

JIHOČESKÁ UNIVERZITA V ČESKÝCH BUDĚJOVICÍCH
EKONOMICKÁ FAKULTA

DIPLOMOVÁ PRÁCE

2014

Bc. Helena Maňasová



Ekonomická
fakulta
Faculty
of Economics

Jihočeská univerzita
v Českých Budějovicích
University of South Bohemia
in České Budějovice

Jihočeská univerzita v Českých Budějovicích
Ekonomická fakulta
Katedra účetnictví a financí

Diplomová práce

Predikce finanční tísně podniku

(Financial distress prediction of company)

Vypracovala: Bc. Helena Maňasová
Vedoucí práce: Ing. Radek Zdeněk, Ph.D.

České Budějovice 2014

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: **Bc. Helena MAŇASOVÁ**
Osobní číslo: **E12610**
Studijní program: **N6208 Ekonomika a management**
Studijní obor: **Účetnictví a finanční řízení podniku**
Název tématu: **Predikce finanční tísně podniku**
Zadávající katedra: **Katedra účetnictví a financí**

Z á s a d y p r o v y p r a c o v á n í :

Cíl práce:

Cílem práce je odvodit vlastní modely pro předpověď finanční tísně podniku na základě diskriminační analýzy a logistické regrese.

Rámcová osnova:

1. Predikce finanční tísně podniku.
2. Klasifikační modely.
3. Klasifikační metody.
4. Výběr a charakteristika vzorku podniků.
5. Výběr ukazatelů.
6. Aplikace klasifikačních metod.
7. Vyhodnocení výsledků.

Rozsah grafických prací:

Rozsah pracovní zprávy: 50 - 60 stran

Forma zpracování diplomové práce: tištěná/elektronická

Seznam odborné literatury:

- BLAHA, Z. S., JINDŘICHOVSKÁ, I. Jak posoudit finanční zdraví firmy. Praha: Management Press, 2006. ISBN 80-7261-145-3.
- GRÜNWARD, R., HOLEČKOVÁ, J. Finanční analýza a plánování podniku. Praha: Ekopress, 2009. ISBN 978-80-86929-26-2.
- RŮČKOVÁ, P. Finanční analýza. Metody, ukazatele, využití v praxi. Praha: GRADA Publishing, 2011. ISBN 978-80-247-3916-8.
- SEDLÁČEK, J. Finanční analýza podniku. Brno: Computer Press, 2011. ISBN 978-80-251-3386-6.
- HEBÁK, P. et al. Vícerozměrné statistické metody [1]. Praha: Informatorium, 2004. ISBN 80-7333-025-3.
- HEBÁK, P. et al. Vícerozměrné statistické metody [3]. Praha: Informatorium, 2007. ISBN 978-80-7333-001-9.
- MELOUN, M., MILITKÝ, J. Kompendium statistického zpracování dat: metody a řešené úlohy. Praha: Academia, 2006. ISBN 80-200-1396-2.
- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance, 1968, Vol. 23 (4), pp. 589-609. ISSN 0022-1082.
- HAVRÁNEK, T., VORLÍČEK, J. Lineární diskriminační funkce. In: ROBUST '80. Praha: JČMF, 1980.
- ŘEHÁKOVÁ, B. Nebojte se logistické regrese. Sociologický časopis, 2000, Vol. 36 (4), pp. 475-492. ISSN 0038-0288.


Vedoucí diplomové práce:

Ing. Radek Zdeněk, Ph.D.

Katedra účetnictví a financí

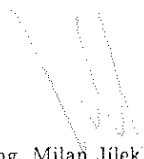
Datum zadání diplomové práce: 1. března 2013

Termín odevzdání diplomové práce: 15. dubna 2014


doc. Ing. Ladislav Rolínek, Ph.D.

děkan

JIHOČESKÁ UNIVERZITA
V ČESKÝCH BUDĚJOVICÍCH
EKONOMICKÁ FAKULTA
Studentská 13
370 05 České Budějovice


doc. Ing. Milan Jílek, Ph.D.

vedoucí katedry

V Českých Budějovicích dne 1. března 2013

Prohlášení

Prohlašuji, že svoji diplomovou práci jsem vypracovala samostatně pouze s použitím pramenů a literatury uvedených v seznamu citované literatury.

Prohlašuji, že v souladu s § 47 zákona č. 111/1998 Sb. v platném znění souhlasím se zveřejněním své diplomové práce, a to v nekrácené podobě elektronickou cestou ve veřejně přístupné části databáze STAG provozované Jihočeskou univerzitou v Českých Budějovicích na jejich internetových stránkách, a to se zachováním mého autorského práva k odevzdanému textu této kvalifikační práce. Souhlasím dále s tím, aby toutéž elektronickou cestou byly v souladu s uvedeným ustanovením zákona č. 111/1998 Sb. zveřejněny posudky školitele a oponentů práce i záznam o průběhu a výsledku obhajoby kvalifikační práce. Rovněž souhlasím s porovnáním textu mé kvalifikační práce s databází kvalifikačních prací Theses.cz provozovanou Národním registrem vysokoškolských kvalifikačních prací a systémem na odhalování plagiátů.

V Českých Budějovicích 27. srpna 2014

Bc. Helena Maňasová

Poděkování

Chtěla bych poděkovat panu Ing. Radku Zdeňkovi, Ph.D. za odborné vedení diplomové práce a cenné rady, které mi pomohly tuto práci zkompletovat.

Obsah

1. ÚVOD	3
2. FINANČNÍ TÍSEŇ A ÚPADEK	5
2.1. PREDIKCE FINANČNÍ TÍSNĚ PODNIKU	5
2.2. FINANČNÍ TÍSEŇ	5
2.3. ÚPADEK	6
2.4. PŘÍČINY ÚPADKU	8
2.5. ÚČETNÍ VÝKAZY	9
3. KLASIFIKAČNÍ MODELY	12
4. KLASIFIKAČNÍ METODY	22
4.1. TVORBA KLASIFIKAČNÍHO MODELU	22
4.2. DISKRIMINAČNÍ ANALÝZA	23
4.3. LOGISTICKÁ REGRESE	29
5. SPECIFIKA ODVĚTVÍ PRŮMYSLU	33
6. METODIKA A CÍL PRÁCE	35
6.1. VYMEZENÍ PODNIKŮ OHROŽENÝCH FINANČNÍ TÍSNÍ	35
6.2. VÝBĚR PODNIKŮ	36
6.3. VYMEZENÍ UKAZATELŮ	36
6.4. DATA A PARAMETRY	39
6.5. SOFTWARE	43
7. ŘEŠENÍ A VÝSLEDKY	44
7.1. VÝBĚR PROMĚNNÝCH	44
7.2. DISKRIMINAČNÍ ANALÝZA	49
7.3. SHRnutí DISKRIMINAČNÍ ANALÝZY	55
7.4. LOGISTICKÁ REGRESE	57
7.5. SHRnutí LOGISTICKÉ REGRESE	65
7.6. SROVNÁNÍ DISKRIMINAČNÍ ANALÝZY A LOGISTICKÉ REGRESE	69
8. ZÁVĚR	72
I. SUMMARY, KEYWORDS	75

II. SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY	76
III. SEZNAM OBRÁZKŮ A TABULEK	78
IV. SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK	80

1. Úvod

Jedna z definic uvádí, že finanční tíseň je taková situace, při které není podnik schopen řádně a včas plnit své závazky. Nejenže finanční tíseň ohrožuje samotnou existenci podniku tím, že rostou náklady finanční tísně, které zvyšují transakční náklady, ale také tím, že se zároveň zvyšují i rizika spojená s morálním hazardem v podniku. Déletrvající finanční tíseň způsobuje firmě problémy při naplňování svého podnikatelského záměru, snižuje motivaci manažerů a zaměstnanců a v neposlední řadě ovlivňuje zákazníky, kteří následně odcházejí ke konkurenci.

V důsledku toho je v zájmu vědců, finančních analytiků, podnikatelské sféry a regulátorů dohlížejících na fungování bankovního systému, aby byly správně a s předstihem identifikovány ukazatele finanční tísně. Predikční modely jsou založeny na předpokladu, že finanční problémy lze podle určitých indicií, které se mohou projevit v hodnotách poměrových ukazatelů, identifikovat dříve, než se ve skutečnosti projeví. Neboť nesprávné a nečasné zachycení tohoto počínajícího problému v podniku může mít v budoucnu nedozírné následky.

Teoretická část této diplomové práce se bude v první řadě zabývat definicemi jednotlivých pojmů, které s predikcí finanční tísně souvisí, dále pak možnostmi vzniku finanční tísně a právní úpravou a způsobem řešení úpadku, který nabízí zákonná legislativa.

Jelikož se finanční analytici při své práci neobejdou bez znalosti a samotné existence účetních výkazů, bude se další část věnovat jim. Budou popsány jednotlivé druhy výkazů, jejich význam, funkce a v neposlední řadě jejich silné a slabé stránky. Při nastínění historie nebude chybět ani zmínka o mezinárodních účetních výkazech používaných v Evropské unii a ve Spojených státech amerických.

Neodmyslitelnou součástí predikce finanční tísně jsou bonitní a bankrotní modely. V práci jim bude věnována také kapitola, stejně jako definici a rozboru jednotlivých klasifikačních modelů. Konkrétně bude uveřejněna Beaverova profilová analýza, Altmanovo Z-score, indexy manželů Neumaierových, Beermanova diskriminační funkce, Kralickův Quick test a Index bonity. Jelikož nedílnou součástí předešlých modelů jsou poměrové ukazatele, bude se část práce zabývat také jimi, především výpočtům jednotlivých ukazatelů, kterých bude následně užito v praktické části.

Teoretická část se samozřejmě také bude věnovat jednotlivým statistickým modelům, na základě kterých bude splněn cíl diplomové práce. Ve dvou obsáhlých kapitolách bude popsána, nadefinována a vysvětlena jak diskriminační analýza, tak logistická regrese. V neposlední řadě budou také zmíněna specifika a poslední vývoj strojírenského a zpracovatelského průmyslu.

Cílem této diplomové práce je odvození vlastních predikčních modelů na základě diskriminační analýzy a logistické regrese. Prvním krokem k dosažení tohoto cíle bude vytvoření vlastního vzorku podniků, ve kterém budou ve stejném poměru zastoupeny jak podniky vykazující dobré finanční zdraví, tak podniky, se kterými bylo v roce 2012 zahájeno insolvenční řízení a na které byl v tomtéž roce nebo v roce následujícím vyhlášen konkurz nebo reorganizace. Zároveň se bude jednat o podniky, které provozují strojírenskou činnost a které jsou dle CZ-NACE klasifikovány pod sekci C – Zpracovatelský průmysl.

Jako další krok, který bude potřeba absolvovat ke kýženému cíli, bude určení základních poměrových ukazatelů, které jsou nejvíce ovlivněny bankrotem podniku. Tato klasifikace bude provedena na základě požadavků vícerozměrných analýz, konkrétně testů středních hodnot a korelace. Vytvoření modelů, které svým výsledkem předpoví blížící se úpadek podniku, bude na základě již zmiňované diskriminační analýzy a logistické regrese. Zároveň bude určen hraniční bod pro klasifikaci jednotlivých skupin a na základě klasifikační matice také úspěšnost správného zařazení každého modelu.

2. Finanční tíseň a úpadek

2.1. Predikce finanční tísně podniku

Z definice dle Marka (2006) je predikce finanční tísně metoda, která spočívá v odhadu, zda analyzovaný podnik směřuje do prosperity, nebo do bankrotu. Grünwald a Holečková (2009) uvádějí, že prostřednictvím predikce finanční tísně podniku jsou investoři a věřitelé včas varováni, zda ve firmě propuká finanční tíseň. Tato informace, která není přístupná široké veřejnosti, umožňuje investorům a věřitelům zbavit se akcií, dluhopisů a pojistit se pro případ bankrotu.

Při predikci finanční tísně používají analytici nejrůznějších metod. Při predikci na bázi peněžních toků je na firmu pohlíženo jako na rezervoár likvidního majetku, do kterého „přitékají“ příjmy nebo naopak „odtékají“ výdaje. Likvidita firmy je definována jako pravděpodobnost, za jakých podmínek a za jak dlouho dojde k vyčerpání tohoto rezervoáru, lépe řečeno do kdy firma bude schopna plnit své závazky. (Grünwald & Holečková, 2009)

Při predikci na bázi poměrových ukazatelů jsou sledovány vybrané ukazatele, jejichž pokles může předpovídat finanční tíseň a následný bankrot podniku. Mezi takovéto ukazatele lze zařadit zisk po zdanění k aktivům, dluhy k aktivům, pracovní kapitál k aktivům nebo oběžná aktiva ke krátkodobým pasivům. (Grünwald & Holečková, 2009)

2.2. Finanční tíseň

Finanční tíseň v podniku nastává tehdy, pokud problémy s platební neschopností jsou natolik vážné, že nemohou být vyřešeny bez výrazných změn v provozní a finanční činnosti podniku. Platební neschopnost (insolvence) je považována za nejčastější příčinu úpadku a zániku podniku. Ve finanční tísně bývá pro podnik obtížné sestavit platební kalendář tak, aby nedocházelo k překročení lhůt splatnosti peněžitých závazků, které by mohly vést k jejich vymáhání soudem. Zároveň výrazně klesá kurs cenných papírů a bonita firmy. (Grünwald & Holečková, 2009)

Marek (2006) rozlišuje platební neschopnost na relativní a absolutní. Při relativní neschopnosti není podnik schopen dostát k danému termínu, v dané podobě a na daném

místě všem svým splatným závazkům. Naopak situace, kdy hodnota závazků přesahuje hodnotu aktiv podniku, se označuje jako absolutní platební neschopnost.

2.3. Úpadek

Dne 1. ledna 2008 nabyl účinnosti zákon č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení, zvaný též insolvenční zákon. Tento právní předpis nahradil zákon č. 328/1991 Sb., o konkursu a vyrovnání. Cílem insolvenčního zákona je zajištění větší transparentnosti a předvídatelnosti úpadekového řízení, motivace dlužníka řešit včas svůj úpadek, posílení postavení věřitelů, možnost sanace dlužníka a celkové zefektivnění a zrychlení řízení o úpadku.

Insolvenční zákon č. 182/2006 Sb. definuje úpadek v § 3 odst. 1. Úpadek pro platební neschopnost je typ úpadku, kdy dlužník má:

- více věřitelů
- peněžité závazky po lhůtě splatnosti delší než 30 dnů
- není schopen tyto závazky plnit

Dlužník není schopen plnit své závazky, pokud:

- zastavil platby podstatné části svých peněžních závazků,
- své závazky neplní déle než 3 měsíce po lhůtě splatnosti,
- pro věřitele není možné dosáhnout uspokojení některé ze splatných peněžitých pohledávek výkonem rozhodnutí nebo exekucí,
- nesplnil povinnost předložit seznam svého majetku, závazků, zaměstnanců a listiny, které dokládají úpadek nebo hrozící úpadek, které mu uložil insolvenční soud.

K naplnění definice neschopnosti plnit své závazky stačí i jediná z výše uvedených skutečností.

Hrozící úpadek je dle insolvenčního zákona č. 182/2006 Sb. definován jako situace, „*při které lze se zřetelem ke všem okolnostem důvodně předpokládat, že dlužník nebude schopen řádně a včas splnit podstatnou část svých peněžitých závazků.*“

Dalším typem úpadku je úpadek pro předlužení, který je definován v § 3 odst. 3. Tento typ úpadku se může týkat pouze právnické nebo fyzické osoby – podnikatele. O předlužení jde v takové situaci, pokud má dlužník více věřitelů a souhrn jeho závazků

převyšuje hodnotu jeho majetku. Platební neschopnost je u velkého počtu podniků stav, který nastává za krátkou dobu, ale který také může být za krátkou dobu odstraněn. Naopak ke stavu, kdy závazky podniku převyšují jeho majetek, se podnik často „dopracovává“ několik let. Jeho náprava má většinou strategický charakter.

