

Interní ratingové modely pro řízení úvěrového rizika firem

Bc. Jiří Doležal

Diplomová práce
2015



Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Fakulta managementu a ekonomiky

Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Fakulta managementu a ekonomiky

Ústav financí a účetnictví
akademický rok: 2014/2015

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: Jiří Doležal
Osobní číslo: M13544
Studijní program: N6202 Hospodářská politika a správa
Studijní obor: Finance
Forma studia: prezenční

Téma práce: Interní ratingové modely pro řízení úvěrového rizika firem

Zásady pro vypracování:

Úvod

Definujte cíle práce a použité metody zpracování práce.

I. Teoretická část

- Formou kritické literární rešerše zpracujte zahraniční i tuzemské teoretické poznatky týkající se konceptu interních ratingových modelů.

II. Praktická část

- Analyzujte a zpracujte metodologii tvorby interního ratingového modelu pro komerční bankovníctví.
- Vypracujte vlastní interní ratingový model pro ohodnocení úvěrové způsobilosti klientů v segmentu malých a středních podniků.
- Otestujte interní ratingový model na reálných datech.
- Analyzujte výsledky testování a stanovte závěrečná doporučení.

Závěr

Rozsah diplomové práce: cca 70 stran
Rozsah příloh:
Forma zpracování diplomové práce: tištěná/elektronická

Seznam odborné literatury:

BEAVER, William. Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*. 1966, Vol. 4, s. 71-XXX. DOI: 10.2307/2490171.
BELÁS, Jaroslav. Finanční trhy, bankovníctví, pojišťovnictví. Žilina: Georg, 2013, 596 s. ISBN 978-80-8154-024-0.
BOGUSKAUSKAS, Vytautas, Richardas MILERIS and Ruta ADLYTE. New internal rating approach for credit risk assessment. *Technological and Economic Development of Economy*. 2011, vol. 17, issue 2, s. 369-381. DOI: 10.3846/20294913.2011.583721.
SWIDERSKI, Bartosz and Jaroszaw KUREK. Multistage classification by using logistic regression and neural networks for assessment of financial condition of company. *Decision Support Systems*. 2012, vol. 52, issue 2, s. 539-547. DOI: 10.1016/j.dss.2011.10.018.
VOGT, Paul. a Robert JOHNSON. *Dictionary of statistics: a nontechnical guide for the social sciences*. 4th ed. Thousand Oaks, Calif.: SAGE. 2011, 437 p. ISBN 14-129-7109-8.

Vedoucí diplomové práce: doc. Ing. Jaroslav Belás, Ph.D.
Ústav podnikové ekonomiky
Datum zadání diplomové práce: 16. února 2015
Termín odevzdání diplomové práce: 27. dubna 2015

Ve Zlíně dne 16. února 2015

prof. Dr. Ing. Drahomíra Pavelková
děkanka



Ing. Eliška Pastuszková, Ph.D.
ředitel ústavu

PROHLÁŠENÍ AUTORA DIPLOMOVÉ PRÁCE

Prohlašuji, že

- beru na vědomí, že odevzdáním diplomové práce souhlasím se zveřejněním své práce podle zákona č. 111/1998 Sb. o vysokých školách a o změně a doplnění dalších zákonů (zákon o vysokých školách), ve znění pozdějších právních předpisů, bez ohledu na výsledek obhajoby;
- beru na vědomí, že diplomová práce bude uložena v elektronické podobě v univerzitním informačním systému dostupná k prezenčnímu nahlédnutí, že jeden výtisk diplomové práce bude uložen na elektronickém nosiči v příruční knihovně Fakulty managementu a ekonomiky Univerzity Tomáše Bati ve Zlíně;
- byla jsem seznámena s tím, že na moji diplomovou práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb. o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon) ve znění pozdějších právních předpisů, zejm. § 35 odst. 3;
- beru na vědomí, že podle § 60 odst. 1 autorského zákona má UTB ve Zlíně právo na uzavření licenční smlouvy o užití školního díla v rozsahu § 12 odst. 4 autorského zákona;
- beru na vědomí, že podle § 60 odst. 2 a 3 autorského zákona mohu užít své dílo – diplomovou práci nebo poskytnout licenci k jejímu využití jen připouští-li tak licenční smlouva uzavřená mezi mnou a Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně s tím, že vyrovnání případného přiměřeného příspěvku na úhradu nákladů, které byly Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně na vytvoření díla vynaloženy (až do jejich skutečné výše) bude rovněž předmětem této licenční smlouvy;
- beru na vědomí, že pokud bylo k vypracování diplomové práce využito softwaru poskytnutého Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně nebo jinými subjekty pouze ke studijním a výzkumným účelům (tedy pouze k nekomerčnímu využití), nelze výsledky diplomové práce využít ke komerčním účelům;
- beru na vědomí, že pokud je výstupem diplomové práce jakýkoliv softwarový produkt, považují se za součást práce rovněž i zdrojové kódy, popř. soubory, ze kterých se projekt skládá. Neodevzdání této součásti může být důvodem k neobhájení práce.

Prohlašuji,

- že jsem na diplomové práci pracovala samostatně a použitou literaturu jsem citovala. V případě publikace výsledků budu uveden jako spoluautor.
- že odevzdaná verze diplomové práce a verze elektronická nahraná do IS/STAG jsou totožné.

Ve Zlíně 27. 4. 2015



podpis diplomanta

ABSTRAKT

Současný úvěrový proces v segmentu malých a středních podniků je sestaven ve vzájemné závislosti pevně stanovených pravidel, kde klíčovým prvkem pro schválení poskytnutí úvěru je interní ratingový model. Ačkoliv se jedná o vysoce sofistikovaný nástroj pro ohodnocení úvěrového rizika žadatele, současné poznatky z bankovní praxe poukazují na určité nedostatky těchto modelů, obzvláště v případě nastavení ratingového modelu jako KO kritérium. Proto cílem této práce bylo vytvoření ratingového modelu, kde jeho kvalita, respektive omezení byla ověřena na veřejně dostupných i reálných datech a s ohledem na tento výstup navržen nový model úvěrového procesu, který by optimalizoval úvěrová rozhodnutí s ohledem na specifika segmentu malých a středních podniků a zároveň nastavil nové postavení interního ratingového modelu v rozhodovacím procesu.

Klíčová slova:

Interní ratingové modely, úvěrový proces, defaultní modelování, lineární diskriminační analýza.

ABSTRACT

Current loan process in the segment of small and medium-sized enterprises is compiled of interdependently fixed rules, where the key element for the approval granting a loan is internal rating model. Although it is a sophisticated tool for evaluating the credit risk of the applicant, actual findings in banking experience point out some weaknesses of these models, especially in the case of setting the IRM as a KO criterion. The aim of this research was to validate created rating model, where its quality or restrictions would be tested on real data and with the regard to this output to propose a new model of credit process, which would optimize credit decisions with respect to the specifics of small and medium enterprises and optimize the position internal rating model.

Keywords:

Internal Rating Models, Lending Process, Default Modeling, Linear Discriminant Analysis

Diplomová práce je v mém případě výstup téměř dvouleté vědecké a praktické činnosti, kde mým mentorem a zároveň kritickým odborníkem byl doc. Ing. Jaroslav Belás, PhD. Bez jeho přičinění by tato práce nikdy ani nevznikla, protože díky němu jsem se problematikou úvěrového procesu a ratingových model začal zabývat. Navíc po celou dobu studia mi byl vždy ochotný pomoci, usměrňoval a učil, jak se neztratit v životě.

Za to vše a mnohem víc mu vážně moc děkuji a zároveň se omlouvám za občasnou tupost.

Dále musím poděkovat Ing. Luboru Homolkovi, doufám, že brzy již PhD. Neznám nikoho, kdo by si to pro své znalosti a svou ochotu se s nimi se mnou podělit, zasloužil víc.

Nakonec slova díky patří všem, co při mě celou dobu studia stáli, pomáhali a zároveň pobízeli k lepším výkonům a k hledání nových cest. Mám to štěstí, že mám úžasné kamarády a lidi okolo sebe.

A za to Vám všem moc děkuji. Bez Vás by tahle práce nebyla.

It Is Not Who You Are Underneath, It Is What You Do That Defines You.

Christian Bale

Prohlašuji, že odevzdaná verze bakalářské/diplomové práce a verze elektronická nahraná do IS/STAG jsou totožné.

OBSAH

Úvod	9
Metody zpracování práce	11
TEORETICKÁ ČÁST.....	13
1 Přiblížení problematiky úvěrového modelování	14
2 Postavení interního ratingového modelu v kontextu úvěrového rizika	16
2.1 Ostatní druhy rizik v bance	20
3 Bankovní regulace.....	22
3.1 Basel I	23
3.2 Basel II.....	24
3.3 Basel III.....	26
4 Ratingové modelování	29
4.1 Modelový proces ratingových modelů	30
5 Nejčastěji používané modely.....	33
5.1 Heuristické Modely.....	33
5.1.1 Expertní systémy.....	34
5.1.2 Kvalitativní systémy	34
5.1.3 Fuzzy logika systémy.....	35
5.2 Statistické modely	36
5.2.1 Diskriminační analýza	36
5.2.2 Logistická regrese	37
5.2.3 Další statistické metody a metody strojového učení.....	38
5.2.3.1 RecursivePartitioningAlgorithm (RPA)	38
5.2.3.2 k-Nearest Neighbor Algorithm(kNN).....	38
5.2.3.3 Support Vector Machine (SVM).....	39
5.2.3.4 Neuralnetworks (NN)	39
5.3 Kauzální modely	39
5.3.1 Modely oceňování opcí.....	39
5.3.2 Modely peněžních toků.....	40
5.4 Hybridní formy modelů	40
5.5 Přehled výkonnosti vybraných ratingových modelů	41
6 Požadavky při tvorběIRM	42
6.1 Statistický prvek modelu	43

7	Shrnutí aktuálních teoretických poznátků problematiky ratingových modelů	44
7.1	Defaultní modelování, kvantitativní informace a jejich nedostatky	44
7.2	Kvalitativní informace jako klíč k segmentu MSP	46
	Praktická část	48
8	Úvod do problematiky v praktické části výzkumu	49
9	Klíčové determinanty tvorby vlastního IRM	52
9.1	Datový set	52
9.2	Vybrané kvantitativní ukazatele IRM	52
9.2.1	Index důvěryhodnosti českého podniku IN05	53
9.3	Statistická metoda LDA	54
10	NaProgramování IRM na veřejných datech	56
10.1	Metoda IN05	60
10.2	Shrnutí poznatků o vytvořeném IRM na dostupných datech	62
11	Testování IRM na reálných datech	65
11.1	IRM tvořený na veřejně dostupných datech	65
11.2	Testování vytvořeného IRM na reálných datech	67
12	Optimalizace úvěrového procesu	70
12.1	Současný úvěrový proces	70
	Závěr	74
	Seznam použité literatury	77
	Seznam použitých symbolů a zkratk	82
	Seznam obrázků	83
	Seznam tabulek	84
	Seznam příloh	85

ÚVOD

Prokázané nezvládnutí řízení úvěrového rizika vedlo ke zhoršení výkonnosti bank a jejich likvidity s následným postupným přenesením do reálné ekonomiky. Opětovné nastartování ekonomik se ale neobejde bez investic, které jsou realizovány především prostřednictvím bank. Ironie je zde nasnadě, a protože klíčem k ekonomickému růstu je růst podniků jako tvořitelů hodnoty, problematika úvěrového rizika pro malé a střední podniky (MSP) je v současné době aktuální teoretická oblast výzkumu a praktických aplikací.

Jako klíčový nástroj v úvěrovém procesu s cílem minimalizace úvěrového rizika pro posouzení úvěrové způsobilosti slouží interní ratingový model již řadu let. Bylo tomu dáno dynamickým rozvojem výpočetních systémů, které znamenaly rozvinutí ratingových modelů až do extrémně sofistikovaných řešení. Mnoho statistických a vědomostních metod bylo vyvinuto, ovšem bez úspěchu o vytvoření dokonalého modelu. Aktuální akademické i empirické studie naznačují, že samotné sborové metody učení a spolupráce mohou mít potenciální použitelnost pro firemní bankovníctví pouze za předpokladu, že modely vytvořené z této budou dosahovat vysoké vypovídající schopnosti.

Současné poznatky z bankovní praxe bohužel poukazují na určité nedostatky těchto modelů, obzvláště v případě nastavení IRM jako KO kritérium. Aby toho nebylo málo, úrokové sazby jsou na historických minimech, v určitých zemích se dokonce pohybují v záporných depozitních sazbách. Tlak na bankovní instituce, aby poskytovaly aktivní obchody v co největším objemu, je enormní. A zároveň s tímto tlakem panují přetrvávající obavy o perspektivní stabilitu, bezpečnost a výkonnost bankovního sektoru, které nutí banky pro přesnější a opatrnější úvěrovou politiku.

Optimální řízení úvěrového rizika představuje v současnosti významný problém, který musí řešit všechny banky. V souvislosti s těmito poznatky musí dojít k optimalizaci řízení úvěrové politiky bank, zejména najít vhodnou skladbu interního ratingového modelu a vyvinutí návrhu nového úvěrového procesu.

Cílem této práce, na základě kritické literární rešerše a důkladné analýzy poznatků problematiky úvěrového procesu a ratingových modelů je vyvinutí vlastního IRM, který by dosahoval standardních charakteristik ratingových modelů. Pro ověření vědeckých poznatků, jeho kvalita a predikční způsobilost včetně omezení bude ověřena na sadě veřejně dostupných, ale i sadě reálných datech poskytnutých spolupracující bankou.

Na základě těchto poznatků byl sestaven nový model úvěrového procesu, který by vhodně respektoval současné dynamické prostředí segmentu malých a středních podniků a zároveň umožnil bance odkrýt důvody za úvěrovým rozhodnutím. Tento nový model by zároveň optimalizoval postavení interního ratingového modelu v úvěrovém procesu.

METODY ZPRACOVÁNÍ PRÁCE

Hlavním cílem této práce je vytvoření interního ratingového modelu (IRM) za využití statistické metody lineární diskriminační analýzy (LDA) s odpovídající predikční schopností, který bude následně otestován na sadě reálných dat poskytnutých spolupracující bankou.

Na základě získaných teoretických i praktických poznatků dojde k navržení nového modelu úvěrového procesu v komerční bance. Tento model by měl na základě teoretické analýzy vhodně zakomponovat IRM do úvěrového procesu v komerční bance.

Pro uskutečnění tohoto cíle dojde ke splnění dílčích cílů, které jsou stanoveny následovně:

1. Kritická literární rešerše výzkumů zahraniční autorů zařazených do databáze Web of Science týkajících se problematiky defaultního modelování v úvěrovém procesu v segmentu malých a středních podniků.
2. Vybrání vhodné skladby klíčových výkonnostních parametrů pro vyhodnocení finanční výkonnosti firmy.
3. Vytvoření IRM pomocí statistického programu R Project for Statistical Computing včetně interpretace.
4. IRM bude transparentní ve způsobu jeho vypovídající schopnosti.
5. Otestování IRM na reálných datech.
6. Návrh optimalizovaného úvěrového procesu pro segment malých a středních podniků na základě získaných teoretický a praktický poznatků.

Ke splnění dílčích cílů a zároveň pro budoucí směr následného výzkumu byla formulována tato hypotéza:

H1: IRM vytvořený z klasických informací o výkonnosti podniku potvrzuje predikční schopnost vyšší než 70 % pouze na sadě kvantitativních dat.

VO1: Existují možnosti vylepšení standardního úvěrového procesu?

Tato práce je pro snazší orientaci rozdělena do dvou výzkumných částí. První část tvoří teoretická část v podobě kritické literární rešerše zahraničních autorů se zaměřením na defaultní modelování a úvěrové procesy a technologie. Druhá část pak představuje praktická část spočívající ve vlastním výzkumu, který je tvořen třemi podsekcemi. První podsekcí se zabývá vývojem IRM na základě veřejně dostupných dat a jeho validací. Druhá podsekcí praktické části pak tento vytvořený model testuje na sadě reálných dat poskytnutých spřá-

telenou bankou. Třetí podsekce řešitelské části pak optimalizuje úvěrový proces na základě získaných poznatků.

Závěrečná část pak tvoří diskuze a závěr, kde dochází ke shrnutí poznatků, podněty pro odbornou diskuzi a možnosti aplikace výzkumu, stejně tak jako další možnosti budoucího směru vývoje.

Nezbytným předpokladem pro zpracování výzkumu byla kritická literární rešerše aktuálních výzkumů zahraničních autorů z odborných vědeckých databází SCOPUS a Web of Science. V analytické části jsou rovněž využité statistické metody v podobě diskriminačních analýz a popisu dat a zároveň logické metody v podobě analýza-syntéza a indukce-dedukce. Zároveň bylo využito programovacích metod ve statistickém programu R Project for Statistical Computing.

I. TEORETICKÁ ČÁST

1 PŘIBLÍŽENÍ PROBLEMATIKY ÚVĚROVÉHO MODELOVÁNÍ

Defaultní modelování je všeobecně uznávaný termín pro několik vzájemně propojených oblastí risk managementu. Default (selhání) je definován v mnoha rozdílných kontextech v závislosti na specifickém zájmu nebo kondici firem. Obecná definice je ale stanovena následovně:

Default je situace, ve které firma nemůže platit věřitelům, shareholderům, dodavatelům apod., nebo je firma v bankrotu podle zákona (Čelik, 2013).

Nanni a Lunani (2009) uvádí jako klíčový problém ve finančním rozhodování ve svém výzkumu problém v podobě předpovídání, včas a správně, pravděpodobnost selhání (PD – probability of default). Toto dále rozvádí Čelik (2013), dle kterého modely pro hodnocení úvěrové způsobilosti klienta mají schopnost (za předpokladu správně funkčního modelu) rozlišit s určitou pravděpodobností mezi „dobrým“ a „špatným“ klientem.

Následné prospěchy z vyvinutí spolehlivého ratingového modelu jsou:

- snížení nákladů na úvěrovou analýzu;
- umožnění přijetí rychlejších rozhodnutí;
- zmírnění možných rizik spojených s neplacením poskytnutého úvěru;
- možnost snížení vlastního kapitálového požadavku. (Tsai&Wu, 2007)

Podle autorů Wang, Ma a Yang (2013), odhadnutí pravděpodobnosti nesplacení úvěru má značný význam pro implementaci vhodného risk managementu, kde defaultní riziko je rovno úvěrovému riziku. Vše uvedla v pohyb bankovní regulace Basel II (vydaná BCBS - BaselComitttee on BankingSupervision), která umožňuje revizi kapitálového požadavku komerční banky za předpokladu využívání aktivního přístupu pro detailnější analýzy úvěrové způsobilosti klientů. Tato skutečnost znamenala prominentní roli pro interní ratingové modely (IRM) bank (Tsai, 2009).

Jak již bylo poukazováno, v regulaci Basel, odhadování pravděpodobnosti selhání pomocí ratingové kategorie je použito k odvození kapitálových požadavků banky. Blümke (2012) ve svém výzkumu uvádí, že pro ujištění, aby defaultní risk nebyl podceněn a kapitálové požadavky nebyly nastaveny příliš nízko, odhadovaná pravděpodobnost selhání musí být validována. Tato část modelování je naprosto kritická pro ověření predikční schopnosti modelu.

Bohužel náročnost v predikování PD pomocí interního ratingového modelu (IRM) představuje již dlouho trvající problém ve výzkumu úvěrového rizika a jeho efektivního řízení (Li a Miu 2010). Obzvláště v kontextu s množstvím podnikových výkonnostních kritérií, které trvale rostou a evaluačními metodami, které se stávají více komplikované. Finanční výsledky firem mohou být totiž ovlivněny mnoha faktory: situace globální ekonomiky, konkurence, technologie, politická scéna a společnost, stejně tak jako prostředí organizace – strategie, struktura a kultura, které dopadají negativně na vypovídající schopnost IRM. (Strumickas&Valanciene, 2009; Boguslauskas et al., 2010)

Na tuto problematiku navázali ve svém výzkumu autoři Hornik a Jankowitsch (Hornik et al., 2010), kteří zjistili, že z pohledu banky, analyzování spolehlivosti vlastního ratingového modelu a těch modelů, které mají konkurenti, je klíčové. Chyby a nekonzistentnost modelu v procesu hodnocení mají významný dopad na cenovou politiku, alokaci kapitálu a podnikovou strategii, jako je např. zahájení projektu úvěrování pro nový tržní segment. Různorodost IRM při vyhodnocování nakonec ovlivňuje pozici banky vůči jejím konkurentům a zároveň dopadá s významným efektem při schvalování žádosti o úvěr.

Potřeba spolehlivých modelů, které predikují přesně default, je naléhavá a naprosto klíčová. IRM se staly jádrem informačního systému banky a pro zlepšení podnikatelských rozhodnutí je nezbytné zavedení ověřování stávajících modelů a zároveň neustálý vývoj nových modelů, které by se přizpůsobily stávajícím ekonomickým podmínkám.

Proto hlavním cílem této práce bylo vytvoření a následné otestování IRM za využití statistických metod a vhodné skladby klíčových výkonnostních parametrů pro posouzení úvěrové způsobilosti firmy v segmentu SME, který bude otestován na základě reálných datech. Na základě získaných poznatků došlo k navržení nového optimalizovaného úvěrového procesu, který by vhodným způsobem stanovil postavení IRM v samotném úvěrovém procese banky.

2 POSTAVENÍ INTERNÍHO RATINGOVÉHO MODELU V KONTEXTU ÚVĚROVÉHO RIZIKA

Hlavní činností většiny bank je zlepšení principů pro poskytování půjček ve větším objemu těm, kteří jsou v nouzi o peníze. Na základě úrokových plateb z vypůjčené jistiny pak banka generuje svůj zisk. (Ačkoliv roli dlužníka může zastávat domácnost nebo firma, v této práci se budeme zabývat čistě problematikou spojenou s poskytováním úvěrových peněz firemním klientům banky). Jak se některým dlužníkům nepodaří plnit své splátky, jsou označováni jako defaultní, neboli defaultní v jejich slibu plnit své závazky.

Více formální definice selhání se nejčastěji přebírá z mezinárodní bankovní regulace Basel II. Úvod do problematiky regulace Basel II bude více rozebrán v kapitole 3.2.

Firma - brána jako jakákoliv podnikatelská entita, jako jsou korporace, partnerské společnosti nebo samostatná prodejní jednotka podnikající na základě zvláštních oprávnění - je definována jako defaultní firma tehdy, pokud došlo k jednomu nebo obou následujících scénářům.

1. Úvěrová instituce (v podmínkách ČR se jedná v drtivé většině případů o banku, v zahraničí je situace ale už mírně odlišná) se domnívá, že dlužník pravděpodobně nesplatí své úvěrové závazky vůči úvěrové instituci v plné výši, a to bez rekursu, který úvěrové instituce realizují např. v podobě zajištění.
2. Dlužník je po splatnosti více než 90 dní na některém významném úvěrovém závazku vůči bankovní skupině. Kontokorentní úvěry budou považovány za nesplacené jakmile zákazník překročí doporučený limit, nebo zákazník dosáhl nižšího zůstatkového limitu, než bylo sjednáno.

