uskupení započalo v zemích střední a východní Evropy období tzv. **transformace**. Z ekonomického hlediska se jednalo především o přechod z centrálně řízené ekonomiky na tržní systém. Součástí transformace však byla i přeměna politického systému postaveného na myšlence socialismu. To sebou přineslo hluboké zásahy do společenského života. V některých případech se vyskytly nejrůznější vnitřní konflikty, které se v jednotlivých zemích lišily svým charakterem. Z ekonomického hlediska transformace zahrnovala ale také možnost soukromého vlastnictví, která sebou přinesla opětovný rozvoj podnikání a spolu s tím i požadavky na finanční hodnocení podniků. Bankrotní modely ve vyspělých západních zemích jsou vyvíjeny a používány již od počátku 20. století. Zájem o ně v zemích střední a východní Evropy přichází až po rozpadu „železné opony“, a to v souvislosti s ekonomickou změnou a následným vývojem. Od té doby bylo vytvořeno mnoho bankrotních modelů s ohledem na vývoj transformace a specifčnost podnikového prostředí v této části světa [46].

3.1 Okruh zahrnutých zemí

Bankrotní i finančně zdravé podniky, které tvoří vzorek dat práce, pochází ze zemí bývalého Východního bloku (též komunistického, socialistického), které tvořily země SSSR a jeho politické satelity především ze střední a jihovýchodní Evropy. Toto uskupení by bylo možné rozčlenit dle geograficko-historického vývoje na několik oblastí. Pro účely této práce byly vybrány **podniky z tranzitivních ekonomik střední a východní Evropy**. Pojem střední a východní Evropa v této práci zahrnuje:

- země V4 (ČR, SR, Polsko, Maďarsko);
- Pobaltské republiky – Estonsko, Litva a Lotyšsko;
- země jihovýchodní Evropy – Rumunsko a Bulharsko;
- vybrané země z organizace SNS – Bělorusko, Moldavsko, Rusko;
- Ukrajina.



Obr. 9: Mapa států zahrnutých do testování [47] (upraveno)

3.2 Sektor malých a středních podniků

Tak jako je dobře fungující makroekonomické prostředí tvořeno vhodně rozloženými jednotkami na bázi mikroekonomie, tak ani v rozvoji podnikání se nelze zaměřovat pouze na velké podniky, jež tvoří velké ekonomické hodnoty. Tedy je nutné rozložit a přiřadit k dílčím účelům různé velikosti entit podniků. Proto se malé a střední podniky pro dnešní dobu staly významnou složkou národních ekonomik vyspělého světa [48].

K vymezení pojmu **malé a střední podniky** (Small and Medium Enterprises – dále jen SMEs) pro tuto práci bude využito doporučení Evropské komise 2003/361, které se obecně v Evropě uchytilo [49]. Definice dle Doporučení bere v úvahu **dvě kritéria**, která jsou

včetně prahových hodnot následující [50]:

- počet zaměstnanců podniku < 250 osob,
- roční obrat podniku \leq 50 mil. €, nebo bilanční suma roční rozvahy \leq 43 mil. €.

Popisovanou oblast lze po stránce ekonomické označit jako **výrazný rozvojový potenciál**. Svoji roli hraje nezastupitelně ve většině států střední a východní Evropy po roce 1990. V posledních letech si je možné povšimnout znatelného nárůstu přidané hodnoty. V ČR tvořila 56 % celkového objemu v roce 2019, mírně pod průměrem EU [51]. SMEs se podílely na tvorbě přibližně 3,5 trilionu € do Evropské ekonomiky v roce 2020 [52]. Při pohledu do minulosti si lze všimnout významu malého a středního podnikání již v 19. století. Zde si spotřebitelé opatřovali řadu výrobků právě od malých živnostenských podniků, neboť tehdejší přeprava zboží mimo regionální trhy byla těžko uskutečnitelná, a také poměrně drahá. V moderním pojetí přinesla řadu změn ve prospěch SMEs v západním světě zvláště 70. léta a mnohé krize, které se dotkly především velkých podniků těžkého průmyslu. Ty byly nuceny omezovat masovou výrobu i snižovat stav zaměstnanců. A tak právě vyšší nezaměstnanost přinesla vlnu tzv. flexibilní specializace (Flexible specialization), tedy podporu nově vznikajícím podnikům s alternativním zaměřením. Svou roli sehrál i rozvoj oblasti služeb. Otevřená šance pro SMEs přinesla zjištění, že tyto struktury jsou více schopné obstát v hospodářsky měnícím se prostředí [48]. Rozvoj SMEs ve státech střední a východní Evropy se až na výjimky rozběhl s rozpadem Východního bloku [46].

3.3 Výběr bankrotních modelů

Podle analýzy studií bankrotních modelů v přehledech [53], [54], vzniklých převážně na akademické půdě, bylo vybráno pět bankrotních modelů z většiny pocházejících z prostředí objasněného v předchozí kapitole. Modely jsou dále předmětem testování efektivnosti, a to v prostředí, které bylo vymezeno v předchozích odstavcích.

3.3.1 Bankrotní model DAVYDOVA & BELIKOV

Tento bankrotní model, od ruských autorů představený na konci 2. tisíciletí (1999), je založen na čtyřech faktorech. G. V. Davydova a A. Y. Belikov se už snaží reagovat na zřetelné **odlišnosti** při aplikaci známých modelů v západním a východním prostředí.

Přesto největší váha, neporovnatelně s ostatními váhami v modelu, je přisuzována prvnímu z ukazatelů R_{11} převzatému z modelu E. Altmana [53], [55]. Jedná se tedy o **částečnou adaptaci** západního bankrotního modelu v postsovětském prostředí [56]. Zápis čtyř faktorového R-modelu je následovný [54]

$$R_{\text{model}_{D\&B}} = 8,38 \cdot R_{11} + R_{12} + 0,054 \cdot R_{13} + 0,63 \cdot R_{14} \quad (13)$$

$$R_{11} = \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{celková aktiva}}$$

$$R_{12} = \frac{\text{EAT}}{\text{vlastní kapitál}}$$

$$R_{13} = \frac{\text{tržby}}{\text{celková aktiva}}$$

$$R_{14} = \frac{\text{EAT}}{\text{provozní náklady}}$$

Zajímavostí je pak samotné vyhodnocení (v tab. 4), které autoři rozdělili do pěti zón, nikoliv do běžných dvou až třech.

Tab. 4: Přiřazení pravděpodobnosti bankrotu dle modelu DAVYDOVA & BELIKOV

Výsledná hodnota	Interpretace výsledné hodnoty
$R_{D\&B} < 0$	Přímo hrozící bankrot
$0 < R_{D\&B} < 0,18$	Bankrotní riziko vysoké s 60 - 80 % pravděpodobností
$0,18 < R_{D\&B} < 0,32$	Bankrotní riziko průměrné s 35 - 50 % pravděpodobností
$0,32 < R_{D\&B} < 0,42$	Stupeň bankrotního rizika nízký s 15 - 20 % pravděpodobností
$R_{D\&B} > 0,42$	Pravděpodobnost bankrotu velmi nízká (10 %)

L. Lugovskaya ve své práci, jejíž model je představen v podkapitole 3.3.4, zmiňuje **nedostatečné objasnění tvorby** modelu DAVYDOVA & BELIKOV. Především kritizuje chybějící statistický test studie. Dle jejího názoru by se tak mohlo zdát, že stavba modelu probíhala separátním šetřením vlivu jednotlivých ukazatelů [57].

Srovnání tohoto modelu s dalšími třemi modely (Altman, Taffler, Two-factor model od R. Sneidera) v prostředí hodnocení finanční stability malých a středních podniků lotyšské

ekonomiky před krizovým rokem 2008 lze nalézt v práci N. Koledy a N. Lace [58].

3.3.2 Bankrotní model ANGHEL

Další z vybraných bankrotních modelů byl sestrojen pod hlavičkou tzv. Rumunské školy (Romanian school). Označován bývá dle svého autora jako ANGHEL model. Funkční skóre modelu bylo postaveno na základě vícerozměrné diskriminační analýzy. Skládá se tedy z jedné konstanty a čtyř proměnných, včetně jejich vah. I. Anghel ve své studii v roce 2002 pracoval s 276 podniky, a to vybranými celkem z 12 odvětví **rumunské ekonomiky**. K analýze byly použity výkazy z let 1994 - 98. Z celkového množství dvaceti ukazatelů (aktivity, likvidity, zadluženosti, návratnosti a dalších) byly vybrány **čtyři diskriminačně nejvhodnější**. Výsledný model má tuto formu [59],

$$Z_A = 5,676 + 6,3718 \cdot R_{21} + 5,3932 \cdot R_{22} - 5,1427 \cdot R_{23} - 0,0105 \cdot R_{24} \quad (14)$$

$$R_{21} = \frac{\text{EAT}}{\text{provozní výnosy}}$$

$$R_{22} = \frac{\text{CashFlow}}{\text{celková aktiva}}$$

$$R_{23} = \frac{\text{závazky}}{\text{celková aktiva}}$$

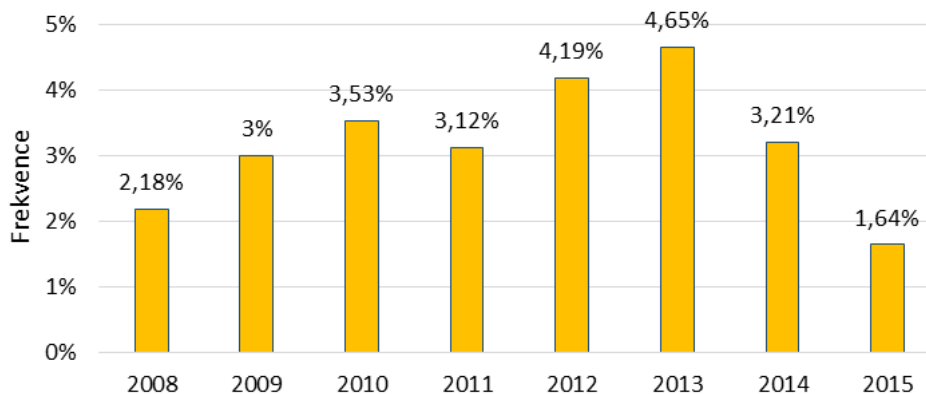
$$R_{24} = \frac{\text{závazky} \cdot 360}{\text{tržby}} .$$

Ohodnocení podniku probíhá na základě této klasifikace [13]:

- $Z \geq 2,05$ dobrá finanční situace podniku,
- $0 < Z < 2,05$ nejisté zařazení,
- $Z \leq 0$ hrozící bankrot.

Přesnost modelu byla v počáteční studii stanovena na souboru 55 podniků (28 nebankrotních, 27 bankrotních) a dosahovala více než 97 %. Při ověření správnosti na datech rumunské ekonomiky z let 2005 – 09 byla efektivnost modelu stanovena na 63,33 % [59]. V Rumunsku výrazně narostl podíl bankrotních podniků po krizovém roce 2008. V roce 2013 zbankrotovalo bezmála třicet tisíc podniků, tedy dvojnásobek roku 2008, jak je vidět názorně na obrázku níže. Svůj vliv hrálo i postavení Rumunska na evropském trhu po vstupu do EU v roce 2007 [60].

Roční procentní podíl bankrotních podniků v Rumunsku po krizovém roce 2008



Obr. 10: Vývoj podnikového bankrotu v Rumunsku po roce 2008 [60]

3.3.3 Bankrotní model GARŠKAITE & GARŠKIENE

Třetí vybraný bankrotní model je z prostředí modelů vzniklých v oblasti Pobaltí. Zde jako ve většině zemí bývalého východního bloku v 90. letech 20. století byla nejprve vyvinuta snaha o adaptaci bankrotních modelů profesora E. Altmana. Ty byly postavené na metodě MDA a už mnoho let slavily úspěch v západních zemích. K. Garškaite a A. Garškiene v roce 2003 představily model odvozený stejnou technikou, tedy zkoumáním lineární diskriminační finanční funkce. Cílem, jak už bylo popsáno v kapitole o metodách tvorby modelů, se stává nalezení vhodného diskriminačního prahu pro rozdělení skupin podniků ohrožených bankrotem a nikoliv. Model autorek diagnostikující **litevské bankrotní podniky** je velmi prostým modelem skládajícím se ze **dvou indexů** – ukazatele běžné likvidity a finanční závislosti na cizích zdrojích. Následující studie však spíše ukázaly, že hodnocení podnikového bankrotu pomocí modelů o dvou faktorech **není dostačující**. Nezachycují totiž další důležité aspekty finanční kondice podniků [61], [62].

Model je prezentován touto rovnicí ve tvaru [54]

$$Z_{G\&G} = -0,3877 - 1,0736 \cdot R_{31} + 0,0579 \cdot R_{32} \quad (15)$$

$$R_{31} = \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{krátkodobé závazky}}$$

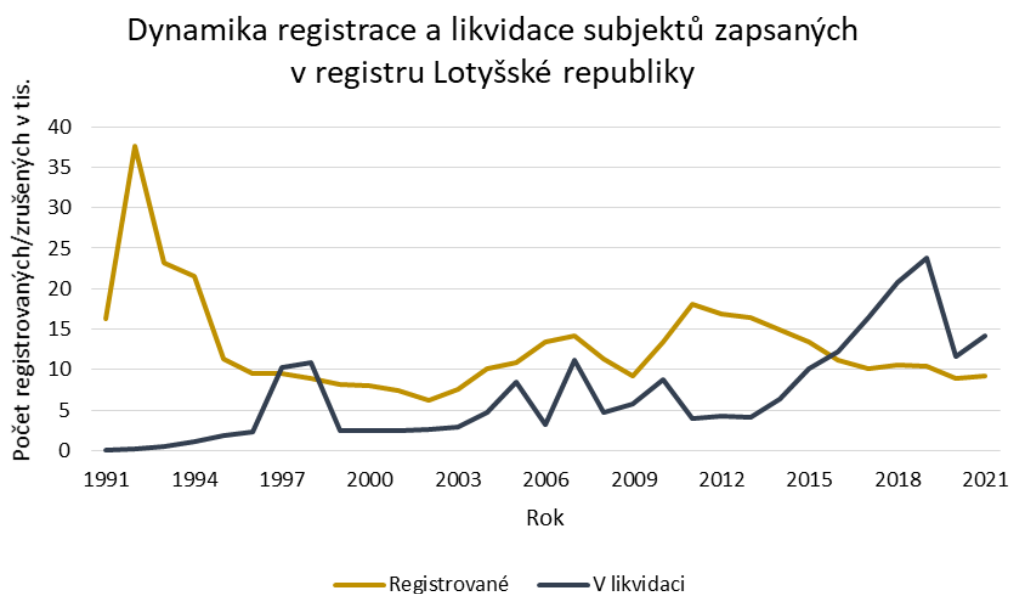
$$R_{32} = \frac{\text{krátkodobé} + \text{dlouhodobé závazky}}{\text{vlastní kapitál}} .$$

Kritickou hodnotou – diskriminační linií mezi bankrotem / finanční stabilitou je stanovena hodnota nula. Tedy [62],

- pokud $Z < 0$, tak je malá pravděpodobnost bankrotu, klesající hodnota indikuje klesající hrozbu.
- $Z > 0$ představuje větší než 50 % pravděpodobnost, že analyzovaný podnik spěje k bankrotu.