Jako způsob řešení úpadku nebo hrozícího úpadku navrhuje zákon o insolvenční čtyři možnosti: konkurs, reorganizaci, oddlužení a zvláštní způsoby řešení úpadku.

Konkurs

Konkurs je způsob řešení úpadku, kdy na základě rozhodnutí o prohlášení konkursu jsou zjištěné pohledávky věřitelů poměrně uspokojeny z výnosu zpeněžení majetkové podstaty. Neuspokojené pohledávky a jejich části nezanikají. Na insolvenčního správce přechází oprávnění nakládat s majetkovou podstatou, výkon práv a plnění povinností, které přísluší dlužníkovi.

Majetkovou podstatu dlužníka lze zpeněžit veřejnou dražbou, prodejem movitých a nemovitých věcí podle ustanovení občanského soudního řádu o výkonu rozhodnutí a prodejem majetku mimo dražbu. Insolvenční soud rozhodne o zrušení konkursu při neosvědčení dlužníka úpadku, nepřihlášení žádného věřitele nebo při zcela nepostačujícím majetku dlužníka k uspokojení věřitelů.

Reorganizace

Při reorganizaci může dlužník i nadále vyvíjet svou podnikatelskou činnost, avšak pouze v mezích reorganizačního plánu. Reorganizační plán má ozdravit provoz podniku a uspořádat vzájemné vztahy mezi dlužníkem a jeho věřiteli. Návrh na povolení reorganizace podává dlužník nebo přihlášený věřitel. Reorganizační plán může být naplněn např. restrukturalizací podniku, prodejem majetkové podstaty, převodem dlužnických aktiv věřitelům, fúzí dlužníka, vydáním akcií nebo jiných cenných papírů apod. Skončením reorganizace se rozumí splnění reorganizačního plánu nebo jeho podstatných částí.

Oddlužení

Oddlužení (tzv. osobní bankrot) je způsob řešení úpadku, kdy jsou dlužníkovy dluhy sjednoceny, zajištění věřitelé jsou uspokojeni zcela, nezajištění věřitelé do jimi schváleného limitu a zbytek dluhů může být dlužníkovi odpuštěn. Tento typ úpadku je možný pouze u fyzických osob – nepodnikatelů. Mezi způsoby oddlužení patří zpeněžení majetkové podstaty dlužníka nebo plnění dle splátkového kalendáře.

2.4. Příčiny úpadku

Úpadek je znakem kritické finanční situace v podniku. Pollak (2011) uvádí deset znaků, které charakterizují dobře fungující podnik. Jde o podnik, který:

- má dostatečný finanční výnos, jeho vlastní kapitál je potřebně úročen
- je schopen uspokojit požadavky interních a externích uživatelů
- spolupracuje s kvalitními a spolehlivými dodavateli
- disponuje širokým a stálým okruhem spokojených zákazníků
- jeho výrobky a služby z hlediska kvality a ceny odpovídají poptávce na trhu
- věnuje se výzkumu trhu a výsledky aktivně využívá ve svůj prospěch
- má kvalifikované a soustavně vzdělávající se zaměstnance
- má optimální kapitálovou strukturu
- má strategické umístění
- uplatňuje šetrný přístup k životnímu prostředí

Příčiny krizové situace v podniku můžeme rozdělit na vnější a vnitřní. Vnější příčiny souvisejí se změnami vně podniku, které jsou často nepředvídatelné. Signály těchto změn jsou velmi slabé a ve spojení s neadekvátními nebo žádnými reakcemi podnikového managementu mohou velmi rychle vyústit do podnikové krize a ztráty pozice na trhu. (Landa, 2007)

Vnitřní příčiny spočívají v neřešení vnitřních problémů v jednotlivých systémech podniku, které se následně přenášejí do vztahů podniku s jeho okolím a snižují tak jeho konkurenceschopnost na trhu. Mezi takové příčiny můžeme zařadit přeúvěrování, chybějící strategie, neschopnost managementu, přílišný optimismus a sebedůvěra podniku, špatná platební morálka, neúměrné realizování investic, nízká produktivita práce, nadbytečný počet zaměstnanců, chybná cenová kalkulace apod. (Landa, 2007)

Mezi indikátory úpadku pro platební neschopnost lze zařadit čistý pracovní kapitál, ukazatele likvidity a komplexní ukazatele finančního zdraví. Naopak mezi indikátory úpadku pro předlužení lze zařadit účetní hodnotu vlastního kapitálu, ukazatele zadluženosti a ukazatele tvorby ekonomické hodnoty. (Landa, 2007)

2.5. Účetní výkazy

Finanční analýza potřebuje ke své uskutečnitelnosti velké množství dat různé povahy a z různých informačních zdrojů. Mezi zdroje můžeme zařadit roční zprávy emitentů veřejně obchodovatelných cenných papírů, prospekty cenných papírů, burzovní zpravodajství apod. (Grünwald & Holečková, 2009) Kromě vnějších zdrojů jsou nejběžněji dostupné informace o podniku ve výroční zprávě a v účetní závěrce. Na základě těchto informací si mohou zainteresované osoby vytvořit úsudek o hospodaření, výnosech, dividendách a rizikovosti podniku. (Knápková & Pavelková, 2010)

Pokud účetní výkazy věrně a poctivě reflektují situaci v podniku, stávají se důležitým zdrojem jak pro všechny zainteresované osoby uvnitř i vně podniku, tak pro analytiky a investory na kapitálových trzích. Rekonstrukce účetních výkazů, úprava dat a výpočet finančních poměrových ukazatelů představují však pouze počátek finanční analýzy. Pro detailní rozbor situace v podniku se analytik neobejde bez dodatečných informací v oboru. (Knápková & Pavelková, 2010)

V důsledku stále rozšířenější globalizace vznikla v 70. letech minulého století snaha o vytvoření nadnárodních, celosvětově platných a uznávaných účetních norem. Za nejstarší systém výkaznictví v USA je považován US GAAP, který se snaží vyhovět požadavkům světových burz. V Evropské unii mají povinnost společnosti, které emitují cenné papíry registrované na burzách cenných papírů v členských státech EU, účtovat a vytvářet účetní závěrku dle standardů IAS/IFRS. Zároveň musí české společnosti vytvářet účetní závěrku dle platných českých účetních norem. (Knápková & Pavelková, 2010)

Přestože účetní výkazy obsahují základní informace pro poměrovou analýzu, mají samy o sobě některé slabé stránky. Účetní výkazy pracují s údaji, které se vztahují k určitému bodu v minulosti. Finanční analýza vždy čerpá z minulosti a současně pracuje s rizikem, že stav, který je zachycený ve výkazech, nemusí být již aktuální.

Z tohoto důvodu se klade velký důraz na novelizace, odhady a předpoklady výsledků. (Blaha & Jindřichovská, 2006)

Rozvaha

Rozvaha neboli bilance vyjadřuje k určitému datu stav majetku a závazků firmy. Levá strana rozvahy uvádí aktiva společnosti, tedy to, co podnik vlastní a co mu dluží další ekonomické subjekty. Na straně pasiv je vyjádřeno financování majetku. Tato strana vyjadřuje vlastní kapitál a co podnik dluží jiným ekonomickým subjektům. Je zde také důležitá informace o výsledcích hospodaření podniku. V rozvaze musí platit rovnice, kdy aktiva se rovnají pasivům. (Blaha & Jindřichovská, 2006)

Mezi slabé stránky rozvahy můžeme zařadit neschopnost reflektování současné hodnoty podniku. Účetní standardy používají pro ocenění aktiv a pasiv historickou cenu. I když je tato hodnota upravována odpisy, nedokáže zcela přesně stanovit současnou hodnotu aktiv a pasiv. Dalším příkladem slabých stránek je naopak nemožnost zachytit zhodnocování aktiv a nevyjádření určité „vnitřní“ finanční hodnoty, kterou představují lidské zdroje, zkušenosti a kvalifikace zaměstnanců. (Knápková & Pavelková, 2010)

Výkaz zisku a ztráty

Výkaz zisku a ztráty podává přehled o nákladech a výnosech. Výsledek hospodaření představuje rozdíl mezi výnosy a náklady bez ohledu na to, jestli vznikají reálné peněžní příjmy nebo výdaje. Za zmínku stojí ještě skutečnost, že tento výkaz se povinně vytváří v druhovém členění podle vynaložených nákladů, dobrovolně v členění účelovém dle příčiny vzniku nákladů. (Blaha & Jindřichovská, 2006)

Slabé stránky má i výkaz zisku a ztráty. Mezi nejzákladnější patří neschopnost zachytit očekávané hotovostní toky a příjmy plynoucí z akcií a obligací. Dále je také problematické zachycení čistého zisku na hotovostní bázi. Některé náklady zachycené v tomto výkazu nejsou hotovostním výdajem, i když se při výpočtu zisku odečítají. Jde např. o odpisy, amortizaci goodwillu, patentů a diskont při prodeji obligací. (Blaha & Jindřichovská, 2006)

Příloha k účetní závěrce

Příloha k účetní závěrce se stala nedílnou součástí účetní závěrky. Obsahuje takové informace, které se nedají nalézt v rozvaze a ve výkazu zisku a ztráty. Objasňuje skutečnosti, které jsou významné pro externí uživatele účetní závěrky, aby si mohli vytvořit správný úsudek o finanční situaci podniku, provedli srovnání s minulostí a odhadli možný budoucí vývoj. (Ryneš, 2011)

V příloze nalezneme např. informace o použitých účetních metodách, účetních zásadách, způsobech oceňování a odepisování, leasingu, údaje o vlastněných cenných papírech, odměnách členů představenstva, členů dozorčí rady a vedoucích pracovníků, náklady na výzkum a vývoj, daň z příjmů a mnohé další. (Grünwald & Holečková, 2009)

Součástí Přílohy k účetní závěrce může být Výkaz o peněžních tocích a Přehled o změnách vlastního kapitálu, pokud není povinností podniku vytvářet tyto výkazy samostatně.

Výkaz o peněžních tocích (cash flow)

Výkaz o peněžních tocích (cash flow) doplňuje povinné výkazy rozvahy a výsledovky o další rozměr. Je důležitým elementem finančního řízení a finanční analýzy podniku. Hlavním motivem tohoto výkazu jsou přírůstky a úbytky peněžních prostředků, popř. peněžních ekvivalentů v návaznosti na účel, podle kterého byly tyto prostředky vynaloženy nebo získány. (Ryneš, 2011)

Přehled o změnách vlastního kapitálu

Přehled o změnách vlastního kapitálu vyjadřuje zvýšení nebo snížení jednotlivých položek vlastního kapitálu mezi dvěma rozvahovými dny. (Ryneš, 2011) V celkové změně vlastního kapitálu se promítají změny vyplývající z transakcí s vlastníky společnosti (výplata dividend, vklady vlastního kapitálu) a změny z ostatních operací (přecenění finančních aktiv a závazků apod.). Podstatou tohoto výkazu je vysvětlení u každé položky vlastního kapitálu rozdíl mezi počátečním a koncovým stavem. (Knápková & Pavelková, 2010)

3. Klasifikační modely

O finanční situaci podniku se zajímají různé zainteresované osoby. Ty nejdůležitější můžeme rozdělit do čtyř skupin – krátkodobí věřitelé, dlouhodobí věřitelé, akcionáři a management. Rozdíl mezi těmito zájmovými skupinami spočívá především ve finančním vztahu, který mají k danému podniku. Dle Blahy a Jindřichovské (2006) slouží finanční analýza a plánování k ohodnocení minulosti, současnosti a předpokládané budoucnosti finančního hospodaření firmy. Cílem je rozpoznat finanční zdraví, identifikovat slabiny a určit silné stránky.

Vnitřní finanční analýza je důležitá pro potřeby podniku, především pro management. Spadá sem především zjištění likvidity a zhodnocení minulých výsledků. Naopak cílem analýzy, která je iniciovaná zvenčí, je určení kredibility a investičního potenciálu podniku pro potřeby investorů a akcionářů. (Blaha & Jindřichovská, 2006)

Mezi základní metody, které používají finanční analytici, patří analýza absolutních dat, analýza rozdílových a poměrových ukazatelů a analýza soustav ukazatelů. Tyto metody spadají do tzv. technické analýzy podniku, která používá ke zpracování dat matematických, statistických a dalších algoritmizovaných metod. Naopak tzv. fundamentální analýza je založena na znalostech vzájemných souvislostí mezi ekonomickými a mimoekonomickými jevy a na zkušenostech a subjektivních odhadech odborníků. Mezi nejznámější metody patří SWOT analýza, metoda kritických faktorů úspěšnosti, metoda analýzy portfolia dvou dimenzí, BCG matice a metoda balanced scorecard. (Sedláček, 2006)

Vytvořit si rychlou a jasnou představu o finanční situaci podniku jen na základě hodnocení výše uvedených metod, především poměrových ukazatelů, je pro analytiky a zainteresované osoby téměř nemožné. Jedna skupina ukazatelů může usuzovat na dobrou finanční situaci účetní jednotky, zatímco jiná skupina může signalizovat určité problémy. K překonání těchto nedostatků byly vytvořeny účelové soustavy ukazatelů, jejichž cílem je snadno a jasně vyjádřit situaci v podniku, popř. upozornit na případné ohrožení finančního zdraví. Tyto soustavy se rozdělují podle sledovaných oblastí na bankrotní a bonitní modely. (Sedláček, 2006)

Bankrotní modely

Bankrotní (predikční) modely jsou zřejmě nejčastěji používané metody pro určení finančního zdraví podniku. Dle Grünwalda a Holečkové (2009) to jsou soustavy několika poměrových ukazatelů vycházející ze skutečných údajů, kterým jsou přiřazeny váhy. Jejich vážený součet dává skóre, podle kterého se posuzuje, zda je podnik náchylný k finanční tísní a úpadku. Velmi častým jevem je i tzv. šedá zóna, tj. interval, kde nelze jednoznačně rozhodnout o pravděpodobnosti bankrotu. Sedláček (2006) uvádí, že bankrotní modely představují jakési systémy včasného varování při sledování vybraných ukazatelů.

Bankrotní modely vznikají pomocí diskriminační analýzy, která zpracovává spektrum poměrových ukazatelů mezi minimálně dvě skupiny firem, a to firem před bankrotem a bankrotem neohrožené. Mezi nejznámější bankrotní modely patří Altmanovo Z-skóre, Tafflerův model a index IN95. (Grünwald & Holečková, 2009)

Bonitní modely

Bonitní (diagnostické) modely představují druhou skupinu klasifikačních modelů. Na rozdíl od bankrotních modelů předpovídají finanční zdraví resp. pozici analyzovaného podniku. Jsou založené na teoretických znalostech, které jsou doplněné o empirické poznatky získané ze zkušeností z provedených finančních analýz. Bonitní modely můžeme též nazvat scoringové modely (Grünwald & Holečková, 2009)

Grünwald a Holečková (2009) uvádí, že úroveň bonity dlužníka je dána očekávanou mírou schopnosti uspokojovat v budoucnu nároky věřitelů. Úroveň finančního zdraví vyjadřuje míru odolnosti podniku vůči rizikům za dané finanční situace. Testuje se podle úrovně rentability, likvidity, solventnosti a finanční stability.

Je na místě podotknout, že mezi bonitními a bankrotními modely neexistuje přesně daná hranice, proto některé modely nelze přesně zařadit mezi výše uvedené klasifikace. Společným cílem obou modelů je přiřadit podniku číselnou charakteristiku, podle které je usuzováno na finanční zdraví analyzovaného podniku.