První ze dvou spíše formálních definic uvádí, že defaultní je firma označena v případě, že se banka domnívá, že nedojde k zaplacení jejího dluhu v plné výši, aniž by požadovala vlastnictví přijatého kolaterálu. Druhý scénář je jednodušší, protože se uvádí, že v případě, že dlužník nezaplatí některé slibované platby, které měly být realizované před 90 dny, dlužník se považuje za neschopného splácet své platby. Věta týkající se kontokorentů je interpretována tak, že v případě, že dlužník překročil doporučený limit, nebo se mu nedaří snížit svůj doporučený limit, může banka ve strachu o návratnost své instituce reagovat tak, že dlužníka bude považovat jako defaultního.

Je důležité si povšimnout rozdílu mezi třemi různými termíny: platební insolvence, bankrotu a defaultem firmy. Tyto termíny jsou často používány v literatuře jako označení pro stejnou věc. Aby se předešlo nejasnostem jsou tři termíny vysvětlen zde.

Termín platební insolvence odkazuje na dlužníka, který není schopen dostát svým závazkům vzhledem k tomu, že není ochoten nebo není schopen platit své dluhy. To komplikuje věci ještě více v případě toho, že jako insolvence je často označována situace, kdy závazky překročí hodnotu majetku, ale firma může ještě být zisková, a tak bude schopna zaplatit všechny své dluhy.

Bankrot je právní zjištění, které má výsledek v podobě soudního dohledu nad finančními záležitostmi dlužníka, který je buď v platební insolvenční nebo v defaultu. Je důležité si uvědomit, že dlužník může po úhradě svého dluhu přestat být defaultní. To může být provedeno přidáním zajištění nebo tím, že využije alternativní zdroje financování. Kromě toho, jak bude vidět později, kdy s ohledem na ztráty ze selhání, událost neplnění - tedy firma považovaná jako defaultní - není nutným důsledkem finanční ztráty pro banku.

Vždy když potenciální dlužník žádá v bance o úvěr, banka vyhodnotí jeho bonitu. Toto hodnocení se zakládá na odhadu, zda dlužník může zaplatit jistinu a úroky v okamžiku jejich splatnosti. Riziko, které vyplývá z nejistoty bonity, se nazývá úvěrové riziko.

Úvěrové riziko se definuje jako nejvýznamnější a zároveň nejstarší riziko banky. Podle provedených výzkumů se často uvádí, že se podílí na rizikovém portfoliu bank ve výši až 70 %. Úvěrové riziko se někdy též uvádí jako kreditní (z anglického překladu *credit risk*) a tvoří se rizikem ztráty ze selhání dlužníka nesplnit smluvní podmínky, kterými se zavázal majiteli pohledávky a způsobil mu finanční ztrátu.

Selhání dlužníka se uvádí v odborném překladu jako *default* a může vzniknout v jakémkoliv okamžiku bez ohledu na transakci a závazky. Default se může projevit při úvěrových aktivitách, obchodní a investiční aktivity, při vypořádání cenných papírů na vlastní i cizí účet, při platebním styku. (Půlpánová, 2007, str. 183)

Ačkoliv banky se musí vypořádat s mnoha riziky (některá budou představena na konci této kapitoly) podle regulace Basel je úvěrové riziko považováno jako klíčové riziko, kterému jsou banky vystaveny, a to z důvodu charakteru podnikatelské činnosti bank – především poskytování aktivních obchodů. Formální definice úvěrového rizika v originálním změně je dle Zenios:

„The risk of an unkept payment promised due to default of an obligor – counter-party, issuer or borrower – or due to adverse price movements of an asset caused by an upgrading or downgrading of the credit quality of an obligor that brings into question their ability to make future payments.“

Úvěrová způsobilost dlužníka a její vyjádření se vlivem času mění, v důsledku špatného řízení nebo některými vnějšími faktory, jako je rostoucí inflace, pokles směnných kurzů, zvýšení konkurence nebo volatility hodnoty aktiv.

Úvěrové riziko je možné zobecnit podle následující rovnice:

$$\text{Úvěrové riziko} = \max \{ \text{Skutečná ztráta} - \text{Očekávaná ztráta}, 0 \}$$

kde skutečná ztráta je pozorovaná finanční ztráta. Úvěrové riziko je tedy riziko, že skutečná ztráta je větší než očekávané ztráty. Očekávaná ztráta (Expected loss EL) se dá považovat jako průměrná ztráta z historických pozorování. EL se často odhaduje na základě tří prvků na základě následující rovnice.

$$\text{Očekávaná ztráta (EL)} = \text{Pravděpodobnost selhání (PD)} \times \text{Expozice v případě selhání (EAD)} \times \text{Ztráta v případě selhání (LGD)}$$

Kde **pravděpodobnost selhání dlužníka (PD)** je očekávaná pravděpodobnost, že dlužník nebude splácet dluh před jeho splatností. Splátnost odkazuje na konečné datum platby půjčky, které zahrnuje všechny splatné zbývající úroky a jistiny. PD se obecně odhaduje na základě historie dalších úvěrů s podobnými charakteristikami. PD je obecně definována jako výchozí pravděpodobnost dlužníka v časovém horizontu jednoho roku. Hodnoty samotného výsledku PD jsou obecně transformovány na stupeň rizika nebo ratingu, aby byly čitelnější.

Expozice v případě selhání (EAD) je částka, kterou dlužník bance právně legitimně dluží. Stává se, že to není v takové výši, v jaké banka tuto půjčku dlužníkovi poskytla. Například v případě používání kontokorentu, kde zůstatek je proměnný na základě potřeb peněz, dlužníkem, může nastat situace selhání, ačkoliv nebyla vyčerpána celá poskytnutá výše. EAD je zkrátka ta částka peněz, kterou dlužník stále neuhradil bance v tom daném okamžiku stanovení defaultu. V případě zabezpečení úvěru kolaterálem, se hodnota EAD o toto zajištění sníží.

Ztráta v případě selhání (LGD) je procento skutečné ztráty EAD, které banka utrpí. Aby se banky chránily, často vyžadují zajištění úvěrovými deriváty, jako je sekuritizace. Dluž-

níci mohou mít i ručitele, kteří budou přijímat dluh, pokud je dlužník prodlení, v tomto případě má pak LGD nulovou hodnotu. Ztráta ze selhání je jednoduše očekávaný procentní podíl ztráty z peněžních prostředků poskytnutých dlužníkovi. Altman et al. (2005) uvádí, že pozorovaná míra selhání a LGD jsou pozitivně korelovány. Z tohoto pozorování je možné dojít k závěru, že banky jsou úspěšné při své ochraně sebe, pokud jsou počty míry selhání nízké, ale nejsou tak účinné při velkých ekonomických turbulencích.

Tyto ukazatele vstupují do výpočtu kapitálového požadavku a jejich zvládnutí je nezbytné pro analýzu dopadu úvěrového rizika na banku. Aby došlo k přesnějšímu odhadu hrozby úvěrového rizika pro jednotlivou banku, bankovní regulace Basel II (bude blíže přiblíženo v následující kapitole 3.2) byla navržena tak, aby motivovala a umožnila bankám přistupovat ke kapitálovému požadavku na základě jejich interního přístupu k hodnocení úvěrového rizika v případě využívání tzv. Internal Rating-Based approach (IRB). Tato skutečnost je ovšem podmíněna dodržováním velmi přísných metodologických pravidel stanovenými touto regulací, navíc i dodržování pravidel lokálního regulátora (v podmínkách České republiky se jedná o ČNB).

Pro tento účel došlo k vyvinutí nové metodologie, kde došlo k rozdělení interní ratingového hodnocení, na základě přístupu k němu, na dva směry:

- Základní IRB přístup (Foundation IRB approach) – převzetí vstupních hodnot poskytnuté od regulátora (ČNB);
- Pokročilý IRB přístup (Advanced IRB approach) – použití vstupních hodnot od regulátora není tak striktní, do výpočtu zasahuje vytvořený IRM banky. (více v kapitole 3.2)

Metodologie přístupu IRB vytvořená Basilejskou komisí měla banky donutit k přesnějšímu ohodnocování svého portfolia, protože při využití pokročilého IRB přístupu (vlastní IRM) by banka mohla stanovit velikost kapitálových požadavků s větší přesností. Motivací tohoto přístupu je, že při používání pokročilého IRB přístupu, mohou banky snížit velikost kapitálových požadavků na základě odborných odhadů od 20 - 30 %.

Využívání IRB přístupů je však podmíněno dohledem, a ne všechny banky jsou schopné z důvodu příliš vysokých nákladů na řízení a správu tyto modely využívat. V prostředí České republiky se bavíme o využívání pokročilého IRB přístupu, tedy využívání vlastního interního ratingového modelu, pokud se bavíme o velkých bankách, zejména silné „čtyřce“ (KB, ČS, ČSOB, UniCredit bank. U menších bank převládá přístup k úvěrovému riziku

pomocí základního IRB přístupu. (Homolka, 2009, str. 40; Oesterreichische Nationalbank, 2004, str. 54; Vernerová, 2010, str. 14)

Hypoteční krize v roce 2008 vyvolala mimo jiné vlnu ostré kritiky na adresu regulace Basel II. Nezvládnutí úvěrového rizika, možnost morálního hazardu ukázalo nedůraznost této bankovní regulace, načež došlo k vytvoření nové bankovní regulace, současné Basel III. Více o bankovních regulacích v kapitole 3.

2.1 Ostatní druhy rizik v bance

Všechna podnikání podstupují určitá rizika. V bankovníctví tomu není jinak, ačkoliv jsou svým způsobem dost odlišná od klasického podnikání. Je to dáno charakterem podnikání a zároveň jeho dopadem na společenství.

Ve finančním sektoru je za největší riziko považováno ve všeobecnosti ztráta důvěry (občas označováno jako systémové riziko), která by znamenala konec celého bankovního systému, což by vedlo ke společenským turbulencím. Aby k tomu nedošlo, musí banka bedlivě sledovat svoji likviditu. Řízení likvidity sebou nese úzkou spojitost s poskytováním úvěrům klientům banky respektive s úvěrovou politikou banky. Specifika bankovníctví umožňují, že bankovní úvěry jsou poskytovány primárně z vkladů krátkodobého charakteru a jsou skládány často z několika těchto vkladů, protože úvěry jsou obecně ve vyšších částkách, než vklady a jsou zároveň splatné až po delší době.

Kromě rizika ztráty důvěry a likvidity v bance existují i jiná rizika, které ovlivňují banky při jejich každodenní operativní činnosti. Z koncepčního a metodického hlediska charakteristika rizika musí vycházet z výnosů z podnikání, a proto musí být, při kalkulaci rizik, brána v potaz stabilita a struktura výnosů banky (Polouček, 2006, str. 282 - 284).

Riziko obecně vyjadřuje pravděpodobnost vzniku negativních vedlejších účinků, jako je poškození, vznik škody, ztráta nebo zničení. Riziko ve vztahu k ekonomii a financím se využívá při odhadování výsledků nejednoznačných průběhů v určitých těchto procesech. (Polouček, 2006, str. 282) Přičemž platí, že riziko je nedílnou součástí veškeré lidské aktivity, což tedy platí i pro podnikatelskou činnost. Finanční trh, tedy i bankovníctví, je determinován finančními riziky, které obecně charakterizujeme jako možnou peněžní ztrátu subjektu působícím na finančním trhu.

Ačkoliv existuje dlouhá řada publikací zabývajících se finančním rizikem, dělení rizik se v těchto publikacích moc neshoduje a jejich pojetí se liší od autora k autorovi. Autor se nej-

více shoduje z rozdělení autorů Jílka (2000) a Půlpánové (2008), kteří rozdělují finanční rizika do pěti hlavních kategorií:

- Úvěrové riziko;
- Tržní riziko;
- Riziko likvidity;
- Operační riziko;
- Obchodní riziko. (Půlpánová, 2007, str. 183 a Jílek, 2000, str. 15)

Úspěšné a svědomité řízení všech zmíněných rizik vede nejen k úspěšné finanční výkonnosti banky, ale zároveň k prospěchu celého ekonomického systému a společnosti. Základní atribut pro tento úspěch je správné vymezení rizik, jejich správný odhad a realizace nápravných opatření, které bance umožní se nevystavovat přílišnému riziku. Charakteristické prolínání rizik pro bankovní sektor nutí hledat neustále nové cesty pro jejich řízení, optimalizování stávajících procesů a zároveň zodpovědnou kontrolu od společnosti.

Jak již bylo předesláno v úvodu této kapitoly, tato práce se zabývá výhradně definováním, řízením a stanovením nových přístupů a modelů pro řízení úvěrového rizika, které je determinující pro finanční výkonnost banky. Jelikož bankovníctví je zvláštním druhem podnikání, veškeré nové postupy k přístupu k úvěrovému riziku musí probíhat v souladu ke stanoveným pravidlům a podmínkám mezinárodního a lokálního regulátora.

Proto v následující kapitole dojde k výčtu těch nejdůležitějších bankovních regulací a jejich vývoje.

3 BANKOVNÍ REGULACE

Pokud by došlo k tomu, že řetěz bank nebo velká banka byly defaultní, bude to mít katastrofální dopad na ekonomickém systému (koneckonců konkrétní důkazy o tom přináší nedávná hypoteční v krize). Protože banky si navzájem půjčují peněžní prostředky na každodenní operace, jsou velmi integrovány mezi sebou. Silné komerční banky jsou hybnou silou ekonomického růstu jakékoliv země, protože poskytují finanční prostředky pro investory. Tuto skutečnost si uvědomili guvernéri centrálních bank zemí G10 národů a založili Basilejský výbor pro bankovní dohled (BCBS) v roce 1974. Cílem tohoto výboru je v souladu s jejich stránky:

“Basilejský výbor pro bankovní dohled poskytuje fórum pro pravidelnou spolupráci v oblasti bankovního dohledu. Jeho cílem je zlepšit pochopení klíčových otázek v oblasti dohledu a zlepšit kvalitu bankovního dohledu na celém světě. Snaží se tak dělat na základě výměny informací o vnitrostátních záležitostech dohledu, přístupu a techniky, s ohledem na podporu vzájemného porozumění. Výbor používá toto společné porozumění, aby vypracoval pokyny a standardy v oblasti dohledu v oblastech, kde jsou považovány za žádoucí. V této souvislosti, Výbor je nejlépe známý pro jeho mezinárodní normy týkající se kapitálové přiměřenosti; základní zásady efektivního bankovního dohledu; a doktrínu pro přeshraniční bankovní dohled.”

V podstatě jdou o vytvoření záchranných brzd, které by zaručovaly nepřehřátí bankovního sektoru, minimalizaci bankovních krizí, stejně tak jako nastavení určitých kvalitativních prvků. Jejich nařízení a regulace se brzy ukázaly orientované na zvládnutí systémového rizika. Systémové riziko je nejčastější a zároveň nejvážnější důvod spuštění bankovní krize, proto se regulátoři primárně snaží odstranit možnosti jeho vzniku, a to prostřednictvím minimalizováním 3 zdrojů systémového rizika:

1. **Malý objem vlastního kapitálu** – banky se ve všeobecnosti snaží využít co největšího působení finanční páky bez ohledu na vznik rizika, které tak vytváří a zároveň se snaží pro své obchody využívat minimální objem vlastního kapitálu;
2. **Garance pro vkladatele** – současné garanční metody dovolují bankám přistupovat na příliš vysoké riziko. Je to dáno ochranou drobného střadatele, kdy jeho vklad je pod ochranou státu až do výše To deformuje bankovní trh, kde obzvláště velké banky navíc využívají další ochrany od státu - doktríny „*Too big to fail*“ – a ná-

sledně tyto banky mají tendenci operovat v prostředí příliš velkého rizika za houbou extrémních zisků. Následné problémy pak musí řešit stát;

3. **Riziko aktivních obchodů** – právě na tyto rizika je primárně zaměřena bankovní regulace Basel. (Belás, 2010, str. 27, 165 – 167 a Belás, 2011)

Pro zvládnutí požadovaných výstupů pro finanční trh bylo dohodnuto, že bude vytvořena mezinárodní regulace, která bude zajišťovat dodržování stanovených standardů, které by napomáhaly udržet zdravý bankovní a aby nedošlo k opětovnému úpadku na finančním trhu jako ve 30. letech po černém pátku na burze.

Tyto diskuze nabraly konkrétní podoby v roce 1988, kdy Basilejský výbor vydal svou první mezinárodní bankovní regulaci Basel I, která měla zabránit vzniku bankovních krizí a udržet mezinárodní bankovní sektor ve finančním zdraví. (Valová, 2010, str. 10, 15 – 37; Doležal, 2013)

3.1 Basel I

V roce 1988, Basilejský výbor pro bankovní dohled (BCBS) nastavil pravidla a předpisy, které měly zajistit stabilitu a spolehlivost mezinárodního bankovního systému. Tato pravidla a předpisy byla uzavřena do nového regulačního rámce, známého jako Basel I. Tato regulace vyžadovala, aby banky udržovaly velikost kapitálu Tier 1 (bude blíže přiblíženo v sekci 3.3) nejméně 4% a celkový poměr kapitálu ve výši nejméně 8% (z toho Tier 2 mohl dosahovat nejvýše 50%). (Einarsson, 2008)

Vzhledem k tomu, že může být drahé velmi drahé pro banky vydávat nový kapitál, tento systém měl vést k preferenci méně rizikových aktiv (Naceur a Kandil, 2007). Obecně platí, že riziková aktiva (např. podnikatelské úvěry a spotřebitelských splátky úvěrů), vyžadují zachování celkového vlastního kapitálu rovnu 8% z účetní hodnoty aktiva. Na druhou stranu, bezrizikové aktiva (např. hotovost a vládní dluh) nevyžadují žádné kapitálové požadavky.

S postupem času však byla na tuto regulaci seslána vlna kritika kvůli stejnému rizikovému vážení všech úvěrů bez ohledu na to, jak byly vysoké nebo nízké kvality úvěru. To následně vedlo k nesouvislosti mezi úrovněmi kapitálu bank a jejich úvěrové kvality. Kromě toho, Basel I ignorovala splatnosti expozice u kapitálových výdajů a nedokázal využít dostupnosti některých technik úvěrového snižování rizika, jako jsou peněžní rezervy, zajištění, a tak dále. Basel I také neznala efekt diverzifikace portfolia a jeho dopad na úvěrové

riziko; nicméně toto bylo později odstraněno zavedením tržního rizika. Nakonec, Basel I neuložila kapitálové požadavky k operačnímu riziku, které je považováno za významný zdroj rizika, a za určitých podmínek může mít větší dopad než úvěrové riziko.

Je třeba ale zmínit, že zavedením Basel I. s dopadem pro bankovní kapitál rozproudily zájem ohledně těchto účinků. Hlavní závěry pozdějších studií bylo, že regulatorní minima kapitálových požadavků pozitivním způsobem ovlivňují rozhodování bank o financování. Podle těchto poznatků, banky byly podporovány ze strany regulačních orgánů zvýšit své kapitálové požadavky v souladu s výší podstupovaného rizika.

Podle některých studií byla ale zavedena i opačná hypotéza, a to negativní vztah mezi kapitálem a rizikem. Toto je známé jako hypotéza morálního hazardu, který vyplývá z nezamýšlených důsledků regulačních opatření. Jak uvádí banky mohou reagovat na regulační tlaky tak, že zvýší svůj kapitál tím, že zvyšují riziko aktiv. Basel I. byl aktualizován na počátku roku 1990 tím, že přidá nový prvek: tržní riziko vyplývající z měnících se podmínek na trhu (např. cen akcií a úrokových sazeb). Navrhovaná změna vyžadovala, aby poměr kapitálu k úvěrovému riziku a tržního rizika by měla být větší než nebo rovna 8%. (Sabdallah, 2013)

3.2 Basel II

Protože kritika Basel I neustávala, BCBS navrhla více rizikově citlivý přístup v podobě nové regulace – Basel II Tato regulace je založen na třech pilířích pro zajištění bezpečnosti a spolehlivosti bankovního sektoru:

- Minimálních kapitálových požadavků;
- Obezřetného postupu dohledu;
- Tržní disciplíny.

Nová dohoda představila dva hlavní přístupy, které sloužily pro výpočet kapitálových požadavků bank. První alternativa, nazvaný standardizovaný přístup, rozděluje portfolio bankovních úvěrů podle rizikových kategorií; to znamená, že riziková váha každé kategorie je založena na posouzení rizik protistrany pomocí mezinárodní ratingové agentury (RA). Tento přístup zapříčil rozvoj RA v globálním měřítku. Ratingové agentury měly sloužit jako regulační nástroje pro udržování dohledu nad finančním trhem. (Einarsson, 2008)

Druhou alternativou, již načatou v kapitole 2, je interní ratingové hodnocení založené na Internal Rating Based approach (IRB). Jedná se o zjištění úvěrové expozice na základě stanovení již zmíněných odhadů selhání; pravděpodobnost selhání (PD), ztráta ze selhání (LGD) a expozice při selhání (EAD). Cílem obou přístupů je zajistit, aby banky měly dostatečný kapitál ke krytí rizik plynoucích z úvěrových a investičních praktik banky. Tyto mezinárodní normy by tak měly fungovat jako brzda a zároveň chránit mezinárodního finančního systém od problémů, které mohou vzniknout v případě defaultu velké banky nebo série bank. (Weber a Darbellay, 2008)

Regulace Basel II navíc přidala nový typ rizika: provozní riziko, definovanou BCBS jako "riziko přímých a nepřímých ztrát plynoucích z nedostatečnosti nebo selhání vnitřních procesů, osob a systémů nebo z vnějších událostí".