Prezentovaný model však nebyl prvním. R. Shorin a I. Voronova už v roce 1998 sestavili modifikaci prvního Altmanova Z-score modelu (1968) použitelného pro lotyšské podmínky [63]. Správnost tohoto modelu byla testována hned několikrát (např. [64]), v roce 2018 v práci Scacun & Voronova dosahoval přesnosti 65 % dva roky před bankrotem a 67 % rok před bankrotem [65]. Pro jeho objektivní testování je však nutné pracovat s daty, která mohou být těžko dostupná, jako třeba informace o zadrženém zisku podniku.

Následující graf ukazuje na dynamiku vzniku a zániku podniků v prostředí Lotyšska. Názorně je viditelný rozmach nových podniků po rozpadu SSSR a vyhlášení nezávislosti pobaltských republik. Tyto republiky si prošly náročným obdobím **transformačního šoku** jako většina východoevropských států v 90. letech [46]. Překročení počtu podniků registrovaných v likvidaci v posledních letech může ukazovat na nepříhodné ekonomické podmínky. Svůj vliv však může hrát i nedostatečná diagnostika symptomů podnikové krize v těchto zemích [66].



Obr. 11: Dynamika registrace a likvidace subjektů zapsaných v registru Lotyšské republiky (data z [67])

3.3.4 Bankrotní model LUGOVSKAYA

L. Lugovskaya ve své práci využívá diskriminační analýzu a představuje dva modely pro sektor SMEs. **Základní model** skládající se pouze z finančních ukazatelů je dále rozšířen o faktory velikosti a časové hodnoty působnosti (stáří) sledovaných podniků. Klíčovými faktory však zůstávají ukazatele zaměřené na **likviditu** a **rentabilitu**. Výsledky vykazují vysokou míru správné predikce [54], [57].

Studie **Predikce úpadku ruských SMEs** (Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables) reaguje na rozsáhlou finanční krizi v roce 2008, kdy se v Rusku uzavřela cesta většině malých a středních podniků k penězům od bank. Ačkoliv se před krizí sektor SMEs prezentoval atraktivností a rychlým růstem, za několik měsíců bylo nutné pro tyto podniky hledat nové cesty k udržení se na trhu. Banky tak začaly hledat nové účinné nástroje, které by pomohly nastavit správný vztah se zavazujícími se subjekty. K opětovnému nastartování růstu sektoru SMEs bylo totiž nutné prohlédnout jeho fungování, aby se případně předešlo opakovanému úpadku. Autorka působící na britských ostrovech si byla vědoma nedostatečného probádání bankrotu ruských podniků, neboť většina těchto prací se orientuje na západní svět. Dala si tedy za úkol vytvořit model založený na datech ruských podniků, který by byl dále použitelný v tomto prostředí. K tomu, aby vystihla nejdůležitější parametry pro efektivní predikci, bylo nutné nejprve prozkoumat hybné faktory sektoru SMEs v Rusku [57].

K definování podniků malých a středních byly následně autorkou stanoveny tyto mantinely [57]:

- roční obrat podniku mezi lety 2002 – 03 nepřesáhl 90 mil. ruských rublů,
- podnik není státní, ani státní podíl v podniku nepřesahuje 25 %,
- společnost nefunguje jako nezisková organizace.

Při tvorbě klasifikačních modelů stojící na technice diskriminační analýzy pracovala L. Lugovskaya se vzorkem 8 967 podniků (584 bankrotních, 8383 zdravých). Data z účetních výkazů let 2000 - 04 poskytla databáze SPARK. Pro další doplňující data, především k identifikaci neúspěšných podniků, byly použity vládní listy Rossiyskaya gazeta. Finančně zdravé podniky byly vybrány náhodně, zhruba však byly zastoupeny stejné počty podniků z každé ze sedmi federálních celků Ruska [57].

V této práci bude analyzován základní vzorec zohledňující pouze finanční ukazatele. Vzorec

pro výpočet je následovný [57]:

$$Z_L = -0,05 - 0,61 \cdot R_{41} + 0,07 \cdot R_{42} + 0,34 \cdot R_{43} - 1,13 \cdot R_{44} + 1,35 \cdot R_{45} + 8,42 \cdot R_{46} \quad (16)$$

$$R_{41} = \frac{\text{peněžní prostředky}}{\text{krátkodobé závazky}}$$

$$R_{42} = \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{krátkodobé závazky}}$$

$$R_{43} = \frac{\text{peněžní prostředky} + \text{krátkodobé pohledávky}}{\text{krátkodobé závazky}}$$

$$R_{44} = \frac{\text{peněžní prostředky} + \text{krátkodobé pohledávky}}{\text{celková aktiva}}$$

$$R_{45} = \text{ROA (ukazatel rentability celkových aktiv)}$$

$$R_{46} = \frac{\text{peněžní prostředky}}{\text{celková aktiva}} \cdot$$

Hodnota nula určuje mezní skóre mezi predikcí bankrotních a nebankrotních podniků [57].

3.3.5 Bankrotní model CONAN & HOLDER

Poslední vybraný model je z představených modelů **nejstarší**. Jeho autoři J. Conan a M. Holder mezi lety 1970 – 75 sledovali 31 ukazatelů 190 malých a středních **francouzských podniků**, z nichž polovina v těchto letech zbankrotovala. Mezi testovanými byly zařazeny podniky průmyslové, stavební, společnosti zabývající se velkoobchodem i dopravou [68]. Výsledné klíčové ukazatele včetně vah jsou shrnuty v rovnici 17 [69].

$$Z_{C\&H} = 0,16 \cdot R_{51} + 0,22 \cdot R_{52} - 0,87 \cdot R_{53} - 0,1 \cdot R_{54} + 0,24 \cdot R_{55} \quad (17)$$

$$R_{51} = \frac{\text{oběžná aktiva} - \text{zásoby}}{\text{krátkodobé závazky}}$$

$$R_{52} = \frac{\text{základní kapitál} + \text{dlouhodobé závazky}}{\text{celková aktiva}}$$

$$R_{53} = \frac{\text{úrokové náklady}}{\text{krátkodobé} + \text{dlouhodobé závazky}}$$

$$R_{54} = \frac{\text{výdaje na zaměstnance}}{\text{přidaná hodnota}}$$

$$R_{55} = \frac{\text{hrubý zisk}}{\text{krátkodobé} + \text{dlouhodobé závazky}} \cdot$$

Pro následnou interpretaci výsledků sestavili autoři stupnici o čtyřech pásmech [68].

Tab. 5: Přiřazení pravděpodobnosti bankrotu dle modelu CONAN & HOLDER

Výsledná hodnota	Interpretace výsledné hodnoty
$Z_{C\&H} \leq 0,04$	Nebezpečí bankrotu – bankrotní riziko s 65 - 90 % pravděpodobností
$0,04 < Z_{C\&H} \leq 0,1$	Nutnost pozorného sledování – bankrotní riziko s 30 - 65 % pravděpodobností
$0,1 < Z_{C\&H} \leq 0,16$	Dobrá finanční situace – bankrotní riziko s 10 - 30 % pravděpodobností
$Z_{C\&H} > 0,16$	Velmi dobrá finanční situace – bankrotní riziko s nižší než 10 % pravděpodobností

Model Conan & Holder dosáhl relevantních výsledků v nedávné studii analyzující predikci bankrotu v sektoru rumunských stavebních společností mezi krizovými roky 2008 – 12 [70].

Poslední model se od předchozích liší oblastí a rokem svého vzniku. Tím se vymyká dosavadnímu nastavenému směřování. Jedná se však o model dlouhodobě ověřený a také několikrát testovaný ve vybraném prostředí [70], [71], [72]. Mohla by se tedy naskytnout domněnka, zda neexistuje jistá **spojitost mezi obdobími tvorby tohoto modelu se současným proudem SMEs** ve státech bývalého Východního bloku, jejichž vývoj započal až o mnoho let později.

3.4 Testování efektivnosti vybraných bankrotních modelů

V kapitole Testování efektivnosti vybraných bankrotních modelů bude představena aplikace ekonomických dat aktivních a bankrotních podniků na bankrotní modely uvedené v předchozí kapitole. **Ekonomická data** z prostředí států střední a východní Evropy (viz 3.1 Okruh zahrnutých zemí) byla exportována z **databáze Orbis Europe** [20], která mapuje a archivuje finanční údaje evropských společností.

Pro vyhledávání dat byla stanovena tato **kritéria**:

- 1) Status podniku: aktivní, nebo bankrotní.
- 2) Klasifikace ekonomických činností (NACE industry classification):
NACE rev. 2 = C (skupina odpovídá zpracovatelskému průmyslu).
- 3) Podnik ze země: Bělorusko, Bulharsko, Česká republika, Estonsko, Litva, Lotyšsko, Maďarsko, Moldavsko, Polsko, Rumunsko, Ruská federace, Slovensko, Ukrajina.
- 4) Počet zaměstnanců podniku: hodnota $> 5 \wedge < 250$.
- 5) Obrat podniku: hodnota < 50 mil. €.

Na základě kritérií byly vyhledány podniky a jejich finanční data, případně ekonomické ukazatele, z období let **2016 – 2020**. Pro uspokojivý rozsah dat podniků bankrotních bylo nutné rozšířit časovou oblast. Kritériem byl zvolen jeden rok před bankrotem. Data jsou pak z let 2018 - 2020. Výpočet modelů probíhal v období jednoho ($t-1$) až pěti let ($t-5$) před bankrotem.

Jistým problémem při vyhledávání dat bylo omezení **dostupnosti** některých účetních dat. To může plynout z toho, že podniky spadající do sektoru SMEs vykazují často své finanční výsledky ve zkráceném rozsahu. Proto se také liší počty vzorků podniků nejen pro testované modely, ale i pro jednotlivé roky. Zásadně omezený se stává rozsah dat bankrotních podniků, jak už bylo uvedeno v předchozím odstavci.

3.4.1 Efektivnost modelu DAVYDOVA & BELIKOV

V této kapitole jsou představeny výsledky testování efektivnosti čtyř-faktorového bankrotního modelu z konce 20. století. Model vychází z úpravy Altmanova diskriminačního modelu. Ze vzorku 10 000 aktivních podniků bylo k testování tohoto modelů vhodných necelých 9 500. Model pracoval s až 464 bankrotními společnostmi.

V následující tabulce jsou uvedeny číselné výsledky prvního modelu aplikovaného na účetní data aktivních podniků. Klasifikaci autoři rozdělili do pěti úrovní dle výše pravděpodobnosti bankrotu.

Tab. 6: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu DAVYDOVA & BELIKOV

Testování AKTIVNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1 (2020)	t-2 (2019)	t-3 (2018)	t-4 (2017)	t-5 (2016)
		při celkovém počtu testovaných				
		9 412	9 379	9 379	9 356	9 315
pravděpodobnost bankrotu dle klasifikace modelu						
10%	absolutně	8 570	8 576	8 591	8 564	8 514
	[%]	91,05	91,44	91,6	91,53	91,4
15 - 20%	absolutně	4	8	7	8	16
	[%]	0,04	0,09	0,07	0,09	0,17
35 - 50%	absolutně	13	9	11	11	9
	[%]	0,14	0,1	0,12	0,12	0,1
60 - 80%	absolutně	14	13	17	14	11
	[%]	0,15	0,14	0,18	0,15	0,12
100%	absolutně	811	773	753	759	765
	[%]	8,62	8,24	8,03	8,11	8,21

V tab. 6 jsou názorně vidět vysoké hodnoty správného zařazení aktivních podniků do úrovně klasifikace s nejnižší pravděpodobností bankrotu. Desetiprocentní pravděpodobnosti bankrotu dosáhlo více než 91 % aktivních podniků, a to ve všech analyzovaných letech. Naopak na stoprocentní pravděpodobnost bankrotu dosáhlo 8 až 9 % podniků, což není úplně zanedbatelný počet. Do úrovně klasifikace mezi nízkou a vysokou pravděpodobností zařadil model velmi malý počet podniků, v řádu desetin procent. Závěry ze zařazení těchto podniků však musí být velice opatrné. Mohou totiž upozorňovat na jisté problémy s některými ukazateli. Hodnoty ve všech úrovních nijak zvlášť během období nekolísají.

V následující tabulce jsou uvedeny číselné výsledky čtyř-faktorového modelu aplikovaného na účetní data bankrotních podniků.