Beaverova profilová analýza

První finanční analytik, který použil statistických metod v souvislosti s finančními poměrovými ukazateli pro předpověď bankrotů podniků, byl W. H. Beaver. Jeho analýza byla založena na porovnání průměrných hodnot vybraných finančních ukazatelů za podniky ohrožené bankrotem a podniky bezproblémové. (Blaha & Jindřichovská, 2006). Marek (2006) uvádí, že ve studii byly za problémové podniky označeny takové firmy, na které byl vyhlášen bankrot, neplnily své závazky z dluhopisů, přečerpaly bankovní konto nebo nevyplatily prioritní dividendy.

Celkem bylo vybráno 79 problémových a analogicky 79 bezproblémových podniků. Poté byly na těchto podnicích zjištěny průměrné hodnoty 30 finančních ukazatelů za období 5 let. Následně byly tyto výsledky porovnávány a zjištěny největší odchylky ukazatelů. Tyto největší rozdíly byly zjištěny v případě peněžního toku, rentability aktiv, věřitelského rizika, pracovního kapitálu k aktivům, běžné likvidity a počtu obrátek nezadlužených pohledávek a krátkodobého finančního majetku. U podniků, které vykazovaly horší úroveň těchto ukazatelů než bezproblémové podniky, se předpokládala finanční tíseň. (Sedláček, 2006)

Výrazným nedostatkem Beaverovy profilové analýzy je neschopnost zjistit, jak velký je rozdíl mezi problémovými a neproblemovými podniky.

Altmanova formule bankrotu (Z - score)

Zřejmě nejznámějším modelem finanční tísně je Altmanův model. Profesor E. I. Altman aplikoval přímou statistickou metodu, která byla schopna odhadnout váhy pro jednotlivé poměrové ukazatele, které byly zahrnuty do modelu jako proměnné. Profesor Altman provedl v 60. a v 80. letech analýzu 33 zbankrotovaných a 33 nezbankrotovaných firem v USA. Obě skupiny firem byly vymezeny podobně jako v Beaverově profilové analýze. Vzorec vychází z diskriminační analýzy a je určen především pro firmy s veřejně obchodovatelnými akciemi (Sedláček, 2006). Z-score vychází z následujících pěti ukazatelů:

$$X_1 = \text{čistý pracovní kapitál} / \text{aktiva}$$

$$X_2 = \text{nerozdělený zisk} / \text{aktiva}$$

$$X_3 = \text{EBIT} / \text{aktiva}$$

$X_4 = \text{tržní hodnota vlastního kapitálu} / \text{cizí kapitál}$

$X_5 = \text{tržby} / \text{aktiva}$

Pro firmu s veřejně obchodovatelnými akciemi se ukazatele dosadí do vzorce:

$$Z_i = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1X_5 \quad (1)$$

Tabulka 1: Hodnocení finančního zdraví dle Z_i

Hodnota Z_i	Hodnocené finanční zdraví podniku
$Z_i > 2,99$	pásmo prosperity
$1,81 < Z_i < 2,99$	tzv. šedá zóna
$Z_i < 1,81$	pásmo bankrotu

Zdroj: Sedláček, J. (2006). *Finanční analýza podniku*.

Pro ostatní podniky je upravená verze Altmanovy rovnice, která byla publikovaná v roce 1983 (Altman, 2006). Pro tento vztah platí výše uvedené ukazatele s výjimkou X_4 , který se stanoví jako podíl vlastního kapitálu v účetní hodnotě k cizímu kapitálu.

$$Z_i = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5 \quad (2)$$

Tabulka 2: Hodnocení finančního zdraví dle Z_i

Hodnota Z_i	Hodnocené finanční zdraví podniku
$Z_i > 2,9$	pásmo prosperity
$1,2 < Z_i < 2,99$	tzv. šedá zóna
$Z_i < 1,2$	pásmo bankrotu

Zdroj: Sedláček, J. (2006). *Finanční analýza podniku*.

Pokud se výsledná hodnota pohybuje v intervalu 1,2 až 2,99, je tato situace nazvána tzv. „šedou zónou“. V této situaci není zcela jasné, zda podnik bude prosperovat, nebo v budoucnosti zbankrotuje.

Indexy IN

Pro hodnocení výkonnosti a důvěryhodnosti českých podniků vytvořili manželé Inka a Ivan Neumaierovi indexy, které pojmenovali zkratkou IN a číslicí příslušného roku. Tyto indexy umožňují posoudit finanční zdraví českých firem v českém prostředí.

Indexy se liší především v hodnocení finanční situace ze dvou různých pohledů, z pohledu věřitele a z pohledu vlastníka. (Sedláček, 2006)

Index IN95

Index IN95 zdůrazňuje hledisko věřitele a bývá proto označován jako věřitelský index či index důvěryhodnosti. Tento index je výsledkem analýzy 24 empiricko-induktivních ukazatelových systémů, které vznikly na základě ratingu a praktické zkušenosti při analýze finančního zdraví. Tento bankrotní model při predikci finanční tísně vykazuje více než 70% úspěšnost. Do vzorce se dosazují standardní poměrové ukazatele z oblasti aktivity, výnosnosti, zadluženosti a likvidity. (Sedláček, 2006)

$$X_1 = \text{aktiva} / \text{cizí kapitál}$$

$$X_2 = \text{EBIT} / \text{nákladové úroky}$$

$$X_3 = \text{EBIT} / \text{aktiva}$$

$$X_4 = \text{výnosy} / \text{aktiva}$$

$$X_5 = \text{oběžná aktiva} / \text{krátkodobé závazky a úvěry}$$

$$X_6 = \text{závazky po lhůtě splatnosti a úvěry} / \text{výnosy}$$

Do vzorce je ještě potřeba znát váhy jednotlivých ukazatelů V_1 až V_6 , které se vypočtou jako podíl významnosti ukazatele ke kriteriální hodnotě ukazatele. Kriteriální hodnoty jsou váženým aritmetickým průměrem za jednotlivá odvětví. Následující tabulka nezahrnuje hodnoty V_2 a V_5 , které jsou pro všechna odvětví stejné. Váha V_2 je 0,11 a váha V_5 je 0,1. (Dluhošová, 2006)

Tabulka 3: Váhy přiřazené IN95 dle odvětví OKEČ

OKEČ	Název	V_1	V_3	V_4	V_6
A	Zemědělství	0,24	21,35	0,76	14,57
B	Rybolov	0,05	10,76	0,09	84,11
C	Dobývání nerostných surovin	0,14	17,71	0,72	16,89
D	Zpracovatelský průmysl	0,24	7,61	0,48	11,92

Zdroj: Dluhošová, D. (2006). *Finanční řízení a rozhodování podniku*

Index IN95 s váhami pro ekonomiku České republiky vypadá následovně:

$$IN95 = 0,22X_1 + 0,11X_2 + 8,33X_3 + 0,52X_4 + 0,10X_5 - 16,80 X_6 \quad (3)$$

Interpretace výsledků je u indexu IN95 podobná jako u Altmanova Z-scóre. Pokud výsledná hodnota vyjde vyšší než hodnota 2, může firma bezproblémově plnit své závazky. Naopak pokud je hodnota menší nebo rovna 1, je podnik ohrožen vážnými finančními problémy. Interval 1 až 2 je opět vymezen definicí „šedá zóna“.

Index IN99

V roce 1999 byl vytvořen index IN99. Akceptuje pohled vlastníka a vyjadřuje bonitu podniku, jedná se tedy o bonitní model. Je výsledkem diskriminační analýzy a jeho úspěšnost je větší než 85 %. Upravuje váhy indexu IN95 platné pro ekonomiku ČR s ohledem na dosažení kladné ekonomicky přidané hodnoty (EVA). (Dluhošová, 2006)

Poměrové ukazatele X_1, X_3, X_4 a X_5 byly stanoveny stejně jako v předchozím indexu. Index se vypočte podle rovnice (Dluhošová, 2006):

$$IN99 = -0,017X_1 + 4,573X_3 + 0,481X_4 + 0,015X_5 \quad (4)$$

Výsledná klasifikace se provede dle následujících definic:

Tabulka 4: Hodnocení finančního zdraví dle IN99

Hodnota IN99	Hodnocené finanční zdraví podniku
$IN99 > 2,07$	podnik dosahuje kladné hodnoty EVA
$1,42 \leq IN99 \leq 2,07$	podnik spíše tvoří hodnotu
$1,089 \leq IN99 < 1,42$	nerozhodná situace
$0,684 \leq IN99 < 1,089$	podnik spíše netvoří hodnotu
$IN99 < 0,684$	podnik má zápornou EVA

Zdroj: Sedláček, J. (2006). *Finanční analýza podniku*.

Index IN01

Index IN01 spojuje prostřednictvím diskriminační analýzy předchozí dva modely na vzorku 1915 podniků z průmyslu. Tyto podniky byly rozděleny na 583 podniků, které tvoří hodnotu, 503 podniků v bankrotu a 829 podniků „ostatních“.

Poměrové ukazatele X_1, X_2, X_3, X_4 byly použity stejné jako v indexu IN95, pouze X_5 byl stanoven jako poměr EBIT k nákladovým úrokům. Index se vypočte následujícím způsobem (Sedláček, 2006):

$$IN01 = 0,13X_1 + 0,04X_2 + 3,92X_3 + 0,21X_4 + 0,09X_5 \quad (5)$$

Tabulka 5: Hodnocení finančního zdraví dle IN01

Hodnota IN01	Hodnocené finanční zdraví podniku
$IN01 > 1,77$	podnik dosahuje kladné EVA
$0,75 < IN01 \leq 1,77$	tzv. „šedá zóna“
$IN01 \leq 0,75$	podnik spěje k bankrotu

Zdroj: Sedláček, J. (2006). *Finanční analýza podniku*.

Interval 0,75 až 1,77 je charakterizován jako tzv. „šedá zóna“, kdy podnik hodnotu sice netvoří, ale také není bankrotující. Spolehlivost ukazatele je uváděna 67 % pro podniky, které tvoří hodnotu a 86 % pro podniky, které hodnotu netvoří.

Index IN05

Jako poslední vytvořený index byl roku 2005 IN05. Byl vytvořen na datech průmyslových podniků z roku 2004. Kromě nově definovaných vah poměrových ukazatelů se změnila i hranice pro posuzování výsledků podniků. (Sedláček, 2006)

$$IN05 = 0,13X_1 + 0,04X_2 + 3,97X_3 + 0,21X_4 + 0,09X_5 \quad (6)$$

Tabulka 6: Hodnocení finančního zdraví dle IN05

Hodnota IN05	Hodnocené finanční zdraví podniku
$IN05 > 1,6$	předpověď uspokojivé finanční situace
$0,9 < IN05 \leq 1,6$	tzv. „šedá zóna“
$IN05 \leq 0,9$	ohrožení vážnými finančními problémy

Zdroj: Sedláček, J. (2006). *Finanční analýza podniku*.

Úspěšnost tohoto ukazatele je 75 % pro malé podniky, 81 % pro střední podniky a 80 % pro velké podniky.

Beermanova diskriminační funkce

Pro hodnocení řemeslných a výrobních firem je vhodné používat Beermanovu diskriminační funkci. Je potřeba následujících 10 poměrových ukazatelů (Sedláček, 2006):

$$X_1 = \text{odpisy DHM} / (\text{počáteční stav DHM} + \text{přírůstek DHM})$$

$$X_2 = \text{přírůstek DHM} / \text{odpisy DHM}$$

$$X_3 = \text{zisk před zdaněním} / \text{tržby}$$

$$X_4 = \text{závazky vůči bankám} / \text{dluhy celkem}$$

$$X_5 = \text{zásoby} / \text{tržby}$$

$$X_6 = \text{cash flow} / \text{dluhy celkem}$$

$$X_7 = \text{dluhy celkem} / \text{aktiva celkem}$$

$$X_8 = \text{zisk před zdaněním} / \text{aktiva celkem}$$

$$X_9 = \text{tržby} / \text{aktiva celkem}$$

$$X_{10} = \text{zisk před zdaněním} / \text{dluhy celkem}$$

Beermanova diskriminační funkce má následující tvar:

$$BDF_i = 0,217X_1 - 0,063X_2 + 0,012X_3 + 0,077X_4 - 0,105X_5 - 0,813X_6 + 0,165X_7 + 0,161X_8 + 0,268X_9 + 0,124X_{10} \quad (7)$$

Krizová hodnota pro určení prosperujícího a neprosperujícího podniku je v tomto případě hodnota 0,3. Hodnoty vyšší jsou znakem neprosperujícího podniku, naopak hodnoty nižší predikují dobrou finanční situaci.

Kralickův Quick test

V roce 1990 navrhl P. Kralicek Rychlý test, který poskytuje snadnou možnost, jak klasifikovat analyzovanou firmu. Při konstrukci tohoto testu byly použity ukazatele, které nesměly podléhat rušivým vlivům a navíc musely reprezentovat jednotlivé položky rozvahy a výsledovky. Z každé ze základních čtyř oblastí (tj. stability, likvidity, rentability a hospodářského výsledku) byl zvolen jeden ukazatel tak, aby byla zabezpečena předcházející podmínka.

Rychlý test pracuje s následujícími ukazateli (Kralicek, 1993):

$$\text{kvóta vlastního kapitálu (koeficient samofinancování)} = \frac{\text{vlastní kapitál}}{\text{aktiva celkem}}$$

$$\text{doba splácení dluhu z cash flow} = \frac{\text{cizí kapitál} - \text{likvidní prostředky}}{\text{bilanční cash flow}}$$

$$\text{cash flow v tržbách} = \frac{\text{cash flow}}{\text{tržby}}$$

$$\text{rentabilita celkového kapitálu (ROA)} = \frac{\text{EBIT} + \text{úroky}}{\text{aktiva celkem}}$$

Výhodou Rychlého testu je jeho rychlost a snadná interpretace. Při výpočtu jednotlivých ukazatelů a dosazení do výsledkové tabulky se analytik velmi snadno a rychle přesvědčí o finančním zdraví daného podniku. Celková známka se získá jako prostý aritmetický průměr jednotlivých známek, kdy výsledná hodnota 3 a více bodů prezentuje prosperující podnik a 1 a méně bodů naopak špatné zdraví podniku.

Tabulka 7: Hodnocení finančního zdraví dle Kralického Rychlého testu

Ukazatel	Výborný (1)	Velmi dobrý (2)	Dobrý (3)	Špatný (4)	Ohrožen insolvenčí (5)
Kvóta vlastního kapitálu	> 30 %	> 20 %	> 10 %	> 0 %	negativní
Doba splácení dluhu	< 3 roky	< 5 let	< 12 let	> 12 let	> 30 let
CF v tržbách	> 10 %	> 8 %	> 5 %	> 0 %	negativní
ROA	> 15 %	> 12 %	> 8 %	> 0 %	negativní

Zdroj: Kralicek, P. (1993). *Základy finančního hospodaření*.

Index bonity

Index bonity (indikátor bonity) je založen na multivariační diskriminační analýze dle zjednodušené metody. Je používán především v německy mluvících zemích. Pracuje s následující šestií ukazatelů (Sedláček, 2006):

$$X_1 = \text{cash flow} / \text{cizí zdroje}$$

$$X_2 = \text{aktiva celkem} / \text{cizí zdroje}$$

$$X_3 = \text{zisk před zdaněním} / \text{aktiva celkem}$$

$X_4 = \text{zisk před zdaněním} / \text{výkony celkem}$

$X_5 = \text{zásoby} / \text{výkony celkem}$

$X_6 = \text{výkony celkem} / \text{aktiva celkem}$

Předcházející ukazatele se poté dosadí do rovnice:

$$B_i = 1,5X_1 + 0,08 X_2 + 10X_3 + 5X_4 + 0,3X_5 + 0,1 X_6 \quad (8)$$

Pokud se výsledek blíží hodnotě -3, je situace v podniku extrémně špatná. Naopak výsledek blíží se hodnotě +3 reflektuje extrémně dobrou finanční situaci.