V souladu s regulací, základní kapitálové požadavky pro banky ($\geq 8\%$) mohou být vyjádřeny jako poměr kapitálu banky k úvěrovému, tržnímu a operačnímu riziku. Z tohoto důvodu, v některých rozvíjejících se trzích se uplatňují mnohem vyšší minimální úrovně kapitálu než 8%. Například minimální kapitálový požadavek v Argentině je 11,5 % plus 1% pro tržní riziko, a v Singapuru je minimum 12%. (Sabdallah, 2013) To je příklad i třeba ČNB, která stanovila míru min. 10,5 %.

také poznamenal, že Basel II byla zamítnuta v Číně, kde je minimální kapitálový požadavek určený především Čínskou bankovní regulační komisí. Na začátku roku 2000, regulační diskutovali o zahrnutí jiných typů rizik, jako je riziko likvidity, skladovacího rizika, rizika ztráty dobré pověsti a riziko koncentrace. Na rozdíl od Basel I, Basel II se podařilo, že bránila bankám v přijímání nadměrného rizika (krize v roce 2008 prokázala, že toto tvrzení až tolik neplatí). To bylo viděno v opatrnosti volby rizikových pozic a tím výše potřebného kapitálu. (Sabdallah, 2013)

Na druhou stranu, Weber a Darbellay (2008) kritizovali Basel II, zejména standardizovaný přístup, z obavy, že banky se budou více soustředit na získání vysokého úvěrového hodnocení, než na kvalitě podkladových aktiv. Autoři dodali, že běžné bankovní činnosti prováděné bankami sledovat jejich zákazníky budou slábnout. To hlavně z toho důvodu, že banky se budou více spoléhat na ratingové agentury, čímž se zvýší finanční nestabilita. To platí obzvláště pro USA, kde banky využívají RA v mnohem větší míře, než u nás. A tyto obavy byly následně potvrzeny i hypoteční krizí. Další problém, často zmiňovaný i jako současný

problém, je v podobě pro-cyklických ohodnocení. V době ekonomického boomu ratingové modely zlepšují ratingové hodnocení žadatele a naopak.

Studie BCBS o dopadu Basel II na 365 bank v 43 zemích ukázala, že kapitálové požadavky a rizika v bankách s více retailovými aktivitami byly nízké (Basilejský výbor pro bankovní dohled, 2003). To mělo motivovat banky nacházející se ve velkých zemích G10 ke zvýšení investic do maloobchodních aktivit.

Regulace Basel II byla tedy stěžejní pro tvorbu interních ratingových modelů na základě pokročilého IRB přístupu. Její pravidla jsou platná i v současné době, ačkoliv byla vytvořena nová bankovní regulace, Basel III.

3.3 Basel III

Stávající současná bankovní regulace nese označení Basel III a byla vytvořena po finanční krizi v Evropě a kritice nefungující regulace Basel II, respektive její nezabránění krize v roce 2008. Basel II se opírala o minimální výši kapitálu banky, které bylo určeno mírou rizika, které banka podstupovala, rizikově vážených aktiv (RVA).

Výpočet rizikově vážených aktiv zohledňuje tři typy rizik: riziko úvěrové, rizika tržní a riziko operační. Čím jsou rizikovější aktiva, tím vyšším množstvím kapitálu musí banka disponovat. (Belás, 2011; Doležal, 2012, SVOČ; Doležal, 2013)

Banky porušovaly stanovená pravidla a vysoce riziková aktiva ve svých bilancích neuváděly, tedy držely úroveň kapitálu nižší, než bylo jejich skutečné riziko. To vyvrcholilo v propuknutí hypoteční krize v roce 2008 a jejím následným přenesením do podoby finanční a dluhové krize.

Nemorální chování účastníků trhu, podhodnocování rizika a nedodržování regulace vedlo BCBS k vytvoření bankovní regulace Basel III.

Základní principy Basel III jsou definovány takto:

- Kapitálová přiměřenost ze stávajících 8 % bude navýšena postupně v letech na úroveň 10,5 % v roce 2019;
- zvýšení kvality, jednotnosti a transparentnosti kapitálové základny pro výpočet kapitálové přiměřenosti (posílení složky Tier 1 zejména ve formě základního kapitálu, zpřísněná kritéria pro jednotlivé vrstvy Tier 2 kapitálu; kapitál Tier 3 bude zrušen);

- nový přístup k pákovému efektu (Leverage Ratio) v komerčních bankách s cílem zavedení dodatečné záruky proti modelovým rizikům a chybám měření rizika (doplnění rizikového kapitálového požadavku o pákový poměr (Leverage Ratio) má pomoci předcházet zvyšování nadměrného pákového poměru);
- zavedení opatření na podporu zvláštní části kapitálových rezerv (CapitalBuffer), které jsou určeny k tlumení vlivu ekonomického cyklu na finanční sektor (proticyklické polštáře);
- celosvětový standard minimální likvidity pro mezinárodně aktivní banky, který obsahuje požadavek na 30 denní likviditu podpořenou změnou struktury likvidity směrem k delšímu časovému horizontu;
- zlepšení bankovního dohledu, corporate governance, řízení rizik a oblasti zveřejňování. (Doležal, 2012; Doležal, 2013)

Celkový regulační kapitál je tedy dán součtem 4 následujících položek:

- Tier 1 (going-concerncapital)
- CommonEquityTier 1 (CET 1)
- dodatečný Tier 1
- Tier 2 (gone-concerncapital)

Základem Tier 1 bude CommonEquityTier 1 (CET 1), který bude zahrnovat například emitované kmenové akcie, emisní ážio z kmenových akcií nebo vytvořený zisk. Výše CET 1 bude muset být ve výši minimálně 4,5 % rizikově vážených aktiv. Celkový Tier 1 pak banky budou udržovat v minimální výši 6 % rizikově vážených aktiv.

Oproti Basel II banky budou nově povinny vytvářet dodatečné kapitálové rezervy, jejichž tvorba bude do jisté míry záviset na národním regulátorovi bankovního systému (v ČR ČNB). Bude se jednat o:

- proticyklický kapitálový polštář (CountercyclicalCapitalBuffer),
- kapitálový konzervační polštář (CapitalConservationBuffer),
- kapitál pro systémově významné banky (Capital for SystemicallyImportantBanks). (Doležal, 2012; Doležal, 2013)

Basel III byla logická odpověď Basilejského výboru na kritiku regulace Basel II. Vyřešit všechny problémy minulé regulace pomocí pouze navýšením kapitálové přiměřenosti na minimální 10,5 % hranici, se ukázala v kontextu současné situace jako ne zcela řešitelná. Z aktuálních rozhovorů a poznatků vyplývá, že méně rozvinuté a více konzervativní bankovní systémy, které nebyly plně zapojené do využívání nejnovějších úvěrových nástrojů (které umožnily krizi), jsou schopné postupně navyšovat úroveň kapitálu. Bohužel klíčové banky v západních zemích namítají, že tato regulace je bude stát příliš mnoho prostředků, které v současné době nemají a nejsou schopny nahradit. Na tento poznatek reagovaly některé výzkumy, které odhadly, že zvýšení kapitálových požadavků bude stát finanční instituce až 700 mld. EUR. Dokonce zaznívají už i silné hlasy, že tato bankovní regulace není kompletní a neřeší problémy, které umožnily vzniknout finanční krizi. (Doležal, 2013)

Je tedy zřejmé, že bankovní regulace není všemocný nástroj pro řízení jakéhokoliv rizika v bance, naopak banka musí brát tuto regulaci jako pouze odrazový můstek pro své vlastní aktivity pro řízení rizik. Obecně se tato role připisovala IRM, dokonce se hovořilo o interním ratingovém modelu jako klíčovém nástroji pro řízení úvěrového rizika a považoval se za determinující prvek v úvěrovém procesu.

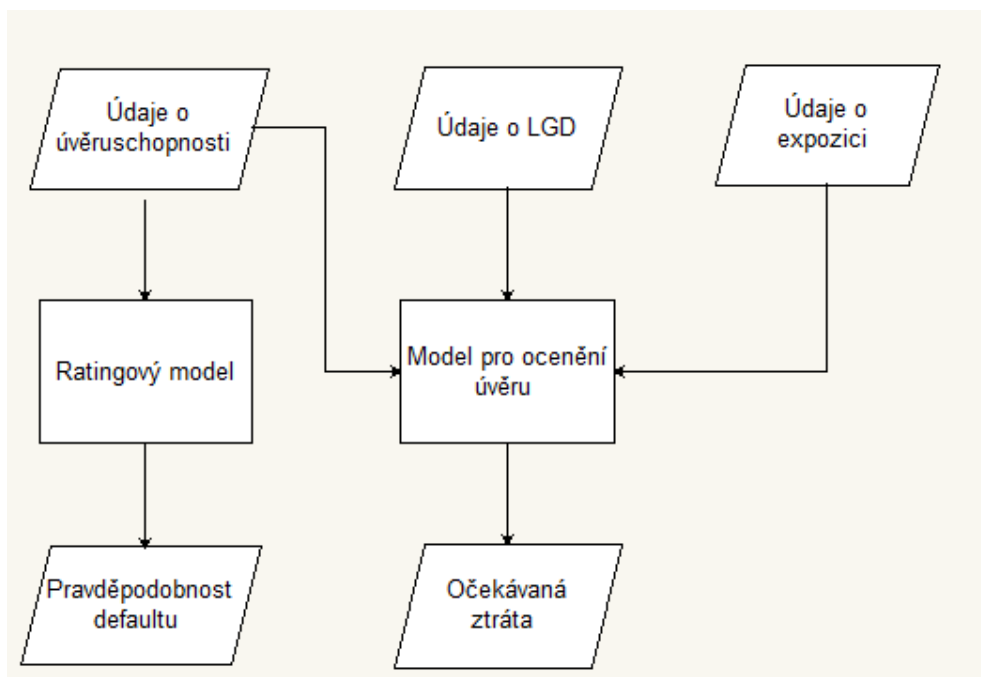
Ovšem ve světle soudobých poznatků ze světa i z toho výzkumu vyplývá, že interní ratingové modely dávají pouze pomocnou ruku pro hodnocení úvěrového rizika, protože jejich někdy nepřilíš pružné hodnocení nereaguje na současný vývoj a výstup z IRM není příliš transparentní. Platí, že je třeba znovu se věnovat ratingovému modelování a najít nové přístupy, které by vhodným způsobem vedly k vyvinutí dynamických modelů, které by dokázaly flexibilně reagovat na měnící se prostředí. Zároveň by mělo dojít k přehodnocení současného úvěrového procesu, ve kterém interní ratingové modely hrají často finální úlohu a pokusit se nastavit nové modely úvěrového procesu.

Proto se následující kapitoly zabývají problematikou ratingového modelování, společně s výčtem současných přístupů k tvorbě ratingových modelů a modelovacím procesem vývoje samotného ratingového modelu, aby na základě těchto poznatků došlo k vývoji vlastního IRM v praktické části této práce.

4 RATINGOVÉ MODELOVÁNÍ

Byla to právě bankovní regulace Basel II, která dovolila takovému rozšíření interních ratingových systémů, založených jako další možnost k používání hodnocení získaných od ratingových agentur. Ovšem platí, že interní ratingové systémy založené bankovními institucemi mají výhodu nad ratingovými agenturami a to tu, že mohou využít informací, které má k dispozici jen právě banka, jako například kreditní historii a expertní odhad úvěrové způsobilosti na základě již získaných zkušeností. Interní ratingové ohodnocení pak může být získáno pro všechny dlužníky, zatímco hodnocení ratingovými agentury je možné pouze pro některé potenciální dlužníky, obzvláště v podmínkách České republiky. Kromě toho, ratingové agentury veřejně oznamují jen rizikové stupně větších firem, za jejich hodnocení pro malé a středně velké firmy si musí žadatel zaplatit. (Einarsson, 2008)

Existují dva různé typy úvěrových modelů, které by se neměly zaměřovat společně. Jedním z nich jsou ratingový model a druhý je úvěrový oceňovací model. Tam je zásadní rozdíl mezi oběma modely. Ratingové modely se používají k modelování pravděpodobnosti selhání (PD) a modely úvěrového oceňování berou v úvahu všechny kombinace dle doporučení Basel. Tedy ještě jednou pravděpodobnost selhání (PD), expozice v případě selhání (EAD) a ztráta v případě selhání (LGD) pro model ocenění očekávané ztráty (EL). Grafické znázornění těchto dvou modelů je možné vidět na uvedeném obrázku (Obr. 1).



Obr.1. Systematický přehled úvěrových hodnotících přístupů (Sabdallah, 2013)

Očekávaná ztráta (EL) lze považovat za průměrné ztráty historicky pozorovaných ztrát. EL lze také odhadnout pomocí odhady tří složek v rovnici:

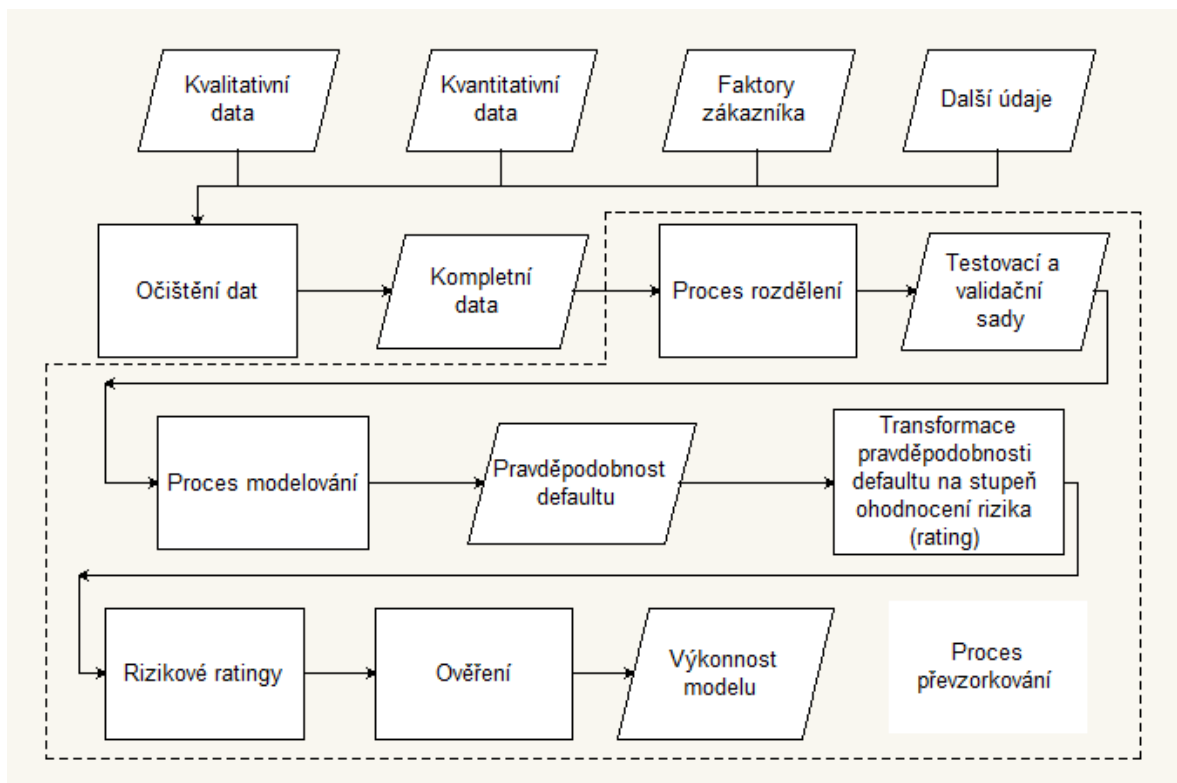
$$EL = PD \times EAD \times LGD$$

Odhady EL jsou rozhodující pro banky využívající Internal rating based system (IRB) pro výpočet kapitálového požadavku. Kapitálové požadavky představují množství peněz, které banka musí držet k dispozici dle finančních orgánů, a je založena na výpočtu kapitálové přiměřenosti a dalších kapitálových polštářů ke krytí případných rizik. Kapitálové požadavky jsou však zpravidla podstatně vyšší než EL, protože musí pokrýt všechny typy rizik, kterým je banka vystavena, jako je riziko tržní, likvidity, systematické a operační riziko, nebo prostě všech rizik, která by mohla mít za následek krizi solventnosti pro banku.

V této práci se bude autor zabývat výhradně problematikou ratingových, a to pro její praktičtější použití a zároveň častější přístup v bankovní praxi v podmínkách ČR při ohodnocení úvěrové způsobilosti klienta.

4.1 Modelový proces ratingových modelů

V této části je představen proces vývoje ratingových modelů. Obrázek (Obr. 2) ukazuje systematický přehled procesu úvěrového modelování. Obdélníkové krabice na obrázku reprezentují procesy, zatímco krabice se šikmými stranami představuje číselné informace. Jak je vidět z obrázku, existuje poměrně málo procesů uvnitř modelovacího procesu ratingu. Obrázek ukazuje cestu z původních dat k modelu výkonu informace.



Obrázek 2 Schéma procesu vývoje kreditního modelu (Sabdallah, 2013)

Data nejdříve prochází určitými procesem čištění. Firma, která není pozorována ve dvou po sobě následujících letech, je buď to nový zákazník, nebo odcházející, a tím je odstraněna z datového souboru. Pozorování s chybějícími hodnotami jsou také odstraněny z datového souboru. Očištěné údaje jsou pak označovány jako kompletní a jsou následně rozděleny do testovací a validační sady. Celkové údaje jsou pak rozděleny přibližně následovně, 50% se použije jako školící sada pro naučení modelu, 25% jako validační sada a 25% jako testovací sady, jak ukazuje následující obrázek(Obr. 3). (Einarsson, 2008)



Obrázek 3 Rozdělení datového setu pro vývoj(Einarsson, 2008)

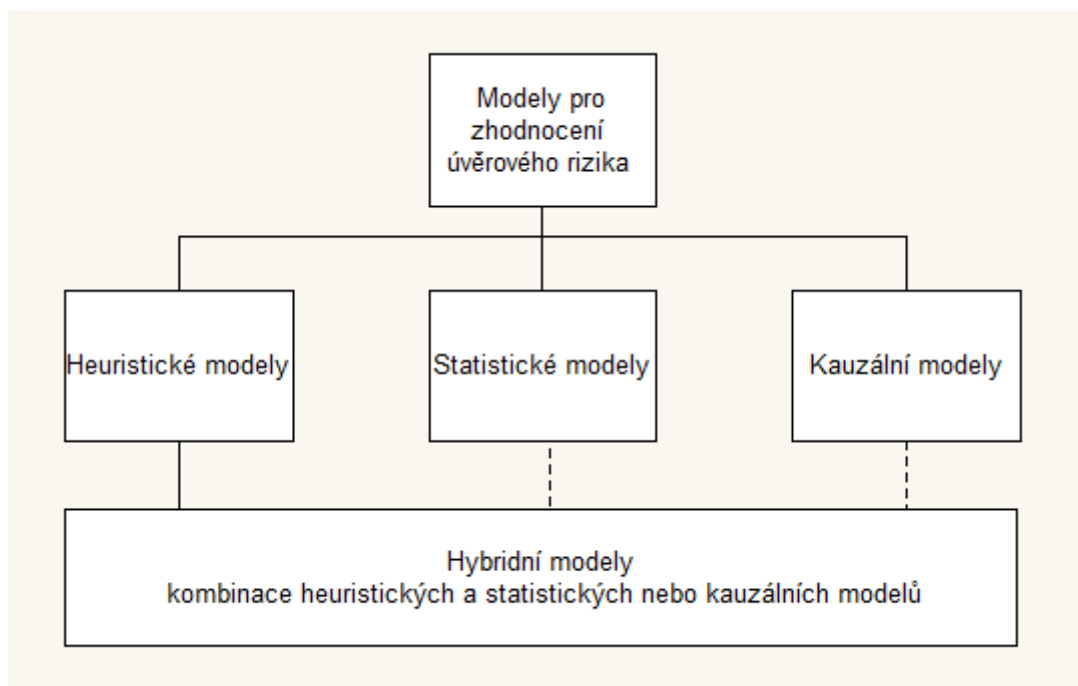
Školící sada se používá, aby došlo k nastavení modelu a validační set se používá k odhadu chyby predikce modelu pro vybraný datový set. Při práci s malým vzorkem dat, jako je následně projektováno v praktické části, proces dělení dat, učení modelu, transformace a validace se provádí rekurzivně.

Testovací set se pak použije k posouzení chyby generalizace vybraného konečného modelu. Rekurzivní štěpení modelovacích sad se provádí výběrem náhodného vzorku bez náhrady tak, že vzdělávání sada je $2/3$ z množství dat a set validace je třetina z modelovací sady. (Einarsson, 2008)

5 NEJČASTĚJI POUŽÍVANÉ MODELY

V této kapitole jsou přehledným způsobem prezentovány nejčastější modely pro hodnocení úvěrového rizika, které jsou běžně používány v praxi. Nejdříve dochází k popsání jejich celkové funkčnosti a aplikace, následuje jejich využití v bankovním procesu.

Modely úvěrové ratingového hodnocení se používají pro ohodnocení dlužníky na základě jejich bonity a mohou být rozděleny, jak je vidět na obrázku (Obr. 4). Heuristické, statistické a kauzální modely, jsou tři hlavní skupiny jsou ratingových modelů. Protože vždy ale není vše tak jednoduché, v praxi často dochází ke kombinaci heuristického modelu a jedno z dalších dvou metod modelování. Hovoříme pak o tzv. jako hybridních modelů. (Datschetzky et al., 2005; Einarsson, 2008)



Obrázek 4 Nejčastější modely pro hodnocení úvěrového rizika (Einarsson, 2008)

5.1 Heuristické Modely

Heuristické modely se pokouší získat poznat potencionálního dlužníka metodicky na základě předchozí zkušenosti. Tato zkušenost je zakořeněna v:

- Subjektivní praktické zkušenosti a postřehy;
- Zkušenosti z obchodních vzájemných vztah;

- Obchodní teorie týkající se konkrétních aspektů.

Tyto modely představují pokus o použití zkušenosti v oblasti úvěrových obchodů, aby stanovily odhad v úvěrovém procese, jak bude v budoucnu vypadat bonita dlužníka. Kvalita heuristických modelů tedy závisí tom, jak přesně dokáže analyzovat subjektivní zkušenosti úvěrových odborníků. Z tohoto důvodu, nejen relevantní faktory bonity jsou určeny heuristicky, ale jejich vliv a váha v celkovém hodnocení je také založena na subjektivní zkušenostech. Při vývoji těchto ratingových modelů, použité faktory se znovu neobjevují při statistickém ověřování a optimalizaci. (Munir, 2007),

V praxi, heuristické modely jsou často seskupeny pod hlavičkou odborných systémů. V této práci je ovšem tento termín používán pouze pro určitou třídu heuristických systémů.

5.1.1 Expertní systémy

Expertní systémy jsou softwarová řešení, která mají za cíl nahradit schopnosti lidského řešení problémů. Systém využívá informace a pravidla vybraných úvěrových odborníků s cílem posoudit jeho znalecký posudek. Altman et al. (2005) uvádí, že bankéři mají tendenci být příliš pesimističtí ohledně úvěrového rizika a že multi-variační ratingové systémy mohou překonat tyto expertní systémy.