Tab. 7: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu DAVYDOVA & BELIKOV

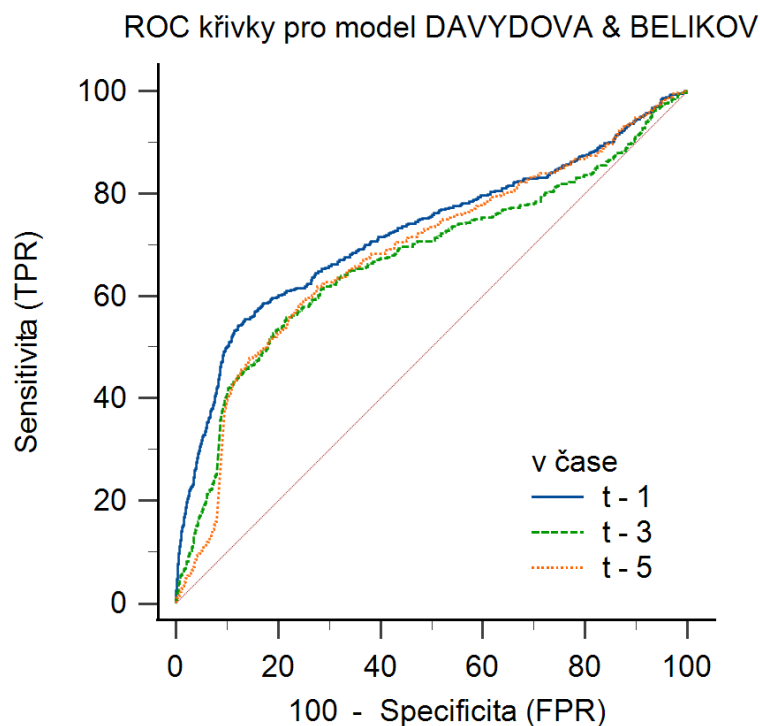
Testování BANKROTNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		464	462	425	389	366
pravděpodobnost bankrotu dle klasifikace modelu						
10%	absolutně	246	300	295	283	283
	[%]	53,02	64,94	69,41	72,75	<u>77,32</u>
15 - 20%	absolutně	1	4	1	3	2
	[%]	0,22	0,87	0,24	0,77	0,55
35 - 50%	absolutně	7	0	4	8	3
	[%]	1,51	0	0,94	2,06	0,82
60 - 80%	absolutně	3	2	5	2	2
	[%]	0,65	0,43	1,18	0,51	0,55
100%	absolutně	207	156	120	93	76
	[%]	<u>44,61</u>	33,77	28,44	23,91	20,77

Z tab. 7 vyplývá, že model zařadil do správné klasifikace bankrotu méně než 50 % z testovaných bankrotních podniků, přičemž tomu tak je i při připočtení úrovní s vyšší než desetiprocentní pravděpodobností. Nutné je však uvést, že trend stoprocentní pravděpodobnosti bankrotu v jednotlivých letech před bankrotem je rostoucí. V roce *t-1* dosahuje více než dvojnásobku roku *t-5*. Trend v úrovni nejnižší pravděpodobnosti bankrotu je přesně opačný. I přesto nelze považovat model z těchto výsledků pro účely předpovědi bankrotu za příliš přesný.

V souhrnu lze konstatovat, že **model DAVYDOVA & BELIKOV**:

- dosahoval vysoké spolehlivosti při klasifikaci aktivních podniků, průměru 91,4 % aktivních podniků zařadil do správné úrovně hodnocení (10 % pravděpodobnost bankrotu);
- dosahoval spíše nižší spolehlivosti při klasifikaci bankrotních podniků, méně než 50 % bankrotních podniků zařadil do správné úrovně hodnocení (100 % pravděpodobnost bankrotu).

Další již uvedenou možností testování modelů jsou ROC křivky. Ty jsou vykresleny pomocí nástrojů softwaru **MedCalc** [73]. K ověření spolehlivosti je sledován nejen tvar křivek, ale také několik statistických veličin. Jednou z nejdůležitějších se stává **hodnota AUC**. Tu, i společně s dalšími veličinami, uvádí tabulka pod obrázkem ROC křivek.



Obr. 12: ROC křivky pro model DAVYDOVA & BELIKOV v různých časech

Plocha pod křivkou v letech *t-5* a *t-3* překračovala hodnotu 0,65 a rok před bankrotem *t-1* dosahovala výše 0,723. Výsledky parametru AUC se významně liší od hodnoty 0,5, která představuje nulovou diskriminační schopnost modelu a lze je považovat za statisticky významné na hladině 1 % významnosti.

Tab. 8: Statistické výsledky testování efektivity modelu DAVYDOVA & BELIKOV

V čase	Parametr AUC	Standartní chyba	95 % spolehlivostní interval	p-hodnota
t - 1	0,723	0,0147	0,714 – 0,731	< 0,001
t - 3	0,672	0,0152	0,662 – 0,681	< 0,001
t - 5	0,684	0,0141	0,674 – 0,693	< 0,001

3.4.2 Efektivnost modelu ANGHEL

V této kapitole jsou uvedeny a zhodnoceny výsledky testování efektivnosti bankrotního modelu ANGHEL. Funkční skóre se skládá ze čtyř poměrových proměnných, čtyř parametrů a jedné konstanty. Klasifikace počítá s tzv. šedou zónou. Ze vzorku 10 000 aktivních podniků, bylo k testování tohoto modelu vhodných více než 9 500. Vzorek bankrotních podniků obsahoval přibližně 500 společností.

V tab. 9 jsou uvedeny číselné výsledky modelu ANGHEL aplikovaného na účetní data aktivních podniků. Klasifikace je rozdělena do úrovní bez hrozby bankrotu a hrozící bankrot. Mezi nimi se nachází šedá zóna.

Tab. 9: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu ANGHEL

Testování AKTIVNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1 (2020)	t-2 (2019)	t-3 (2018)	t-4 (2017)	t-5 (2016)
		při celkovém počtu testovaných				
		9 677	9 719	9 736	9 733	9 722
klasifikace dle modelu						
bez hrozby bankrotu	absolutně	6 190	6 357	6 295	6 353	6 391
	[%]	63,97	65,41	64,66	65,27	<u>65,74</u>
šedá zóna	absolutně	1 399	1 483	1 619	1 520	1 495
	[%]	14,46	15,26	16,63	15,62	15,38
hrozící bankrot	absolutně	2 088	1 879	1 822	1 860	1 836
	[%]	<u>21,58</u>	19,33	18,71	19,11	18,89

Model zařadil až 65 % aktivních podniků do klasifikace bez hrozby bankrotu. Opačné hodnocení připadlo na přibližně pětinu z testovaných podniků. Ani do jedné ze skupin model nezařadil ve sledovaném období od 14,5 do 16,6 %. Hodnoty lze v analyzovaném období považovat za víceméně vyrovnané.

Další tabulka obsahuje číselné výsledky modelu aplikovaného na účetní data podniků, které zbankrotovaly.

Tab. 10: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu ANGHEL

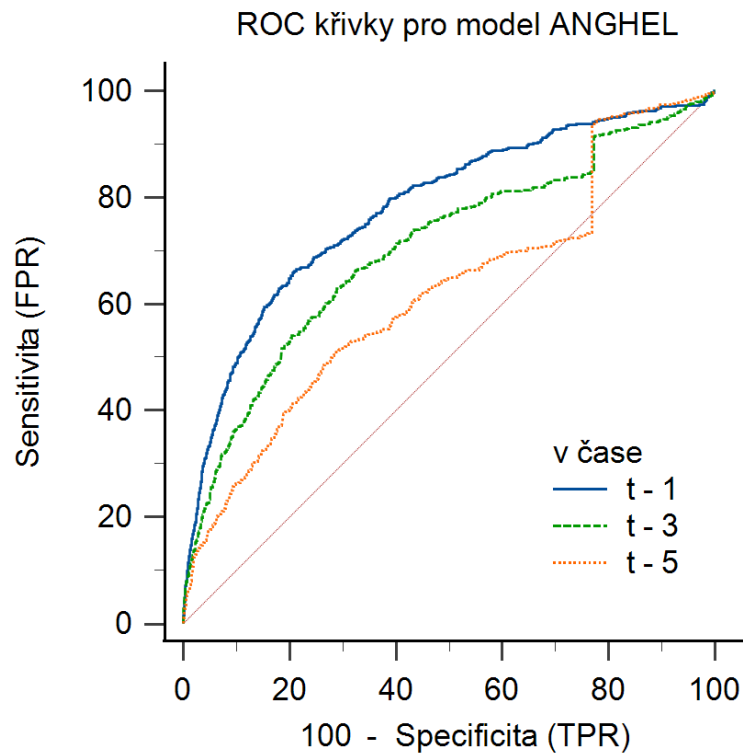
Testování BANKROTNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		512	515	509	514	513
klasifikace dle modelu						
bez hrozby bankrotu	absolutně	120	138	166	209	239
	[%]	23,44	26,8	32,61	40,66	46,59
šedá zóna	absolutně	51	75	83	77	75
	[%]	9,96	14,56	16,31	14,98	14,62
hrozící bankrot	absolutně	341	302	260	228	199
	[%]	66,6	58,64	51,08	44,36	38,79

Z číselných hodnot tab. 10 vyplývá, že model zařadil do klasifikace hrozícího bankrotu v roce *t-5* před bankrotem necelých 39 %, v roce *t-3* už více než 51 % a pouhý rok před bankrotem do síta spadlo téměř 67 % z testovaných bankrotních podniků. Trend lze tedy považovat v období před bankrotem za vhodný. Model však vykazoval rok před bankrotem více než jednu pětinu podniků za finančně neohrožené. Oproti roku *t-5* je to polovina. Pro účel predikce bankrotu je možné hodnotit model za částečně uspokojivý od období třech let před bankrotem.

V souhrnu lze konstatovat, že **model ANGHEL**:

- dosahoval vyšší než 60 % spolehlivosti při klasifikaci aktivních podniků do skupiny bez hrozby bankrotu;
- dosahoval v průměru 51,9 % spolehlivosti při správné klasifikaci bankrotních podniků, nastavený trend klasifikace hrozby v letech před bankrotem byl kladný;
- výrazně zaostává ve vybraném prostředí za 97,8 % přesností, kterou dosahoval v počáteční studii v prostředí rumunské ekonomiky.

Následně jsou uvedeny graficky i číselně výsledky testování pomocí ROC křivek.



Obr. 13: ROC křivky pro model ANGHEL v různých časech

Mezi ROC křivkami je možné pozorovat významný rozdíl. Rok před bankrotem dosahuje plocha pod křivkou 0,78. Oproti sledovanému parametru pět let před bankrotem, se jedná o nárůst ve výši 15 procentních bodů.

Tab. 11: Statistické výsledky testování efektivity modelu ANGHEL

V čase	Parametr AUC	Standartní chyba	95 % spolehlivostní interval	p-hodnota
t - 1	0,78	0,0116	0,772 – 0,788	< 0,001
t - 3	0,701	0,0135	0,692 – 0,71	< 0,001
t - 5	0,618	0,014	0,609 – 0,628	< 0,001

3.4.3 Efektivnost modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE

Kapitola 3.4.3 uvádí a blíže popisuje výsledky testování efektivnosti bankrotního modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE, vytvořeného v Pobaltí. Funkční skóre obsahuje pouze dva poměrové ukazatele. Diskriminační hodnota rozděluje podniky na dvě skupiny, kde není uvažována šedá zóna. Studie pracuje s 10 000 aktivními a necelými 900 bankrotními podniky.

Tabulka pod odstavcem prezentuje číselné výsledky testování dvou-faktorového bankrotního modelu na datech aktivních podniků. Klasifikace rozděluje podniky na skupinu s malou pravděpodobností bankrotu a pravděpodobností bankrotu vyšší než 50 %.

Tab. 12: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE

Testování AKTIVNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		10 000	10 000	10 000	10 000	10 000
klasifikace dle modelu						
malá pravděpodobnost bankrotu	absolutně	5 367	5 299	5 309	5 374	5 536
	[%]	53,67	52,99	53,09	53,74	55,36
pravděpodobnost bankrotu > 50 %	absolutně	4 633	4 701	4 691	4 626	4 464
	[%]	46,33	47,01	46,91	46,26	44,64

Z výsledků v tab. 12 je zřejmé, že model rozdělil podniky do dvou velikostně téměř stejných skupin s nízkou volatilitou v testovaném období. O trochu větší množství aktivních podniků bylo vyhodnoceno s malou pravděpodobností bankrotu. Nejvíce však 55,36 % z 10 000 podniků v čase *t-5*. Vysoké relativní hodnoty podniků klasifikovaných s vyšší než 50 % pravděpodobností bankrotu poukazuje na nepřilíš relevantní hodnocení.

Tab. 13 ukazuje, jak si model vedl při analýze bankrotních podniků.

Tab. 13: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE

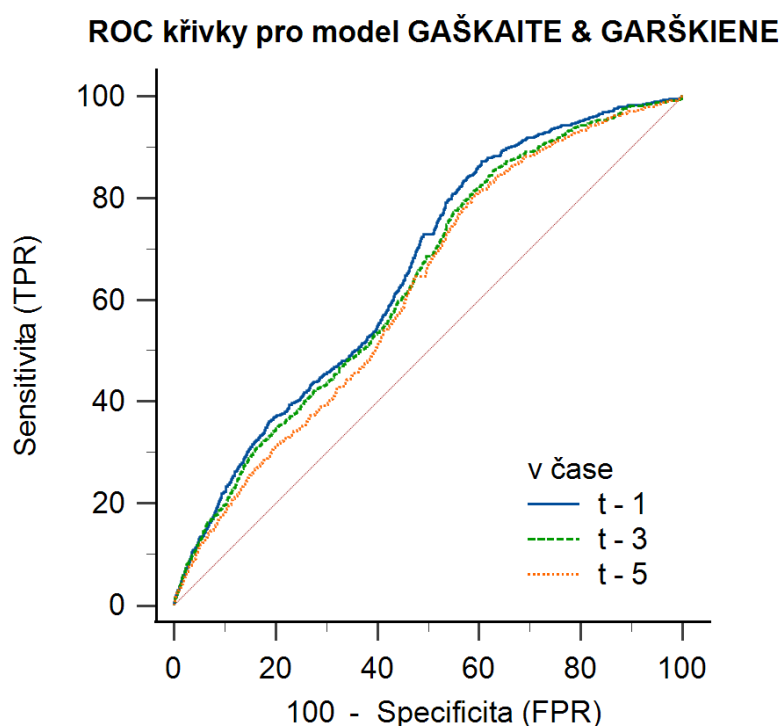
Testování BANKROTNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		878	881	878	863	784
klasifikace dle modelu						
malá pravděpodobnost bankrotu	absolutně	298	327	319	339	331
	[%]	33,94	37,12	36,33	39,28	<u>42,22</u>
pravděpodobnost bankrotu > 50 %	absolutně	580	554	559	524	453
	[%]	<u>66,06</u>	62,88	63,67	60,72	57,78

Model zařadil do skupiny s vysokou pravděpodobností bankrotu ve sledovaném období od 57,8 do 66,1 % podniků. Vývoj se ukazuje v čase jako kladný, přesto však model přibližně třetinu podniků rok před bankrotem klasifikoval do oblasti s malou pravděpodobností bankrotu. Tři roky před bankrotem bylo do této oblasti zařazeno více než 36 % bankrotních podniků.