Extrémně špatná	Velmi špatná	Špatná	Určité problémy	Dobrá	Velmi dobrá	Extrémně dobrá
-3	-2	-1	0	1	2	3

4. Klasifikační metody

4.1. Tvorba klasifikačního modelu

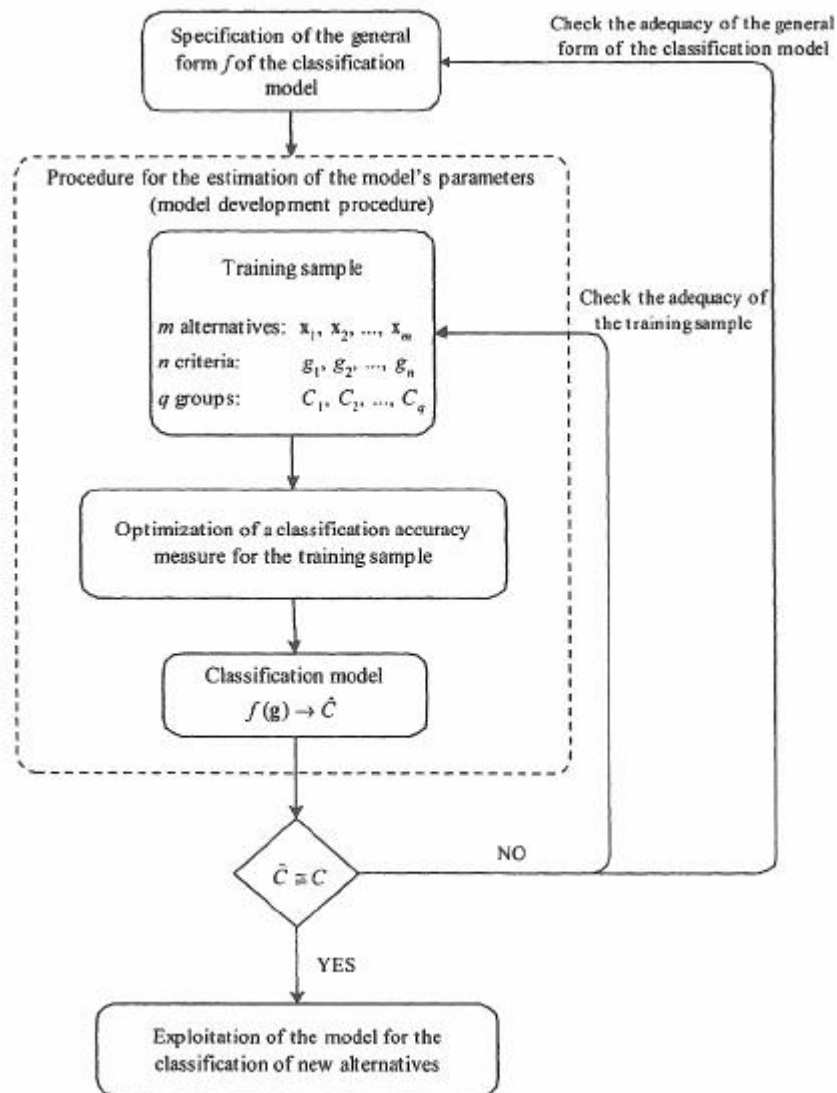
Použití informačních technologií s sebou přináší získávání, zpracování a ukládání velkého množství dat. S rostoucím objemem těchto dat roste také význam technik, které zpracovávají data a získávají z nich informace. Pro predikci finanční tísně jsou vhodné následující modely (Rychlý):

- rozhodovací stromy
- neuronové sítě
- logistická a probitová regrese
- profilová analýza
- diskriminační analýza

Postup při tvorbě klasifikačního modelu se dá rozdělit na tři části – trénování, testování a aplikace. Trénováním se rozumí tvorba klasifikačního modelu na základě vzorku. Testováním se ověřuje kvalita vytvořeného klasifikačního modelu. Při těchto dvou částech se klade velký důraz na přesnost, rychlost, složitost a interpretaci, přičemž platí pravidlo, že čím menší počet znaků stačí pro klasifikaci, tím je snazší a srozumitelnější následná interpretace. (Rychlý)

Následující obrázek popisuje postup při tvorbě klasifikačního modelu. Písmenem C je označena závisle proměnná, která označuje příslušnost pozorování. Úrovně jsou značeny C_1, C_2, \dots, C_q , kde q je počet skupin. Vektor nezávislých proměnných kritérií je označen g . Vektorem x jsou označena jednotlivá pozorování. V trénovací fázi je odvozen klasifikační model $f(g) \rightarrow \hat{C}$. V následné testovací fázi se ověřuje přiměřenost apriorních a odhadnutých klasifikací $\hat{C} \cong C$. Pokud je shoda dostatečná, může být model užit pro klasifikaci nových alternativ. (Doumpos & Zopounidis, 2002)

Obrázek 1: Schéma tvorby klasifikačního modelu



Zdroj: Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2002). *Multicriteria decision aid classification methods*.

4.2. Diskriminační analýza

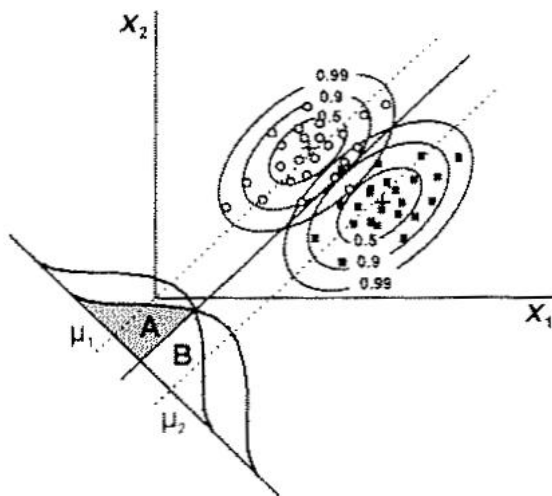
Diskriminační analýza zkoumá závislost mezi nezávisle proměnnými p (diskriminátory), tj. sloupci zdrojové matice na jedné straně a jednou kvalitativně závisle proměnnou na straně druhé. Podstatou je zařazení objektů do jedné z již existujících tříd na základě největší míry podobnosti, přičemž jedna skupina objektů je u vstupních dat zařazena do primárních tříd.

Při diskriminační analýze se snažíme vyčíslit hodnotu diskriminační funkce, která usnadňuje zařazení do primární třídy a zároveň i zařazení nezařazených objektů do

primárních tříd na základě p diskriminátorů x_1, x_2, \dots, x_p . Každá primární třída je charakterizována svou hustotou pravděpodobnosti danou vztahem $f_j(x)$, kde $x^T = [x_1, x_2, \dots, x_p]$. Existuje citlivé pravidlo zařazení objektu vektoru x do třídy G_j určené vztahem:

$$f_j(x) = \max_{i \in \{1, \dots, g\}} f_i(x) \quad (9)$$

Obrázek 2: Teritoriální mapa diskriminace objektů do dvou tříd¹



Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

Předchozí obrázek zobrazuje zařazování objektů do dvou tříd A a B na základě jediného znaku x (s normálním rozdělením). Třída A má normální rozdělení $N(\mu_A, \sigma_A^2)$, třída B má rozdělení $N(\mu_B, \sigma_B^2)$. Třída, do které se objekt zařadí, se určí dle vzdálenosti x ke střední hodnotě dané třídy μ_A či μ_B . Prahový bod je určen následujícím vztahem:

$$C = \frac{(\mu_A + \mu_B)}{2}, \quad (10)$$

přičemž platí (Meloun, 2011):

- jeli $x < C$, pak se objekt zařadí do skupiny A ,
- jeli $x \geq C$, pak se objekt zařadí do skupiny B .

¹Elipsy zobrazují koncentraci pravděpodobnosti 0,5, 0,9 a 0,99. Dělící přímka je definovaná Fisherovou diskriminační funkcí. A představuje objekty třídy 2 nesprávně zařazené do třídy 1, B představuje objekty třídy 1 nesprávně zařazené do třídy 2. Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

Nejznámější diskriminační funkce je Fisherova lineární diskriminační funkce. Má následující tvar:

$$Z_i = a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + a_{i3}x_3 + \dots + a_{ip}x_p, \quad (11)$$

kde p je počet nezávisle proměnných diskriminátorů, x_1, x_2, \dots, x_p jsou standardizované hodnoty těchto diskriminátorů, a_i nazýváme standardizované klasifikační koeficienty $a^T = [a_1, a_2, \dots, a_p]$. Zároveň platí vztah, že poměr rozptylu mezi třídami B a rozptylu uvnitř tříd S

$$V = a^T B a / (a^T S a) \quad (12)$$

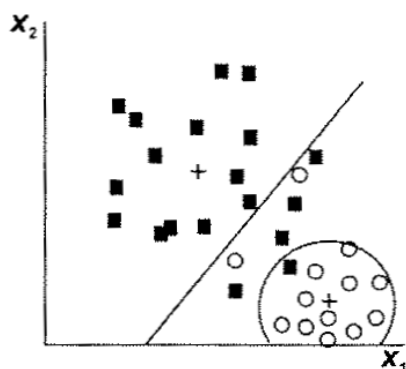
je maximální. Parametr B je kovarianční matice třídních průměrů, S je celková kovarianční matice uvnitř tříd, vektor a maximalizuje poměr V podle vztahu

$$(B - \lambda S)a = 0 \quad (13)$$

V případě, že existují pouze dvě třídy, budou klasifikační koeficienty Fisherovy diskriminační funkce $a^T = [a_1, a_2, \dots, a_p]$ vypočteny vztahem

$$a = S^{-1}(\bar{x}_1 - \bar{x}_2). \quad (14)$$

Obrázek 3: Teritoriální mapa využívající Fisherovy lineární diskriminační nebo kvadratické funkce²



Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

² Uvedené funkce klasifikují objekty do dvou tříd. Těžiště jednotlivých tříd jsou označena křížkem.
Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

Lineární diskriminační analýzu nelze použít v případě, pokud jsou střední hodnoty dvou souborů μ_1 a μ_2 shodné a soubory se liší v kovariančních maticích S_1 a S_2 . V takových případech se využívá kvadratická diskriminační funkce.

V diskriminační analýze je důležité najít lineární kombinace proměnných, které nejlépe rozdělují data o K třídách pomocí vícerozměrných pozorování. Tato pozorování lze provést několika různými způsoby (Rencher, 2006):

- v dvourozměrném grafu zkoumat rozdělení objektů do skupin. V případě dvou a více tříd je potřeba více než jedné diskriminační funkce.
- najít původní podmnožinu proměnných, která rozděluje třídy obdobně jako původní soubor
- rozdělit proměnné podle jejich přínosu k rozdělení do tříd
- vytvořit nový rozsah stávající diskriminační funkce

Předpokládejme, že máme data o K třídách s celkovým počtem objektů N_k , kde $k = 1, \dots, K$. Každý objekt je popsán p diskriminátory, každý i -tý objekt je prezentován prvkem x_{ki} . Pokud \bar{x} znamená vektor průměrů těchto diskriminátorů ve všech třídách a \bar{x}_k pak průměr objektů v k -té třídě, lze definovat sumy čtverců S_T, S_W, S_B odchylek od průměrů vazby (Meloun & Militký, 2006):

$$S_T = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_k} (x_{ki} - \bar{x})(x_{ki} - \bar{x})^T, \quad (15)$$

$$S_W = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N_k} (x_{ki} - \bar{x}_k)(x_{ki} - \bar{x}_k)^T, \quad (16)$$

$$S_B = S_T - S_W \quad (17)$$

Diskriminační funkce je váženým průměrem hodnot nezávisle proměnných (diskriminátorů). Váhy jsou zvoleny tak, aby výsledný vážený průměr rozdělval objekty do daných tříd. Řešení spočívá v nalezení vlastních vektorů V matice $S_W^{-1}S_B$. Kanonické koeficienty jsou prvky těchto vlastních vektorů. Míru těsnosti proložení představuje Wilksovo kritérium značené Λ a určené následujícím vztahem:

$$\Lambda = \frac{|S_W|}{|S_T|} = \prod_{j=1}^m \frac{1}{1 + \lambda_j}, \quad (18)$$

kde λ_j je j -té vlastní číslo, které odpovídá vlastnímu vektoru a m je minimum ze dvou čísel $K - 1$ a p .

Kanonická korelace mezi j -tou diskriminační funkcí a nezávisle proměnnými je určena

$$r_{cj} = \sqrt{\frac{\lambda_j}{1 + \lambda_j}}. \quad (19)$$

Celková kovarianční matice je vymezena

$$T = \frac{1}{N-1} S_T, \quad (20)$$

kovarianční matice uvnitř tříd

$$W = \frac{1}{N-K} S_W, \quad (21)$$

kovarianční matice mezi třídami

$$B = \frac{1}{K-1} S_B, \quad (22)$$

lineární diskriminační funkce

$$z_k = W^{-1} \bar{x}_k, \quad (23)$$

standardizované kanonické koeficienty

$$v_{ij} \sqrt{w_{ij}}, \quad (24)$$

kde v_{ij} je prvek matice V a w_{ij} prvek matice W . Korelace mezi diskriminátory a kanonickými proměnnými jsou vymezeny vztahem:

$$Cor_{jk} = \frac{1}{\sqrt{w_{jj}}} \sum_{i=1}^p v_{ik} w_{ji} \quad (25)$$

Při aplikaci diskriminační funkce k zařazení objektů do tříd je potřeba posoudit správnost diskriminace. Aplikací diskriminace na data objektů se vyhodnotí jejich chybné zařazení do tříd (Meloun & Militký, 2006):

- křížová tabulka diskriminace – sestavení křížové tabulky původního (správného) umístění objektů do tříd a nalezení zařazení do tříd diskriminací. Výhodou této metody je její jednoduchost, naopak nevýhodou její příliš optimistické závěry
- postupné vypouštění „vždy jednoho objektu“ – spolehlivější výsledky přináší modifikace předešlého způsobu. Tato metoda spočívá ve vytvoření primární třídy pro $n-1$ objektů a vyšetření zařazení jediného dosud nezařazeného objektu. Tento postup je n -krát opakován, než se vyšetří zařazení všech objektů testovaného souboru.

Havránek a Vorlíček (1980) ve své práci poukazují na problematiku vhodných mezí. Obvykle se používá příslušných kritických hodnot pro konvenční hladinu významnosti $\alpha = 0,05$. Praxe přitom ukazuje, že při volbě např. $\alpha = 0,01$ se při postupném výběru veličin spolehlivost klasifikace nezlepšuje, ale jsou stále vybírány další a další veličiny. Odhad spolehlivosti klasifikace může tedy při praktických výpočtech korigovat výběr veličin.

Důležitým předpokladem diskriminační analýzy je existence vícerozměrné normality dat. Vícerozměrná normalita se měří prostřednictvím vícerozměrné šikmosti a špičatosti, které vycházejí z veličiny

$$v_{ij} = (x_i - \hat{\mu})^T S^{-1} (x_j - \hat{\mu}), \quad (26)$$

kde S je odhad kovarianční matice a $\hat{\mu}$ je vektor výběrových průměrů.

Koeficient vícerozměrné šikmosti je definován jako

$$\beta_{1,m} = E[(x_i - \mu)' C^{-1} (x_i - \mu)]^3 = 0 \quad (27)$$

a koeficient vícerozměrné špičatosti má tvar

$$\beta_{2,m} = E[(x_i - \mu)' C^{-1} (x_i - \mu)]^2 = m(m + 2), \quad (28)$$

kde μ je vektor středních hodnot výběru x_i , m je počet sloupců a n je počet řádků matice měřených hodnot X rozměru $(n \times m)$.