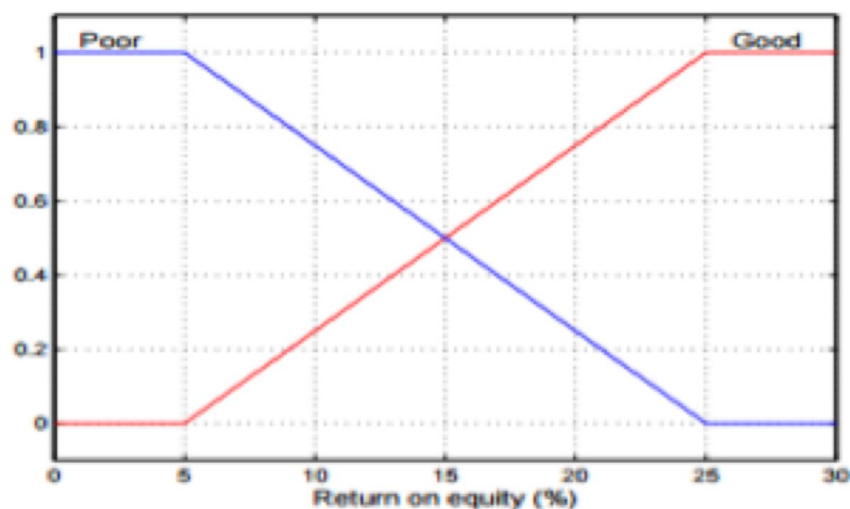
5.1.2 Kvalitativní systémy

V kvalitativních systémech, informační kategorie týkající se bonity je také definována na základě zkušeností úvěrových odborníků. Nicméně, na rozdíl od klasických úvěrových dotazníků, kvalitativní systémy nemají přidělený pevný počet bodů pro každou konkrétní hodnotu faktoru. Namísto toho, jednotlivé informační kategorie zákazníka jsou hodnoceny z kvalitativního hlediska úvěrovým pracovníkem instituce pomocí předem definované stupnice. To je možné s pomocí jednoho systému třídění nebo hodnoty (dobrý, průměrný, slabý). Jednotlivé stupně nebo hodnocení se spojí, čímž se získá celkové hodnocení. Tyto jednotlivé komponenty hodnocení jsou také váženy na základě subjektivní zkušenosti. (Munir, 2007; Abdallah, 2013)

V praxi, finanční instituce používá tyto procesy často, obzvláště v retailové segmentu. Přesto zlepšení v přístupu k datovým souborům jednotlivých institucí společně s vyšším zapojením statistických systémů snížilo použití samostatné použití kvalitativních systémů.

5.1.3 Fuzzy logika systémy

Fuzzy logika systémy lze chápat jako zvláštní případ expertních systémů s dodatečnou možností fuzzy logiky. Ve fuzzy logiky systému, specifické hodnoty zadané pro kritéria bonity nejsou rozvrženy do jednoho kategorického měřítka, např. vysoká nebo nízká, spíše je přiřazeno více hodnot. Jako příklad můžeme uvažovat expertní systém, který oceňuje firmám návratnost vlastního kapitálu. Pokud firma dosáhne návratnost ve výši 15% nebo více, tak ji ohodnotí jako *dobrá*. Pokud bude ovšem návratnost vlastního kapitálu ve výši jen o něco menší než 15%, systém ji ohodnotí jako *špatná*. Není v souladu s lidským chováním v rozhodování, aby byly nastaveny takové ostré rozhodovací hranice, protože není rozumné hodnotit firmu s návratností vlastního kapitálu ve výši 14,9 % jako špatnou a firmu s návratností vlastního kapitálu ve výši 15% jako dobrou. Zavedením jazykové proměnné, jak je vidět na obrázku (Obr. 5), by byl považován za podnik s návratností vlastního kapitálu ve výši 5 % jako 100% špatný (slabý) a firma s návratností vlastního kapitálu ve výši 25% by byla považována za 100% dobrou. Firma s návratností vlastního kapitálu ve výši 15 % by bylo možné považovat z 50 % dobrou a 50 % špatnou. Tyto jazykové proměnné jsou použity v počítačovém hodnocení založené na základě zkušeností úvěrových odborníků. (Einarsson, 2008). Podle (Munir, 2007), Deutsche Bundesbank používá diskriminační analýzu jako hlavní modelovací přístup k ratingovému modelu s chybovostí 18,7 %, ovšem po zavedení fuzzy logika systému do modelu se jí podařilo snížit chybovost na 16%.



Obr.5. Příklad při zavedení jazykové proměnné (Munir, 2007)

5.2 Statistické modely

Statistické modely spoléhají na empirická data navržených úvěrovými odborníky jako prediktory bonity, zatímco heuristické modely spoléhají pouze na subjektivní zkušenosti úvěrových odborníků. S cílem získat dobré předpovědi na základě statistických modelů jsou nutné velké empirické soubory dat. Tradiční metody diskriminační analýzy a logistické regrese jsou popsány v oddílech 5.2.1 a 5.2.2, resp. Další pokročilé metody pro modelování úvěrového rizika jsou popsány v kapitole 5.2.3.

Tyto metody se vlivem pokroku ve výpočetní technice staly klíčové ve vývoji ratingového modelu, kdy v nynější době představují základní kámen IRM.

5.2.1 Diskriminační analýza

V roce 1968, Altman představil jeho Z-skóre pro predikci bankrotu, což by se dalo klasifikovat jako vážnější první pokus předpovědět bankrot firmy pomocí finančních ukazatelů. Pro vytvoření Z-skóre vzorec, Altman používá lineární vícerozměrné diskriminační analýzy, kde v původním analyzovaném vzorku bylo 66 firem. Polovina firem podala návrh na konkurz. (Altman, 1966)

Altman navrhl následující vzorec pro výpočet Z-skóre:

$$Z = 0.12X_1 + 0.14X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

kde

X_1 = pracovní kapitál / celková aktiva.

Měří čisté likvidní aktiva ve vztahu k velikosti firmy.

X_2 = Nerozdělený zisk / celková aktiva.

Ziskovost společnosti, odráží věk společnosti

X_3 = zisk před zdaněním a úroky / celková aktiva.

Měří provozní efektivnost před odečtení daní a pákových faktorů.

X_4 = tržní hodnota vlastního kapitálu / účetní hodnota celkové zadluženosti.

Měří kolik tržní hodnoty může firma ztratit před zařazením do platební neschopnosti.

X_5 = Tržby / Aktiva celkem.

Standardní měření aktivity, které se značně liší průmysl od průmyslu.

Všechny hodnoty kromě tržní hodnoty vlastního kapitálu, X_4 , lze nalézt přímo v účetních výkazech firem. Váhy původního Z-skóre bylo na základě údajů z veřejně obchodovaných firem s aktivy vyšší než 1 milion USD, ale od té doby byl upraven pro soukromé výrobní, nevýrobní a servisní společnosti. Diskriminace Z-skóre modelu lze shrnout takto:

- $2,99 < Z\text{-skóre}$: Firmy, které mají nízkou pravděpodobnost selhání;
- $1,81 \leq Z\text{-skóre} \leq 2,99$: Firmy, které mají průměrnou pravděpodobnost selhání;
- $1,81 > Z\text{-skóre}$: Firmy, které mají vysokou pravděpodobnost selhání. (Altman, 1966)

Pokroky ve výpočetní technice učinily diskriminační analýzu (DA) jako populární nástroj pro hodnocení úvěrového rizika. Obecným cílem vícerozměrné diskriminační analýzy je rozlišovat mezi defaultními a nedefaultními dlužníky, s pomocí několika nezávislých úvěrově způsobilých hodnot. Lineární diskriminační funkce jsou často používány v praxi, a může být jednoduché vysvětlení jako vážený lineární kombinace ukazatelů. Diskriminační skóre je pak:

$$D = w_0 + w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_kX_k$$

Hlavní výhodou DA, ve srovnání s jinými klasifikační postupy, je to, že individuální váhy ukazují přínos každého vysvětlující proměnné. Výsledek lineární funkce je pak rovněž snadno interpretovatelný, čím nižší hodnota Z-skóre, tím je nižší schopnost žadatele splatit potencionální úvěr. (Munir, 2007, Homolka 2009)

Nevýhodou DA je to, že vyžaduje, aby vysvětlující proměnné byly rovnoměrně distribuovány napříč daty. Dalším předpokladem je, že vysvětlující proměnné musí mít stejný rozptyl pro skupiny, které mají být diskriminovány. V praxi je to však často považován za méně významné a tudíž často nebráno v úvahu. (Sabdallah, 2013)

5.2.2 Logistická regrese

Další populární nástroj pro úvěrové hodnocení je logistická regrese. Logistické regresivní modelování v ratingovém modelu používá jako závislou proměnnou binární proměnnou, která je v hodnotě jedna, pokud je dlužník v prodlení v období pozorování a nula jinak. Nezávislé proměnné jsou všechny potenciálně relevantní parametry k úvěrovému riziku. Logistická regrese je často reprezentován pomocí funkce jako

$$p(x) = 1 / (1 + \exp[-(\beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \dots + \beta_kX_k)])$$

kde $p(X)$, je pravděpodobnost selhání vzhledem k vstupní proměnné X . Logistická regrese má několik výhod oproti DA. Nevyžaduje normální rozdělení ve vstupních proměnných a tedy kvalitativní charakteristiky žadatele mohou být brány v úvahu. Za druhé výsledky logistické regrese mohou být interpretovány přímo jako pravděpodobnost selhání. (Einarsson, 2008).

Podle Datschetzky et al. (2005), logistické regresi se dostalo mnohem větší pozornosti v poslední době, jak v akademickém výzkumu, tak i v praxi v posledních letech. To lze přičíst pružnosti v manipulaci s daty a více čitelné výsledky ve srovnání s diskriminační analýzy.

5.2.3 Další statistické metody a metody strojového učení

Tato sekce představuje krátký úvod dalších metod, které mohou být zařazena pod stejnou kategorii statistických a strojních učebních metod. Vzhledem k pokroku v počítačovém programování došlo k vytvoření nových metod hodnotící úvěrovou způsobilost. Nejčastěji jsou označovány:

- Recursive Partitioning Algorithm (RPA)
- k-Nearest Neighbor Algorithm (kNN)
- Support Vector Machine (SVM)
- Neural Networks (NN) (Einarsson, 2008).

5.2.3.1 Recursive Partitioning Algorithm (RPA)

RPA je data mining metoda, která využívá rozhodovací stromy a může být použita pro různé množství firemních a vědeckých aplikací. Ve studii Munir (2007). bylo zjištěno, že RPA dokáže překonat diskriminační analýzu v původním originálním vzorku. Zajímavostí také bylo, že další informace byly odvozeny z výsledků použití jak RPA, tak i diskriminační analýzy. Tato metoda je také známá jako klasifikační a regresní stromy (CART). (Munir, 2008)

5.2.3.2 k-Nearest Neighbor Algorithm (kNN)

K-Nearest Neighbor Algorithm je neparametrická metoda, která se domnívá, že průměr závislé veličiny (defaultní veličiny) k pozorování je nejvíce podobný novému pozorování.

5.2.3.3 *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine je metoda úzce související s diskriminační analýzou, kde je konstruována optimální hranice jako nelineární hranic. Jedná se o poměrně velmi složitou metodu.

5.2.3.4 *Neuralnetworks (NN)*

Neuronové sítě využívají informačních technologií ve snaze simulovat složitý způsob, jakým lidský mozek zpracovává informace. Aniž by docházelo k velkým podrobnostem o tom, jak funguje lidský mozek, neuronové sítě si lze představit jako víceúrovňové zpracování informací. V každé etapě jsou označeny skryté korelace mezi vysvětlujícími proměnnými, čemuž se ve zpracování říká černá skříňka. Neuronové sítě mohou zpracovat jakoukoli formu informací, což se obzvláště dobře hodí k vytvoření dobrých ratingových modelů. Kombinace modelování pomocí černých skříněk a velkého množství dat způsobí, že NN obecně vykazují vysokou úroveň diskriminační síly. Nicméně, povaha NN (černé skříňky) má za následek velké problémy přijatelnosti. (Munir, 2007; Sabdallah, 2013)

5.3 **Kauzální modely**

Kauzální modely v postupy při posuzování úvěrové způsobilosti žadatele využívají analytické nástroje finanční teorie k odhadnutí bonity. Tento druh modelů se liší od statistických modelů ve způsobu modelování vypovídající hodnoty tím, že nespolehá na empirická data.

5.3.1 **Modely oceňování opcí**

Revoluční díla autorů Black a Scholes se staly základem teorie oceňování opcí. Teorie, která byla původně používána výhradně k ocenění opcí, byla rozšířena o možnost ji použít pro ocenění rizika selhání na základě jednotlivých transakcí. Oceňování opční modely mohou být vytvořeny bez použití komplexní výchozí historie, ale to vyžaduje, aby byly známy údaje o ekonomické hodnotě aktiv, dluhu, vlastního kapitálu a zejména volatility. Hlavní myšlenkou modelu oceňování opcí je, že úvěrový default nastane, když ekonomická hodnota aktiv dlužníka klesne pod ekonomickou hodnotu dluhu. (Sabdallah, 2013)

Bohužel nutnost údajů potřebných pro analyzování znemožňuje používání modelů ocenění opcí ve veřejném sektoru. I podnikový sektor se neobejde bez problémů při modelu oceňování opcí, je například v mnoha případech obtížné posoudit ekonomickou hodnotu aktiv.

5.3.2 Modely peněžních toků

Modely cash flow jsou simulační modely budoucích peněžních toků plynoucích z aktiv, která jsou financována, a jsou tedy vhodné zejména pro hodnocení úvěrové způsobilosti ve specializovaných úvěrových obchodech. Ačkoliv je transakce sama hodnocen, není potenciální dlužník a výsledek se modelování se pak hodnotí jako transakční rating. Modely cash flow lze považovat za variantu modelu pro oceňování opcí, kde ekonomická hodnota firmy je vypočtená na základě očekávaných budoucích peněžních toků. (Einarsson, 2008).

5.4 Hybridní formy modelů

Modely popsané v předchozích kapitolách se zřídka používají ve své čisté podobě. Heuristické modely jsou často používány ve spolupráci se statistickými nebo kauzálními modely. Přestože statistické a kauzální modely jsou obecně považovány za lepší ratingové postupy, zahrnutí znalostí úvěrových odborníků obecně zlepšuje hodnocení. Navíc ne všechny statistické modely jsou schopné zpracování kvalitativních informací, např. diskriminační analýza, nebo vyžadují velké sady dat k vytvoření odpovídající vypovídací schopnosti. Využití znalostí úvěrových odborníků také zlepšuje přijetí uživatelů. (Munir, 2007)

Jsou čtyři hlavní architektury, jak kombinovat kvalitativní data s kvantitativními údaji.

- **Horizontální propojení** typů modelů. Pak jsou kvalitativní i kvantitativní údaje použity jako vstup do ratingového modelu.
- **Přepisy**, zde je hodnocení získané z buď statistického nebo kauzálního modelu následně posouzeno (přehodnoceno) úvěrovým odborníkem. To by mělo být provedeno pouze na několik málo firem, a pouze tehdy, pokud se to považuje za nezbytné. Nadměrné používání přepisování může naznačovat nedostatek přijetí uživateli nebo nepochopení ratingového modelu.
- **KnockOut kritéria**, zde úvěroví experti nastaví několik předdefinovaných pravidel, která musí být splněna, než dojde k poskytnutí úvěru. To může být například, že v některých specifických rizikových sektorech se banka nebude banka úvěrově angažovat.
- **Zvláštní pravidla**, úvěrové experti nastaví další předdefinovaná pravidla. Pravidla mohou být téměř v jakékoliv podobě a jsou v každém kroku postupu modelování.

Příkladem takových pravidel by bylo, že start-up firmy nemohou dostat vyšší ratingové hodnocení, než některé předdefinované hodnocení. (Einarsson, 2008).

5.5 Přehled výkonnosti vybraných ratingových modelů

Aby bylo možné shrnout poznatky ohledně různých druhů modelů a jejich obecné výkonnosti, na následujícím obrázku (Obr. 6) dle Datschetzky et al. (2005). Lze vidět seznam naměřených hodnot Giniho Coeficientu (tento koeficient nabývá hodnot od 0 do 1, kde 1 je optimální) získaných v praxi v originálním výzkumu pro různé typy ratingových modelů. Jak lze vyčíst z obrázku, multi-variální modely obecně překonají oceňovací modely pro opce o docela významný rozdíl.

Model	Gini Coefficient
Univariate models	In general, good individual indicators can reach 30-40%. Special indicator may reach approx 55% in selected samples.
Classic rating questionnaire / qualitative systems	Frequently below 50%
Option pricing models	Greater than 55% for exchange-listed companies.
Multivariate models (discriminant analysis and logistic regression)	Practical models with quantitative indicators reach approximately 60-70%.
Multivariate models with quantitative and qualitative factors	Practical models reach approximately 70-80%
Neural Networks	Up to 80% in heavily cleansed samples: however, in practice this value is hardly attainable.

Obrázek 6 Giniho koeficient pro měření predikční schopnosti napříč modely v anglickém výzkumu (Datschetzky et al., 2005)

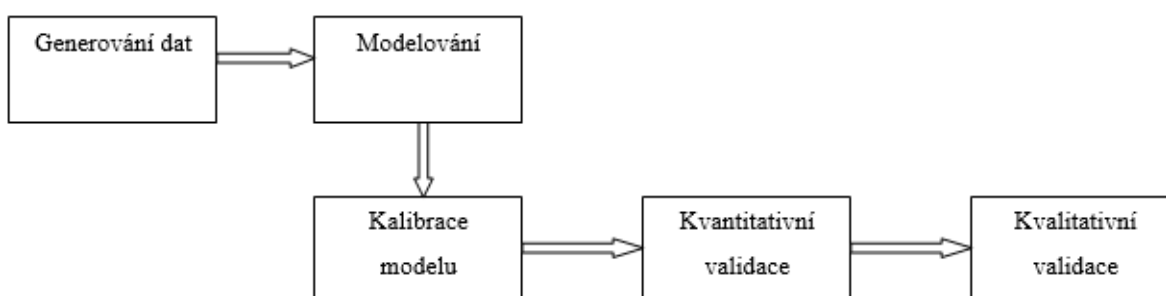
Význam kvalitativních faktorů jako proměnných pro modelování je také jasný. Neuronové sítě také prokázaly výbornou predikční způsobilost, ale vysoká složitost při ratingovém postupu činí neuronové sítě méně atraktivní možností.

6 POŽADAVKY PŘI TVORBĚ IRM

Koncepčně správně vytvořený interní ratingový model, aby dosahoval věrohodného otestování úvěrové způsobilosti žadatele o úvěr, musí splňovat tyto požadavky:

- kompletnost modelu – musí obsahovat všechny relativní informace pro posouzení úvěrové spolehlivosti;
- objektivita – transparentnost napříč výsledky úvěrového hodnocení;
- přijatelnost – ratingový model hodnotí spravedlivě aktuální situaci potenciačního dlužníka;
- konzistentnost - stanovené ratingové metody jsou ve vzájemné symbióze. (Oesterreichische Nationalbank, 2004, str. 54)

Tyto požadavky pak slouží jako záchytné body, které musí určovat směr vývoje interního ratingového modelu. při vývoji IRM. Jak již bylo ukázáno podrobně v kapitole 4, vyvinutí ratingového modelu se dělá v několika krocích. Pro připomenutí zjednodušené pojetí modelování dle Belás (2010) na následujícím obrázku (Obr. 7).



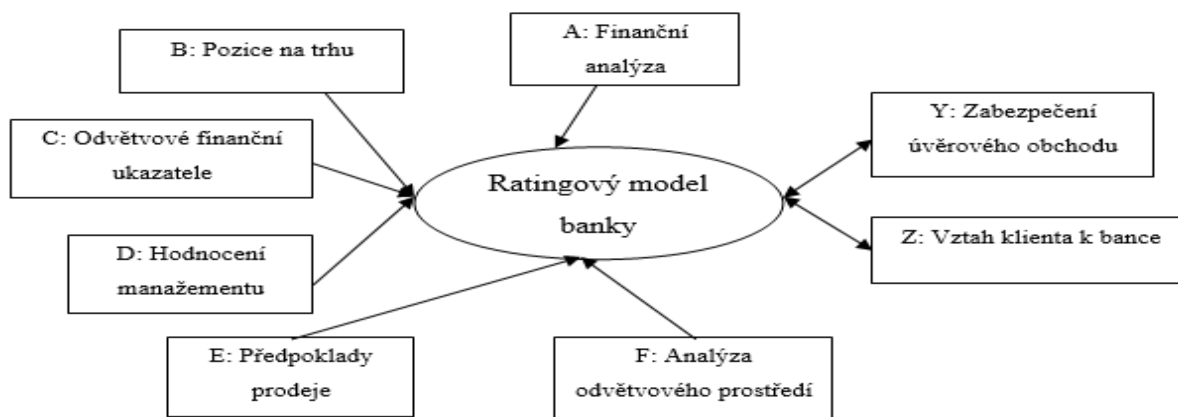
Obrázek 7 Tvorba ratingového modelu. (Belás, 2010, str. 280.)

Generování dat se vždy vztahuje k časovému rámci, ve kterém analyzujeme cílovou proměnnou a definované finanční informace, které ovlivňují úvěrovou bonitu žadatele o úvěr. Na základě parametrů těchto proměnných rozlišujeme dvě skupiny nositelů informací:

- Informace v podobě kvantitativních ukazatelů – mají 70 - 80% podíl na celkovém výsledku ratingu, občas se označují jako finanční ukazatele a čím větší je firma, tím větší mají váhu;
- Informace v podobě kvalitativních ukazatelů – mají menší vliv na celkovém výsledku ratingu, ačkoliv v současné době se jim přikládá větší váha při rozhodování. Dokonce v segmentu MSP se hovoří o lepšímu přístupu k těmto informacím a lepší jejich využívání v úvěrovém procese. Tyto informace představují poznatky např. ohledně mana-

žerských dovedností v podniku, osobních vlastností majitele podniku, budoucí tržní vývoj podniku a bankovní historii žadatele. (Belás, 2010, str. 283)

Jak již bylo mnohokrát zmiňováno, při tvorbě ratingového modelu dochází ke zpracování mnoha faktorů a informací, jak ukazuje obrázek (Obr. 8).



Obrázek 8 Informace vstupující do ratingového modelu (Belás, 2010, str. 283)

IRM je tedy nadmíru složitý výpočet, kde dochází k zohlednění velkého množství dat a informací o žadateli o úvěr. To je také příčinou toho, proč se považuje v mnohých odborných kruzích ratingový model za příliš komplikovaný a výsledkům chybí transparentnost.

6.1 Statistický prvek modelu

Jak bylo blíže analyzováno v kapitole 5, výpočetním prvkem současného ratingového modelování je nejčastěji statistický aparát, který v případě splnění nastavených knock-out kritérií vyhodnocuje vstupní data. (Cipovova a Belas, 2011). Podle studie provedené Kürümet et al. (2011), mezi nejčastěji využívané statické metody přístupy patří modely s využíváním diskriminační analýzy, logistické regrese nebo regresní model. K tomuto závěru se připojuje i jiný výzkum vedený autory Wang, Ma a Yang (2014), kteří zaznamenali nejpočetnější zastoupení IRM s využitím kvadratické diskriminační analýzy (QDA), lineární diskriminační analýzy (LDA), multivariánní diskriminační analýzy (MDA), logistické regrese (LRA) nebo faktorové analýzy (FA). (Doležal, 2013)

Na základě teoretických poznatků byla v praktické části výzkumu pro vývoj IRM použita metoda LDA (bude blíže vysvětlena v kapitole 9.3), která umožňuje zapsání modelu v matematickém tvaru.