V souhrnu lze konstatovat, že **model GARŠKAITE & GARŠKIENE**:

- dosahoval v průměru necelé 54 % spolehlivosti při klasifikaci aktivních podniků do skupiny s malou pravděpodobností bankrotu;
- dosahoval rok před bankrotem 66 % spolehlivosti správné klasifikace, trend podniků s vyšší pravděpodobností bankrotu byl jednotlivých letech spíše mírně rostoucí;
- na základě výsledků vykazuje celkovou testovanou přesnost ve výši 54,45 %.

Testování efektivity bankrotního modelu zachycují i ROC křivky na dalším obrázku.



Obr. 14: ROC křivky pro model GARŠKAITE & GARŠKIENE v různých časech

ROC křivky modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE jsou podobného tvaru. Parametr AUC mírně roste s blížícím se bankrotem, rok před bankrotem dosahuje necelých 0,66. Jednoprocentní statistická významnost ukazuje na nízkou pravděpodobnost chyby I. druhu (falešně pozitivního výsledku).

Tab. 14 : Statistické výsledky testování efektivity modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE

V čase	Parametr AUC	Standartní chyba	95 % spolehlivostní interval	p-hodnota
t - 1	0,656	0,00875	0,647 – 0,665	< 0,001
t - 3	0,637	0,00914	0,627 – 0,646	< 0,001
t - 5	0,619	0,00962	0,609 – 0,628	< 0,001

3.4.4 Efektivnost modelu LUGOVSKAYA

V této kapitole je možné nalézt klasifikaci testovaných podniků pomocí bankrotního modelu LUGOVSKAYA orientovaného na sektor SMEs. Jedná se o autorčin základní model

skládající se ze šesti finančních ukazatelů. V úvahu nejsou brány nefinanční parametry jako v případě rozšířené verze modelu. Diskriminační hodnota rozděluje podniky na dvě skupiny – aktivní a bankrotní, ve studii autorky není uvažována šedá zóna.

Testování efektivnosti modelu proběhlo na více než 9 500 aktivních podnicích. Výsledky jsou prezentovány v následující tabulce.

Tab. 15: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu LUGOVSKAYA

Testování AKTIVNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		9 785	9 936	9 931	9 931	9 913
klasifikace dle modelu						
Aktivní	absolutně	8 207	8 251	8 249	8 297	8 278
	[%]	<u>83,87</u>	83,04	83,06	83,55	83,51
Bankrotní	absolutně	1 578	1 685	1 682	1 634	1 635
	[%]	16,13	<u>16,96</u>	16,94	16,45	16,49

Model správně zařadil více než 80 % aktivních podniků, nejvíce v roce *t-1*, avšak výsledky se v jednotlivých letech téměř neliší. Relativní hodnota bankrotní klasifikace aktivní podniků se pohybovala mezi 16 a 17 %.

Výsledky z dat více než 500 analyzovaných bankrotních podniků ukazuje tab. 16.

Tab. 16: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu LUGOVSKAYA

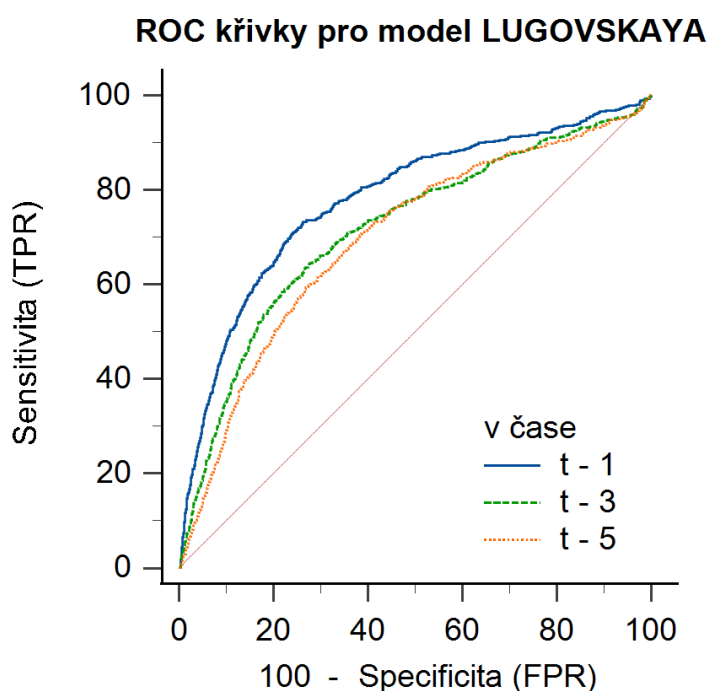
Testování BANKROTNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		586	587	583	562	524
klasifikace dle modelu						
Aktivní	absolutně	235	264	280	300	300
	[%]	40,1	44,97	48,03	53,38	<u>57,25</u>
Bankrotní	absolutně	351	323	303	262	224
	[%]	<u>59,9</u>	55,03	51,97	46,62	42,75

V případě vzorku bankrotních podniků byl model nejúspěšnější rok před bankrotem, kdy správně zařadil téměř 60 %. Přesnost se s blížícím se bankrotem postupně zvyšuje.

V souhrnu lze konstatovat, že **model LUGOVSKAYA**:

- zařadil přes 16 % aktivních podniků do klasifikace bankrotní;
- umístil rok před bankrotem správně necelé dvě třetiny bankrotních podniků.

Dosavadní výsledky modelu potvrzují i ROC křivky.



Obr. 15: ROC křivky pro model LUGOVSKAYA v různých časech

Test na nízké hladině významnosti ukazuje na dobré výsledky modelu rok před bankrotem, kde dosahuje parametr AUC hodnoty 0,78. Pět let před bankrotem nabyl parametr zhruba o 8 procentních bodů nižší hodnoty.

Tab. 17: Statistické výsledky testování efektivity modelu LUGOVSKAYA

V čase	Parametr AUC	Standartní chyba	95 % spolehlivostní interval	p-hodnota
t - 1	0,779	0,0109	0,771 – 0,787	< 0,001
t - 3	0,715	0,012	0,706 – 0,724	< 0,001
t - 5	0,696	0,0124	0,687 – 0,704	< 0,001

3.4.5 Efektivnost modelu CONAN & HOLDER

Poslední z testovaných modelů pochází ze 70. let 20. století. Byl vytvořen na základě dat SMEs působících ve francouzském prostředí. Mimo tradičních ukazatelů, jako jsou závazky nebo hodnota aktiv, bere v potaz také výdaje na zaměstnance a tvorbu přidané hodnoty. Výsledná hodnota modelu je klasifikována do jedné ze čtyř úrovní, a to dle pravděpodobnosti hrozícího bankrotu.

Test efektivnosti modelu pro rozlišení aktivních podniků proběhl na vzorku 10 000 podniků.

Tab. 18: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu CONAN & HOLDER

Testování AKTIVNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		9 987	9 993	9 993	9 992	9 994
pravděpodobnost bankrotu dle klasifikace modelu						
< 10 %	absolutně	5 174	4 762	4 667	4 742	5 024
	[%]	51,81	47,65	46,7	47,46	50,27
10 – 30 %	absolutně	1 233	1 319	1 400	1 383	1 337
	[%]	12,35	13,2	14,01	13,84	13,38
30 – 65 %	absolutně	1 355	1 513	1 590	1 591	1 530
	[%]	13,57	15,14	15,91	15,92	15,31
65 – 90 %	absolutně	2 225	2 399	2 336	2 276	2 103
	[%]	22,28	24,01	23,38	22,78	21,04

Z Tab. 18 vyplývá, že model klasifikoval přibližně 50 % aktivních podniků do oblasti s pravděpodobností bankrotu pod 10 %. Při započítání skupiny podniků, které jsou zařazeny do 10 až 30 % pravděpodobnosti bankrotu, vykazují výsledky více než 60 % a vyšší správnost. Asi pětina podniků byla vyhodnocena s vysokým sklonem k bankrotu. Výsledky jsou v jednotlivých letech vyrovnané.

Další tabulka ukazuje, jak model CONAN & HOLDER analyzoval skupinu bankrotních podniků.

Tab. 19: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu CONAN & HOLDER

Testování BANKROTNÍCH podniků						
		v čase				
		t-1	t-2	t-3	t-4	t-5
		při celkovém počtu testovaných				
		216	222	221	222	186
pravděpodobnost bankrotu dle klasifikace modelu						
< 10 %	absolutně	65	53	59	56	40
	[%]	30,09	23,87	26,7	25,23	21,51
10 – 30 %	absolutně	17	29	16	26	28
	[%]	7,87	13,06	7,24	11,71	15,05
30 – 65 %	absolutně	28	32	42	37	37
	[%]	12,96	14,41	19	16,67	19,89
65 – 90 %	absolutně	106	108	104	103	81
	[%]	49,07	48,65	47,06	46,4	43,55

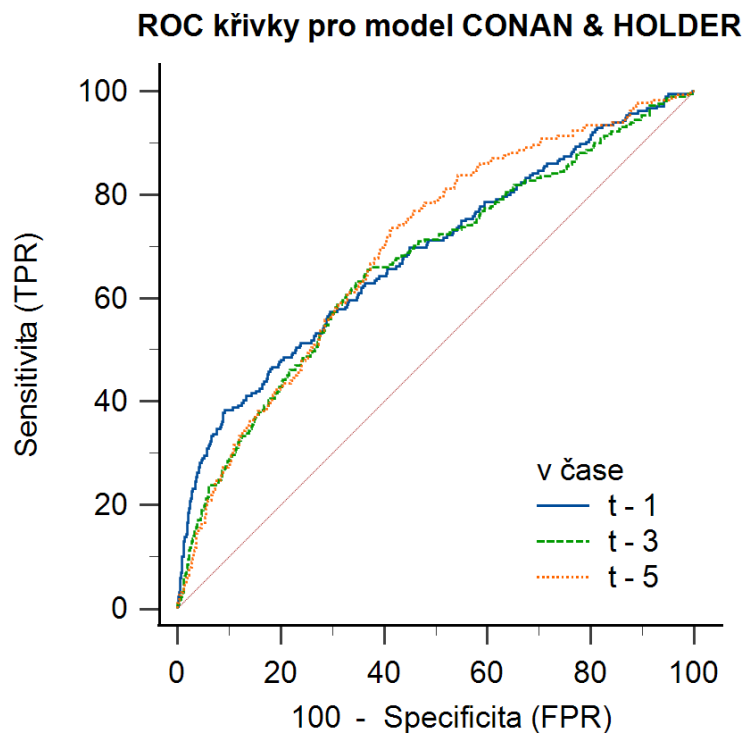
Vyhodnocení bankrotních podniků francouzským modelem se ukazuje jako nepříliš příznivé. V období dvou až pěti let před bankrotem do oblasti s nejvyšší pravděpodobností bankrotu zařadil model přibližně 46 % podniků. K téměř 50 % vystoupala hodnota relativní klasifikace vysoké pravděpodobnosti až pouhý rok před bankrotem. Je však zřejmé, že do této klasifikace se přesunuly převážně podniky z oblastí 30 – 65 % a 10 – 30 % pravděpodobností bankrotu. Oblast s velmi nízkou pravděpodobností se po celé období pohybuje mezi 20 - 30 % z celkového počtu. Rok před bankrotem dosáhla nejvyšších hodnot.

V souhrnu lze konstatovat, že **model CONAN & HOLDER:**

- dosahoval velmi příznivých výsledků z hlediska klasifikace aktivních podniků, do oblastí s nižší než 30 % pravděpodobností bankrotu bylo zařazeno více než 90 % podniků;
- zařadil rok před bankrotem přibližně pětinu podniků do oblastí s 65 – 90 % pravděpodobností bankrotu;

- zařadil polovinu bankrotních podniků do skupiny s velmi nízkou pravděpodobností bankrotu.

O ne zcela přesvědčivé přesnosti posledního modelu referují i další výsledky testování.



Obr. 16: ROC křivky pro model CONAN & HOLDER v různých časech

Výsledky testování ROC křivkami ukazují, že model s blížícím se bankrotem nenabývá progresu v přesnosti jako ostatní představené modely. Parametr AUC je nejvyšší v čase *t-5*.

Tab. 20: Statistické výsledky testování efektivity modelu CONAN & HOLDER

V čase	Parametr AUC	Standartní chyba	95 % spolehlivostní interval	p-hodnota
t - 1	0,685	0,0204	0,675 – 0,694	< 0,001
t - 3	0,665	0,0198	0,656 – 0,674	< 0,001
t - 5	0,696	0,0189	0,687 – 0,705	< 0,001

4 SHRNU TÍ

V předchozí kapitole byly testovány vybrané bankrotní modely, a to postupně na datech více než 10 tis. podniků. V souboru podniků charakteru malých a středních s obratem do 50 mil. € a horním limitem 250 zaměstnanců se nacházelo přibližně 5 % podniků, které v letech 2018 až 2020 zbankrotovaly. Podniky pocházely z vybraného prostředí střední a východní Evropy. Testování přineslo výsledky shrnuté v následujících bodech:

▪ 1 rok před bankrotem

- nejvíce bankrotních podniků správně identifikoval model ANGHEL, podobných výsledků dosáhl taktéž model GARŠKAITE & GARŠKIENE, vyšší než 50 % přesnosti klasifikace bankrotu vykazoval také model LUGOVSKAYA;
- dle parametru AUC dosáhly uspokojivých výsledků modely ANGHEL, LUGOVSKAYA, DAVYDOVA & BELIKOV.