Nulovou hypotézu o normalitě vícerozměrného rozdělení zamítáme na hladině významnosti α , jestli pro odhad vícerozměrné šikmosti $\beta_{1,m}$ platí:

$$\beta_{1,m} = \frac{1}{6n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_{ij}^3 \geq \chi_{1-\alpha}^2 \left(\frac{m(m+1)(m+2)}{6} \right) \quad (29)$$

a pro odhad vícerozměrné špičatosti $\beta_{2,m}$ platí:

$$\beta_{2,m} = \sqrt{\frac{n}{8m(m+2)}} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_{ii}^2 - m(m+2) \right] \geq u_{1-\frac{\alpha}{2}}, \quad (30)$$

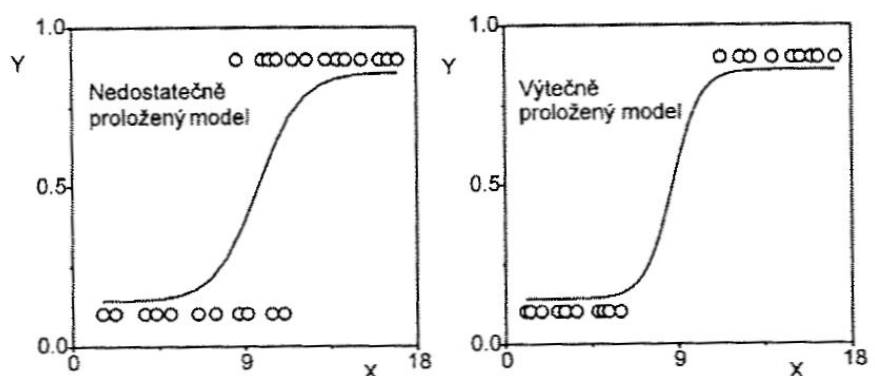
kde $u_{1-\frac{\alpha}{2}}$ je kvantil rozdělení $N(0,1)$. Dalším předpokladem diskriminační analýzy je neexistence vzájemně nekorelovaných dat. (Hebák & Hustopecský, 2004)

4.3. Logistická regrese

Logistická regrese vznikla v 60. letech 20. století jako alternativa k metodě nejmenších čtverců, pokud je závisle proměnná binární. Podstatou této metody je predikce pravděpodobnosti dané události, která se buď stala, nebo nestala. Výsledná pravděpodobnost je tedy buď rovna 0, nebo 1. Aby se vytvořila tato podmínka, užívá logistická regrese tzv. logitovou transformaci, která vede na sigmoidální vztah mezi závisle proměnnou y a vektorem nezávisle proměnných x . (Meloun & Militký, 2006) Cílem logistické regrese je nalézt co nejlepší, nejúspornější a nejsmysluplnější model, který popíše vztah mezi závislou proměnou a skupinou nezávislých proměnných. (Řeháková 2000)

V praxi se logická regrese používá v lékařství (např. riziko vzniku srdeční choroby jako funkce řady antropometrických a biochemických parametrů), v průmyslu (předpovězení úspěšnosti nebo neúspěšnosti nového výrobku), v bankovníctví (predikce řádného splácení úvěrů na základě řady parametrů jako je věk, pohlaví a vzdělání) a jiné.

Obrázek 4: Logistický regresní model nedostatečně a výtečně proložen



Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

Jak bylo výše napsáno, v logistické regresi je potřeba vědět, zda se daná událost stala, nebo nestala. Pokud je pravděpodobnost větší než 0,5, předpokládá se, že se událost stala (L_1). Naopak pokud je predikovaná pravděpodobnost menší než 0,5, událost se bere, jako že se nestala (L_0).

Pravděpodobnost, která se odehrála (L_1) je vyjádřena logistickou funkcí

$$L_1 = \frac{1}{1 + e^{c-z}} \quad (31)$$

Pravděpodobnostní poměr lze vyjádřit následující formulí

$$\frac{L_1}{L_0} = e^{a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_px_p}, \quad (32)$$

kde $a_0, a_1, a_2, \dots, a_p$ jsou odhadované koeficienty a vyjadřují míru změny poměru pravděpodobnosti, který je lineární funkcí diskriminační funkce o p původních nezávisle proměnných.

Po dosazení, zlogaritmování L_1 a následné úpravě můžeme vyjádřit:

$$C - Z = \ln\left(\frac{L_0}{L_1}\right) \quad (33)$$

$$\ln\left(\frac{L_1}{L_0}\right) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p, \quad (34)$$

kde $b_0 = -C + a_0$, $b_i = a_i$ pro $i = 1, \dots, p$.

Základním předpokladem v logistické regresi je skutečnost, že logaritmus pravděpodobnostního modelu $\ln(L_1/L_0)$ je lineární funkcí nezávisle proměnných. Logistický model se nazývá vícenásobný logistický regresní model a koeficienty b_i mohou být interpretovány jako regresní parametry. Pro logaritmus pravděpodobnostního poměru se používá termín *logit*. Vícenásobný logistický regresní model lze upravit do ekvivalentního tvaru

$$L_0 = \frac{1}{1 + \exp[-(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p)]}. \quad (35)$$

Pokud nabývá koeficient b_i kladných hodnot, zvyšuje tím pravděpodobnost L_1 a zároveň tím zvyšuje pravděpodobnostní poměr $\ln(L_1/L_0)$.

Pravděpodobnost, logit a možnost, zda daný jev skutečně vznikne (tzv. šance) jsou tři různé způsoby vyjádření téhož v tom smyslu, že jsou na sebe vzájemně převoditelné. Šance je vyjádřena pravděpodobnostním poměrem L_1/L_0 . (Řeháková, 2010)

Logistická regrese umožňuje ověřit hypotézu, zda se regresní parametr liší od nuly. Nula v tomto modelu vyjadřuje, že se pravděpodobnostní poměr nemění a pravděpodobnost není ovlivněna. Jako test významnosti se nejčastěji užívá *Waldovo testační kritérium* určené vztahem

$$W_{a,i} = b_i^2 / s^2(b_i), \quad (36)$$

které vyčísluje statistickou významnost nulové hypotézy pro jednotlivé odhady regresních parametrů.

Jelikož je v logistické regresi obtížné určit příspěvek jednotlivých proměnných, používá se pro určení mezi závisle proměnnou a nezávisle proměnnou *korelační koeficient* R_i , jehož hodnota leží v intervalu -1 až 1. Kladné hodnoty zvyšují pravděpodobnost objektu v L_1 . Malé hodnoty R_i signalizují malý vliv proměnné na model. Korelační koeficient je dán vztahem:

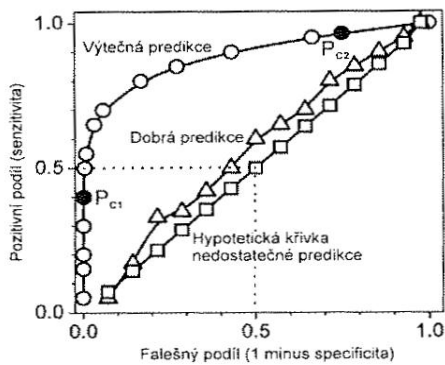
$$R_i = \pm \sqrt{\frac{W_{a,i} - 2df}{-2\ln L_0}}, \quad (37)$$

kde df představuje počet stupňů volnosti. Pokud je Waldova statistika $W_{a,i}$ menší než $2df$, bere se $R_i = 0$.

Při zařazování jednotlivých objektů do tříd je potřeba nalézt tzv. *prahový bod pravděpodobnosti* P_c . Objekt bude zařazen, pokud bude pravděpodobnost zařazení větší nebo rovna hodnotě P_c . (Meloun & Militký, 2006)

Následující obrázek (Obrázek 5) představuje graf prahové operační charakteristiky ROC. Slouží k detekci signálu, kdy signál není možné správně přijmout. Na ose y je procento správně zařazených objektů (tzv. *pozitivní podíl, skutečná pozitivita*), na ose x je procento nesprávně zařazených objektů (tzv. *falešný podíl, falešná pozitivita*). Horní křivka představuje výtečnou predikci, neboť i pro malé hodnoty podílu nesprávně zařazených objektů se získá vysoké procento správně zařazených objektů. Střední křivka představuje dobrou predikci. Spodní křivka je hypotetická křivka, která odpovídá nezávislosti závisle proměnné na prediktoru. Blízkost střední a spodní křivky ukazuje, že je potřeba buď volit jinou nezávisle proměnnou, nebo přidat další znak. Plocha pod křivkou (*Area Under the ROC Curve, AUC*) je kritériem kvality logistického regresního modelu. (Meloun & Militký, 2006)

Obrázek 5: Graf prahové operační charakteristiky ROC



Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

Přísný práh P_{C1} je prahový bod na dolní části křivky ROC, který vyjadřuje malé množství objektů zařazených jako pozitivní nález. Nevýhodou tohoto přístupu je ztráta velkého množství objektů, které mohou být pozitivními nálezy. Naopak nedbalý práh P_{C2} je prahový bod na horní části křivky ROC označující velké množství objektů zařazených jako pozitivní nálezy. V tomto případě bude hodně objektů s negativním nálezem označeno jako objekty s pozitivním nálezem.

ROC křivka musí procházet body (0,0) a (1,1). Maximální plocha pod křivkou AUC je 100 % a jedná se o plochu čtverce, pokud je diskriminační schopnost modelu dokonalá. V takovém případě křivka ROC splývá se svislou osou y a horní vodorovnou osou x . Číselná hodnota velikosti této plochy bude blízká 1, když predikce modelu bude výtečná. Pokud bude predikce modelu špatná, bude velikost plochy blízká 50 %. Z tohoto tvrzení plyne, že lepší model dosáhne větší plochy pod křivkou ROC ale také větší výšky prahového bodu na křivce ROC. (Meloun & Militký, 2006)

5. Specifika odvětví průmyslu

Jelikož se práce bude zabývat predikcí finanční tísně u podniků, které se zabývají průmyslovou výrobou (dle CZ-NACE sekce C – Zpracovatelský průmysl), je na místě zmínit specifika odvětví průmyslu. Průmysl tvoří v České republice významné odvětví ekonomiky. Představuje zhruba 35 % českého hospodářství a zaměstnává přes 40 % všech ekonomicky aktivních obyvatel země. Mezi hlavní pilíře patří strojírenský, hutnický, chemický a potravinářský průmysl. V poslední době nabývá na významu také průmysl energetický a stavební. (Jenerálová, 2006)

V rámci porovnání podniků zabývajících se zpracovatelským průmyslem lze vycházet z údajů vydávaným Českým statistickým úřadem (ČSÚ). Ten vytváří za jednotlivá čtvrtletí i roky přehled vybraných finančních ukazatelů, v důsledku čehož lze daný podnik porovnat i s odvětvovým průměrem. Rozsáhlejší informace lze sehnat na stránkách Ministerstva průmyslu a obchodu (MPO), kde kromě analýzy absolutních a relativních ukazatelů je zveřejněn i vývoj poměrových ukazatelů, který je pro tuto práci podstatnější.

Z dostupných materiálů MPO vyplývá, že zpracovatelský průmysl prohloubil v roce 2011 své zapojení do globální ekonomiky, kdy podíl exportu vzrostl meziročně z 51 % na 55 %. Tím se zároveň zvýšila jeho citlivost na podmínkách v zahraničí.

Významným faktorem, který ovlivňuje efektivnost produkce a finanční pozici firem, je vývoj cen. Na straně vstupů se do nákladů zpracovatelsko-průmyslových firem negativně promítly v roce 2011 vysoké ceny základních suroviny, které meziročně zdvojnásobily tempo růstu z 2 % na 4,3 %. Nejvíce rostly ceny minerálních paliv.

Období 2007 – 2011 výrazně ovlivnila finanční krize, která se do zpracovatelského průmyslu, jenž je výrazně orientován na vývoz, přelila již v 1. čtvrtletí 2008. V tomto období začal pokles hodnot EVA, po dalším čtvrtroce následoval pokles přidané hodnoty a ke konci roku 2008 i pokles obratu. EVA se postupně dostala do kladných hodnot až v 1. pololetí 2011, ovšem na konci téhož roku opět upadla do záporných hodnot. Za tímto poklesem stojí především pokles hodnoty spreadu a v rámci něj i pokles hodnoty ROE a nárůst hodnoty rizika.

Vzhledem k tomu, že odvětví průmyslu představuje široký pojem a zahrnuje v sobě odlišná odvětví, je velmi složité určit jeho hlavní determinanty. Nicméně je z velké části

ovlivněn neustále se zlepšujícími technologiemi, které umožňují snižovat vstupní náklady, nerostným bohatstvím konkrétní země, ekonomickou situací ve světě a na trzích a obchodními a legislativními překážkami ve formě cel, dopravních nákladů a jiných omezení.

6. Metodika a cíl práce

Primárním cílem práce bude předpovědět finanční tíseň u průmyslových podniků, které jsou dle klasifikace CZ-NACE klasifikovány pod písmem C – Zpracovatelský průmysl. Práce bude zaměřena na podniky, u kterých jsou finanční problémy natolik vážné, že je nevyhnutelný jejich úpadek. Jako prostředek k naplnění primárního cíle bude užití diskriminační analýzy a logistické regrese a vytvoření tak vlastních modelů, které by umožňovaly predikci úpadku.

Pro dosažení hlavního cíle byly určeny tyto dílčí cíle:

- vytvoření vzorku podniků, ve kterém budou ve stejném poměru zastoupeny prosperující podniky a podniky, se kterými došlo v roce 2012 k zahájení insolvenčního řízení a na které byl později vyhlášen insolvenčním soudem úpadek
- určení základních poměrových ukazatelů, které jsou nejvíce ovlivněny úpadkem
- na základě předchozích bodů vytvoření modelů, které by mohly předpovědět blížící se bankrot podniku

6.1. Vymezení podniků ohrožených finanční tísní

Finanční tíseň se v podnicích projevuje nejprve poklesem objemu výkonů a rentability. Následuje zvýšená potřeba pracovního kapitálu, zhoršení kapitálové struktury a posledním krokem může být trvalá platební neschopnost podniku. Platební neschopnost bývá považována za nejčastější příčinu úpadku a následného zániku podniku. Úpadek může být charakterizován jako nepříznivý vývoj výkonnostního potenciálu, tržní hodnoty, čistého obchodního jmění a likvidity.

Z právního hlediska řeší úpadek zákon č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení. Dle této zákonné normy je úpadek pro platební neschopnost typ úpadku, kdy má dlužník více věřitelů, peněžité závazky po lhůtě splatnosti delší než 30 dnů a není schopen tyto závazky plnit. Naopak úpadek pro předlužení insolvenční zákon definuje jako situaci, kdy má dlužník více věřitelů a kdy souhrn jeho závazků převyšuje hodnotu jeho majetku.

Pokud výše uvedené skutečnosti nastanou, může dlužník nebo věřitel podat insolvenční návrh u příslušného soudu, čímž je zahájeno insolvenční řízení a dlužník se tak ocitá v insolvenčním rejstříku. O tom, zda úpadek skutečně nastane a jakým způsobem bude řešen, rozhoduje insolvenční soud.

6.2. Výběr podniků

Do vzorku podniků v úpadku byly zařazeny takové podniky (klasifikovány dle CZ-NACE pod sekci C – Zpracovatelský průmysl), se kterými bylo v roce 2012 zahájeno insolvenční řízení a na které byl v tomtéž roce nebo v roce následujícím vyhlášen konkurz či reorganizace. Tímto způsobem bylo vybráno 36 podniků, které splňovaly předchozí kritéria. Jako další podmínka, která byla potřeba pro zařazení podniku do vzorku, byla úplná existence účetních dat z let 2007 – 2011. Tato podmínka eliminovala konečný počet podniků zařazených do vzorku jako podniky bankrotní na konečný počet 25.