7 SHRUTÍ AKTUÁLNÍCH TEORETICKÝCH POZNÁTKŮ PROBLEMATIKY RATINGOVÝCH MODELŮ

Mezi akademiky a odbornou veřejností začíná převládat názor, že ačkoliv velké a nadnárodní korporace mohou snadno dosáhnout na úvěr a úvěrový proces jejich případě je relativně správně nastaven, malé a střední podniky postrádají dostatečné financování, a že je třeba stanovit fungující mechanismy úvěrového procesu, které by dokázaly alokovat finanční prostředky v dostatečném objemu pro tyto podniky (viz např. Vos et al., 2007).

Podle Brancati (2014), v sektoru malých a středních podniků (MSP) mají firmy nižší možnost k inovacím a vyšší pravděpodobnost čelit finančním omezením, ale také jejich inovativní sklon je mnohem citlivější na finanční stav podniku. Inovace je v tomto významu chápána jako jeden z hlavních determinantů dynamiky firem, která umožní posílení dlouhodobého růstu, stimuluje ekonomické výkonnosti podniku a vytváří příležitosti pro obsazení nových trhů (Baregheh et al., 2009). Pro uskutečnění inovací je ale zapotřebí mít volné finanční zdroje, což v segmentu MSP je spíše vzácnost, což nutí podniky využívat cizí finanční zdroje pro zajištění vlastního vývoje, stejně tak jako přežití.

Banky půjčují malým a středním podnikům prostřednictvím technologií úvěrového procesu, které jsou ale nekonzistentní napříč bankovním sektorem a o jejich správném nastavení se vedou dlouhé diskuze. Přitom Berger a Udell (2006) definují úvěrové technologie jako jedinečnou kombinaci primárního zdroje informací, prověřování a vnitřní politiky, kde prim hrají nastavené postupy, strategie a mechanismy.

Segment MSP je ale svou povahou velmi specifický a je třeba tak k němu přistupovat. Autoři Han et al. (2014) ve svém nejaktuálnějším průzkumu např. prokázali, že jsou to, mimo jiné, charakteristiky podniků a podnikatelů, které by měly determinovat finanční rozhodnutí banky při vyhodnocení úvěrového procesu žadatele v segmentu MSP.

7.1 Defaultní modelování, kvantitativní informace a jejich nedostatky

Jak již bylo vysvětleno v kapitole 6, úvěrové technologie mohou být v první řadě rozděleny dle typu informací, podle kterých se banka rozhoduje při poskytování a monitorování úvěru. Jedná se o rozhodnutí založené (především) na pevných kvantitativních informacích, jako jsou informace získané z účetních dat dlužníků (Berger a Udell, 2006).

Snadnost při hodnocení takových informací vedla k rozmachu defaultního modelování při hodnocení žadatele o úvěr. Ačkoliv počátky defaultního modelování se sofistikovanějšími

metodami byly zahájeny zveřejněním zakladatelských děl autorů Beaver (1966) a Altman (1968), právě důraz na kvantitativní data v úvěrovém procesu vedl k rozšíření tohoto přístupu napříč bankovními sektory, kdy váha kvantitativních informací dosahuje až 70 % a ratingové modely tak zaujaly výsostné postavení v úvěrovém procesu.

V převratných výzkumech zmíněných v předchozím odstavci, oba autoři použili lineární diskriminační analýzy (LDA) k nalezení klasifikačního pravidla pro dichotomické výstupy. Metoda LDA byla později rozšířena pro zpracování nelineární rozhodovací hranice vytvořením kvadratické diskriminační analýzy (QDA). Jak se zlepšovala výpočetní schopnost počítačových algoritmů, logistické regrese se staly preferovanými statistickými metodami pro standardní modelování (Homolka et al., 2014). S postupem času se kromě standardních statistických metod začaly používat i jiné metody, jako jsou v originálním znění multi-layerperceptionneural network (MLP), self-organizing map (SOM) a support vectormachines (SVM). Pro větší hloubku, v historickém hodnocení odkazujeme čtenáře na Ravi (2007).

Překvapivě, většina z těchto modelů je vytvořena na průřezu dat, a proto mohou být považovány jako pouze statické klasifikační modely. Jako třída statických modelů Shumway (2001) považuje ty, které nezahrnují historický vývoj ekonomických charakteristik. Jsou-li považována data za poslední dva roky (v podobě zpožděných proměnných), výzkumný návrh neumožňuje rozlišovat zdravé společnosti, které krachují v příštím roce, a proto nemůže správně popsat trajektorii úpadku. (Homolka et al., 2014)

Častým problémem je navíc svévolné časové rozdělení, kdy se přesně nerozlišuje klasifikace, a dochází tak k nepřesnému vymezení úvěrové způsobilosti žadatele. Statické ratingové modelování ignoruje průběh změny firmy v čase a vytváří tak konkurzní pravděpodobnosti, kde odhady pravděpodobností jsou zkreslené a nekonzistentní (Zhang a Kanazaki 2007).

Takové zkreslení může, a často i znamená, zamítnutí úvěru pro firmu, obzvláště v segmentu malých a středních podniků (MSP).

Průzkum uskutečněný v českých a slovenských bank (Belás et al., 2014) však prokázal, že výsledky interních ratingových modelů mají zcela dominantní postavení v úvěrovém procesu na těchto trzích. Potvrdil tak výsledky výzkumu MSP ve Velké Británii za rok 2013 (Griggs 2014), ve kterém bylo 43 % žádostí MSP o úvěr zamítnuto z důvodu nedostatečné

bonity. Dokonce firmy, které žádaly méně, než 25.000 liber finanční podpory, byly zamítnuty z 52 % a jejich další setrvání na trhu bylo přinejlepším nejisté.

Pokud totiž klient neprojde ratingovým hodnocením, nedostane úvěr, resp. možnost získat úvěr je velmi omezená. Ve výzkumu provedeném na českém a slovenském bankovním trhu, autoři zároveň v průzkumu analyzovali zaměstnaneckou spokojenost s ratingovým modelem v jejich bance. Zaměstnanci bank vyjádřili, že přesnost použitých ratingových modelů se pohybuje v intervalu 70 – 80 %, a uživatelé uvažují o svých vlastních modelech jako o modelech průměrné kvality. Tento názor podporuje vlastní průzkum autora, ve kterém mnozí úvěroví specialisté přiznali, že přes složitost těchto ratingových modelů nejsou schopni určit, který faktor byl pro zamítnutí žádosti klíčový.

Dominance malých a středních podniků, spolu s finančním systémem, který se vyznačuje nízkou vyspělostí akciových a dluhopisových trhů, však v podmínkách České republiky, ale i dalších zemí s podobnou kapitálovou strukturou, zajišťuje, že firmy nemají prakticky žádný přístup k alternativním zdrojům financování a musí se tak zcela spoléhat na svou banku a bankovní systém obecně. V tomto významu pak špatné nastavení defaultního modelování, jako i celého úvěrového procesu může znamenat výraznou ztrátu pro ekonomiku.

7.2 Kvalitativní informace jako klíč k segmentu MSP

V této souvislosti se často hovoří zpracování úvěrového procesu na základě dalších informací, jako jsou kvalitativní informace. Zde je důraz kladen na nutnost zřízení úzkých vazeb s bankou. Věřitel může pomocí většího množství informací a dlouhotrvajícího vztahu lépe porozumět potřebám klienta a s poskytnutým úvěrem pak dlužník může zase překonat finanční překážky inovací.

Na toto téma bylo uskutečněno mnoho výzkumů, např. (Han et al., 2014; Bartoli et al., 2013 a Uchida et al., 2013), dokazujících např. význam „relationshiplending“.

Přesto dle výzkumu Mudd (2012) je více pravděpodobné, že banka bude investovat značný čas a prostředky pro sběr kvalitativních informací o firmě v případě, že banka je 1) menší a 2) má menší konkurenci. Přitom ale platí, že shromažďování relevantních informací o vyhlídkách a bonitě dlužníka může výrazně ovlivnit rozhodnutí věřitele o tom, zda (a za jakých podmínek) poskytnout úvěr, tedy bez ohledu na velikost nebo konkurenci na trhu. Dlouhodobé vztahy snižují např. pevné náklady úvěru (D'Auria et al. 1999), stejně tak jako výši zajištění požadované bankou (Degryse a Van Cayseele 2000). To zase snižuje pravdě-

podobnost nepříznivé finanční situace MSP a zvyšuje ochotu banky podpořit dlužníky v krátkodobém horizontu v očekávání budoucích zisků Savignac (2008).

Navíc ve výzkumu vedeným autory Grunert a Norden (2012) najdeme podporu pro hypotézu, že posouzení kvalitativních informací (hlavně manažerské dovednosti a charakter), významně souvisí s pozitivní situací dlužníka. Kromě toho, příznivější hodnocení kvalitativní vzhledem ke kvantitativní informaci je taktéž spojeno s vyšší vyjednávací silou. Nejdůležitější je, že tyto dva výsledky poskytují důkazy ve prospěch sekundárních účinků kvantitativních informací, tedy že ovlivňuje nejen úroveň výsledného ratingového hodnocení, ale také ovlivňuje úvěrové podmínky v rámci kategorii ratingových hodnocení.

Bartoli et al. (2013) poukazují, že rozdíl mezi úvěrovými technologiemi vychází z myšlenky, že existují dva typy produkčních funkcí s využitím různých vstupů. Povaha informací však není exogenně pevná. Ve skutečnosti, praktiky věřitelů nám ukazují, že může být možné změnit povahu informací.

Z tohoto důvodu se začíná nahlížet v segmentu malých a středních podniků na ratingový model ne jako všestranný, determinující prvek v úvěrovém procesu, ale jako pouze část úvěrového procesu, ve kterých mají i další prvky rozhodování svou váhu a výsledek z IRM na základě převážně kvantitativních informací není přímo KO kritérium. Banky by měly být schopné říci svým zákazníkům jasně a přesně, proč byli odmítnuti při žádosti o poskytnutí úvěrů, a to, co by žadatel mohl udělat pro změnu tohoto rozhodnutí v průběhu času.

Na základě těchto poznatků vyvstává, že samotná tvorba interního ratingového modelu není dostatečná, ale je třeba posunout výzkum tykající se problematiky úvěrového procesu někam dál. Proto v následujících stranách se autor soustředil na vyvinutí ratingového modelu, jeho následné testování společně s charakteristikou jeho předností a nedostatků, ale jako hlavní přínos vidí v podobě potvrzení hypotéz ohledně vypovídající schopnosti takového modelu a hlavně v návrhu optimalizovaného modelu úvěrového procesu v projektové části.

II. PRAKTICKÁ ČÁST

8 ÚVOD DO PROBLEMATIKY V PRAKTICKÉ ČÁSTI VÝZKUMU

John Moody vydal první veřejně dostupné ratingové hodnocení železničních dluhopisů investorům v roce 1909. Poté následovala firma Moody and Poors Publishing Company v roce 1916, Standard Statistics v roce 1922, a společnost Fitch Publishing v roce 1924. Podle Moody's Investor's Service (2012), rating je definován jako "poskytnout úvěrové hodnocení investorům s jednoduchým známkovacím systémem, kde budoucí relativní bonita cenných papírů může být poměřující." Podobně, Standard & Poor (2012) definuje rating jako "... stanovisko agentury o schopnosti a ochotě emitenta, jako je společnost nebo stát, nebo vlády města, plnit své finanční závazky v plné výši a včas." Také Fitch (2013) definuje hodnocení v originálním znění jako:

"... an opinion on the relative ability of an entity to meet financial commitments, such as interest, preferred dividends, repayment of principal, insurance claims or counterparty obligations. Credit ratings are used by investors as indications of the likelihood of receiving the money owed to them in accordance with the terms on which they invested."

Ve světle těchto definic, hodnocení je multidimenzionální, do budoucna zaměřený proces, který generuje signály a ukazatele používané k posouzení bonity dlužníků, aby byly minimalizované úvěrové ztráty. Finanční zprostředkovatelé (banky a nebankovní instituce) jsou klíčovými hráči v této oblasti. Ratingové agentury (RA) hrají v tomto soukolí důležitou část, především v USA. Jejich cílem je shromažďovat, analyzovat a zpracovávat informace k vytvoření ratingových indexů. Tyto indexy mají pak vést investory v rozlišování mezi dobrými a špatnými dlužníky. (Sabdallah, 2013)

Ačkoliv doporučení na základě ratingových agentur patří jako jeden z přístupů pro ohodnocení úvěrové způsobilosti žadatele, ve světle nedávných událostí se tato možnost nejeví jako zrovna důvěryhodná. Navíc v podmínkách České republiky se jedná o velice náročný a drahý proces, protože většina ratingových agentur je zaměřena na více západní trhy. Kromě toho, RA se potýkají při sestavování ratingové systému s bankami kvůli jejich neprůhlednosti. To podporuje i skutečnost, že tři hlavní ratingové agentury (tj. Moody, Standard & Poor a Fitch) se neshodly při vydávání ratingu bank, natož pak při vydávání firemních hodnoceních. Hammer et al., 2012)

Stojí za zmínku, že tři hlavní soukromé ratingové agentury byly odpovědné za bubliny na trhu nemovitostí 2007 a následně za finanční krach 2008. Spolu s asijskou finanční krizí,

dvě výše zmíněné krize poukázaly na obrovské problémy v bankovních systémech. (Bolton et al., 2012)

Jak již bylo řečeno v kapitole 3, ratingové modelování významným způsobem ovlivňuje vlastní kapitál banky, respektive výši nutného kapitálového požadavku ke krytí rizik. Je to nejdůležitější finanční prostředek banky, který slouží k vyrovnání neočekávané ztráty, a tak pomáhá bankám překonat riziko platební neschopnosti. To znamená, že vlastní kapitál banky působí jako poslední možnost nebo pro obrana před selháním, protože případné ztráty, které banky utrpěly, jsou odepsány proti kapitálu. V případě nevyhnutelného bankrotu, bankovní kapitál chrání vkladatele, věřitele a investory před očekávanými ztrátami, které by měly být z něho hrazeny.

Stojí za zmínku, že velikost vlastního kapitálu banky a její kapitálová přiměřenost (tj. podíl kapitálu banky vzhledem k jejím rizikům) jsou považovány za nejdůležitější faktory v analýze bonity banky. Mnoho studií uvedlo, že vysoká kapitálová síla má za následek lepší hodnocení bank a jejich větší stabilitu při finančních otřesech (Poon et al., 2009; Van-Roy, 2006). Tyto banky pak mají tendenci získat lepší postavení na finančním trhu a mít lepší a levnější přístup k finančním prostředkům, což je další z cest, jak se vyhnout případným problémům s likviditou.

Dojde-li totiž k úpadku firmy, existuje velký rozdíl mezi bankovní a nebankovní firmou. Bankrot velké nebankovní firma má relativně menší dopad na celou ekonomiku, než bankrot banky. Historie nám ukazuje, že výsledky selhání bank vedly nakonec v systémovou krizi, která negativně ovlivnila ekonomiku jako celek (např. Latinská Amerika, bublina realitního trhu v USA). Je to hlavně proto, že krachy bank negativně ovlivňují důvěru investorů ve finanční systém a snižují nabídku úvěrů, což má za následek ekonomickou recesi. Navíc, bankovní podnikání závisí do značné míry na důvěře veřejnosti, která pomáhá bance přilákat finanční zdroje (tj. vklady) a investovat tyto prostředky do ziskových příležitostí (úvěrů). (Poon et al., 2009; Sabdallah, 2013)

Globální finanční systém utrpěl po vzniku hypoteční krizi v letech 2007-2008. Nefunkční finanční systém, respektive nezvládnutí úvěrového rizika, vedl k úpadku mnoha bank ve Spojených státech a Evropě; mnohé banky navíc musely být buď převzaty nebo zachráněny svými vládami. Navzdory tomu, že finanční krize 2007-2008 pochází ze subprime půjček na trhu s bydlením, jeho účinek se rozkládá na různých segmentech úvěrového trhu (Hammer et al., 2012).

Finanční krize a evropská dluhová krize napomohly odhalit největší problémy finančního systému, jako je nezvládnutí úvěrového rizika, nefunkčnost některých úvěrových derivátů, nedostatek zodpovědnosti, morální hazard, překážky vstupu na trh v ratingovém průmyslu (nedostatek konkurence) a nejasné a sporné metody úvěrového hodnocení. (Bolton et al., 2012; Sabdallah, 2013).

V reakci na turbulentní finanční trhy, nové předpisy vyžadují, aby banky získaly více informací pro jemnější hodnocení úvěrového rizika jejich korporátních klientů. Cílem banky je provést přesné posouzení rizika, že firma nedodrží splácení svých závazků. (Hammer et al., 2012).

I když studie zaměřené na předpovídání bankrotní situace se aktivně provádějí již po celá desetiletí, značné množství podniků zkrachuje i dnes. Je to proto, že konkursní předpovědi se zaměřují na finanční faktory týkající se velkých a středních podniků, které jsou ovšem nevhodné pro použití pro podniky malé a střední podniky, kde podnikatelské prostředí a finanční faktory jsou relativně slabé. Tímto způsobem přesnost předpovědi nemůže být zajištěna.

V tomto kontextu dochází k tlaku na finanční domy, aby optimalizovaly svůj úvěrový proces a zároveň se více soustředily na vývoj vlastního IRM na základě vyhodnocení svých vlastních historických dat, který by sloužil jako vhodný nástroj pro ohodnocení specifík MSP.

Na základě těchto poznatků dojde na následujících stranách práce k vytvoření vlastního IRM na základě stanovených determinantů. Tento model bude testovaný na sadě veřejně dostupných, ale i reálných dat poskytnutých spolupracující bankou. Závěrem této práce dojde k návrhu optimalizovaného úvěrového procesu na základě zjištěných informací.

9 KLÍČOVÉ DETERMINANTY TVORBY VLASTNÍHO IRM

9.1 Datový set

Data pro tvorbu a ověření modelu jsou jedním z rozhodujících faktorů pro úspěšné vytvoření spolehlivého modelu. Získat kvalitní data bylo ovšem doposud prakticky nemožné, protože vhodná data – tedy reálná data z aktuálního ekonomického prostředí - pro tvorbu modelu jsou interní data bank, které se těchto dat dobrovolně nevzdají. Nejčastěji jsou v tomto kontextu zmiňovány obavy, aby neposkytly konkurenční výhodu, dále pak důvěryhodnost informací. Tato skutečnost se odráží na problému vypovídající přesnosti modelu. (Dardac et al., 2012)

Pro účely této práce se však autorovi podařilo zajistit si spolupráci banky, která patří mezi čtyři největší bankovní instituce na našem bankovním trhu. Protože autor musel podepsat prohlášení o mlčenlivosti, tato banka nemůže být v práci jmenována. Přesto patří autorův velký dík nejmenovaným osobám z této instituce, bez kterých by tato práce nemohla prozkoumat problematiku IRM do takové hloubky.

V rámci této spolupráce se totiž povedlo domluvit data set firem, které byly bankrotní v roce 2013, na kterých byl následně testován vytvořený IRM. Datový set pro celkovou práci se dá nakonec tedy rozdělit na data firem, které byly čerpány z veřejně dostupných dat (za poplatek), které sloužili k naučení i testování modelu a na část reálných dat, která sloužila v projektové části této práci na testování způsobilosti a predikční funkčnosti modelu.

K vytvoření interního ratingového bylo použito sady dat čerpaných z profesionální vyhledávací databáze firem Albertina za celou Českou republiku. V dalším zpracování výsledků došlo k revizi dat a vytvoření modelu na vzorku informací o finanční výkonnosti firem ze Zlínského kraje. Bylo to zapříčiněno snahou o následné porovnání, protože set reálných dat poskytnutých bankou obsahoval informace ohledně bankrotu firem ve Zlínském kraji.

9.2 Vybrané kvantitativní ukazatele IRM

Na výsledné hodnotě ratingu mají největší podíl kvantitativní informace, která vstupují do hodnocení úvěrové způsobilosti firmy jako identifikátory minulého, současného a možného budoucího směru vývoje firmy.

Existuje mnoho názorů ohledně skladby a počtu ukazatelů, které by se měly pro hodnocení úvěrové způsobilosti využít. Například ve výzkumu provedeným autory Dardac et al. (2012) došlo k využití 6 ukazatelů. Ve výzkumu ohledně výkonnostních parametrů Beaver (1966) uvádí počet 8 ukazatelů. Naopak Swiderski et al. (2011) a Hammer et al. (2012) využili ve svém výzkumu až 12-ti různých ukazatelů. Dokonce jsou vedeny i výzkumy, kde je využito až 27 ukazatelů.

Z odborných vědeckých kruhů se ale přebírá názor, že při využití velkého množství ukazatelů dochází k znehodnocování vypovídající schopnosti, protože mnohé ukazatele jsou ve vzájemném vztahu. Dochází tak k tzv. multikolinearitě, tedy jejich vypovídající schopnost klesá úměrně počtu obsažených ukazatelů (Dardac et al., 2012 a Homolka, 2009). Tento názor zastává i prof. Dr. Ing. Drahomíra Pavelková, se kterou autor problematiku výkonnostních ukazatelů konzultoval. Na základě literárních rešerší a odborných konzultací, autor vybral ukazatele finanční výkonnosti podniku, které jsou uvedeny v následující tabulce (Tab. 1).

Tabulka 1 Vybrané ukazatele finanční výkonnosti pro IRM

Ukazatel (vlastní značení pro vstup do IRM)	vzorec
Rentabilita aktiv (ROA)	EBIT/aktiva
Obrat aktiv (OA)	tržby/aktiva
Likvidita III. stupně (Liqd)	oběžná aktiva/krátkodobé závazky
Úrokové krytí (UK)	EBIT/nákladové úroky
Finanční páka (FP)	aktiva/vlastní kapitál

Zdroj: vlastní zpracování.

Tyto ukazatele budou sloužit pro výpočet PD (v modelu stanoveným jako def), označující úvěrovou způsobilost klienta. Jedná se o jeho způsobilost dostát svým závazkům.

9.2.1 Index důvěryhodnosti českého podniku IN05

Protože při analýze a samotné tvorbě IRM se jedná o velice sofistikovaný problém, autor v této práci využije i výpočtu Indexu důvěryhodnosti (IN) manželů Neumaierových, které byly vytvořeny přímo pro účel českých podniků. Cílem bylo snadnější porovnání datové sady.