Tab. 21: Srovnání testovaných modelů 1 rok (v čase $t-1$) před bankrotem včetně parametrů AUC

Model	Přesnost klasifikace bankrotu [%]	Chyba (podnik klasifikován jako prosperující)	Falešná klasifikace bankrotu [%]	AUC
DAVYDOVA & BELIKOV	44,61	53,02	8,62	0,723
ANGHEL	66,6	23,44	21,58	0,78
GARŠKAITE & GARŠKIENE	66,06	33,94	46,33	0,656
LUGOVSKAYA	59,9	40,1	16,13	0,779
CONAN & HOLDER	49,07	30,09	22,28	0,685

▪ 3 roky před bankrotem

- nejvíce bankrotních podniků správně identifikoval model GARŠKAITE & GARŠKIENE, vyšší než 50 % přesnosti klasifikace bankrotu vykazovaly také modely ANGHEL, LUGOVSKAYA;
- dle parametru AUC dosáhly uspokojivých výsledků modely ANGHEL, LUGOVSKAYA.

Tab. 22: Srovnání testovaných modelů 3 roky (v čase $t-3$) před bankrotem včetně parametrů AUC

Model	Přesnost klasifikace bankrotu [%]	Chyba (podnik klasifikován jako prosperující)	Falešná klasifikace bankrotu [%]	AUC
DAVYDOVA & BELIKOV	28,44	69,41	8,03	0,672
ANGHEL	51,08	32,61	18,71	0,701
GARŠKAITE & GARŠKIENE	63,67	36,33	46,91	0,637
LUGOVSKAYA	51,97	48,03	16,94	0,715
CONAN & HOLDER	47,06	26,7	23,38	0,665

▪ **5 let před bankrotem**

- nejvíce bankrotních podniků správně identifikoval model GARŠKAITE & GARŠKIENE, jako jediný dosáhl vyšší než 50 % přesnosti klasifikace bankrotu;
- dle parametru AUC dosáhly všechny modely špatných výsledků, uspokojivých výsledkům měly nejbližší modely DAVYDOVA & BELIKOV, LUGOVSKAYA, CONAN & HOLDER.

Tab. 23: Srovnání testovaných modelů 5 let (v čase $t-5$) před bankrotem včetně parametrů AUC

Model	Přesnost klasifikace bankrotu [%]	Chyba (podnik klasifikován jako prosperující)	Falešná klasifikace bankrotu [%]	AUC
DAVYDOVA & BELIKOV	20,77	77,32	8,21	0,684
ANGHEL	38,79	46,59	18,89	0,618
GARŠKAITE & GARŠKIENE	57,78	42,22	44,64	0,619
LUGOVSKAYA	42,75	57,25	16,49	0,696
CONAN & HOLDER	43,55	21,51	21,04	0,696

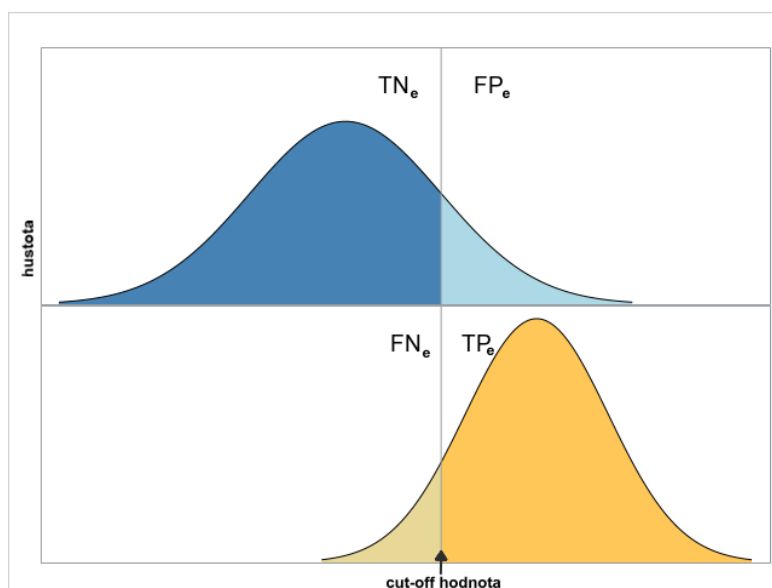
5 VLASTNÍ NÁVRHY K MODIFIKACI TESTOVANÝCH MODELŮ

Jedním z důvodů, proč vznikají stále nové predikční modely, je fakt, že efektivnost modelů při aplikaci v jiném ekonomickém prostředí nebo sektoru dosahuje různých hodnot. Dosavadní testování to potvrzuje. **Rozlišovací schopnost** predikčních (bankrotních) modelů se v průběhu let mění. Modely se tak čas od času testují a také vznikají stále nové v reakci na nepřesnosti dosavadních. Možností je také úprava používaných modelů pro jejich zpřesnění.

Dle již provedených studií vyplývá několik variant pro **zpřesnění modelů**, patří mezi ně [24], [74], [75]:

- posun prahové hodnoty (cut-off score),
- změna nastavení šedé zóny,
- přehodnocení významnosti používaných proměnných,
- přepočítání konstant modelu,
- formulace nového modelu vycházející z významných proměnných předchozího modelu.

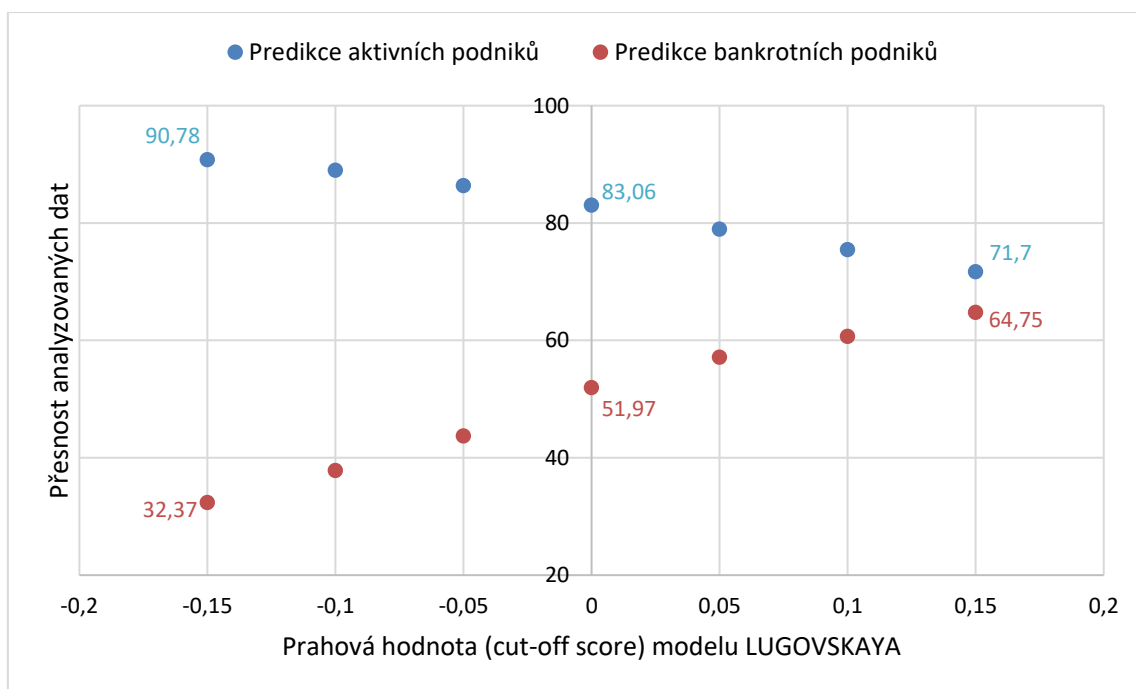
Jednou z využitelných variant se může být úprava prahové hodnoty mezi bankrotní a nebankrotní oblastí neboli tzv. **cut-off score**. Tato hodnota výrazně ovlivňuje velikost chybné klasifikace.



Obr. 17: Interakce mezi klasifikací modelu a prahovou hodnotou [76] (upraveno)

Pro návrh úpravy a doporučení jsou vybrány modely LUGOVSKAYA, ANGHEL. Tyto modely patří svojí stavbou mezi tradiční modely, jejichž přesnost byla v minulosti několikrát testována. V této práci dosáhly poměrně uspokojivých výsledků, přesto jejich vhodnou modifikací by mohlo být dosaženo výsledků lepších. Budou tak na nich aplikovány některé z představených metod pro zpřesnění.

Model LUGOVSKAYA od stejnojmenné autorky se orientoval svojí stavbou na predikci bankrotu SMEs. Šedá zóna není uvažována, prahová hodnota byla stanovena na hodnotě nula. Právě změnou prahové hodnoty u tohoto modelu je možné docílit lepší přesnosti predikce testovaných dat podniku, jak je vidět v grafickém znázornění (obr. 18). Posunem prahové hodnoty kladným směrem se zvyšuje přesnost predikce aktivních podniků, avšak snižuje přesnost predikce podniků bankrotních. Vzhledem k primárnímu účelu modelu by však bylo vhodnější navýšit přesnost predikce podniku směřujících k bankrotu. Z obrázku je zřejmé, že pokud by prahová hodnota posunula záporným směrem, roste přesnost predikce bankrotních modelů rychleji, než klesá predikce aktivních modelů.



Obr. 18: Vliv posunu prahové hodnoty na přesnost predikce modelu LUGOVSKAYA

Tab. 24 zachycuje přesnost predikce při posunu prahové hodnoty kladným směrem i záporným směrem o pět setin. Celková přesnost testovaného vzorku obsahující 10 590 podniků se pohybuje od 71,31 do 87,53 %. Trend celkové přesnosti se stává rostoucí, když cut-off hodnota se od nuly posouvá záporným směrem. Pokud se posouvá naopak, celková

přesnost klesá, neboť model správně zařadí menší počet aktivních podniků. Ty v celkovém počtu výrazně převyšují celkový počet bankrotních. Pokud byl vybrán náhodný vzorek aktivních podniků, který je pouze dvojnásobný oproti podnikům bankrotním, není už trend tak výrazný. Celková přesnost ve druhém případě dosahuje nižších hodnot, která je však srovnatelná (mírně převyšuje) testovací přesnost (68,1 %) v počáteční studii autorky.

Tab. 24: Přesnost predikce modelu LUGOVSKAYA při posunu prahové hodnoty

Prahová hodnota (cut-off score)	Přesnost - aktivní podniky	Přesnost - bankrotní podniky	Celková přesnost (10 590) [%]	Celková přesnost 2:1 (A:B) [%]
0,15	71,7	64,75	71,31	69,15
0,1	75,48	60,68	74,66	70,23
0,05	78,94	57,12	77,72	71,24
0	83,06	51,97	81,34	71,28
- 0,05	86,37	43,73	83,99	71,02
- 0,1	88,97	37,8	86,12	71,24
- 0,15	90,78	32,37	87,53	71,02

S **prahovou hodnotou** je možné pracovat také u modelů, které uvažují šedou zónu. Autoři M. Karas a M. Reznáková ve své studii [74] pracují při přepočtu šedé zóny s kvantily. Pomocí šesti kvantilů vypočítali možné hranice šedé zóny. Dále stanovili kombinaci 15ti možných intervalů šedé zóny, pro které testovali přesnost. Navíc uvažovali porovnání nákladů chyb prvního a druhého druhu pro různé úrovně jejich výše poměru [74]. Tak je možné dosáhnout vyšší hodnoty přesnosti predikce modelu. Obecně lze vyjádřit, že zmenšení šedé zóny a úprava prahových hodnot vede ke zvýšení celkové přesnosti. Šedá zóna nemá **vypovídací schopnost** při stanovení klasifikace. Platí však, že snížení chyby jednoho typu způsobí nárůst chyby druhého typu. Neboť skupiny se překrývají, jak je možné vidět na obr. 17. V následujících dvou tabulkách je aplikován přepočet šedé zóny modelu ANGHEL v čase *t-1* dle představené koncepce.

Prvně jsou vypočteny kvantily. První hodnota činí 5 %, další přičítají 18 procentních bodů oproti předchozímu. Hodnoty kvantilů tvoří možné hranice šedé zóny, se kterými bude pracováno dále.

Tab. 25: Kvantily modelu ANGHEL v čase t-1 (zpracováno dle [74])

Kvantil	Hodnota	Hranice šedé zóny
0,05	-18,0633	1
0,23	-0,01843	2
0,41	2,162652	3
0,59	3,955228	4
0,77	5,507877	5
0,95	8,11396	6

Pro 15 možných kombinací šedé zóny jsou v další tabulce číselně vyjádřeny přesnosti. Navíc dle vzoru představené studie výpočty uvažují kritérium vyšších nákladů chyby I. druhu (falešné pozitivy bankrotního podniku).

Tab. 26: Nastavení šedé zóny modelu ANGHEL v čase t-1 (zpracováno dle [74])

Interval	Aktivní podniky		Bankrotní podniky		(akt+2bank) /ŠZ	(akt+20bank) /ŠZ
	Přesnost predikce [%]	Podíl podniků v šedé zóně [%]	Přesnost predikce [%]	Podíl podniků v šedé zóně [%]		
1 - 2	79,21	17,07	29,03	35,67	4,34	5,8
2 - 3	60,94	18,27	64,71	12,9	3,57	6,82
3 - 4	42,53	18,41	77,61	10,06	2,68	6,57
4 - 5	23,91	18,62	87,67	6,26	1,75	6,14
5 - 6	5,13	18,78	93,93	3,23	0,79	5,5
1 - 3	60,94	35,34	29,03	48,58	1,69	2,42
2 - 4	42,53	36,68	64,71	22,96	1,3	2,92
3 - 5	23,91	37,03	77,61	16,32	0,85	2,79
4 - 6	5,13	37,4	87,61	9,49	0,38	2,58
1 - 4	42,53	53,75	29,03	58,63	0,8	1,29
2 - 5	23,91	55,3	64,71	29,22	0,54	1,62
3 - 6	5,13	55,81	77,61	19,54	0,23	1,53
1 - 5	23,91	72,37	29,03	64,9	0,36	0,72
2 - 6	5,13	74,08	64,71	32,45	0,16	0,97
1 - 6	5,13	91,15	29,03	68,12	0,09	0,38

Tabulka 25 ukazuje dvě vhodná nastavení intervalů šedé zóny modelu ANGHEL. Prioritu tvoří nejmenší podíl podniků zařazených do šedé zóny při uvažování nákladů dle studie [74]. Náklady I. druhu jsou v jednom případě dvakrát vyšší než náklady II. druhu, v jiném případě dvacetkrát vyšší. Nejlepší výsledky pro tyto dva případy zvýrazňuje tučná barva.