Aby byl vzorek podniků reprezentativní, musely prosperující podniky vykazovat určitou podobnost s podniky neprosperujícími. Zdravé podniky byly vybrány na základě stejné podnikatelské činnosti a podobnosti struktury aktiv s podniky v úpadku. Pro oba dva vzorky byly použity účetní výkazy v plném rozsahu, konkrétně rozvaha a výkaz zisku a ztráty. Celkový počet zdravých podniků byl rovněž 25.

Názvy a identifikační čísla jednotlivých podniků jsou uvedeny v Příloze A. Uvedené podniky jsou většinou s.r.o., několik málo případů je a.s.

6.3. Vymezení ukazatelů

Ukazatele pro předpověď finanční tísně a úpadku budou vybrány z široké škály poměrových ukazatelů. Je možné je rozdělit do několika základních skupin, a to na ukazatele (Sedláček, 2006):

- rentability
- aktivity
- zadluženosti
- likvidity
- provozní ukazatele

- založené na bázi cash flow a finančních toků

Vedle těchto vybraných skupin existují ještě ukazatele tržní hodnoty, ukazatele vztažené na počet pracovníků, nákladovosti a mnohé jiné, které nebudou v této práci použity. Většina následujících ukazatelů bude použita pro analýzu, z tohoto důvodu jsou jejich části detailně rozepsány dle účetních výkazů.

Ukazatele rentability

- rentabilita celkového kapitálu, ZUD/A [(výsledek hospodaření před zdaněním ř. 61 + nákladové úroky ř. 43) / aktiva celkem ř. 001]
- rentabilita vlastního kapitálu, $\check{C}Z/VK$ [výsledek hospodaření za účetní období ř. 60 / vlastní kapitál ř. 068]
- rentabilita dlouhodobých zdrojů, $ZUD/(DICZ + VK)$ [(výsledek hospodaření před zdaněním ř. 61 + nákladové úroky ř. 43) / (rezervy ř. 087 + dlouhodobé závazky ř. 092 + bankovní úvěry ř. 115 + vlastní kapitál ř. 068)]
- rentabilita tržeb, $\check{C}Z/T$ [výsledek hospodaření za účetní období ř. 60 / (tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05)]

Ukazatele aktivity

- vázanost celkových aktiv, A/T [aktiva celkem ř. 001 / (tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05)]
- obrat celkových aktiv, T/A [(tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05) / aktiva celkem ř. 001]
- rychlost obratu zásob, $T/Zás$ [(tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05) / zásoby ř. 032]
- doba obratu zásob, $Zás/T$ [zásoby ř. 032 / ((tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05) / 365)]
- rychlost obratu pohledávek, $T/Pohl$ [(tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05) / (dlouhodobé pohledávky ř. 039 + krátkodobé pohledávky ř. 048)]
- doba obratu pohledávek, $Pohl/T$ [(dlouhodobé pohledávky ř. 039 + krátkodobé pohledávky ř. 048) / ((tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05) / 365)]

Ukazatele zadluženosti

- celková zadluženost, CZ/A [cizí zdroje ř. 086 / aktiva celkem ř. 001]
- kvóta vlastního kapitálu, VK/A [vlastní kapitál ř. 068 / aktiva celkem ř. 001]
- koeficient zadluženosti, CZ/VK [cizí zdroje ř. 086 / vlastní kapitál ř. 068]
- úrokové krytí, $ZUD/NÚ$ [(výsledek hospodaření před zdaněním ř. 61 + nákladové úroky ř. 43) / nákladové úroky ř. 43]
- běžná zadluženost, $KrCZ/A$ [krátkodobé závazky ř. 103 / aktiva celkem ř. 001]

Ukazatele likvidity

- běžná likvidita, $L3$ [oběžná aktiva ř. 031 / (krátkodobé závazky ř. 103 + krátkodobé bankovní úvěry ř. 117 + krátkodobé finanční výpomoci ř. 118)]
- pohotová likvidita, $L2$ [(oběžná aktiva ř. 031 – zásoby ř. 032) / (krátkodobé závazky ř. 103 + krátkodobé bankovní úvěry ř. 117 + krátkodobé finanční výpomoci ř. 118)]
- okamžitá likvidita, $L1$ [krátkodobý finanční majetek ř. 058 / (krátkodobé závazky ř. 103 + krátkodobé bankovní úvěry ř. 117 + krátkodobé finanční výpomoci ř. 118)]

Provozní ukazatele

- mzdová produktivita, V/Mz [výnosy / mzdové náklady ř. 13]
- produktivita práce, V/PEP [výnosy / průměrný evidenční počet pracovníků]
- nákladovost výnosů, N/V [náklady / výnosy]
- nákladovost výkonové spotřeby, VS/V [výkonová spotřeba ř. 08 / výnosy]

Ukazatele na bázi cash flow a finančních toků

- rentabilita tržeb, CF/T [cash flow ze samofinancování ř. 059 + ř. 060/ (tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05)]
- rentabilita celkového kapitálu, CF/A [cash flow ze samofinancování ř. 059 + ř. 060 / aktiva celkem ř. 001]

- rentabilita vlastního kapitálu, CF/VK [cash flow ze samofinancování ř. 059 + ř. 060 / vlastní kapitál ř. 068]
- stupeň oddlužení, CF/CZ [cash flow ze samofinancování ř. 059 + ř. 060 / cizí zdroje ř. 086]
- úrokové krytí, $CF/NÚ$ [cash flow ze samofinancování ř. 059 + ř. 060 / nákladové úroky ř. 43]
- likvidita, $CF/KrCZ$ [cash flow ze samofinancování ř. 059 + ř. 060 / (krátkodobé závazky ř. 103 + krátkodobé bankovní úvěry ř. 117 + krátkodobé finanční výpomoci ř. 118)]
- rentabilita obrátu z hlediska ČPK, $\check{C}PK/T$ [((zásoby ř. 032 + krátkodobé pohledávky ř. 048 + krátkodobý finanční majetek ř. 058) – (krátkodobé závazky ř. 103 + krátkodobé bankovní úvěry ř. 117 + krátkodobé finanční výpomoci ř. 118)) / (tržby za prodej zboží ř. 01 + tržby za prodej vlastních výrobků a služeb ř. 05)]
- rentabilita ČPK, $\check{C}Z/\check{C}PK$ [výsledek hospodaření za účetní období ř. 60 / ((zásoby ř. 032 + krátkodobé pohledávky ř. 048 + krátkodobý finanční majetek ř. 058) – (krátkodobé závazky ř. 103 + krátkodobé bankovní úvěry ř. 117 + krátkodobé finanční výpomoci ř. 118)))]

6.4. Data a parametry

Pro potřeby diskriminační analýzy a zároveň i logistické regrese je důležité si nejprve stanovit data a parametry. Data musí zahrnovat jeden nebo více sloupců nezávisle proměnné a jeden sloupec závisle proměnné. Binární závisle proměnná odpovídá výskytu či nevýskytu sledovaného jevu. Nabývá hodnot 0 a 1, přičemž nezáleží na volbě, zda bude výskyt označován jedničkou a nevýskyt nulou, nebo naopak. Stejným způsobem se dají rozlišit podniky klasifikované jako zdravé a v úpadku. V této práci budou zdravé podniky označeny $G = 1$, podniky v úpadku $G = 0$.

Nezávislé proměnné mohou nabývat libovolných číselných hodnot. Zjištění poměrových ukazatelů, na kterých bude aplikována tvorba modelů, je následovné: nejprve je proveden výpočet poměrových ukazatelů dle výše uvedených definic (viz 6.3. Vymezení ukazatelů). Jsou vyloučeny ukazatele, u kterých nejsou dostupné všechny potřebné informace (počet pracovníků). Tímto způsobem je zjištěno na

30 ukazatelů, přičemž chybějící hodnoty ukazatelů jsou doplněny nulou. Postup eliminace je založen na předpokladech, které musí pro diskriminační analýzu a logistickou regresi splňovat dané proměnné. Zároveň je důležité podotknout, že v práci jsou užity data z účetních výkazů za období 2007 – 2011, což byla další podmínka, na základě které byly podniky vybírány.

Je tedy na místě se zmínit o předpokladech obou analýz. Důležitým předpokladem úspěšné klasifikace modelu je schopnost jednotlivých ukazatelů rozlišit správně mezi skupinou prosperujících podniků a podniků ve finanční tísní. Veškeré poměrové ukazatele jsou testovány na shodu středních hodnot, snahou bylo na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ nulovou hypotézu o shodě středních hodnot zamítnout. Vícerozměrné analýzy se budou pro každý rok provádět pouze na ukazatelích, které v daném roce statisticky významně neprokážou shodu středních hodnot.

Na vybraných proměnných z předchozího kroku bude dále testována normalita. Zda má daná proměnná jednorozměrné normální rozdělení se dá zjistit několika možnými způsoby: užití Kolomogorov-Smironova testu, Lillieforsova testu nebo Shapiro-Wilksova testu. Z toho důvodu, že nedodržení normality nemá výraznější vliv na vypovídací schopnost modelu, nebudou ani ukazatele, které neprokážou normální rozdělení, vyřazeny z výběru. Vícerozměrná normalita jako předpoklad diskriminační analýzy bude testována na základě vícerozměrné šikmosti a špičatosti v části věnované diskriminačním modelům.

U vícerozměrných analýz je důležité, aby model obsahoval nekorelované nezávislé proměnné, tedy aby vybrané poměrové ukazatele nebyly na sobě závislé. Vzhledem k tomu, že jsou vstupní proměnné patřící do stejné skupiny ukazatelů počítány ze stejných hodnot, lze u nich očekávat vysokou míru korelace. V podobných případech je ukazatel, který vykazuje prostřednictvím korelační matice vyšší závislost v intervalu $-0,7$ až $0,7$ na okolních proměnných, vyřazen z užšího výběru pro aplikaci jednotlivých vícerozměrných analýz. Vyřazovacím kritériem je hodnota jednorozměrných testů středních hodnot. Ukazatel, který má vyšší hodnotu testové statistiky, je zařazen do výsledného výběru.

Krokové analýzy bude užito jak v případě diskriminační analýzy, tak i logistické regrese. Její úloha spočívá především v tom, že na základě znaků separace zúží výběr proměnných, aniž by byla výrazně ovlivněna vypovídací schopnost a úspěšnost modelu.

Postup u krokového výběru proměnných kombinuje jak přidávání diskriminátorů, tak jejich odstraňování. V práci bude užita kroková dopředná metoda (*forward selection*), kde se nejprve začíná s jedním znakem a v každém dalším kroku se přidává znak, který nejvíce přispívá k separaci.

Při diskriminační analýze bude užito vybraných proměnných, které svou podstatou zohledňují předchozí podmínky. Nejprve bude pro každý rok provedena diskriminační funkce na základě vybraných ukazatelů. Následně bude užito krokové dopředné analýzy, která v případě nutnosti odstraní nepotřebné diskriminátory a zjednoduší tak model, aniž by byla výrazně změněna jeho spolehlivost. Zároveň bude u každého modelu testována jeho spolehlivost správného zařazení objektů pomocí klasifikačních matic, která bude v čase srovnávána s předchozími modely. Pro každý model bude zobrazena i Wilksova lambda Λ , která nabývá hodnot z intervalu (0,1), přičemž vyšší hodnoty znamenají, že se průměry znaků v jednotlivých třídách liší méně. Zároveň bude pro každý rok ověřována vícerozměrná normalita dat jako předpoklad diskriminační analýzy.

Obdobným způsobem se bude postupovat i u další metody vícerozměrné analýzy. Jelikož je logistická regrese obdobou diskriminační analýzy, avšak s méně striktními požadavky, očekávají se u ní o něco lepší výsledky. Ze své podstaty může být aplikována na libovolnou kombinaci diskrétních nebo spojitých proměnných a výsledný model může být využit k budoucímu klasifikování. Pro každý rok bude na základě vybraných proměnných provedena logistická regresní funkce a prostřednictvím klasifikační matice se zobrazí úspěšnost daného modelu. Zároveň bude provedena kroková dopředná analýza (*forward selection*), která na základě znaků separace zúží výběr proměnných a může tak zvýšit úspěšnost modelu. Pro každou proměnnou bude zobrazena i standardní chyba, která je odhadem chyby pro jednotlivou hodnotu ukazatele a Waldova statistika, pomocí které se vyčísľuje statistická významnost regresních koeficientů.

Jak již bylo napsáno, v praktické části bude schopnost daných diskriminačních a logistických funkcí správně zařadit objekt do uvedených tříd zobrazena prostřednictvím klasifikační matice.

Tabulka 8: Klasifikační matice

Skutečná třída	Klasifikace jako	
	0	1
0	TN	FP
1	FN	TP

Zdroj: Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*.

Symboly použité v tabulce:

TN (True Negatives) – pozorování, která jsou ve skutečnosti negativní a klasifikační pravidlo je zařadilo mezi negativní

FP (False Positives) – pozorování, která jsou ve skutečnosti negativní a klasifikační pravidlo je zařadilo mezi pozitivní

FN (False Negatives) – pozorování, která jsou ve skutečnosti pozitivní a klasifikační pravidlo je zařadilo mezi negativní

TP (True Positives) – pozorování, která jsou ve skutečnosti pozitivní a klasifikační pravidlo je zařadilo mezi pozitivní

Klasifikační matice má na diagonále počty správně zařazených případů, mimo diagonálu jsou zobrazeny chyby I. druhu (bankrotní podnik klasifikován jako prosperující) a chyby II. druhu (prosperující podnik klasifikován jako bankrotní). Zároveň bude z klasifikační matice pro každý model dopočtena falešná negativita a falešná pozitivita dle níže uvedených vzorců.

$$FP_r = FP / (TN + FP) \quad (33)$$

$$FN_r = FN / (FN + TP) \quad (34)$$

Falešná negativita je klasifikována jako relativní četnost nesprávné klasifikace pozitivních případů. Falešná pozitivita je definována jako relativní četnost nesprávné klasifikace negativních případů.

Kvalita proložení dat jednotlivých modelů bude zobrazena graficky pomocí ROC křivek, kdy lepší model dosáhne větší plochy pod křivkou ROC a naopak horší model se bude svým tvarem blížit dolní vodorovné ose x.

6.5. Software

Při potřebě softwarového vybavení pro uskutečnění vyhraněných cílů bude použit program STATISTICA 12 CZ od firmy StatSoft ČR s.r.o. a Microsoft Office Excel 2007 s doplňkem XLSTAT 2014.

7. Řešení a výsledky

7.1. Výběr proměnných

Jelikož je test středních hodnot považován za důležité kritérium při výběru proměnných, jsou veškeré ukazatele nejprve testovány prostřednictvím jednorozměrných t-testů. Snahou bylo nulovou hypotézu na shodu středních hodnot na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ zamítnout. V následující kapitole se budou vícerozměrné analýzy provádět pouze na ukazatelích, které v daném roce neprokážou shodu středních hodnot.

Uvedené tabulky zobrazují hodnoty testových kritérií jednorozměrných testů mezi skupinou podniků v úpadku ($G = 0$) a podniků, které mají dobré finanční zdraví ($G = 1$) pro ukazatele, které projevily statisticky významnou neshodu středních hodnot alespoň v jednom období. Tato neshoda je v tabulkách pro lepší čitelnost zvýrazněná a označuje zároveň ty ukazatele, které budou v následujícím kroku užity pro další testování.