Ačkoliv bylo vytvořeno více indexů, pro účely tohoto výzkumu byl vybrán index s označením IN 05. Tento index dokáže predikovat tvorbu EVA s pravděpodobností 67 % a s 86% pravděpodobností určit, zda podnik zbankrotuje. (Kuběnka & Králová, str. 103, 2013)

Výpočet indexu IN 05 je následující.

$$IN\ 05 = 0,13 * \frac{Aktiva}{Cizí\ zdroje} + 0,04 * \frac{EBIT}{Nákladové\ úroky} + 3,97 * \frac{EBIT}{Aktiva} +$$

Oběžná aktiva

IN > 1,6: Podnik tvoří hodnotu

IN < 0,9: Podnik hodnotu netvoří (ničí)

IN mezi hodnotami 0,9 a 1,6: tzv. „šedá zóna“ (Synek, 2011). Tato část výpočtu bude sloužit k testování výsledků na první sadě dat a zároveň bude hlouběji klasifikovat veřejně dostupná data a schopnost některých firem tvořit hodnotu.

9.3 Statistická metoda LDA

Jak již bylo v teoretické části zmiňováno, podle některých autorů použití této statistické metody není zrovna nejšťastnější a to např. i z toho důvodu, že lineární pravděpodobnostní model není logicky věrohodný. Přepokládá totiž, že pravděpodobnost selhání roste lineárně s vektorem atributů zkoumané strany. Tento předpoklad je občas krajně nerealistický. Proto navrhuji jako řešení využití tzv. inteligentních technik, jako jsou rozhodovací stromy (Decision Tree - DT), umělé neuronové sítě (Artificial Neural Networks - ANN) apod. (Wang et al. (2014) a Kürüm et al. (2011)

Tyto metody jsou ale velice časově a technicky náročné a jejich modelování by nebylo možné pro účely této práce. Z tohoto důvodu byla metoda LDA vybrána jako klíčová statistická metoda, ale vědom si jejich nedostatků, autor minimalizoval její nedostatky pečlivým výběrem vstupních ukazatelů, ze kterých je tvořena vypovídající schopnost IRM. Další výhodou metody je její možnost porovnání s oblíbeným bankrotním indexem manželů Neumaierových IN05. (Knápková et al, 2013, str. 132).

Lineární diskriminační analýza pro funkčnost v interním ratingovém modelu je pak možná za předpokladu shody kovariantních matic $C_1 = C_2 = C$ (Homolka, 2009, str. 20). Pro dvě třídy 1,2 je logaritmus poměru aposteriorních pravděpodobností:

$$\begin{aligned} \frac{\ln(\mathbf{P}(\mathbf{G} = 1|\mathbf{x}))}{\mathbf{P}(\mathbf{G} = 2|\mathbf{x})} &= \ln\left(\frac{f_1(\mathbf{x})}{f_2(\mathbf{x})}\right) + \ln\left(\frac{\pi_1}{\pi_2}\right) = \\ &= \frac{\ln \pi_1}{\pi_2} - \frac{1}{2}(\mu_1 - \mu_2)^T C^{-1}(\mu_1 + \mu_2) + \mathbf{x}^T C^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \end{aligned} \quad (1)$$

Při proměnné x , která je určena vektorem dvou tříd, dělicí funkce souboru bude přímka. Z uvedených rovnic pro logaritmus podílu aposteriorních hustot je možné určit pravidlo pro zařazení do první skupiny:

$$a^T x + b > 0 \quad (2)$$

kde

$$a^T = (\mu_1 - \mu_2)^T C^{-1} \quad (3)$$

je vektor koeficientů u lineárního členu a absolutní člen je ve tvaru:

$$b = -\frac{1}{2} a^T (\mu_1 + \mu_2) - \frac{\ln \pi_2}{\pi_1} \quad (4)$$

Tento absolutní člen slouží jako prahový bod. Lineární diskriminační funkce je poté ve tvaru:

$$L(x) = a^T x + b \quad (5)$$

10 NAPROGRAMOVÁNÍ IRM NA VEŘEJNÝCH DATECH

K výpočtu defaultu firmy v IRM slouží nastavená proměnná *def*, která je predikována dle vybraných finančních ukazatelů. Finanční ukazatele představují nezávislé proměnné, které ovlivňují závisle proměnnou, tedy pravděpodobnost defaultu v podobě *def*. Aby byl interní ratingový model snadno aplikovatelný, byl vyvinut v programovacím prostředí statistického programu R. Před samotným programováním musela být data očištěna o duplicitní hodnoty, dohledání chybějících hodnot stejně tak, jako odstranění extrémně nízkých nebo vysokých hodnot, které by zkreslily průměrné hodnoty dat. Z důvodu složitosti celého procesu, data byla rozdělena do segmentů podle jejich vstupu do výpočtu, jako třeba časový, defaultní, nedefaultní, data pro výpočet indexu IN05 apod.

Ukázku dat vstupujících do modelovacího procesu pak znázorňuje následující tabulka (Tab. 2).

Tabulka 2 Ukázka hrubých dat

IČ firmy	Název firmy	NACE hlavní	Rok vzniku	Aktiva celkem	Oběžná aktiva	Cizí zdroje	EBIT
29186196	4IDEA, družstvo	43000	2009	2892	2692	2467	214
27720802	A.M.O. projekt, s.r.o.	74000	2007	2926	49	3666	-69
26945592	AD - Jirásek, s.r.o.	49410	2004	9090	5983	8602	501
25512340	ADA Zlín, s.r.o.	22220	1997	37289	16137	9346	367
26296641	ADD Companion, s.r.o.	46900	2002	1543	1488	1399	6
29264847	Adeos Vision, s.r.o.	46100	2011	1826	470	1617	63
26263220	Adima Brázdil, s.r.o.	47100	2001	32070	22463	12209	3193
25337564	ADPe, s.r.o.	49410	1997	13528	7543	12135	-920
25334093	AG Vizovice, a.s.	28920	1997	52811	28409	8839	-2768
40942171	Agentura Osma, a.s.	22290	1991	63482	17594	30174	8722

Zdroj: databáze Albertina, vlastní zpracování

Jako vstupní data jsou brána data firem z ČR, konkrétně za roky 2010 a 2011 ze zpracovatelského průmyslu. Jedná se o kombinaci firem, tedy zdravé firmy (bez informací o finančních potížích). A defaultní firmy, které byly v těchto letech vedeny v likvidačním řízení. Testování modelu bylo provedeno na datech firem za rok 2012 z toho samého sektoru, aby nedošlo k přeučení modelu. Přehled datového zastoupení v již očištěném tvaru uvádí následující tabulka (Tab. 3).

Tabulka 3 Přehled dat určených pro prvotní vývoj IRM

Data	2010 - 2011	2012
Nedefaultní firmy	351	306
Defaultní firmy	42	14
Celkem	393	320

Zdroj: vlastní zpracování

Data pro vizualizaci jsou znázorněna na následujícím obrázku (Obr. 9), kde jsou firmy rozděleny již podle jejich ukazatelů nastavených v programovacím prostředí R.

```

1 "ROA", "ObratA", "LiqD", "UK", "FP", "def"
2 0.0739972337482711, 2.19432918395574, 1.17554585152838, 8.91666666666667, 6.80470588235294, 0
3 -0.0235816814764183, 0.0420369104579631, 0.0283073367995378, -0.605263157894737, -3.89613848202397, 0
4 0.0551155115511551, 2.26556655665567, 1.16582229150429, 2.87931034482759, 19.2177589852008, 0
5 0.00984204457078495, 0.929148006114404, 2.89193548387097, 367, 1.3385383013856, 0
6 0.00388852883992223, 0.126377187297472, 2.10169491525424, 0.162162162162162, 10.7152777777778, 0
7 0.0345016429353779, 1.95454545454545, 0.473790322580645, 1.16666666666667, 8.73684210526316, 0
8 0.0995634549423137, 0.024851886498285, 1.95194647201946, 22.1736111111111, 1.6204335303926, 0
9 -0.0680070963926671, 1.37403903015967, 2.56303092082909, -24.2105263157895, 9.79580014482259, 0
10 -0.0524133229819545, 1.04266156671905, 5.67499001198562, -69.2, 1.2017521902378, 0
11 0.137393276834378, 0.86172458334646, 4.03069873997709, 6.76124031007752, 1.91268454353721, 0
12 0.0175579681007908, 0.135504624045034, 1.05902677800173, 16.375, 14.4873786407767, 0
13 0.0014168319637291, 0.154859733635591, 5.01515151515152, 0.909090909090909, 1.21490661846975, 0
14 0.0259030205252308, 0.0327148875145648, 7.11715210355987, 28.9, 1.16073657927591, 0
15 0.171385455590687, 1.33051882724921, 2.52617655249234, 35.4646840148699, 1.7510459592941, 0
16 0.156245487364621, 0.603032490974729, 1.93595245955761, 10.82, 2.17425431711146, 0
17 0.244805009962995, 0.00654711073156846, 2.20391061452514, 45.2631578947368, 1.135974130962, 0
18 0.0110305614783227, 0.541265103056148, 1.06714804389508, 0.736242884250474, 19.2108137629711, 0
19 0.0342323651452282, 0.0863070539419087, 2.62406447898676, 1.33064516129032, 2.31285988483685, 0
20 0.0635477862157902, 3.23735492190858, 2.12477114610033, 5.98313659359191, 3.11475592747559, 0
21 0.156573922531369, 0.232951445717403, 2.06145966709347, 28.7, 2.12645011600928, 0
22 0.0381618381618382, 2.47012987012987, 1.72705314009662, 1.36428571428571, 4.59174311926605, 0
23 0.0336655592469546, 0.958213362864526, 8.51612903225806, 2.29145728643216, 1.86262376237624, 0

```

Obrázek 9 Data pro vstup do IRM (Vlastní zpracování)

Vývoj IRM byl založen na konceptu analýzy sadě historických dat s následnou aplikací pro predikování úvěrové způsobilosti firem v roce 2012. Pro pochopení vývojového procesu a

žadatele o úvěr jako způsobilého, ačkoliv ve skutečnosti se jedná o defaultní firmu. (Vogt, Johnson, 2011, s. 174)

Tabulka 4 Chyba 1. a 2. druhu

	Nedefaultní firmy - 0	Defaultní firmy - 1
Nedefaultní firmy - 0	301	4
Defaultní firmy - 1	13	1

Zdroj: vlastní zpracování.

Znázornění jednotlivých ukazatelů a jejich průměrných hodnot v obou skupinách je uvedeno v následující tabulce (Tab. 5). Výrazným rozdílem mezi nedefaultní a defaultní skupinou je pak vysoká hodnota finanční páky a negativního úrokového krytí u defaultní skupiny.

Tabulka 5 Průměry skupiny ukazatelů

	ROA	ObratA	LiqD	UK	FP
Nedefaultní firmy - 0	0,169674	1,104028	4,236315	29,65750	1,766125
Defaultní firmy - 1	-0,108725	1,647332	1,210145	-15,28758	35,63083

Zdroj: vlastní zpracování.

Další zajímavou skutečností představuje tabulka (Tab. 6) s pravděpodobnostním rozdělením skupin výskytu v souboru. Rozvíjí totiž diskuzi a výzkumy na dané téma, které naznačují počet defaultních firem (špatných úvěrů) ve výši 4 - 8 % z celkového množství poskytnutých úvěrů na bankovním trhu v ČR (Doležal, 2012).

Tabulka 6 Pravděpodobnost výskytu

	Nedefaultní firmy - 0	Defaultní firmy - 1
Pravděpodobnost výskytu v souboru	0,8931298	0,1068702

Zdroj: vlastní zpracování.

Matematický zápis interního ratingového modelu využívající lineární diskriminační metody je pak dán následujícím matematickým zápisem:

$$Y_n = -2.17 * ROA + 0.37 * ObratA - 0,0047 * LiqD - 0,003 * UK + 0,012 * FP \quad (7)$$

kde Y_n označuje pravděpodobnostní odhad defaultu.

Hodnoty konstant jsou pak znázorněny v matematicky upraveném vztahu pro použití do formule rovnice. Pro počítačové výpočty jsou hodnoty uvedené v celém číselném vyjádření, jak znázorňuje tabulka (Tab. 7).

Tabulka 7 Vypočtené koeficienty IRM

ROA	ObratA	LiqD	UK	FP
-2.1697668224	0.37110184267	-0.0046709857	-0.0003256324	0.0117932202

Zdroj: vlastní zpracování

10.1 Metoda IN05

Z důvodu vysoké úspěšnosti modelu se autor rozhodl pro srovnání využít známého indexu IN05 manželů Neumaierových. Výpočet pro dané firmy odpovídal vývoji IRM, aby se zachovala parita při porovnávání dat. Celé zpracování bylo provedeno taktéž v programu R, aby se umožnila rychlá obsluha dat a variace výpočtového přístupu. Ačkoliv bylo dosaženo více výsledků, pro účely této práce zde budou zobrazeny jen nejdůležitější poznatky a výsledky pramenící z výzkumu.

Jak je známo, index IN05 je rozdělen ve třech výsledkových intervalech. V intervalu $IN > 1,6$ podnik tvoří hodnotu; v intervalu $IN < 0,9$ podnik hodnotu netvoří (ničí); a hodnota indexu IN mezi hodnotami 0,9 a 1,6 značí tzv. šedou zónu.

K výpočtu indexu bylo využito programovacího prostředí, které umožnilo i aplikování statistických metod pro ověření výpočtu a popisu dat. Pro srovnání dat reálných a vypočtených hodnot došlo ke sloučení obou výsledků. Na výsledky dat byl aplikován T-test, aby došlo ke zkoumání dalších možností interpretace výsledků indexu.

Opět autor přikládá ukázkou části ze zdrojového kódu pro výpočet indexu IN05, aby došlo k lepšímu pochopení problematiky a hledání nových vazeb pro vylepšení stávajících ratingových modelů, byť v tomto případě nepřímo. Graficky je zdrojový kód vyobrazen na následujícím obrázku (Obr. 11).

```

dataSET2011<-read.csv("dataSET.txt",header=F,sep=",") #nacteni dat 2010+2011

colnames(dataSET2011)<-c("ICO", "Name", "NACE", "rokVzniku", "A", "OA", "P", "VK", "CLP

IN05<-0.13*(dataSET2011[,5]/dataSET2011[10])+0.04*(dataSET2011[,16]/dataSET20

def<-dataSET2011[,17] #

class<-rep("b",nrow(IN05)) #
class[which(IN05>1.6)]<-"c"
class[which(IN05<0.9)]<-"a"

foo<-data.frame(IN05,class) #
popis<-rbind(tapply(foo$CizZDroj,class,mean),
tapply(foo$CizZDroj,class,sd)) #
rownames(popis)<-c("prumer","smodch") #

table_prumery<-tapply(foo$CizZDroj,class,t.test)
table_prumery[[1]]$conf.int[1:2] # skupina a
table_prumery[[2]]$conf.int[1:2]
table_prumery[[3]]$conf.int[1:2]

```

Obrázek 11 Ukázka ze zdrojového kódu indexu IN05 (*Vlastní zpracování*)

Z dat za roky 2010 a 2011 jsou hodnoty vypočítány a skupiny firem rozděleny dle intervalů do souhrnné tabulky (Tab. 8). Velmi zajímavý je vývoj skupiny A, tedy skupiny úvěrově nejslabší, tzv. ničitelé hodnoty. Do této skupiny řadí index IN05 polovinu firem z použitého souboru dat. Realitě ale odpovídá pouze 42 firem. Je tedy zřejmé, že index IN05 naznačuje možné problémy u dalších 151 firem, nebo nevhodně složenou skladbu výsledných hodnot.

Tabulka 8 Přehled firem a jejich rozřazení

	A - IN < 0,9	B – IN mezi 0,9 a 1,6	C – IN > 1,6
Celkový počet	193	89	111
Nedefaultní firmy	165	80	106
Defaultní firmy	28	9	5

Zdroj: vlastní zpracování

Pro zobrazení chybových úseček došlo k výpočtu směrodatné odchylky, která zobrazuje v 95% intervalu spolehlivosti odchylku od průměrné hodnoty. Data jsou uvedena v přehledu tabulky (Tab. 9) a následně v grafickém provedení (Obr. 12).

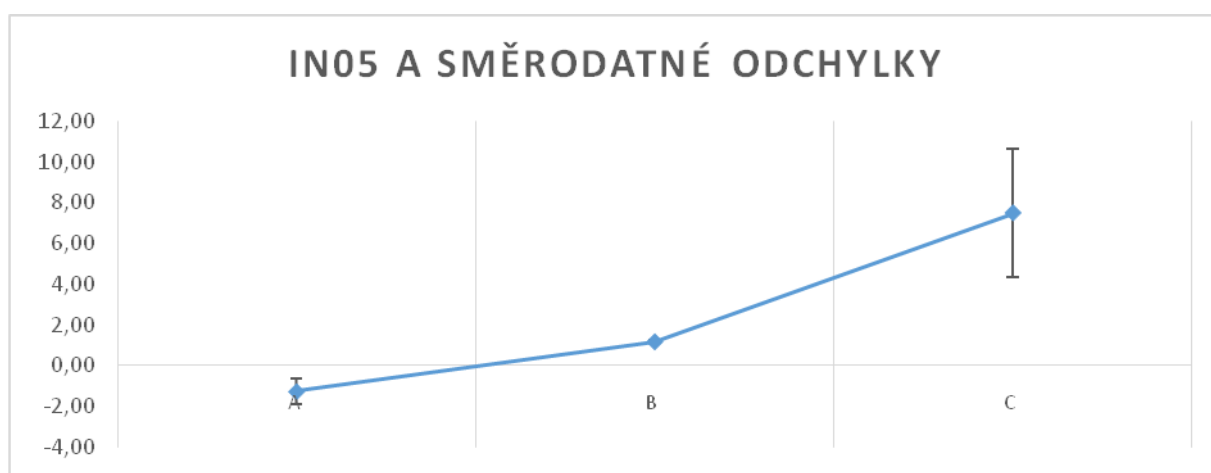
Tabulka 9 Průměrné vypočítané hodnoty a směrodatné odchylky

Skupina	A - IN < 0,9	B – IN mezi 0,9 a 1,6	C – IN > 1,6
Lower	-1,89	1,14	4,35
Průměr	-1,25	1,19	7,49

Upper	-0,61	1,23	10,62
σ	0,64	0,04	3,14

Zdroj: vlastní zpracování

Jedná se o velmi zajímavá data z toho důvodu, že upozorňují na možné nesrovnalosti v datovém souboru. Může se ale jednat o specifikaci dat a samotné ověření tohoto problému by bylo zapotřebí většího vzorku dat.



Obrázek 12 Chybové úsečky indexu IN05(Vlastní zpracování)

Chybová úsečka nabývá největšího intervalu u skupiny c, tedy uvěřově nejzpůsobilejší skupiny firem, což je ovšem logicky dáno teoretickou neomezeností výkonu. Proto by byla vhodná citlivostní analýza dat, aby došlo k odstranění okrajových hodnot.

10.2 Shrnutí poznatků o vytvořeném IRM na dostupných datech

Vytvořený interní ratingový model dosahuje vysoké predikční schopnosti, která potvrdila hypotézu H1. Pro efektivní hodnocení modelu slouží analýza 1. a 2. druhu, která poukázala na problematiku nevhodného posouzení žadatele o úvěr. Klíčová je analýza chyby 2. druhu, která výrazným způsobem ovlivní úvěrovou angažovanost banky a její negativní dopad do výkonnosti banky. Řešený IRM odkryl i možný druhotný výzkum, který by souvisel s finančními ukazateli, které představují kvantitativní informace:

- Jsou dané finanční ukazatele vhodnou skladbou charakterizující rozdíl mezi defaultní a nedefaultní firmou?
- Zohledňují dostatečným způsobem konkurenční výhodu? A pokud ne, byla by metoda EVA lepším ukazatelem?

- Jaké jsou vazby mezi jednotlivými ukazateli? Jak zohledňují vliv makroekonomických dat a událostí?

Tato část problematiky ale řeší komplexní problémy, které by musely být řešeny izolovaně a s velkým množstvím dat.

Pokud bychom se vrátili zpět k problematice IRM, nedostatek modelu lze pak spatřit ve stanovení výsledné hodnoty, kde rozdělení klientů do hodnoty 0 nebo 1 neumožní velký prostor pro nastavení odlišných úvěrových podmínek. To bylo výrazným způsobem dokázáno při srovnání výsledků s indexem IN 05, který poukazoval na možné problémy u polovičního množství firem z celkového souboru dat, a tedy by bylo třeba přistupovat k takovému souboru opatrněji, než vytvořený 0,1 systém.

Samotné pozitivní a negativní vlastnosti modelu pak byly shrnuty následovně:

Negativní hodnocení modelu:

- Predikce je ovlivněna sadou dat, která neobsahuje dlouholetý vývoj podniku. IRM tvoří vyhodnocení na základě dvou posledních období, čímž je jeho výpočtová hodnota oslabena, navíc model vhodným způsobem neumožňuje aplikovat ekonomické cykly v ekonomice jako celku.
- Nelze jej s přesností aplikovat, dokud nebude model otestován na reálném vzorku dat, ze kterého by vyšel výstup o alespoň přibližné predikční síle. Další negativum by mohlo spočívat ve zvolené skladbě dat, která by nemusela vhodně reprezentovat vybrané ukazatele některé jiné banky.

Pozitivní hodnocení modelu:

- Ratingový model je plně funkční z teoretického hlediska, jeho snadná aplikace vede k okamžitému rozhodnutí, jestli firma je defaultní a může být nápomocný při kvantitativním rozhodování.
- Dosahuje vysoké teoretické predikční schopnosti, a to ve výši větší než 90 %.
- IRM zohledňuje aktualizaci dat, která je uživatelsky snadná. Vytvořený model představuje cestu ke snížení nákladů spojenými s řízením ratingových systémů.
- Čím kvalitnější budou poskytnutá data, na kterých budou testovány modely, tím přesnější bude výsledek modelu. V případě určení klíčové statistické metody a vhodné skladby klíčových ukazatelů, může dojít ke korekci zdrojového kódu v rámci několika hodin.

IRM vytvořený prostřednictvím metody lineární diskriminační analýzy je plně funkční, ale pro stresové otestování potřebuje sadu reálných dat, ze kterých by bylo možno čerpat přesnější informace a zároveň by mohlo dojít ke správné validaci modelu.

Protože autor si byl vědom, že inovace interních ratingových modelů je v bankovní praxi samozřejmá a zároveň klíčová, vytvořený IRM bez ohledu na jeho vysokou predikční schopnost na veřejně dostupných datech není adekvátním výstupem výzkumu.

Díky spolupráci s bankou tak mohl následně přistoupit k mnohem důležitější části, což je hodnocení predikční způsobilosti na reálných datech banky, což je analyzováno v následující části této práce.