Následující souhrn představuje návrh modifikovaných cut-off hodnot vybraných modelů pro vyšší celkovou přesnost predikce.

Tab. 27: Navrhované změny cut-off hodnot pro modely LUGOVSKAYA, ANGHEL

Model	Cut-off hodnota	Přesnost testovaná	Cut-off hodnota	Přesnost po úpravě
	původní		upravená	
LUGOVSKAYA	0	64,75	- 0,1	86,12
ANGHEL	0 až 2,05	60,68	- 0,02 až 2,16	64,1

Kritériem při nastavení upravené cut-off hodnoty u modelu LUGOVSKAYA byla přesnost predikce bankrotních podniků dosahující alespoň 33,3 %. Při nastavení šedé zóny modelu ANGHEL bylo zachováno kritérium minimálního počtu podniků zařazených právě do šedé zóny a zároveň vyšší přesnosti predikce bankrotních podniků než 33,3 %.

Při změně šedé zóny hrají velký vliv **proměnné modelu**. Právě proměnné mohou zajistit vysokou míru přesnosti. Otázkou je však výběr vhodných proměnných i vzhledem k problematice jejich získání, popř. měření (týká se nefinančních proměnných). Výběr proměnných je velkým úkolem při tvorbě modelů a autoři této fázi věnují rozsáhlý prostor ve svých studiích. Pro stanovení **statistické významnosti proměnných** se s oblibou používá Studentův T-test. Jeho použití spočívá v testování rozdílu dvou středních hodnot množin, nejčastěji trénovací a testovací. Podle statistické významnosti testovaného rozdílu středních hodnot je posuzována účinnost aplikovaného zásahu. Zkoumání závislosti mezi dvěma skupinami probíhá pomocí **kanonické korelační analýzy**, která určuje vzájemný vztah (souvztažnost) proměnných [12], [38], [77].

5.1.1 Testování statistické významnosti ukazatelů bankrotních modelů

Následující tabulky uvádějí výsledky provedených T-testů a F-testů. Pomocí nich je možné identifikovat významné proměnné. Pro jednotlivé ukazatele v čase **t-1** lze v tabulce nalézt průměr pro soubory aktivních i bankrotních podniků, hodnotu testového kritéria při dosažení

statistické významnosti pro oboustranný test. Při dosažení signifikance menší než 0,05, je možné zamítnout **nulovou hypotézu** „střední hodnoty se pro aktivní a bankrotní podniky neliší“. Při zamítnutí této hypotézy jsou ukazatele obecně považovány za **statisticky významné**, tj. vhodné pro predikci. Dále je uvedena hodnota testového kritéria F a dosažená hladina statistické významnosti. Pokud je tato dosažená hladina statistické významnosti menší než 0,05, rozptyly v obou populacích se považují za rozdílné.

Tab. 28: T-test a F-test pro model DAVYDOVA & BELIKOV

Ukazatel	Průměr pro soubor podniků		T-test	p-hodnota	F-test	p-hodnota
	aktivních	bankrotních				
R ₁₁	48,771	- 56,164	- 0,19953	0,84192	0,89462	0,04018
R ₁₂	50,674	- 11,5	6,58918	1,09e-10	0,53814	0
R ₁₃	42,477	0,172	- 0,0278	0,97783	4,76096	0
R ₁₄	41,899	- 7,097	3,31131	0,00099	0,00789	0

Za statisticky významné ukazatele modelu DAVYDOVA & BELIKOV lze považovat ukazatele R₁₂ (EAT/VK) a R₁₄ (EAT/Provozn).

Tab. 29: T-test a F-test pro model ANGHEL

Ukazatel	Průměr pro soubor podniků		T-test	p-hodnota	F-test	p-hodnota
	aktivních	bankrotních				
R ₂₁	- 1,846	-2,126	0,14228	0,88686	50,9477	0
R ₂₂	0,08	-0,401	4,245	2,41e-5	6,0613	0
R ₂₃	0,626	1,874	- 4,64015	4,27e-6	1,36083	1,83e-6
R ₂₄	1 373,34	4 6162,21	- 2,25495	0,02455	0,006476	0

Mezi statisticky významné ukazatele modelu ANGHEL patří R₂₂ (CF/CA), R₂₃ (Záv/CA) a R₂₄ (obrat závazků).

Tab. 30: T-test a F-test pro model GARŠKAITE & GARŠKIENE

Ukazatel	Průměr pro soubor podniků		T-test	p-hodnota	F-test	p-hodnota
	aktivních	bankrotních				
R ₃₁	10,671	23,312	- 0,82362	0,40883	0,14528	0
R ₃₂	2252,77	7161,069	- 3,15409	0,00166	0,19924	0

Ukazatel R₃₂ ((KrZáv+DlouhZáv)/VK) pro model GARŠKAITE & GARŠKIENE.

Tab. 31: T-test a F-test pro model LUGOVSKAYA

Ukazatel	Průměr pro soubor podniků		T-test	p-hodnota	F-test	p-hodnota
	aktivních	bankrotních				
R ₄₁	1,804	0,383	5,61333	2,41e-8	8,77644	0
R ₄₂	13,234	35,569	- 0,93905	0,34808	0,28907	0
R ₄₃	5,301	27,274	- 1,16007	0,24487	0,04696	0
R ₄₄	0,368	0,361	0,60923	0,54258	0,89116	0,02428
R ₄₅	0,656	-0,099	16,56399	0	0,62259	0
R ₄₆	0,151	0,06	14,88449	0	2,00702	0

Za statisticky významné ukazatele u modelu LUGOVSKAYA lze považovat ukazatele R₄₁ (PP/KrZáv), R₄₅ (ukazatel rentability celkových aktiv ROA) a R₄₆ (PP/CA).

Tab. 32: T-test a F-test pro model CONAN & HOLDER

Ukazatel	Průměr pro soubor podniků		T-test	p-hodnota	F-test	p-hodnota
	aktivních	bankrotních				
R ₅₁	2,616	21,466	- 0,96385	0,33589	0,00092	0
R ₅₂	0,205	0,216	- 0,29855	0,76548	0,49669	0
R ₅₃	0,06	0,927	- 0,01598	0,31046	0,0005	0
R ₅₄	0,621	0,506	0,79209	0,42889	1,2239	0,00973
R ₅₅	0,563	-0,688	3,4529	0,00063	0,18392	0

Model CONAN & HOLDER má jediný statisticky významný ukazatel R₅₅ (HrZ/(KrZáv+DlouhZáv)).

ZÁVĚR

Podniky patří mezi důležité činitele moderních ekonomických dějin. Výrazně ovlivňují tempo hospodářského a technického rozvoje, naplňují zdroj národohospodářských hodnot, svým působením zasahují do sociálních systémů společnosti, utvářejí charakter regionů i mnoha dalších sfér. Neustále zvyšující se nároky na tempo změn s sebou přinášejí potřeby adekvátní reakce. Ať už inovací, zlepšováním procesů, hlídáním kvality, ale také udržováním přehledu o finanční situaci vzhledem ke strategickým rozhodnutím, nebo případným odvrácením hrozeb, které se mohou kdykoliv vyskytnout. Finanční analýza, včetně modelů predikce finanční situace zaujímá v tomto svoji nezpochybnitelnou roli. Vždyť výsledky takových analýz neslouží pouze podnikovému vedení, ale také vlastníkům, potenciálním věřitelům, státním úřadům, hospodářským organizacím, případně dalším stakeholderům.

Pro predikci podnikového bankrotu bylo dosud vytvořeno mnoho modelů. Jejich vývoj se v různých oblastech světa liší. Práce se proto zaměřila na oblast bývalého východního bloku, která si stále nese prvky odrážející **dědictví** socialistické minulosti. Mezi modely jsou tak čtyři, které vznikly v regionu střední a východní Evropy pro roce 1990. Jeden z modelů pochází ze západního prostředí před rokem 1990. Zaměřuje se však na sektor SMEs, ze kterého pocházejí pracovní data. Z testování současné efektivnosti těchto vybraných bankrotních modelů v prostředí zpracovatelského průmyslu střední a východní Evropy je možné učinit několik závěrů.

Model **DAVYDOVA & BELIKOV** vykazoval vysokou přesnost v klasifikaci aktivních podniků, z predikce bankrotního stavu ho však lze hodnotit za **méně přesný**. Úrovňové stanovení pravděpodobnosti bankrotu považují za **nepříliš podstatné**, a to z důvodu zařazení minimálních počtů podniků.

Druhý z vybraných modelů – **ANGHEL**, dle výsledků testování schopný odhalit **dvě třetiny** bankrotních podniků rok před bankrotem. Nepříliš velká úspěšnost oproti počáteční studii by mohla být důsledkem **specifického rumunského prostředí**. Výsledky této práce jsou však blízké i jiným studiím efektivnosti modelu pocházejícím právě z oblasti tvorby.

Dvou-faktorový model **GARŠKAITE & GARŠKIENE** patří mezi velmi jednoduché modely. V této práci spíše potvrzuje nedostatečnost predikce z důvodu zapojení malého počtu ukazatelů, a tak nutným **zanedbáním** důležitých faktorů. Výsledky ale nijak

nezaostávají za některými jinými modely. Predikce v jednotlivých letech byla bez velkých výkyvů.

Za **uživatelsky nejvhodnější** model pro podniky sektoru SMEs považují model **LUGOVSKAYA**, a to především z hlediska používaných proměnných. Jejich obstarání není nijak složité, neboť jsou základní součástí účetních výkazů. Model dosahuje **uspokojivých** hodnot efektivnosti, představeným vhodným posunem prahové hodnoty by přesnost mohla dosáhnout vyšších parametrů. Společně s modely DAVYDOVA & BELIKOV, ANGHEL vykazoval **rostoucí trend** výraznější rázu s blížícím se bankrotem.

Model **CONAN & HOLDER** klasifikuje podniky do čtyř intervalů dle pravděpodobnosti bankrotu. Rok před bankrotem zařadil falešně mezi subjekty s nejnižší pravděpodobností bankrotu 30 % podniků. Nejlepších výsledků dosáhl při predikci pět let před bankrotem. I když pochází z **odlišného prostředí i období vzniku**, nijak nezaostává za ostatními modely. Jako problém se však ukázal **omezený** počet dostupných dat díky specifickým ukazatelům, které používá.

Úplným závěrem bych chtěl zmínit, že testované prostředí bylo svým zaměřením místně i hospodářsky **velmi široké**. Přehlíželo veškerá **specifika** ekonomických činností, a také **výrazné rozdíly** mezi jednotlivými regiony střední a východní Evropy, které v posledních letech spíše narůstají. Výsledky by bylo tudíž vhodné brát s jistým **nadhledem**. I tak může ale práce ukazovat na nutnou opatrnost, nedostatky a ojedinělosti při využívání bankrotních i jiných predikčních modelů.

SEZNAM POUŽITÝCH ZDROJŮ

- [1] Bankrupt. In: *Online etymology dictionary* [online]. Tupelo (Mississippi): Douglas Harper, c2001-2021 [cit. 2021-09-06]. Dostupné z: <https://www.etymonline.com/search?q=bankrupt>
- [2] RAK, Pavel. *Historie a současnost bankovníctví v Itálii* [online]. Zlín, 2007 [cit. 2021-09-06]. Dostupné z: <https://is.muni.cz/th/xg12f/>. Diplomová práce. Masarykova univerzita, Ekonomicko-správní fakulta. Vedoucí práce Dalibor Pánek.
- [3] *Zákon č. 182/2006 Sb., zákon o úpadku a způsobech jeho řešení (insolvenční zákon)*. In: . Praha: Parlament České republiky, 2006.
- [4] TANCEROVÁ, Tereza. Insolvency: Jak probíhá insolvenční řízení a kdo má nárok na oddlužení?. In: *Podnikatel.cz* [online]. Praha: Internet Info, c2007-2021 [cit. 2021-09-06]. Dostupné z: <https://www.podnikatel.cz/clanky/insolvency-oddluzeni/>
- [5] Zadlužení a předlužení. In: *Finanční gramotnost aneb Proč se finančně vzdělávat?* [online]. Praha: Ministerstvo financí ČR - oddělení 3603 - Retailové finanční služby a ochrana spotřebitele [cit. 2021-09-13]. Dostupné z: <https://financnigramotnost.mfcr.cz/cs/rodinne-finance/zadluzeni-a-predluzeni>
- [6] KISLINGEROVÁ, Eva. *Manažerské finance*. 3. vyd. V Praze: C.H. Beck, 2010. Beckova edice ekonomie. ISBN 978-80-7400-194-9.
- [7] *Zákon č. 90/2012 Sb. o obchodních společnostech a družstvech (zákon o obchodních korporacích)*. In: . Praha: Parlament České republiky, 2012.
- [8] SIGLEROVÁ, Petra. *Insolvenční řízení a způsoby řešení úpadku* [online]. Praha, 2019 [cit. 2021-09-08]. Dostupné z: <https://is.vsfs.cz/th/o16bi/>. Diplomová práce. Vysoká škola finanční a správní, Fakulta právních a správních studií. Vedoucí práce Endre Tóth.
- [9] Ochrana před věřiteli - Moratorium. In: *FABIAN & PARTNERS: advokátní kancelář* [online]. Brno: FABIAN & PARTNERS, 2021 [cit. 2021-09-08]. Dostupné z: <http://www.fabianpartners.cz/cz/advokat/insolvency/moratorium/>
- [10] STUHLÍKOVÁ, Dominika. *Insolvenční řízení a jeho důsledky pro obchodní korporaci* [online]. Brno, 2017 [cit. 2021-09-13]. Dostupné z: <https://is.muni.cz/th/ck6dw/?id=333753>. Diplomová práce. Masarykova univerzita, Právnická fakulta, Katedra obchodního práva. Vedoucí práce Jaromír Koziak.
- [11] KUCHAR, Jaroslav. Naše řeč - Efektivnost. In: *Naše řeč* [online]. Praha: Ústav pro jazyk český AV ČR, 2011 [cit. 2021-09-12]. Dostupné z: <http://nase-rec.ujc.cas.cz/archiv.php?art=4563>