Tabulka 9: Testy středních hodnot mezi $G = 0$ a $G = 1$ pro roky 2007 - 2009

Ukazatel	2007		2008		2009	
	Hodnota t-testu	p-value	Hodnota t-testu	p-value	Hodnota t-testu	p-value
ZUD/A	2,4620	0,0175	0,5578	0,5796	-0,9655	0,3391
CZ/A	-2,7848	0,0076	-2,8730	0,0060	-2,8802	0,0059
VK/A	3,0947	0,0033	2,8986	0,0056	2,8731	0,0060
KrCZ/A	-2,4619	0,0175	-2,1430	0,0372	-2,8278	0,0068
ZUD/NÚ	-0,9435	0,3502	2,2817	0,0270	0,0955	0,9243
L1	1,1483	0,2565	1,2267	0,2259	2,6205	0,0117
N/V	-1,6350	0,1086	-2,4299	0,0189	-2,0618	0,0447

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 10: Testy středních hodnot mezi $G = 0$ a $G = 1$ pro roky 2010 - 2011

Ukazatel	2010		2011	
	Hodnota t-testu	p-value	Hodnota t-testu	p-value
ZUD/A	1,9376	0,0586	-0,7393	0,4633
CZ/A	-2,514	0,0153	2,0677	0,0441
VK/A	2,6846	0,0099	-2,0288	0,0480
KrCZ/A	-2,0881	0,0421	-1,8547	0,0698
ZUD/NÚ	2,2198	0,0312	2,3475	0,0231
L1	2,217	0,0314	1,1050	0,2746
N/V	-1,0201	0,3128	-2,8161	0,0070

Zdroj: vlastní zpracování

Pro potřeby zjištění normálního rozdělení bylo užito Kolmogorov-Smirnova testu. Primární snahou je nezamítnout nulovou hypotézu existence normálního rozdělení na hladině významnosti $\alpha = 0,05$. Z důvodu, že nejsou drobné odchylky od normality u diskriminační analýzy a logistické regrese výrazný problém, který neovlivní vypovídací schopnost výsledného modelu, je akceptována i statisticky významná neschopnost prokázání normality, tedy zamítnutí nulové hypotézy.

Testování normality se prokazovalo pouze pro ty ukazatele, které v daném roce zamítaly hypotézu o shodě středních hodnot z předchozího kroku. Výsledné hodnoty testových kritérií a dosažené hladiny významnosti zobrazují následující tabulky, jak pro oba vzorky podniků, tak pro jednotlivé roky.

Tabulka 11: Kolmogorov-Smirnovův test normality pro rok 2007

Ukazatel	G = 0		G = 1	
	max D	p - value	max D	p - value
ZUD/A	0,2640	$p < 0,10$	0,2348	$p < 0,15$
CZ/A	0,1708	$p > 0,20$	0,2198	$p < 0,20$
VK/A	0,1901	$p > 0,20$	0,2102	$p < 0,20$
KrCZ/A	0,4202	$p < 0,01$	0,1019	$p > 0,20$

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 12: Kolmogorov-Smirnov test normality pro rok 2008

Ukazatel	G = 0		G = 1	
	max D	p - value	max D	p - value
CZ/A	0,3172	p < 0,05	0,2571	p < 0,10
VK/A	0,2931	p < 0,05	0,2366	p < 0,15
KrCZ/A	0,1362	p > 0,20	0,1050	p > 0,20
ZUD/NÚ	0,4668	p < 0,01	0,4004	p < 0,01
N/V	0,2481	p < 0,10	0,4146	p < 0,01

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 13: Kolmogorov-Smirnov test normality pro rok 2009

Ukazatel	G = 0		G = 1	
	max D	p - value	max D	p - value
CZ/A	0,3882	p < 0,01	0,1603	p > 0,20
VK/A	0,3908	p < 0,01	0,1565	p > 0,20
KrCZ/A	0,2863	p < 0,05	0,1374	p > 0,20
L1	0,3024	p < 0,05	0,2600	p < 0,10
N/V	0,2472	p < 0,10	0,2974	p < 0,05

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 14: Kolmogorov-Smirnov test normality pro rok 2010

Ukazatel	G = 0		G = 1	
	max D	p - value	max D	p - value
CZ/A	0,3143	p < 0,05	0,1541	p > 0,20
VK/A	0,3246	p < 0,01	0,1643	p > 0,20
KrCZ/A	0,3474	p < 0,01	0,1546	p > 0,20
ZUD/NÚ	0,3451	p < 0,01	0,2900	p < 0,05
L1	0,3166	p < 0,05	0,3278	p < 0,01

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 15: Kolmogorov-Smirnov test normality pro rok 2011

Ukazatel	G = 0		G = 1	
	max D	p - value	max D	p - value
CZ/A	0,3356	p < 0,01	0,3582	p < 0,01
VK/A	0,3408	p < 0,01	0,3341	p < 0,01
ZUD/NÚ	0,3440	p < 0,01	0,2184	p < 0,20
N/V	0,2399	p < 0,15	0,3645	p < 0,01

Zdroj: vlastní zpracování

Jako poslední předpoklad, který z podstaty vícerozměrných analýz musí jednotlivé proměnné splňovat, je neexistence vzájemně korelovaných vztahů. Jelikož jsou vybrané proměnné zastoupené především ukazateli zadluženosti, je na první pohled zřejmé, že mezi nimi bude existovat silná vzájemná korelace. Provedme proto pro jednotlivé roky korelační matice.

Silná vzájemná korelace se projevila ve všech letech pouze u ukazatelů CZ/A, VK/A a KrCZ/A. Na základě vyšší hodnoty jednorozměrných t-testů byl až na dvě výjimky v roce 2009 a 2011 vybrán ukazatel VK/A. V následujících tabulkách jsou zobrazeny výsledné korelační matice proměnných, které již nejsou vzájemně korelované pro jednotlivé roky 2007 – 2011.

Tabulka 16: Korelační matice pro rok 2007

	ZUD/A	VK/A
ZUD/A	1,0000	-0,0863
VK/A	-0,0863	1,0000

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 17: Korelační matice pro rok 2008

	VK/A	ZUD/NÚ	N/V
VK/A	1,0000	0,1504	-0,3407
ZUD/NÚ	0,1504	1,0000	-0,3111
N/V	-0,3407	-0,3111	1,0000

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 18: Korelační matice pro rok 2009

	CZ/A	L1	N/V
CZ/A	1,0000	-0,1816	0,0069
L1	-0,1816	1,0000	-0,0119
N/V	0,0069	-0,0119	1,0000

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 19: Korelační matice pro rok 2010

	VK/A	ZUD/NÚ	L1
VK/A	1,0000	-0,2213	0,2019
ZUD/NÚ	-0,2213	1,0000	-0,3169
L1	0,2019	-0,3169	1,0000

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka 20: Korelační matice pro rok 2011

	VK/A	ZUD/NÚ	N/V
VK/A	1,0000	0,2176	-0,1825
ZUD/NÚ	0,2176	1,0000	-0,3169
N/V	-0,1825	-0,3169	1,0000

Zdroj: vlastní zpracování

Na základě předpokladů diskriminační analýzy a logistické regrese byly z 30 poměrových ukazatelů vybrány pro jednotlivé roky tyto proměnné:

- pro rok 2007
 - rentabilita celkového kapitálu, ZUD/A
 - kvóta vlastního kapitálu, VK/A
- pro rok 2008
 - kvóta vlastního kapitálu, VK/A
 - úrokové krytí, ZUD/NÚ
 - nákladovost výnosů, N/V
- pro rok 2009
 - celková zadluženost, CZ/A
 - okamžitá likvidita, L1

- nákladovost výnosů, N/V
- pro rok 2010
 - kvóta vlastního kapitálu, VK/A
 - úrokové krytí, ZUD/NÚ
 - okamžitá likvidita, L1
- pro rok 2011
 - celková zadluženost, CZ/A
 - úrokové krytí, ZUD/NÚ
 - nákladovost výnosů, N/V

Uvedené proměnné jsou zastupitelé ukazatelů rentability, zadluženosti, likvidity a provozních ukazatelů. Z předchozích analýz jsou charakterizovány jako ukazatele vzájemně nekorelované a dokážou rozlišit mezi skupinou prosperujících podniků a podniků v úpadku. Normalita je v tomto bodě pominuta, neboť nebyla u všech ukazatelů prokázána a zároveň tento předpoklad neovlivňuje vypovídací schopnost modelů. Ze své podstaty tyto ukazatele v sobě zahrnují všechny důležité položky rozvahy a výkazu zisku a ztráty, tedy vlastní a cizí zdroje, aktiva, zisk před úroky a zdaněním, nákladové úroky, krátkodobý finanční majetek a závazky a celkové náklady a výnosy. Základní popisné statistiky jednotlivých ukazatelů včetně histogramů jsou uvedeny v Příloze B.

7.2. Diskriminační analýza

Užití diskriminační analýzy představuje zohlednění některých předpokladů, které jsou pro diskriminační analýzu důležité. Vedle neexistence vzájemně korelovaných proměnných je to existence vícerozměrné normality. Testování vícerozměrné normality bude prováděno pro každý rok na základě vícerozměrné šikmosti a vícerozměrné špičatosti. V případě, že by byla nulová hypotéza o vícerozměrné normalitě na hladině $\alpha = 0,05$ zamítnuta, z řady simulačních studií vyplývá, že výsledek lineární diskriminační analýzy není touto podmínkou výrazně ovlivněn. Diskriminační funkce bude pro jednotlivé roky obsahovat vybrané proměnné.

LDA pro rok 2007

Nejprve provedme lineární diskriminační analýzu pro rok 2007. Testy vícerozměrné normality zamítly nulovou hypotézu pro skupinu podniků v úpadku, kdy byl test na základě šikmosti $58,84 > \chi_{0,95}^2(4) = 9,49$ a na základě špičatosti $9,86 > u_{0,975} = 1,96$. Pro skupinu prosperujících podniků není jednoznačně zamítnuta nulová hypotéza o vícerozměrné normalitě, neboť je test na základě šikmosti $16,96 > \chi_{0,95}^2(4) = 9,49$ a na základě špičatosti $1,35 > u_{0,975} = 1,96$.

Wilksova lambda modelu je $\Lambda = 0,8300$ a p-hodnota je $p < 0,0125$. Podle hodnot standardizovaných koeficientů má větší vliv na hodnotu funkce VK/A, neboť $a^T = [-0,9786; 0,1608]$.

Celková lineární diskriminační funkce pro rok 2007 je

$$LDA(2007): Y = 0,0272 ZUD/A - 2,8184 VK/A + 0,8124$$

V důsledku existence absolutního členu je klasifikační hranice stanovena bodem 0. Model zařadí objekt s kladným výsledkem funkce do skupiny podniků v úpadku, záporné hodnoty naopak do skupiny zdravých podniků, tedy

pokud $LDA > 0$, pak $\hat{G} = 0$, jinak $\hat{G} = 1$.

Úspěšnost správného zařazení objektů do tříd je 66 %. Falešná pozitivita je pro tento model 32 % a falešná negativita je 36 %, což dokazuje i klasifikační matice.

Tabulka 21: Klasifikační matice LDA pro rok 2007

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	17	8
$G = 1$	9	16

Zdroj: vlastní zpracování

I když se model skládá pouze ze dvou ukazatelů, je přesto provedena kroková analýza. Ta z modelu vyřadila ukazatel ZUD/A. Wilksova lambda se nepatrně zhoršila $\Lambda = 0,8337$ a p-hodnota je $p < 0,0033$. Diskriminační funkce vypadá následovně:

$$LDA_K(2007): Y = - 2,8425 VK/A + 0,8356$$

Potvrdilo se, že kroková analýza model zjednoduší bez snížení vypovídací schopnosti. Úspěšnost této funkce je opět 66 %, klasifikační matice je stejná jako v předchozím případě. Falešná pozitivita je 32 % a falešná negativita 36 %.

LDA pro rok 2008

Přejdeme k vytvoření diskriminační funkce pro další rok. Nulová hypotéza o vícerozměrné normalitě je na základě testů vícerozměrné šikmosti a špičatosti zamítnuta: ve skupině podniků v úpadku test na základě šikmosti $103,44 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$, test na základě špičatosti $10,55 > u_{0,975} = 1,96$, ve skupině prosperujících podniků test na základě šikmosti $145,33 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$, test na základě špičatosti $12,25 > u_{0,975} = 1,96$.

Wilksova lambda tohoto modelu se zlepšila na $\Lambda = 0,7633$ a p-hodnota se zmenšila na $p < 0,0057$. Celková lineární diskriminační funkce pro rok 2008:

$$LDA(2008): Y = -1,6698 VK/A - 0,0097 ZUD/NÚ + 2,4951 N/V - 2,0157$$

Celková úspěšnost modelu je 72 %, oproti předchozímu roku pravděpodobnost správného zařazení objektů výrazně stoupla. Falešná pozitivita modelu stoupla z 32 % na 36 % a falešná negativita výrazně klesla z 36 % na 20 %.

Tabulka 22: Klasifikační matice LDA pro rok 2008

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	16	9
$G = 1$	5	20

Zdroj: vlastní zpracování

Klasifikační pravidlo je stejné jako v předchozím případě:

pokud $LDA > 0$, pak $\hat{G} = 0$, jinak $\hat{G} = 1$.

Dle standardizovaných koeficientů vyplývá, že nejvyšší vliv na hodnotu funkce má VK/A , dále pak $ZUD/NÚ$ a N/V , $a^T = [0,6471; 0,4864; -0,3589]$.

Jako další krok byla provedena kroková analýza, která pro tento rok nevyloučila z modelu žádnou proměnnou. Výsledná podoba modelu zůstává zachována.

LDA pro rok 2009

Diskriminační model se pro rok 2009 skládá z ukazatelů CZ/A , $L1$ a N/V . Nulová hypotéza o vícerozměrné normalitě je na základě testů vícerozměrné šikmosti a špičatosti zamítnuta: ve skupině neprosperujících podniků test na základě šikmosti $109,78 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$, na základě špičatosti $10,01 > u_{0,975} = 1,96$, ve skupině

prosperujících podniků test na základě šikmosti $61,21 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$, na základě špičatosti $5,68 > u_{0,975} = 1,96$.

Wilksova lambda se oproti předchozímu roku zlepšila na $\Lambda = 0,6911$ a p-hodnota se zmenšila na $p < 0,0007$. Celkový model má tento tvar:

$$LDA (2009): Y = 0,8916 CZ/A - 1,1544 LI + 2,6336 N/V - 3,0670$$

Klasifikační pravidlo je stejné jako u předchozích funkcí,

pokud $LDA > 0$, pak $\hat{G} = 0$, jinak $\hat{G} = 1$.

Celková úspěšnost modelu vzrostla. Pomocí této funkce je správně zařazeno 76 % pozorování, z toho je 84 % správného zařazení u neprosperujících podniků a 68 % u podniků prosperujících. V porovnání s předchozím rokem falešná pozitivita výrazně klesla na 16 % a naopak falešná negativita vzrostla na 32 %.

Tabulka 23: Klasifikační matice LDA pro rok 2009

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	21	4
$G = 1$	8	17

Zdroj: vlastní zpracování

Ze srovnání standardizovaných koeficientů vyplývá, že největší vliv na výsledek diskriminační funkce má ukazatel CZ/A, dále L1 a N/V, $a^T = [0,6578; -0,5884; 0,5798]$. Stejně jako v předchozím roce kroková analýza nevyloučila žádný z ukazatelů.

LDA pro rok 2010

Hypotéza o vícerozměrném normálním rozdělení je na hladině $\alpha = 0,05$ opět zamítnuta: ve skupině podniků v úpadku je test na základě šikmosti $143,54 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$ a test na základě špičatosti $12,88 > u_{0,975} = 1,96$, ve skupině prosperujících podniků je test na základě šikmosti $70,09 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$ a test na základě špičatosti $6,12 > u_{0,975} = 1,96$.

Lineární diskriminační funkce pro neprosperující podniky má dva roky před jejich úpadkem následující tvar:

$$LDA_{G=0} (2010): Y = -0,2519 VK/A - 0,0086 ZUD/NÚ + 0,0572 LI - 0,8211$$

Pomocí této funkce je správně zařazeno 80 % pozorování. Dle předchozího roku úspěšnost správného zařazení bankrotních podniků nepatrně klesla.