11 TESTOVÁNÍ IRM NA REÁLNÝCH DATECH

Tato část je rozdělena do dvou sekcí. V první dochází k tvorbě ratingového modelu na veřejně dostupných datech, která se ale liší ohledně předchozí části v tom, že data jsou od firem ve Zlínském kraji. Je tomu tak proto, abychom dodrželi metodiku, protože propůjčená reálná data obsahují informace ohledně zbankrotovaných firem pouze ze Zlínského kraje. Jak bylo stanoveno ve shrnutí v předchozí části, projevuje se zde pozitivní vlastnost vytvořeného ratingového modelu, kdy aktualizace dat je relativně nenáročná procedura. Dochází jen k očištění dat a samotná povaha zdrojového kódu je neměnná. V této části dochází i k shrnutí výsledků modelu, vytvořeného na této sadě dat a jeho predikční způsobilosti.

Opět je tvorba IRM složena ze vstupujících kvantitativních informací v podobě předem nadefinovaných (stejných) finančních ukazatelů, které jsou modelovány prostřednictvím programu R. Tyto finanční ukazatele jsou nezávislé proměnné, které ovlivňují závisle proměnnou default (def). Model je vytvořen na datové sadě z databáze Albertina za rok 2012 a rok 2013 pak slouží k validaci modelu.

Druhá sekce slouží již pro otestování IRM na reálných datech poskytnutých bankou. Jedná se tedy o data 37 defaultních firem ze Zlínského kraje.

11.1 IRM tvořený na veřejně dostupných datech

Vstupní data pro vytvoření modelu jsou opět čerpaná z profesionální vyhledávací databáze firem Albertina, kde výstupem jsou data firem z okresu Zlín. Data prošla dle metodiky očištěním jako v případě modelu na skladbě dat z celé ČR. Dle stáří informací došlo k rozdělení kvantitativních informací na dva sady. První sada obsahovala vstupní data za rok 2012, celkem ji tvořilo 349 firem (35 defaultních). Druhá sada dat byla za rok 2013, čítající celkem 271 firem (14 defaultních), která sloužila k validaci modelu. Přehled dat uvádí následující tabulka (Tab. 10).

Tabulka 10 Klasifikace vstupních dat

Data	2012	2013
Nedefaultní firmy	314	257

Defaultní firmy	35	14
Celkem	349	271

Zdroj: vlastní zpracování

Analytickým prvkem IRM je pak opět statistický model s využitím lineární diskriminační analýzy. Proměnná def opět znamená defaultní hodnocení závislé proměnné podle nezávislých proměnných stávajících z finančních ukazatelů firmy, konkrétně rentabilitu aktiv (v modelu jako ROA, obrat aktiv (obratA), běžnou likviditu (liqD), úrokové krytí (UK) a finanční páku (FP).

Po vytvoření IRM na sadě dat z let 2012 se otestovala jeho funkčnost na druhém datovém setu za rok 2013. Výsledky toho modelu představuje následující tabulka (Tab. 11).

Tabulka 11 Chyba 1. a 2. druhu

	Nedefaultní firmy - 0	Defaultní firmy - 1
Nedefaultní firmy - 0	249	11
Defaultní firmy - 1	8	3

Zdroj: vlastní zpracování

Výsledný IRM rozřadil zlínské firmy opět s vynikající úspěšností, více jak 92 %. Při srovnání s původním modelem na celorepublikovém vzorku dat můžeme konstatovat, že stanovené mechanismy jsou velmi podobné a jedná se o identické modely s podobnými výsledky, ačkoliv se jedná o rozdíl v rozsahu oblasti.

Analyzovaný model pak správně rozřadil 252 firem ze vzorku 271, zase ale dosahoval relativně vysoké chyby 2. druhu. Opět lze diskutovat, zda se opravdu jedná o nedefaultní (defaultní) firmy, jak je uvedeno v datech za rok 2013. Protože ačkoliv v roce 2013 se nemusí jednat o defaultní firmu, její finanční výkonnost může být natolik špatná, že ji model již označí jako defaultní a naopak. Závěrem této analýzy je skutečnost, že pro správné nastavení úvěrových kritérií by bylo zajímavé analyzovat ztráty banky pro obě chyby a zároveň, mnohem důležitější skutečnost, že **IRM nemůže sloužit jako jediné rozhodovací kritérium.**

K tomuto poznatku se dále vrátí tato práce v následující kapitole, ale nyní následuje testování IRM na reálném vzorku. Tato sada dat je za rok 2014.

11.2 Testování vytvořeného IRM na reálných datech

Protože výstupem tohoto výzkumu bylo vytvoření IRM, který by byl i testován na reálných datech, následující tabulka (Tab. 12) znázorňuje přehled dat pro otestování predikční způsobilosti modelu. Data pokrývala finanční ukazatele firem, které v tomto roce spadly do defaultního postupu ve spřátelené bance z důvodu neplnění podmínek stanovených v rámci úvěrové smlouvy a jejichž splatnost pohledávek byla alespoň 90 dní pozadu.

Tabulka 12 Přehled použitých reálných dat

	Nedefaultní firmy - 0	Defaultní firmy - 1
Původní soubor dat	0	101
Pravděpodobnost výskytu v souboru	0 %	100 %
Ztráta z důvodu chybějících dat		64
Výsledný počet firem testovaných v modelu		37

Zdroj: vlastní zpracování

V tomto vzorku dat došlo k výraznému rozdílu mezi očištěným a neočištěným vzorkem dat. Některé kvantitativní informace byly zcela nepoužitelné, protože firmy dosahovaly tak extrémních hodnot, že již logický úsudek by neumožnil takové firmě poskytnout jakoukoliv úvěrovou pomoc. Ze vzorku 101 firem tak bylo následnou datovou analýzou odstraněno 64 firem. Nejčastějším důvodem byly chybějící informace ohledně skladby důležitých finančních ukazatelů, extrémní hodnoty nebo časového nesouladu.

Upravená data vstupující pro otestování modelu znázorňuje následující obrázek (Obr. 13).

```

foo.bt x new 1 x predikce1.bt x linky.bt x foo3.bt x hlavDATA.bt x vystupFOOHLA
1 ROA;ObratA;LiqD;UK;FP;def2
2 -8,056737589;0;0,013382688;-1,780564263;-0,898089172;1
3 -1,512094138;0,168228372;1,179388332;-13,3699422;2,152439024;1
4 0,4004914;12,6044226;0,421880717;1,047109208;1,201771654;1
5 0,112703711;5,347339486;1,438361409;1,782608696;2,30244123;1
6 -0,043269231;0,259109312;0,715899919;-0,542857143;3,097178683;1
7 0,086699254;1,976845897;3,370998117;1,410041841;-0,5321013;1
8 0,468314607;8,687191011;0,208214286;5,632432432;1,473509934;1
9 0,059404413;2,803579694;1,528319848;2,2;5,695079086;1
10 -0,269420411;0,017489999;3,060521415;-19,17880795;2,0485992;1
11 0,146718147;3,028957529;1,814252336;1,714285714;2,642857143;1
12 0,14578714;2,866038433;0,505502568;6,467213115;8,960264901;1
13 -0,220257235;0,847266881;0,204808549;-1,245454545;3,76969697;1
14 -0,563057325;0,551592357;0,331368697;-4,130841121;1,20030581;1
15 0,630289532;0,113585746;0,110531804;2,947916667;1,282857143;1
16 0,004467194;0,010330386;17,53202847;0,516129032;8,909618574;1
17 0,200114351;0,002287021;4,918711656;13,46153846;3,892433234;1
18 -0,032388664;10,02024291;0,300852619;-0,131147541;1,266666667;1
19 -0,019661637;1,334705075;1,656647399;-0,767857143;4,238372093;1
20 0,180904523;8,640075377;0,573074154;5,236363636;3,781472684;1

```

Obrázek 13 Upravená data pro testování reálných dat (*Vlastní zpracování*)

Výsledek testování vytvořeného interního ratingového modelu představuje následující tabulka (Tab. 13). IRM na reálných datech nepotvrdil svou 90% predikční úspěšnost jako na datech z veřejně dostupných zdrojů. Jeho vypovídající schopnost na sadě defaultních dat byla pouze 32 %. Znovu autor opakuje, že se jedná o data firem, které jsou minimálně 90 dnů po splatnosti svých závazků a tedy defaultní v daném období. Model by měl ohodnotit nejlépe všechny firmy jako úvěru nezpůsobilé.

Tabulka 13 Výsledky testování na reálných datech

Validace modelu		
Defaultní firmy - 1	25	12
Úspěšnost rozřazení reálných dat		32,43 %

Zdroj: vlastní zpracování

Obzvláště IRM dosahuje velké nepřesnosti při analýze chyby 1. a 2. druhu, která výrazným způsobem ovlivňuje hospodaření banky, jak zobrazuje tabulka (Tab. 14).

Hypotéza H1 tak byla potvrzena. IRM potvrzuje svou predikční schopnost pouze na veřejně dostupných datech, a to z více než 90 %, ovšem jeho predikční schopnost při testování na reálných datech se ukázala jako velmi nízká, konkrétně nižší než 32 %. Přičemž modely se liší pouze ve skladbě testovacích datech.

Tabulka 14 Chyba 1. a 2. druhu

	Nedefaultní firmy - 0	Defaultní firmy - 1
Nedefaultní firmy - 0		25
Defaultní firmy - 1		12

Zdroj: vlastní zpracování

Model z kritického množství 37 firem, které byly v uplynulém období defaultní, dokázal vybrat pouze 12 firem, které by neprošly ratingovým hodnocením na základě vytvořeného IRM. Tato skutečnost upozorňuje na větší význam nekvantifikovaných položek v oblasti ratingového hodnocení, jako je pohyb na účtu, historie klienta apod., stejně tak jako nedostatky při tvorbě IRM. Proto se autor domnívá, že vypovídající schopnost ratingového modelu je značně ovlivněna, nedosahuje odpovídající predikční schopnosti a je třeba hledat dalších cest, jak nastavit kvalitu úvěrového procesu.

Interní ratingový model není schopen rozpoznat všechny klíčové prvky specifika malých a středních podniků, kde se o existenci podniku v následujícím období rozhoduje ve velice dynamickém prostředí a dochází často ke každotýdenním bojům o přežití takového podniku. Ačkoliv se nedá upřít důležitost tak významného úvěrového nástroje, jakým bezesporu interní ratingové modely jsou, jen na základě idey, že v aktuálních podmínkách banky prostě nemají lepšího nástroje na ohodnocení úvěrové způsobilosti žadatele, nelze je považovat jako všestranný úvěrový nástroj a tedy by neměly být rozhodujícím KO kritériem. Schopnost firmy v segmentu MSP dostát svým finančním závazkům se neodvíjí jen o jejich kvantitativních informacích v podobě finančních ukazatelů, ale často se mnohem více opírá o kvalitativní a další informace.

Proto na základě literární rešerše a dosavadního výzkumu, v následující části dochází ke shrnutí poznatků v návrhu vlastního modelu úvěrového procesu, který by mohl vhodným způsobem stanovit postavení interního ratingového modelu a zároveň by mohl sloužit jako vylepšený nástroj pro řízení úvěrové politiky banky v segmentu malých a středních podniků.

12 OPTIMALIZACE ÚVĚROVÉHO PROCESU

Jak již bylo řečeno, banky poskytují malým a středním podnikům úvěry prostřednictvím technologií úvěrového procesu, které jsou ale nekonzistentní napříč bankovním sektorem. Zároveň se ale úvěrové technologie vyznačují kombinací primárního zdroje informací, prověřování a vnitřní politiky, kde prim hrají nastavené postupy, strategie a mechanismy.

Segment malých a středních podniků je ale svou povahou velmi specifický a je třeba tak k němu přistupovat. Výzkumy dokazují, že to jsou hlavně charakteristiky podniků a podnikatelů, které by měly determinovat finanční rozhodnutí banky při vyhodnocení úvěrového procesu žadatele v tomto segmentu.

Praktické ověřování kvality vytvořených interních ratingových modelů vyvinutých potvrdilo, že tyto modely mají omezenou kvalitu a řadu otevřených problémů. Jedná se zejména o necitlivý přístup ke specifikám podniku, nepružné reakci na dynamické změny trhu a specifika podnikatelského prostředí. V důsledku těchto událostí banka ztrácí své prodejní možnosti, a tedy snižuje svou vlastní potenciální ziskovost a zároveň firmy nemají dostatek peněz na realizaci investic. (Brancati, 2014; Berger a Udell, 2006; Han et al., 2014)

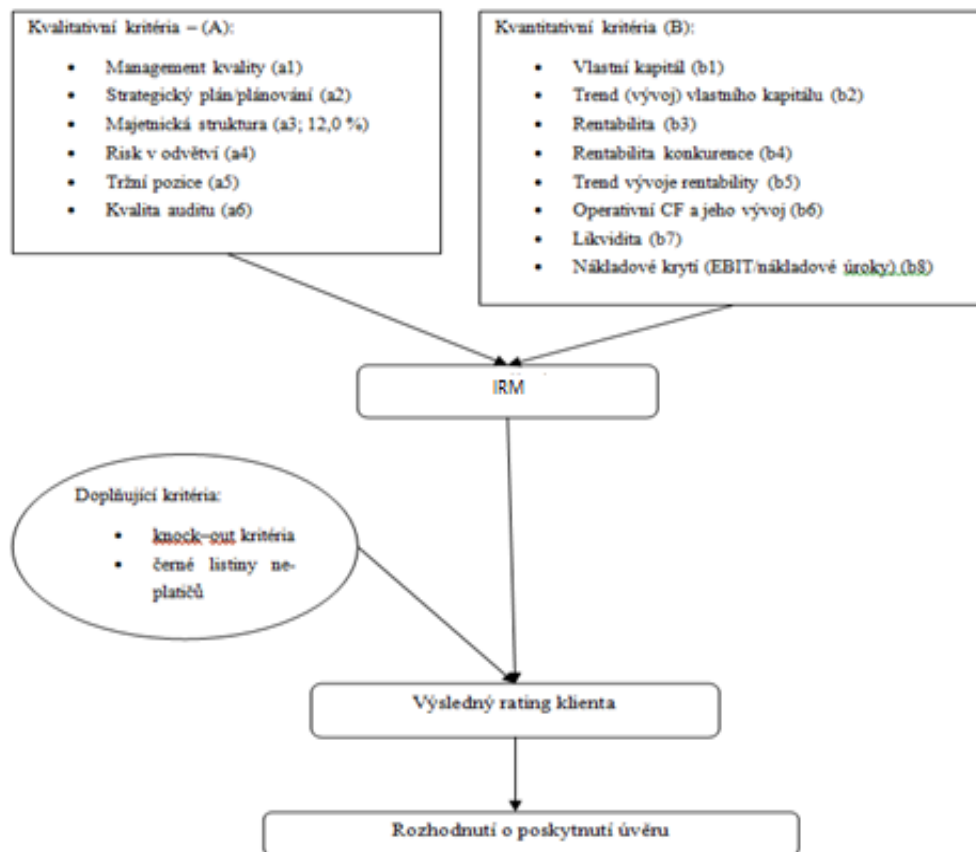
Ačkoliv je zřejmé, že banky disponují mnohem větším množstvím dat, ze kterých mohou tvořit ratingový model, navíc dochází k prolínání kvalitativních a kvantitativních dat, přesto IRM by neměl být tím KO mechanismem v úvěrovém procese.

12.1 Současný úvěrový proces

Ačkoliv je mnoho studií, které se zabývají problematikou úvěrového procesu, v posledních letech je výzkum zaměřený spíše na dílčí části tohoto procesu, než na celek. Například studie autorů Tronnberg a Hemlin (2014), kteří analyzovali rozhodování 88 bankovních úředníků ze čtyř největších švédských bank při poskytování úvěru z psychologického hlediska. Za prvé zjistili, že úvěroví pracovníci z jejich vzorku používají především obezřetné uvažování a méně intuici při rozhodování. Za druhé, že úvěroví úředníci měli větší potíže při rozhodování, které se týkalo kvalitativní informace (např. vztahy se zákazníky), než bylo rozhodnutí, které se opíralo o kvantitativní informace (například finanční informace). Nakonec zjistili, potenciální vliv organizačních faktorů, jako jsou interní rozhodnutí pro poskytování úvěrů na rozhodnutí o poskytnutí půjčky. Jedná se o výzkum patřící do série analýzy vlivu intuice úvěrových pracovníků při poskytování úvěru, kdy se spíše předpo-

kládalo, že intuice je často přítomna při konečném rozhodnutí o poskytnutí úvěru viz Hodgkinson et al. (2009).

Celkový úvěrový proces se ale již od dob, kdy Altman (1980) publikoval svou práci zabývající se problematikou úvěrového procesu v bance, se výrazně nezměnil. Co se ale změnilo, je postavení IRM. V nynější době se jedná prakticky o KO kritérium.



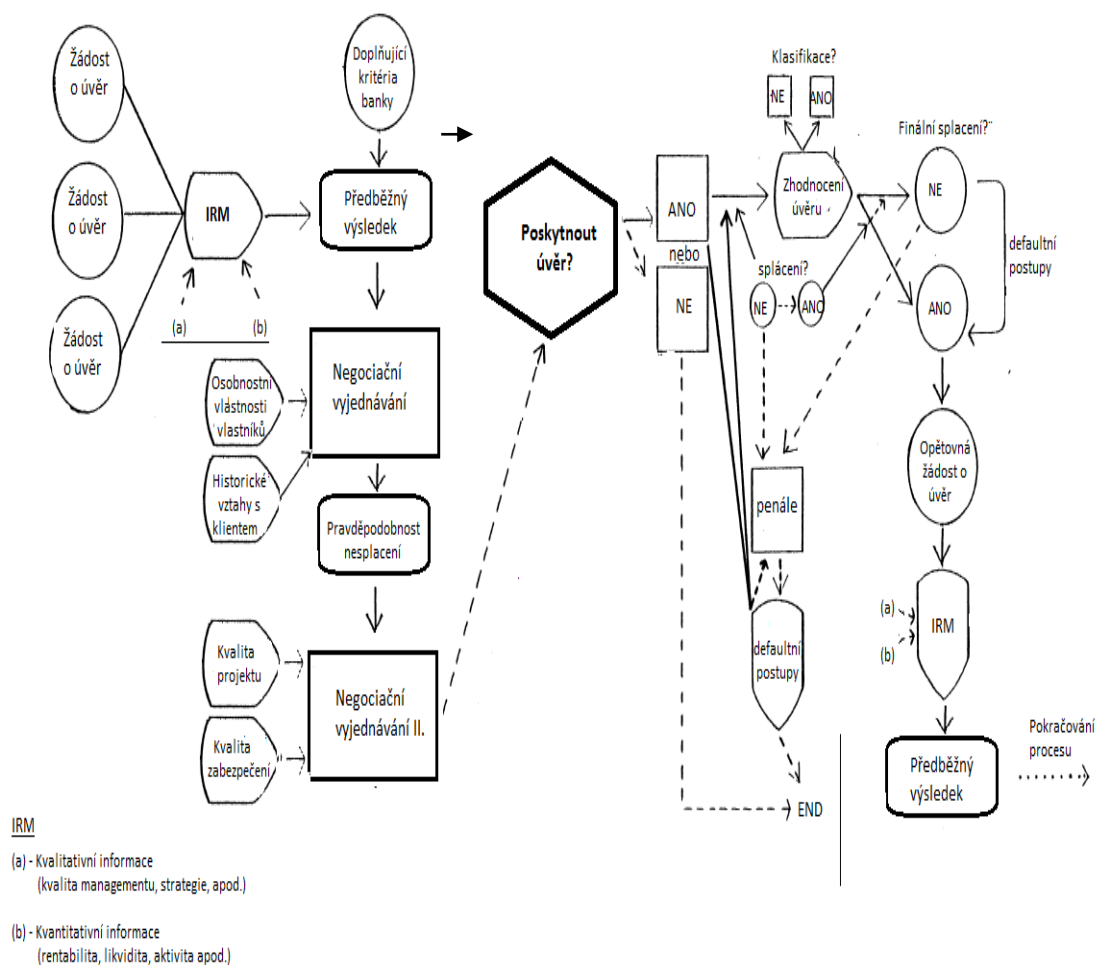
Obrázek 14 Postup při vyhodnocování žadatele

(Cipovova, E., & Belas, J., 2011)

Jak je ze schématu vidět, aby banky dokázaly správně posoudit schopnosti podniku splnit své budoucí závazky (Degryse a Van Cayseele 2000), činí tak prostřednictvím analyzování jeho finanční situace (vliv ratingových modelů v úvěrovém procesu) a současně čerpání informací ohledně minulé historie splácení, pokud existuje. Důraz je ale kladen na kvantitativní data (70 - 80 % váhy), ačkoliv finanční instituce mají velké množství informací prostřednictvím poskytování dalších služeb (např. vkladových účtů a zúčtovacích a platebních služeb), ze kterých mohou čerpat informace a správně tak posoudit úvěrové schopnosti dlužníka.

Banky pak mohou použít tyto informace v návrhu smlouvy o úvěru pro malé a střední podniky, stejně tak jako upravit svůj celkový úvěrový proces o tyto informace tak, aby jen výsledek IRM nerozhodoval o tom, zda poskytnout nebo poskytnout úvěr.

V návaznosti na tyto poznatky autor navrhuje následující nové schéma úvěrového postupu, které by banky měly realizovat pro segment malých a středních podniků, aby se vyhnuly neadekvátně ohodnocené úvěrové způsobilosti žadatele a zároveň byly schopny přesně určit, v kterých parametrech je žadatel nekompetentní pro získání úvěru, jak ukazuje obrázek(Obr. 15)



Obrázek 15 Návrh optimalizovaného úvěrového procesu(Vlastní zpracování)

Navržený model úvěrového procesu se liší od stávajících úvěrových procesů hlavně v zavedení nových procesních postupů, které jsou učiněny před konečným rozhodnutím, jestli poskytnout úvěr. Prvotní informace opět vstupují do IRM v podobě kvantitativních a kvalitativních dat, ale už zde nevstupuje část informací ohledně bankovní historie žadatele o úvěr. Výsledkem této části procesu je předběžné hodnocení.

Předběžné hodnocení by mělo dát určitý signál pro účastníky úvěrového procesu, že další analýza bude následovat. Zároveň je upraveno o vnitřní limity a stanovy banky, jako je maximální angažovanost v sektoru apod. Pokud firma dosahuje výborného hodnocení, úvěrový proces postupuje v rozhodnutí o poskytnutí úvěru, které je v takovém případě pozitivní a dále už se sleduje splácení úvěru.

V případě negativního výsledku, navrhuji aplikovat „Negociační vyjednávání“, ve kterém by měla banka získat informace pro ověření, respektive modifikace výsledků průběžného hodnocení. Tento proces se opírá o osobnostní charakteristiky vlastníka podniku a historické vztahy klienta s bankou. Vhodný osobnostní předpoklad majitelů společnosti, respektive historická zkušenost s firmou, může výrazně pomoci v procesu úvěru.

Dalším krokem by bylo stanovení rizika v podobě nesplacení, respektive jeho výše a požadovaná angažovanost banky. Ta by vedla do vyjednávací části „Negociační vyjednávání II.“, které by bylo ovlivněno zejména kvalitou navrhovaného projektu od žadatele a zároveň výší možného zabezpečení.