- [12] EKES, Kristof Szeverin a Laszlo KOLOSZAR. The Efficiency of Bankruptcy Forecast Models in the Hungarian SME Sector. *Journal of Competitiveness* [online]. 2014, **6**(2), 56-73 [cit. 2022-02-12]. ISSN 1804171X. Dostupné z: doi:10.7441/joc.2014.02.05
- [13] BORDEIANU, Gabriela-dantela, Florin RADU a Willi PAVALOIA. Analysis models of the bankruptcy risk. *Economy transdisciplinarity cognition journal* [online]. Bacau: George Bacovia University, 2011, **14**(1), 248 [cit. 2022-03-02]. ISSN 1454-5675. Dostupné z: <https://www.ugb.ro/etc/etc2011no1/>
- [14] KALOUDA, František. *Finanční analýza a řízení podniku*. Plzeň: Vydavatelství a nakladatelství Aleš Čeněk, 2015, 287 stran : grafy. ISBN 978-80-7380-526-5.
- [15] SYNEK, Miloslav a Eva KISLINGEROVÁ. *Podniková ekonomika*. 6., přeprac. a dopl. vyd. V Praze: C.H. Beck, 2015, xxviii, 526 s. ISBN 978-80-7400-274-8.
- [16] HRDÝ, Milan a Michaela KRECHOVSKÁ. *Podnikové finance v teorii a praxi*. 2. vydání. Praha: Wolters Kluwer, 2016, 271 stran. ISBN 978-80-7552-449-2.
- [17] KNÁPKOVÁ, Adriana, Drahomíra PAVELKOVÁ, Daniel REMEŠ a Karel ŠTEKER. *Finanční analýza: komplexní průvodce s příklady*. 3., kompletně aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing, 2017. Prosperita firmy. ISBN 978-80-271-0563-2.
- [18] *Zákon č. 563/1991 Sb., o účetnictví*. In: . Sbírka zákona ČR, 1991. Dostupné také z: <https://www.zakonyprolidi.cz/cs/1991-563/zneni-20210101>
- [19] HAUZAROVÁ, Michaela. Účetní zásady a principy. In: *Portál POHODA* [online]. Jihlava: STORMWARE, 2012 [cit. 2021-09-13]. Dostupné z: <https://portal.pohoda.cz/dane-ucetnictvi-mzdy/ucetnictvi/ucetni-zasady-a-principy/>
- [20] *ORBIS EUROPE* [databáze online]. City of Brussels: Bureau van Dijk Electronic Publishing Ltd, 2022 [cit. 2022-03-03]. Dostupné z: <https://www.bvdinfo.com/en-gb/our-products/data/international/orbis>
- [21] KUBÍČKOVÁ, Dana a Irena JINDŘICHOVSKÁ. *Finanční analýza a hodnocení výkonnosti firmy*. Vydání první. Praha: C.H. Beck, 2015, xxiii, 342 stran. ISBN 978-80-7400-538-1.
- [22] RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*. 6. aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing, 2019, 152 stran. ISBN 978-80-271-2028-4.
- [23] ČÁMSKÁ, Dagmar. Vývojové vlny predikčních modelů s důrazem na střední Evropu. *Ekonomika a management* [online]. Praha, 2016, **2016**(4), 12-23 [cit. 2022-03-21]. Dostupné z: <https://www.vse.cz/eam/288>

- [24] MIČUDOVÁ, Kateřina. *Úpadky podniků - využití predikčních modelů* [online]. Plzeň, 2012 [cit. 2022-04-28]. Dostupné z: <https://dspace5.zcu.cz/handle/11025/3307>. Dizertační práce. Západočeská univerzita v Plzni, Ekonomická fakulta, Katedra ekonomie a kvantitativních metod.
- [25] MACKEVIČIUS, Jonas, Ruta ŠNEIDERE a Daiva TAMULEVIČIENĚ. COMPLEX ANALYSIS OF COMPANY BANKRUPTCY FORECASTING: THEORETICAL INSIGHT. In: *SOCIETY. INTEGRATION. EDUCATION.: Proceedings of the International Scientific Conference* [online]. Rēzeknes (Latvia): Rēzeknes Tehnoloģiju akadēmija, 2018, , s. 316-329 [cit. 2022-03-05]. ISSN 2256-0629. Dostupné z: doi:10.17770/sie2018vol1.3439
- [26] MACKEVIČIUS, Jonas. Integruota įmonių bankrotų prognozavimo metodika (Integrated business bankruptcy forecasting methodology). *Current Issues of Business & Law* [online]. 2010, 5(1), 123-138 [cit. 2022-03-05]. ISSN 1822-9530. Dostupné z: doi:10.5200/1822-9530.2010.05
- [27] KONEČNÝ, Miloš. *Podniková ekonomika*. 5. Brno: Akademické nakladatelství CERM, 2005. ISBN 80-214-2930-5.
- [28] KEASEY, Kevin a Robert WATSON. Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness. *British journal of management* [online]. Received 6 March 1990 Revised 13 March 1991. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 1991, 2(2), 89-102 [cit. 2021-12-06]. ISSN 1045-3172. Dostupné z: doi:10.1111/j.1467-8551.1991.tb00019.x
- [29] VOCHOZKA, Marek. *Metody komplexního hodnocení podniku*. První. Praha: Grada, 2011. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-3647-1.
- [30] SLAVÍČEK, Ondřej a Michal KUBĚNKA. Bankruptcy prediction models based on the logistic regression for companies in the Czech Republic. In: *8th International Scientific Conference Managing and Modelling of Financial Risks* [online]. Ostrava: VŠB-TU of Ostrava, Faculty of Economics, Department of Finance, 2016, s. 924-31 [cit. 2022-03-21]. ISBN 978-80-248-3994-3. ISSN 2464-6989.
- [31] KO, Li-jen. Prediction of Corporate Financial Distress: An Application of the Composite Rule Induction System. *International Journal of Digital Accounting Research* [online]. Huelva: International Journal of Digital Accounting Research, 2001, 1(1), 69 [cit. 2021-12-06]. ISSN 1577-8517. Dostupné z: <https://core.ac.uk/download/pdf/60634223.pdf>
- [32] HOLDA, Dalibor a Josef TOŠOVSKÝ. Diskriminační analýza. *Sociologický Časopis / Czech Sociological Review* [online]. Institute of Sociology of the Academy of Sciences of the Czech Republic, 1972, 8(4), 436-44 [cit. 2021-12-07]. Dostupné z: <http://www.jstor.org/stable/41128524>

- [33] VOCHOZKA, Marek a Petr MULAČ. Bankrotní modely v podmínkách České republiky. *Littera Scripta* [online]. České Budějovice, 2011, **4**(1), 121-130 [cit. 2021-12-07]. ISSN 1802-503X. Dostupné z: <https://littera-scripta.com/wp-content/uploads/2019/05>
- [34] KUBÍČKOVÁ, Dana. Ohlson's Model and its Prediction Ability in Comparison with Selected Bankruptcy Models in Conditions of Czech SMEs. *ACTA VŠFS* [online]. Praha, 2015, **9**(2) [cit. 2022-01-25]. Dostupné z: <https://www.vsfs.cz/periodika/acta-2015-2-03.pdf>
- [35] STOLTZFUS, Jill C. Logistic Regression: A Brief Primer. *Academic emergency medicine* [online]. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 2011, **18**(10), 1099-1104 [cit. 2022-01-25]. ISSN 1069-6563. Dostupné z: doi:10.1111/j.1553-2712.2011.01185.x
- [36] ŘEHÁKOVÁ, Blanka. Nebojte se logistické regrese. *Sociologický Časopis / Czech sociological Review* [online]. 2000, **36**(4), 475-92 [cit. 2022-01-25]. Dostupné z: https://www.jstor.org/stable/41131581?read-now=1&refreqid=excelsior%3Ac90f8eae96230a2351fc1fa1157c01ab&seq=1#page_scan_tab_contents
- [37] SAYAD, Saed. Logistic Regression. In: *An Introduction to Data Science* [online]. New Jersey, c2010-2022 [cit. 2022-03-18]. Dostupné z: https://www.saedsayad.com/logistic_regression.htm
- [38] MELOUN, Milan, Jiří MILITKÝ a Martin HILL. *Počítačová analýza vícerozměrných dat v příkladech*. Vyd. 1. Praha: Academia, 2005, 449 s. ISBN 80-200-1335-0.
- [39] BASEL, Martin. *Aplikace neuronových sítí pro predikci využití systémových zdrojů* [online]. Zlín, 2017 [cit. 2022-01-25]. Dostupné z: https://digilib.k.utb.cz/bitstream/handle/10563/40884/basel_2017_dp.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Diplomová práce. Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně, Fakulta aplikované informatiky.
- [40] NOVÁK, Mirko. *Umělé neuronové sítě: teorie a aplikace*. Vyd. 1. Praha: C. H. Beck, 1998, 382 s. ISBN 80-7179-132-6.
- [41] ODOM, Marcus D. a Ramesh SHARDA. A neural network model for bankruptcy prediction. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* [online]. 1990, (2), 163-68 [cit. 2022-01-25]. Dostupné z: doi:10.1109/IJCNN.1990.137710
- [42] SKOTÁK, Pavel. *ROC křivky a plochy* [online]. Brno, 2019 [cit. 2022-03-05]. Dostupné z: <https://is.muni.cz/th/ux2oo/>. Diplomová práce. Masarykova univerzita, Přírodovědecká fakulta, Ústav matematiky a statistiky. Vedoucí práce Ivanka Horová.

- [43] STREINER, David L a John CAIRNEY. What's under the ROC? An Introduction to Receiver Operating Characteristics Curves. *Canadian journal of psychiatry* [online]. Los Angeles, CA: SAGE Publications, 2007, **52**(2), 121-128 [cit. 2022-03-05]. ISSN 0706-7437. Dostupné z: doi:10.1177/070674370705200210
- [44] FANJUL-HEVIA, Arís a Wenceslao GONZÁLEZ-MANTEIGA. A comparative study of methods for testing the equality of two or more ROC curves. *Computational statistics* [online]. Berlin/Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2017, **33**(1), 357-377 [cit. 2022-03-05]. ISSN 0943-4062. Dostupné z: doi:10.1007/s00180-017-0783-6
- [45] NARKHEDE, Sarang. Understanding AUC - ROC Curve. In: *Towards Data Science* [online]. Towards Data Science [cit. 2022-03-30]. Dostupné z: <https://towardsdatascience.com/understanding-auc-roc-curve-68b2303cc9c5>
- [46] MYANT, Martin a Jan DRAHOKOUPIL. *Tranzitivní ekonomiky: politická ekonomie Ruska, východní Evropy a střední Asie*. První. Praha: Academia, 2013, 577 s. XXI. století. ISBN 978-80-200-2268-4.
- [47] MILLER LLANA, Sara. Why some former East bloc countries are wooing Putin. In: *The Christian Science Monitor* [online]. Boston: The Christian Science Monitor, c1980-2022 [cit. 2022-04-10]. Dostupné z: <https://www.csmonitor.com/World/Europe/2015/0607/Why-some-former-East-bloc-countries-are-wooing-Putin>
- [48] GERŠLOVÁ, Jana. *Dějiny moderního podnikání*. 1. [Praha]: Professional Publishing, 2012, 224 s. ISBN 978-80-7431-080-5.
- [49] COMMISSION RECOMMENDATION of 6 May 2003 concerning the definition of micro, small and medium-sized enterprises: 2003/361/EC. *Official Journal of the European Union* [online]. (124), 36-41 [cit. 2022-03-21]. Dostupné z: <http://data.europa.eu/eli/reco/2003/361/oj>
- [50] *Uživatelská příručka k definici malých a středních podniků* [online]. 1. Lucemburk: Úřad pro publikace Evropské unie, 2019 [cit. 2022-03-21]. ISBN 978-92-79-69931-3. Dostupné z: doi:10.2873/117802
- [51] Vláda schválila Strategii na podporu malých a středních podniků do roku 2027: Příloha Strategie podpory MSP v ČR pro období 2021-2027. In: *Ministerstvo průmyslu a obchodu* [online]. Praha: MPO, 2021 [cit. 2022-03-21]. Dostupné z: <https://www.mpo.cz/cz/podnikani/male-a-stredni-podnikani/studie-a-strategicke-dokumenty/vlada-schvalila-strategii-na-podporu-malych-a-strednich-podniku-do-roku-2027--260062/>

- [52] Value added by small and medium-sized enterprises (SMEs) in the European Union (EU27) from 2008 to 2021, by enterprise size. In: *Statista* [online]. Hamburg: Statista GmbH, 2022 [cit. 2022-03-21]. Dostupné z: <https://www.statista.com/statistics/936386/value-added-by-smes-in-eu-member-states/>
- [53] PRUSAK, Błażej. Review of Research into Enterprise Bankruptcy Prediction in Selected Central and Eastern European Countries. *International Journal of Financial Studies* [online]. 2018, **6**(3), 60 [cit. 2022-02-12]. ISSN 2227-7072. Dostupné z: doi:10.3390/ijfs6030060
- [54] VORONOVA, Irina. Financial Risks: Cases Of Non-Financial Enterprises. *Risk Management for the Future - Theory and Cases* [online]. InTech, 2012, 32 [cit. 2022-02-12]. ISBN 978-953-51-0571-8. Dostupné z: doi:10.5772/31445
- [55] ČÁMSKÁ, Dagmar. BANKROTNÍ MODELY TRANZITIVNÍCH ZEMÍ. *Trendy v podnikání = Business trends: vědecký časopis Fakulty ekonomické ZČU v Plzni* [online]. 2012, **2012**(4), 12-18 [cit. 2022-03-02]. Dostupné z: <https://dspace5.zcu.cz/handle/11025/16238>
- [56] SYDOROV, Maksym. *Bankruptcy prediction in the agriculture industry of Ukraine* [online]. Tallinn, 2020 [cit. 2022-03-03]. Dostupné z: <https://digikogu.taltech.ee/en/Item/3de3ba92-493b-4339-8819-1aa2f1d9ef73>. Bachelor's thesis. Tallinn university of Technology, School of Business and Governance, Department of Business Administration. Vedoucí práce Vaiva Kiaupaite-Grušniene.
- [57] LUGOVSKAYA, Lyudmila. Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables. *Journal of financial services marketing* [online]. London: Palgrave Macmillan UK, 2010, **14**(4), 301-313 [cit. 2022-02-23]. ISSN 1363-0539. Dostupné z: doi:10.1057/fsm.2009.28
- [58] KOLEDA, Nadezhda a Natalja LACE. Development of Comparative-Quantitative Measures of Financial Stability for Latvian Enterprises. *Economics and Management: Ekonomika Ir Vadyba* [online]. Kaunas University of Technology, 2009, **14**, 78-84 [cit. 2022-02-23]. ISSN 1822-6515. Dostupné z: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/similar?doi=10.1.1.544.4259&type=cc>
- [59] CRĂCIUN, Mihaela, Dominic BUCERZAN, Crina RAȚIU a Adriana MANOLESCU. Actuality of bankruptcy prediction models used in decision support system. *International journal of computers, communications & control* [online]. BIHOR: CCC PUBL-AGORA UNIV, 2013, **8**(3), 375-383 [cit. 2022-03-02]. ISSN 1841-9836. Dostupné z: doi:10.15837/ijccc.2013.3.464