Pokud tento postup dojde k negativnímu rozhodnutí ohledně poskytnutí, úvěr proces bude zrušen. V případě, že je výsledek pozitivní, banka poskytne úvěr, kde další část úvěrového procesu je pak zaměřena na monitorování splácení úvěru. Pokud by došlo po splacení k žádosti o nový úvěr, úvěrový proces je opakován.

V případě pozdního splácení úvěru se postupuje dle defaultních postupů, které jsou ovlivněny lhůtou po splatnosti a v konečném důsledku vedou k ukončení úvěrové angažovanosti v podniku.

ZÁVĚR

Finanční krize a evropská dluhová krize napomohly odhalit největší problémy finančního systému. Ačkoliv měla zafungovat mezinárodní regulace, respektive neměla vůbec finanční krizi dopustit, nestalo se tak. Prokázané nezvládnutí úvěrového rizika, nefunkčnost některých úvěrových derivátů, nedostatek zodpovědnosti, morální hazard, nedostatečná konkurence a nejasné a sporné metody úvěrového hodnocení, byly nejčastěji zmiňované problémy současného bankovního systému.

Turbulentní události na finančních trzích donutily banky hledat nové cesty, jak získávat více informací pro jemnější a přesnější hodnocení úvěrového rizika jejich korporátních klientů.

Současná kritika bank se dotýká i problematiky samotných ratingových modelů. Ačkoliv velké korporace mohou relativně snadno získat úvěr, malé a střední podniky postrádají dostatečné financování. Stávající mechanismy úvěrového procesu nedokáží alokovat finanční prostředky v dostatečném objemu pro tyto podniky. Na vině jsou i interní ratingové modely, které se v poslední době staly netransparentní a samotní zaměstnanci bank o nich uvažují jako o modelech průměrné kvality. Rozvoj výpočetní techniky vedl k rozšíření IRM a často k jejich dominanci v úvěrovém procesu. V případě velkých podniků se může jednat o správný směr, avšak segment MSP je atypický, kde důraz nelze klást jenom na kvantitativní a historická data.

V tomto kontextu je zřejmé, že špatné nastavení defaultního modelování, jako i celého úvěrového procesu, může znamenat výraznou ztrátu pro ekonomiku, a proto je třeba hledat nové úvěrové procedury a zároveň optimalizovat ratingové modely.

Proto hlavní náplní této práce bylo vyvinutí vlastního IRM, který by dokázal s odpovídající úspěšností predikovat pravděpodobnost defaultu firemního klienta. Ke splnění hlavního cíle vedly kroky v podobě splnění dílčích cílů výzkumu, které posloužily k ujasnění tvorby IRM a rozklíčovaly celý proces tvorby do jednotlivých částí, které znamenaly významný posun pro budoucí výzkum a zároveň kladou klíčové otázky pro vylepšení celé metodiky vývoje IRM. Zároveň došlo k analýze současné situace ve výzkumu ratingových modelů a jejich omezeních.

Teoretická analýza a praktické ověřování kvality interních ratingových modelů totiž ukázala, že IRM mají omezenou kvalitu a řadu otevřených problémů. Ačkoliv se jedná o vysoce

sofistikovaný nástroj, právě jeho složitost a netransparentnost nejvíce podtrhuje skutečnost, že IRM by neměl fungovat jako KO kritéria pro rozhodování.

Cílem této práce pak bylo otestování vytvořeného ratingového modelu na sadě veřejně dostupných datech, a následně testování na skutečném vzorku dat. Výstup z modelu byl použit jako základ pro konzultace s odborníky z branže, aby došlo k vytvoření optimalizace úvěrového procesu.

Na základě testování vytvořeného ratingového modelu byla potvrzena hypotéza H1. IRM potvrdil svou predikční schopnost pouze na veřejně dostupných datech, a to z více než 90 %, ovšem jeho predikční schopnost při testování na reálných datech se ukázala jako velmi nízká, konkrétně nižší než 32 %. Přičemž modely se liší pouze ve skladbě testovacích dat.

Model z kritického množství reálných dat 37 firem, které byly v uplynulém období defaultní, dokázal vybrat pouze 12 firem, které by neprošly ratingovým hodnocením na základě vytvořeného IRM. Tato skutečnost upozorňuje na větší význam nekvantifikovaných položek v oblasti ratingového hodnocení, jako je pohyb na účtu, historie klienta apod., stejně tak jako nedostatky při tvorbě IRM.

Shrnutí vytvořeného modelu a jeho testování je stanoveno v jeho následujících slabých a silných stránkách.

Negativní hodnocení modelu:

- Nízká predikční způsobilost. Vytvořený model nedokázal s vypovídající přesností identifikovat defaultní firmy z dle reálných dat.
- Nelze jej s přesností aplikovat, dokud nebudou získána nová data pro vhodnou skladbu modelu. Při hledání optimálního výběru finančních ukazatelů autor šetřil stávající soubory dat a snažil se určit nejlepší možný přístup k tvorbě modelu i v kombinaci jiných ukazatelů a předních odborníků. Výběr „vhodných“ finančních ukazatelů je pro správně fungující IRM klíčový.

Pozitivní hodnocení modelu:

- IRM je plně funkční z teoretického hlediska, jeho snadná aplikace vede k okamžitému rozhodnutí, jestli firma je defaultní a mohou být nápomocný při kvantitativním rozhodování.

- IRM zohledňuje aktualizaci dat, která je uživatelsky snadná. Vytvořený model představuje cestu ke snížení nákladů spojenými s řízením ratingových systémů.
- Čím kvalitnější budou poskytnutá data, na kterých bude testován model, tím přesnější bude výsledek modelu. V případě určení klíčové statistické metody a vhodné skladby klíčových ukazatelů, může dojít ke korekci zdrojového kódu v rámci několika hodin.

IRM vytvořený prostřednictvím metody lineární diskriminační analýzy je plně funkční, ale nedosahuje vypovídající predikční způsobilosti. Ačkoliv zcela jistě vyžaduje získání dlouhodobějšího rozsahu dat, ze kterého by bylo možno čerpat přesnější informace, stejně tak jako možnost jiné statistické metody, finančních ukazatelů, vytvořený ratingový model podtrhuje současné teoretické poznatky ohledně nedostatku IRM

Jako optimalizace tohoto problému byl navržen nový model úvěrového procesu, který vhodným způsobem přistupuje k segmentu malých a středních podniků a zároveň nestaví IRM do role rozhodovací úvěrové mašiny. Jako klíčové prvky v novém úvěrovém procesu jsou zavedeny nové procesy, které slouží pro negociační řízení a opírají se o stěžejní charakteristiky segmentu MSP. Zároveň je v novém modelu úvěrového procesu poukázána důležitost následného sledování poskytnutého úvěru. V této části úvěrového procesu je třeba vhodným způsobem analyzovat splácení úvěru a zároveň mít nastavené defaultní postupy.

V další fázi výzkumu by se autor rád zaměřil na kvantifikaci dopadů tohoto nového modelu úvěrového procesu, zejména jeho vliv na finanční výkonnost komerční banky. Ačkoliv se jedná o dlouhodobý projekt, jeho úspěšné zvládnutí by mohlo přinést nové významné informace do řízení úvěrového procesu v bance.

SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY

ALTMAN, E. I. 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, roč. 23, č. 4, s. 589–609.

ALTMAN, E. I. 1980. Commercial Bank Lending: Process, Credit Scoring, and Costs of Errors in Lending. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis* [online]. 1980, vol. 15, issue 4 [cit. 2015-03-06]. DOI: 10.2307/2330559.

ALTMAN, E. I., BRADY, B., RESTI, A., and SIRONI, A. 2005. The link between default and recovery rates: Theory, empirical evidence, and implications*. *The Journal of Business*, 78(6):2203–2227.

BAREGHEG, A., ROWLEY, J., & SAMBROOK, S. 2009. Towards a multidisciplinary-definition of innovation. *Management Decision*, 47, 1323–1339. doi:10.1108/00251740910984578.

BARTOLI, F., FERRI, G., MURRO, P. a ROTONDI, Z. 2013. SME financing and the choice of lending technology in Italy: Complementarity or substitutability?. *Journal of Banking & Finance* [online]. 2013, vol. 37, issue 12, s. 5476-5485 [cit. 2015-03-05]. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2013.08.007.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. 2003. Credit Risk Modeling: Current Practices and Applications, Document No. 49.

BEAVER, W. H. 1966. Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*. Vol. 4, s. 71-XXX. DOI: 10.2307/2490171.

BELÁS, J. a kol. 2010. *Management komerčních bank, bankových obchodů a operací*. Žilina: Georg. ISBN 978-80-89401-18-5

BERGER, A.N., UDELL, G.F. 2006. A more complete conceptual framework for SME finance. *Journal of Banking and Finance* 30, 2945–2966

BLÜMKE, O. 2012. Probability of default validation: a single-year and a multiyear methodology for the Basel framework. *The Journal of Risk Model Validation*.

BOGUSKAUSKAS, V, MILERIS, R. a ADLYTE, R. 2011. New internal rating approach for credit risk assessment. *Technological and Economic Development of Economy*. Vol. 17, issue 2, s. 369-381. DOI: 10.3846/20294913.2011.583721.

BRANCATI, Emanuele. 2014. Innovation financing and the role of relationship lending for SMEs. *Small Business Economics* [online]., vol. 44, issue 2, s. 449-473 [cit. 2015-03-05]. DOI: 10.1007/s11187-014-9603-3.

ČELIK, Ş. 2013. Micro Credit Risk Metrics: A Comprehensive Review. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 20, issue 4, s. 233-272 [cit. 2015-03-06]. DOI: 10.1002/isaf.1344.

CIPOVOVÁ, E., a BELÁS, J. 2011. Internal Model of Commercial Bank as an Instrument for Measuring Credit Risk of the Borrower in Relation to Financial Performance (Credit Scoring and Bankruptcy Models). *Journal of Competitiveness*. 3(4), 104 – 120. doi:10.7441/joc.2012.02.05

ČNB. 2015. *Měnová bankovní statistika*. [online]. [cit. 2015-03-09]. Dostupné z: https://www.cnb.cz/cs/statistika/menova_bankovni_stat/bankovni_statistika/bank_stat_komentar.html

DARDAC, N, CHIRIAC, P. a MOINESCU, B. 2012. The Use of Internal Rating Models in Managing the Risks Related to the Exposures of Non-banking Financial Institutions. *Amfiteatru Economic*.

D'AURIA, C., FOGLIA, A., & REEDTZ, P. M. 1999. Bank interest rates and credit relationships in Italy. *Journal of Banking & Finance*, 23, 1067–1093. doi:10.1016/S0378-4266(98)00131-9.

Degryse, H., & Van CAYSEELE, P. 2000. Relationship lending within a bank-based system: Evidence from European small business data. *Journal of Financial Intermediation*, 9, 90–109. doi:10.1006/jfin.1999.0278.

DOLEŽAL, J. 2012. *Dopady zavedení nové bankovní regulace na české bankovníctví*. Zlín. Soutěžní práce SVOČ.

DOLEŽAL, J. 2013. *Interní ratingové modely pro řízení úvěrového rizika firemního klienta*. Zlín. Bakalářská práce.

DOLEŽAL, J. 2014. *Přístupy k finanční výkonnosti IRM*. Zlín. Soutěžní práce SVOČ.

EINARSSON, A, I. 2008. *Credit Risk Modeling*. Kongens Lyngby, 2008 [cit. 2015-04-15]. Dostupné z: www.imm.dtu.dk. Technical University of Denmark.

FITCH RATINGS. 2013. *Definitions of ratings and other forms of opinion*. Available at: http://www.fitchratings.com/web_content/ratings/fitch_ratings_definitions_and_scales.pdf

HAMMER, P., KOGAN, A. a LEJEUNE, P. 2012: A logical analysis of banks' financial strength ratings. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39, issue 9. DOI: 10.1016/j.eswa.2012.01.087.

HAN, L., A. BENSON, J. J. CHEN a S. ZHANG. 2012. The use and impacts of bank support on UK small and medium-sized enterprises. *International Small Business Journal* [online]., vol. 32, issue 1, s. 61-80 [cit. 2015-03-05]. DOI: 10.1177/0266242612455008.

HLAWICZKA, R., DOLEŽAL, J., BELÁS, J., CIPOVOVÁ, E. 2014. The model of Lending Process for the SME Segment. *Proceedings of the 1st International Conference on Finance and Economics 2014*, June 2nd-4th, 2014, Ho Chi Minh City, Vietnam, ISBN: 978-80-7454-405-7, pp. 243-256.

HODKINSON, G. P., SADLER-SMITH, E., BURKE, L. A., CLAXTON, G., & SPARROW, P. 2009. *Intuition in organizations: Some implications for strategic management*. Long Range Planning, 42, 277–297.

HOMOLKA L. 2009. *Projekt vytvoření operativního ratingového modelu pro UniCredit Bank CZ*. Zlín. Diplomová práce.

HOMOLKA, L., DOLEŽAL, J., & NOVÁK, P. 2014. Longitudinal Design as an Extension to Standard Banking Approaches to Companies' Financial Performance Assessment and Prediction. In: *European Financial Systems 2014*. Proceedings of the 11th International Scientific Conference, Brno: Masaryk University, 2014, pp. xx-xx. ISBN 978-80-210-7153-7.

HORNIK, K., JANKOWITSCH, R., LINGO, M., PICHLER, S. and WINKLER, G. 2010. *Validation of Credit Rating Systems Using Multi-Rater Information*. Working Paper.

KUBĚNKA, M a KRÁLOVÁ V. 2013. Využití 'Z' Score při hodnocení finančního zdraví odvětví stavebnictví. *E+M: Economics and Management*. Liberec: Hospodářská fakulta Technická Univerzita. č. 1.

LI, L. a MIU, P. X. 2013. A hybrid bankruptcy prediction model with dynamic loadings on accounting-ratio-based and market-based information: A binary quantile regression approach. *Journal of Empirical Finance*. Vol. 17, issue 4. DOI: 10.1016/j.jempfin.2010.04.004.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. 2012. Ratings definition. Available at: <http://www.moodys.com/ratings-process/Ratings-Definitions/002002>

MUDD, S. 2012. Bank Structure, Relationship Lending and Small Firm Access to Finance: A Cross-Country Investigation. *Journal of Financial Services Research*. Vol. 44, issue 2, s. 149-174 [cit. 2015-03-05]. DOI: 10.1007/s10693-012-0140-4.

MUNIR, B. 2007. *Internal Credit Risk Rating Model*. Karachi University. [cit. 2015-04-15]. Dostupné z: http://www.asrm.edu.pk/research_center/. University of Karachi.

NANNI, L. a LUMINI, A. 2008. An Experimental Comparison of Ensemble of Classifiers for Bankruptcy Prediction and Credit Scoring. *Expert Systems with Applications*. 2009, vol. 36, issue 2. DOI: 10.1016/j.eswa.2008.01.018.

NACEUR, S. B. and KANDIL, M. 2007. Basel Accord and lending behavior: evidence from MENA region', *Economic Research Forum Working Paper* No. 385.

OESTERREICHISCHE NATIONALBANK. 2004. *Guidelines on credit risk management, Rating models and validation*. Vienna. OeNB Printing Office. DVR 0031577.

PAVELKOVÁ, D., KNÁPKOVÁ, A. 2012. *Výkonnost podniku z pohledu finančního manažera*. 3 Praha : Linde spol. s r.o., 333s. ISBN 978-80-7201-872-7.

POON, W.P. H., LEE, J. and GUP, B.E. 2009. Do solicitations matter in bank credit ratings? results from a study of 72 countries. *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 41, No. 2-3, pp.285-314.

RAJAN, R.G. 1992. Insiders and outsiders: the choice between informed and arm's length debt. *Journal of Finance* 47, 1367–1400

RAVI, K., Ravi V. 2007. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review, *European Journal of Operational Research*, roč. 180, č. 1, s. 1–28.

RONGRONG Z., KANAZAKI, Y. 2007. Testing static tradeoff against pecking order models of capital structure in Japanese firms, *International Journal of Accounting & Information Management*, Vol. 15 Iss: 2, pp.24 – 36

SABDALLAH, W. M. S. 2013. *The Impact Of Financial And Non-Financial Measures On Banks' Financial Strength Ratings: The Case Of Middle East*. Salford Business School, 2013 [cit. 2015-04-15]. Dostupné z: usir.salford.ac.uk. University of Salford.

SAVIGNAC, F. 2008. Impact of financial constraints on innovation: What can be learned from a direct measure? *Economics of Innovation and New Technology*, 17, 553–569. doi:10.1080/10438590701538432.

STANDARD & POOR'S RATINGS SERVICES. 2012. *Credit ratings definitions & FAQs*. Available at : <http://www.standardandpoors.com/ratings/definitions-and-faqs/en/us>

STRUMICKAS, M.; VALANCIENE, L. 2009. Research of Management Accounting Changes in Lithuanian Business Organizations, *Inžinerine Ekonomika - Engineering Economics*. 2009. (3): 26-32.

SYNEK, M. 2011. *Manažerská ekonomika*. 5., aktualiz. a dopl. vyd. Praha: Grada. 2011. ISBN 978-80-247-3494-1.

SWIDERSKI, B., KUREK, J. 2012. Multistageclassification by usinglogisticregression and neuralnetworks for assessment of financialcondition of company. *Decision Support Systems*. 2012, vol. 52, issue 2, s. 539-547. DOI: 10.1016/j.dss.2011.10.018

TRÖNNBERG, C. a HEMLIN, S. 2014. Lendingdecisionmaking in banks: A critical incident study of loanofficers. *European Management Journal* [online], vol. 32, issue 2, s. 362-372 [cit. 2015-03-06]. DOI: 10.1016/j.emj.2013.03.003.

TSAI, C-F. 2009. Featureselection in bankruptcyprediction. *Knowledge-Based Systems*. Vol. 22, issue 2, s. 120-127. DOI: 10.1016/j.knosys.2008.08.002.

TSAI, C.-F., a WU, J.-W. 2007. Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert Systems with Applications*. doi:10.1016/j.eswa.2007.05.019.

UCHIDA, H., UDELL, G. F. a WATANABE, W. 2013. Are tradecreditorsrelationshipiplenders?. *Japan and the WorldEconomy* [online]. 2013, 25-26, s. 24-38 [cit. 2015-03-05]. DOI: 10.1016/j.japwor.2013.01.002.

VERNEROVÁ L. 2010. *Skóringové modely hodnoteniaúverovejspôsobilosti*. Diplomová práce, Brno.

WANG, G., MA, J. a YANG, S. 2014. Animprovedboostingbased on featureselection for corporatebankruptcyprediction. *Expert Systems withApplications*.,vol. 41, issue 5, s. 2353-2361. DOI: 10.1016/j.eswa.2013.09.033

VOGT, W. a JOHNSON, B. 2011. *Dictionary of statistics: a nontechnicalguide for the socialsciences*. 4th ed. ThousandOaks, Calif.: SAGE. 2011, 437 p. ISBN 14-129-7109-8.

VAN-ROY, P. 2006. Is there a difference between solicited and unsolicited bank ratings and if so, why?*National Bank of Belguim Working Paper No. 79*.

WANG, G., MA, J. a YANG, S. 2014. An improved boosting based on feature selection for corporate bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*. Vol. 41, issue 5, s. 2353-2361. DOI: 10.1016/j.eswa.2013.09.033

WEBER, R. H. and DARBELLAY, A. 2008. The regulatory use of credit ratings in bank capital requirement regulations. *Journal of Banking Regulation*, Vol. 10, No. 1, pp.1-16.

SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK

CET	Common ekvity tier
CF	Cash flow
ČR	Česká republika
ČNB	Česká národní banka
EAD	Maximální hodnota expozice
EBIT	Zisk před zdaněním a úroky
HDP	Hrubý domácí produkt
IRB	Internal rating-based approach
IRM	Interní ratingový model
LDA	Lineární diskriminační analýza
LGD	Ztráta v případě selhání
OECD	Organizace pro hospodářskou spolupráci a rozvoj
PD	Pravděpodobnost selhání
RA	Ratingové agentury
ROA	Rentabilita aktiv
ROE	Rentabilita kapitálu
RW	Rizikové váhy
SVOČ	Studentská vědecká činnost

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obr. 1. Systematický přehled úvěrových hodnotících přístupů (Sabdallah, 2013)	29
Obrázek 2 Schéma procesu vývoje kreditního modelu (Sabdallah, 2013)	31
Obrázek 3 Rozdělení datového setu pro vývoj (Einarsson, 2008).....	31
Obrázek 4 Nejčastější modely pro hodnocení úvěrového rizika (Einarsson, 2008).....	33
Obr. 5. Příklad při zavedení jazykové proměnné (Munir, 2007).....	35
Obrázek 6 Giniho koeficient pro měření predikční schopnosti napříč modely (Datschetzky et al., 2005).....	41
Obrázek 7 Tvorba ratingového modelu. (Belás, 2010, str. 280.).....	42
Obrázek 8 Informace vstupující do ratingového modelu (Belás, 2010, str. 283).....	43
Obrázek 9 Data pro vstup do IRM (Vlastní zpracování)	57
Obrázek 10 Postup při vývoji IRM v programu R (Vlastní zpracování).....	58
Obrázek 11 Ukázka ze zdrojového kódu indexu IN05 (Vlastní zpracování)	61
Obrázek 12 Chybové úsečky indexu IN05 (Vlastní zpracování)	62
Obrázek 13 Upravená data pro testování reálných dat (Vlastní zpracování)	68
Obrázek 14 Postup při vyhodnocování žadatele (Cipovova, E., & Belas, J., 2011).....	71
Obrázek 15 Návrh optimalizovaného úvěrového procesu (Vlastní zpracování)	72

SEZNAM TABULEK

Tabulka 1 Vybrané ukazatele finanční výkonnosti pro IRM.....	53
Tabulka 2 Ukázka hrubých dat	56
Tabulka 3 Přehled dat určených pro prvotní vývoj IRM	57
Tabulka 4 Chyba 1. a 2. druhu.....	59
Tabulka 5 Průměry skupiny ukazatelů.....	59
Tabulka 6 Pravděpodobnost výskytu	59
Tabulka 7 Vypočtené koeficienty IRM	60
Tabulka 8 Přehled firem a jejich rozřazení	61
Tabulka 9 Průměrné vypočítané hodnoty a směrodatné odchylky	61
Tabulka 10 Klasifikace vstupních dat.....	65
Tabulka 11 Chyba 1. a 2. druhu.....	66
Tabulka 12 Přehled použitých reálných dat.....	67
Tabulka 13 Výsledky testování na reálných datech.....	68
Tabulka 14 Chyba 1. a 2. druhu.....	69

SEZNAM PŘÍLOH

Příloha P I: Nový model úvěrového procesu

PŘÍLOHA P I: NOVÝ MODEL ÚVĚROVÉHO PROCESU