- [60] BRÎNDESCU-OLARIU, Daniel. Bankruptcy prediction logit model developed on Romanian paired sample. *Theoretical and applied economics* [online]. General Association of Economists from Romania, 2017, (1), 5-22 [cit. 2022-03-03]. ISSN 1841-8678. Dostupné z: <http://www.ectap.ro/bankruptcy-prediction-logit-model-developedon-romanian-paired-sample-daniel-brindescu-olariu/a1242/>
- [61] GARŠKIENE, Aldona a Kristina GARŠKAITE. Enterprise bankruptcy in Lithuania. *Journal of Business Economics and Management* [online]. 2004, 5(1), 51-58 [cit. 2022-04-03]. ISSN 1611-1699. Dostupné z: <https://doi.org/10.3846/16111699.2004.9636068>
- [62] GARŠKAITĒ, Kristina. Įmonių bankroto prognozavimo modelių taikymas (APPLICATION OF MODELS FOR FORECASTING OF ENTERPRISE BANKRUPTCY). *Veršlas: teorija ir praktika* [online]. 2008, 9(4), 281-294 [cit. 2022-04-03]. ISSN 1648-0627. Dostupné z: [doi:10.3846/1648-0627.2008.9.281-294](https://doi.org/10.3846/1648-0627.2008.9.281-294)
- [63] LIODOROVA, Julija a Irina VORONOVA. Z-score and P-score for bankruptcy fraud detection: a case of the construction sector in Latvia. *International Scientific Conference: Contemporary issues in business, management and economics engineering 2019* [online]. Vilnius, 2019, 284-295 [cit. 2022-02-23]. eISSN 2538-8711. Dostupné z: [doi:10.3846/cibmee.2019.029](https://doi.org/10.3846/cibmee.2019.029)
- [64] MACKEVICIUS, Jonas a Ruta SNEIDERE. INSOLVENCY OF AN ENTERPRISE AND METHODS OF FINANCIAL ANALYSIS FOR PREDICTING IT. *Ekonomika* [online]. 2010, 89(1), 49-66 [cit. 2022-03-02]. ISSN 2424-6166. Dostupné z: [doi:10.15388/Ekon.2010.0.994](https://doi.org/10.15388/Ekon.2010.0.994)
- [65] SCACUN, Natalia a Irina VORONOVA. EVALUATION OF ENTERPRISE SURVIVAL: CASE OF LATVIAN ENTERPRISES. *Business, Management and Education* [online]. 2018, 16(0), 13-26 [cit. 2022-03-02]. ISSN 2029-7491. Dostupné z: [doi:10.3846/bme.2018.2482](https://doi.org/10.3846/bme.2018.2482)
- [66] MIETULE, Iveta a Alona KLODAĀNE. Diagnostic of Company's Financial Crisis as an Insolvency Prevention Measure. *Proceedings of the 5th International Conference on Accounting, Auditing, and Taxation (ICAAT 2016)* [online]. Paris, France: Atlantis Press, 2016, - [cit. 2022-04-03]. ISBN 978-94-6252-261-9. Dostupné z: [doi:10.2991/icaat-16.2016.34](https://doi.org/10.2991/icaat-16.2016.34)
- [67] LR Uzņēmumu reģistrā reģistrēto subjektu dibināšanas un likvidēšanas dinamika. In: *Lursoft statistika* [online]. Riga: Lursoft IT, 2022 [cit. 2022-03-02]. Dostupné z: https://www.lursoft.lv/lursoft_statistika/?&id=3

- [68] BARBUTA-MISU, Nicoleta a Radu STROE. The Adjustment of the Conan & Holder Model to the Specificity of Romanian Enterprises – A Local Study for Building Sector. *Economic computation and economic cybernetics studies and research: Academy of Economic Studies* [online]. 2010, **44**(3), 123-139 [cit. 2022-02-23]. Dostupné z: https://www.researchgate.net/publication/288723180_The_adjustment_of_the_conan_holder_model_to_the_specificity_of_romanian_enterprises_-_A_local_study_for_building_sector
- [69] ZOPOUNIDIS, Constantin. *Operational tools in the management of financial risks* [online]. 1. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1998, 327 s. [cit. 2022-03-03]. ISBN 07-923-8055-0. Dostupné z: <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-5495-0>
- [70] BăRBUȚĂ-MIȘU, Nicoleta a Elena-Silvia CODREANU. ANALYSIS AND PREDICTION OF THE BANKRUPTCY RISK IN ROMANIAN BUILDING SECTOR COMPANIES. In: *Ekonomika* [online]. Vilnius: Vilnius University, 2014, , s. 131-146 [cit. 2022-03-26]. ISSN 2424-6166. Dostupné z: [doi:10.15388/Ekon.2014.2.3542](https://doi.org/10.15388/Ekon.2014.2.3542)
- [71] MANDRU, Lidia, Adnan Khashman KHASHMAN a Claudia Carstea CARSTEAN. The Diagnosis of Bankruptcy Risk Using Score Function. In: *International ISI Conference on Artificial Intelligence, Knowledge, Engineering and Data Bases (AIKED'10)* [online]. Cambridge: WSEAS, 2010, s. 83-87 [cit. 2022-03-26]. ISBN 978-960-474-154-0. ISSN 1790-5109. Dostupné z: https://www.academia.edu/1342976/The_Diagnosis_of_Bankruptcy_Risk_Using_Score_Function
- [72] PRIPOAIE, Rodica, Carmen SIRBU a Cristina Mihaela ONICA. The Analyze and Prognose of Risk Bankruptcy - Case Study, Arcelor Mittal Steel Galati. *MIBES Transactions* [online]. MIBES Transactions International Journal, Management, Business & Economic Systems, 2008, **2**(1) [cit. 2022-03-03]. ISSN 1790-9899. Dostupné z: <https://ssrn.com/abstract=1313686>
- [73] *MedCalc: statistical software* [online]. Ostend (Belgium): MedCalc Software, 2022 [cit. 2022-04-20]. Dostupné z: <https://www.medcalc.org/>
- [74] KARAS, Michal a Mária REZŇÁKOVÁ. Creating a new bankruptcy prediction model: The grey zone problem. In: *24th IBIMA conference: Crafting Global Competitive* [online]. Milan (Italy): International Business Information Management Association, 2014, s. 911-19 [cit. 2022-04-28]. Dostupné z: [doi:10.13140/2.1.1450.7208](https://doi.org/10.13140/2.1.1450.7208)

- [75] GIRIUNIENE, Gintare, Lukas GIRIUNAS, Mangirdas MORKUNAS a Laura BRUCAITE. A Comparison on Leading Methodologies for Bankruptcy Prediction: The Case of the Construction Sector in Lithuania. *Economies* [online]. 2019, **7**(3) [cit. 2022-04-28]. Dostupné z: doi:<https://doi.org/10.3390/economies7030082>
- [76] WICKLIN, Rick. The binormal model for ROC curves. In: *SAS Blogs* [online]. Cary (USA): SAS Institute, 2022 [cit. 2022-04-29]. Dostupné z: <https://blogs.sas.com/content/iml/2020/02/26/binormal-model-roc-curve.html>
- [77] ŠLAISOVÁ, Markéta. *Diskriminační analýza v managementu úvěrování* [online]. Praha, 2002 [cit. 2022-04-29]. Dostupné z: <https://ies.fsv.cuni.cz/default/file/download/id/620>. Diplomová práce. Univerzita Karlova v Praze, Fakulta sociálních věd, Institut ekonomických studií. Vedoucí práce Michal Mejstřík.

SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK

AUC	Area under curve
CA	Celková aktiva
CF	Cashflow
ČNB	Česká národní banka
ČPK	Čistý pracovní kapitál
ČPM	Čistý peněžní majetek
ČR	Česká republika
DlouhZáv	Dlouhodobé závazky
EAT	Earn after taxes
EU	Evropská unie
FP _e	False positive enterprise
FN _e	False negative enterprise
HrZ	Hrubý zisk
KrZáv	Krátkodobé závazky
MDA	Vícenásobná diskriminační analýza
NACE	Nomenclature statistique des activités économiques dans la Communauté européenne
PP	Peněžní prostředky
ProvozN	Provozní náklady
SMEs	Small and medium enterprises
SNS	Společenství nezávislých států
SR	Slovenská republika
SSSR	Svaz Sovětských Socialistických republik
R	Poměrový ukazatel

ROA	Return on assests
ROC	Receiver operating characteristic
T	Status podniku dle klasifikace modelu
TP _e	True positive enterprise
TN _e	True negative enterprise
TPR	True positive Rate
FPR	False positive Rate
U	Ukazatel
VK	Vlastní kapitál
VZP	Všeobecná zdravotní pojišťovna
V4	Visegrádská čtyřka
v	Váha
W	Koeficient mocninné funkce
Y	Skutečný status podniku
Z	Výsledná bodová charakteristika (Z-skóre modelu)
Záv	Závazky

SEZNAM POUŽITÝCH OBRÁZKŮ

Obr. 1: Fáze insolvenčního řízení.....	13
Obr. 2: Schéma metodologie komplexní analýzy pro predikci podnikového bankrotu	21
Obr. 3: Logistická regrese.....	25
Obr. 4: Schéma perceptronu	26
Obr. 5: Obecná neuronová síť se dvěma skrytými vrstvami	27
Obr. 6: Neuronová síť bankrotního modelu.....	27
Obr. 7: Tvar ROC křivky	29
Obr. 8: Dokonalá rozlišovací schopnost mezi pozitivním a negativním stavem.....	30
Obr. 9: Mapa států zahrnutých do testování	32
Obr. 10: Vývoj podnikového bankrotu v Rumunsku po roce 2008.....	36
Obr. 11: Dynamika registrace a likvidace subjektů zapsaných v registru Lotyšské republiky	37
Obr. 12: ROC křivky pro model DAVYDOVA & BELIKOV v různých časech	44
Obr. 13: ROC křivky pro model ANGHEL v různých časech	47
Obr. 14: ROC křivky pro model GARŠKAITE & GARŠKIENE v různých časech	50
Obr. 15: ROC křivky pro model LUGOVSKAYA v různých časech.....	52
Obr. 16: ROC křivky pro model CONAN & HOLDER v různých časech.....	55
Obr. 17: Interakce mezi klasifikací modelu a prahovou hodnotou.....	58
Obr. 18: Vliv posunu prahové hodnoty na přesnost predikce modelu LUGOVSKAYA.....	60

SEZNAM POUŽITÝCH TABULEK

Tab. 1: Klasifikace predikční proměnné.....	28
Tab. 2: Klasifikace predikčního modelu dle ROC nástroje	29
Tab. 3: Stupnice hodnocení parametru AUC	30
Tab. 4: Přiřazení pravděpodobnosti bankrotu dle modelu DAVYDOVA & BELIKOV	34
Tab. 5: Přiřazení pravděpodobnosti bankrotu dle modelu CONAN & HOLDER	40
Tab. 6: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu DAVYDOVA & BELIKOV	42
Tab. 7: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu DAVYDOVA & BELIKOV	43
Tab. 8: ROC křivky pro model DAVYDOVA & BELIKOV v různých časech	44
Tab. 9: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu ANGHEL.....	45
Tab. 10: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu ANGHEL.....	46
Tab. 11: ROC křivky pro model ANGHEL v různých časech.....	47
Tab. 12: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE	48
Tab. 13: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu GARŠKAITE & GARŠKIENE	49
Tab. 14: ROC křivky pro model GARŠKAITE & GARŠKIENE v různých časech	50
Tab. 15: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu LUGOVSKAYA	51
Tab. 16: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu LUGOVSKAYA	51
Tab. 17: ROC křivky pro model LUGOVSKAYA v různých časech.....	52
Tab. 18: Výsledky testování aktivních podniků dle bankrotního modelu CONAN & HOLDER.....	53

Tab. 19: Výsledky testování bankrotních podniků dle bankrotního modelu CONAN & HOLDER.....	54
Tab. 20: ROC křivky pro model CONAN & HOLDER v různých časech.....	55
Tab. 21: Srovnání testovaných modelů 1 rok (v čase $t-1$) před bankrotem včetně parametrů AUC.....	56
Tab. 22: Srovnání testovaných modelů 3 roky (v čase $t-3$) před bankrotem včetně parametrů AUC.....	57
Tab. 23: Srovnání testovaných modelů 5 let (v čase $t-5$) před bankrotem včetně parametrů AUC.....	57
Tab. 24: Přesnost predikce modelu LUGOVSKAYA při posunu prahové hodnoty	60
Tab. 25: Kvantily modelu ANGHEL v čase $t-1$	61
Tab. 26: Nastavení šedé zóny modelu ANGHEL v čase $t-1$	61
Tab. 27: Navrhované změny cut-off hodnot pro modely LUGOVSKAYA, ANGHEL	62
Tab. 28: T-test a F-test pro model DAVYDOVA & BELIKOV	63
Tab. 29: T-test a F-test pro model ANGHEL.....	63
Tab. 30: T-test a F-test pro model GARŠKAITE & GARŠKIENE.....	64
Tab. 31: T-test a F-test pro model LUGOVSKAYA	64
Tab. 32: T-test a F-test pro model CONAN & HOLDER	64