Firmy bez finančních potíží mají následující diskriminační funkci. Úspěšnost správného zařazení tohoto modelu vzrostla na 76 %.

$$LDA_{G=1}(2010): Y = 0,3728 VK/A + 0,0036 ZUD/NÚ + 0,3920 LI - 1,0281$$

Po odečtu těchto dvou funkcí vzniká celková lineární diskriminační funkce pro rok 2010:

$$LDA (2010): Y = -0,6246 VK/A - 0,0123 ZUD/NÚ - 0,3348 LI + 0,2070$$

Wilksova lambda se zhoršila na $\Lambda = 0,7634$ a p-hodnota se zároveň zvětšila na $p < 0,0057$.

Klasifikační pravidlo je:

pokud $LDA > 0$, pak $\hat{G} = 0$, jinak $\hat{G} = 1$.

Celková pravděpodobnost modelu nepatrně vzrostla na 78 %. Falešná pozitivita vzrostla na 20 % a falešná negativita klesla z 32 % na 24 %.

Tabulka 24: Klasifikační matice LDA pro rok 2010

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	20	5
$G = 1$	6	19

Zdroj: vlastní zpracování

Dle standardizovaných kořenů má nepatrně větší vliv na výsledek funkce opět VK/A, dále pak ZUD/NÚ a L1, $a^T = [-0,5747; -0,5301; -0,5130]$.

Stejně jako v předchozích letech kroková dopředná analýza potvrdila vybrané proměnné, nevyloučila žádný z ukazatelů. Výsledný model tak není možné zjednodušit, bez toho aniž by se zhoršila jeho vypovídací schopnost.

LDA pro rok 2011

Jako poslední je provedena diskriminační analýza pro rok 2011, tedy jeden rok před zahájením insolvenčního řízení a rozhodnutím o úpadku podniků ve finanční tísni.

Nulová hypotéza o shodě vícerozměrné normality je na hladině $\alpha = 0,05$ na základě testů vícerozměrné šikmosti a špičatosti zamítnuta: ve skupině podniků v úpadku test na základě šikmosti $138,80 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$, test na základě špičatosti $13,49 > u_{0,975} = 1,96$, ve skupině zdravých podniků test na základě šikmosti $79,64 > \chi_{0,95}^2(10) = 18,31$, test na základě špičatosti $5,36 > u_{0,975} = 1,96$.

Diskriminační funkce pro oba vzorky podniků má následující tvary:

$$LDA_{G=0}(2011): Y = 0,2748 CZ/A + 0,0022 ZUD/NÚ + 5,5618 NV - 4,4438$$

$$LDA_{G=1}(2011): Y = 0,0661 CZ/A + 0,0113 ZUD/NÚ + 4,1990 NV - 2,6177$$

Celková lineární diskriminační funkce pro rok 2011 je

$$LDA(2011): Y = 0,2038 CZ/A - 0,0091 ZUD/NÚ + 1,3629 NV - 1,8261$$

Wilksova lambda modelu se zhoršila na hodnotu $\Lambda = 0,7821$, zároveň se zvýšila i p-hodnota na $p < 0,0096$.

Celková pravděpodobnost správného zařazení tohoto modelu se oproti roku 2010 zvýšila na úroveň 80 %. Zároveň výrazně stoupla i pravděpodobnost správného zařazení objektů do skupiny prosperujících podniků (96 %). Schopnost modelu zařadit správně neprosperující podniky je 64 %, tedy se oproti roku 2010 výrazně zhoršila. Falešná pozitivita pro tento model je 36 %, falešná negativita 4 %. Klasifikační pravidlo je stejné jako v předchozích případech.

Tabulka 25: Klasifikační matice LDA pro rok 2011

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	16	9
$G = 1$	1	24

Zdroj: vlastní zpracování

Dle standardizovaných koeficientů má největší vliv na diskriminační funkci ukazatel N/V, dále pak ZUD/NÚ a CZ/A, neboť $a^T = [-0,6258; 0,4410; -0,4235]$.

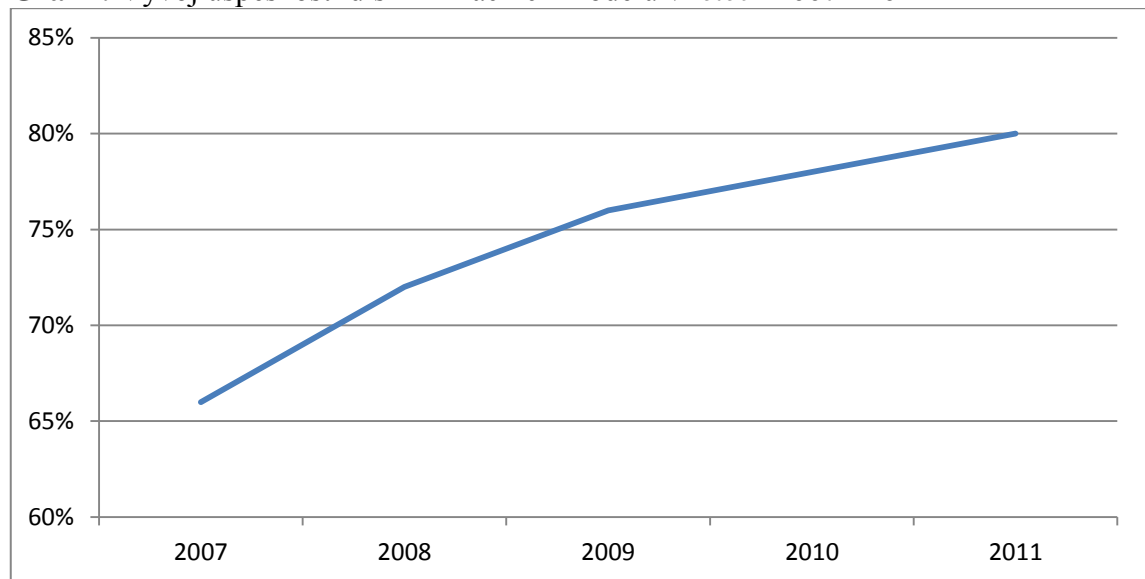
Kroková dopředná analýza opět zařadila všechny 3 proměnné, nevyloučila žádný z nich.

7.3. Shrnutí diskriminační analýzy

V předchozí části byla na vybraných poměrových ukazatelích aplikována diskriminační analýza za účelem získání modelů, které by svým výsledkem dokázaly správně klasifikovat podnik jako prosperující, nebo jako podnik, u kterého je pravděpodobnost bankrotu. Pro každý rok byla nejprve provedena diskriminační funkce za účelem zjištění úspěšnosti modelu. Dále byla provedena kroková dopředná analýza, která vyloučením některých ukazatelů měla model zjednodušit. Tohoto bylo využito pouze v roce 2007, kdy se zjednodušený model skládal jen z ukazatele VK/A a absolutního členu. Vícerozměrná normalita byla většinou na základě testů vícerozměrné šikmosti a špičatosti zamítnuta na hladině významnosti $\alpha = 0,05$.

Celková úspěšnost modelů se v čase neustále zlepšovala. V závislosti na procentu pravděpodobnosti zařadit správně dané objekty dosahoval model v roce 2007 úspěšnosti 66%, v dalších letech pak 72 %, 76 %, 78 % a nakonec v roce 2011 80 %. Grafický průběh lze vidět v grafu č. 1.

Graf 1: Vývoj úspěšnosti diskriminačních modelů v letech 2007 - 2011

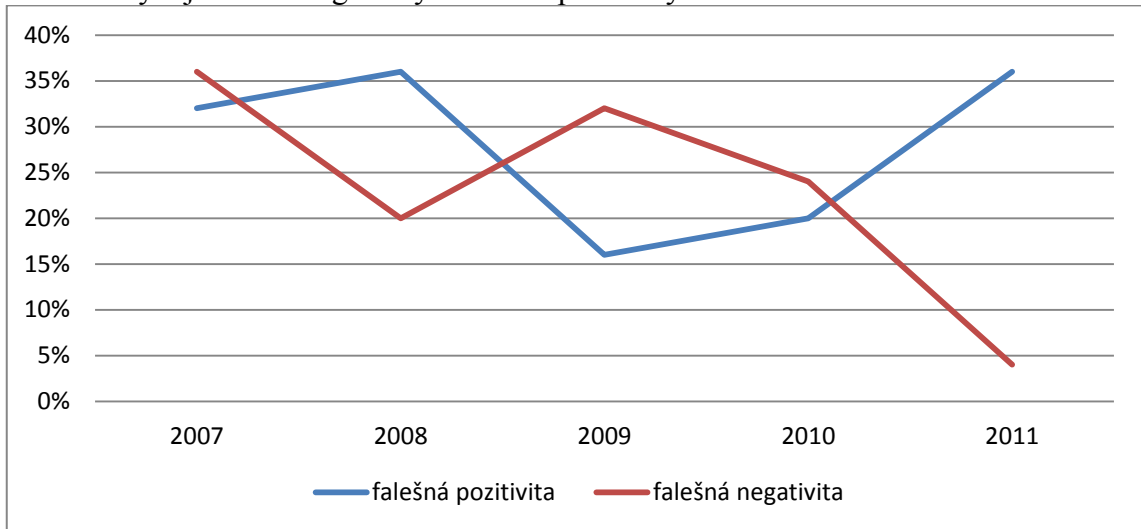


Zdroj: vlastní zpracování

Rostoucí průběh rozhodně nevykazovala falešná negativita a falešná pozitivita, tedy procento špatně zařazených prosperujících a bankrotních podniků. Falešná pozitivita nejprve rostla na hladinu 36 %, v roce 2009 následoval propad na hodnotu 16 % a následoval opět postupný růst na 36 % v roce 2011. Falešná negativita vykazovala opačný průběh. V roce 2007 byla hodnota 36 %, v následujícím roce tato hodnota

poklesla na 20 %, v dalším roce opět vzrostla na 32 % a od roku 2010 postupně klesala na hladinu 4 %.

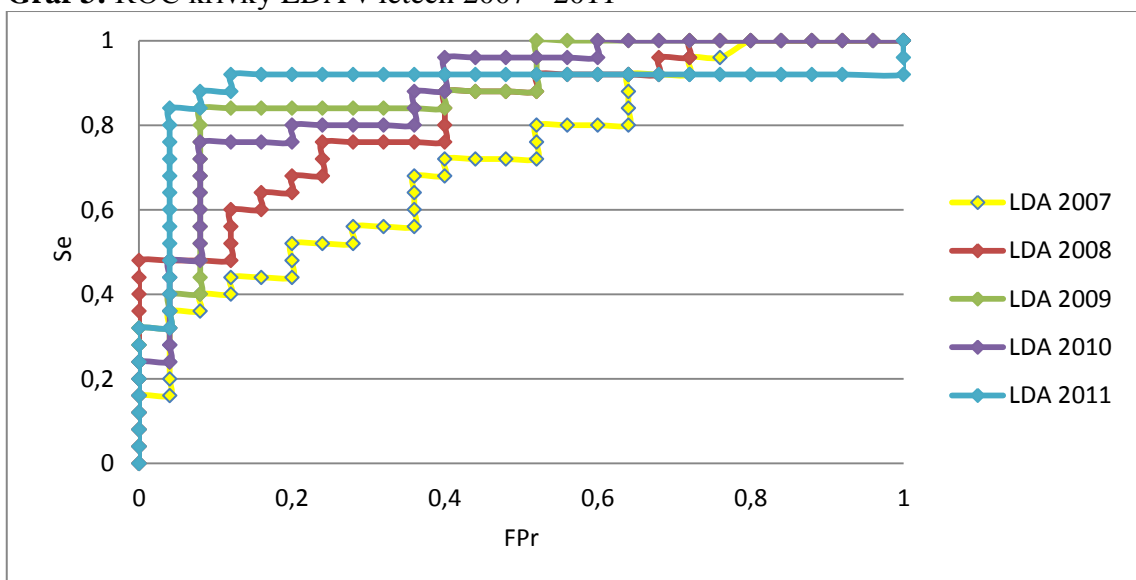
Graf 2: Vývoj falešné negativity a falešné pozitivity LDA v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

Kvalita proložení dat jednotlivých modelů je zobrazena graficky prostřednictvím ROC křivek, které jsou zobrazeny v grafu č. 3. ROC křivky zobrazují úspěšnost jednotlivých modelů. Nejméně úspěšný model byl diskriminační model z roku 2007, jehož ROC křivka se, na rozdíl od úspěšnějších modelů, přibližuje svým tvarem nejvíce spodní ose x. Naopak model z roku 2011, který představuje 80% úspěšnost, se svou ROC křivkou blíží ideální.

Graf 3: ROC křivky LDA v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

Plocha pod křivkou se v závislosti na lepším proložení dat zvyšovala, v roce 2007 byla $AUC = 0,708$, v roce 2008 $AUC = 0,820$, pro další roky pak $AUC = 0,878$, $AUC = 0,870$ a pro rok 2011 $AUC = 0,890$.

V jednotlivých letech se měnila i Wilksova lambda a p-hodnota. Vyšší hodnoty Wilkovy lambdy byly zaznamenány v letech 2007 a 2011, nejnižší hodnota byla v roce 2009. Klasifikační pravidlo bylo z důvodu absolutního kořenu stanoveno pro všechny roky jako bod 0, kdy záporné hodnoty zařazovaly podniky do vzorku s dobrým finančním zdravím, kladné hodnoty naopak predikovaly úpadek.

Pro zajímavost byla na modelu z roku 2011, který představoval nejvyšší úspěšnost správného zařazení objektů, aplikována data z předchozích let za účelem zjištění úspěšnosti modelu letech 2007 - 2010. Jak se ukázalo, je tento model vhodný pouze pro rok 2011. V roce 2007 model správně zařadil pouhých 52 % případů, z toho bylo 96 % správného pozorování u prosperujících podniků a pouhých 8 % u podniků bankrotních. V následujícím roce byla celková úspěšnost modelu 54 % případů, správně bylo zařazeno 100 % zdravých podniků a 20 % podniků v úpadku. V roce 2009 pravděpodobnost stoupla na 66 % případů, správně bylo zařazeno 96 % podniků prosperujících a 36 % podniků v úpadku. Falešná negativita byla tedy 4 % a falešná pozitivita 64 %. V roce 2010 úspěšnost modelu opět stoupla na 68 %, z toho byla 92% úspěšnost u prosperujících podniků a 44% úspěšnost u bankrotních podniků. Falešná negativita oproti předchozímu roku vzrostla na 8 % a falešná pozitivita poklesla na 56 %. V porovnání s výsledky roku 2011 (falešná negativita 4 %, falešná pozitivita 36 %, celkově zařazeno správně 80 %) je patrné, že ačkoliv model v předcházejících letech správně zařazoval vysoké procento zdravých podniků a v čase se zlepšoval, není vhodný jej používat pro roky více než jeden rok před rozhodnutím o úpadku podniků ve finanční tísni.

7.4. Logistická regrese

Model logistické regrese se velice často využívá v souvislosti s diskriminační analýzou a analýzou normálního rozdělení. Jedná se o alternativní metodu klasifikace, pokud nejsou splněny předpoklady vícerozměrného normálního modelu, který je, jak již bylo uvedeno, předpokladem diskriminační analýzy. Z tohoto důvodu se u logistické regrese očekávají lepší výsledky v procentu správného zařazení. Stejně jako u

diskriminační analýzy, bude i logistická regrese vycházet z vybraných ukazatelů pro jednotlivé roky. Předpokládejme, že pro všechny roky je modelovanou pravděpodobností budoucí prosperita podniku $P (G = 1)$ a klasifikačním pravidlem pak: pokud je pravděpodobnost vyšší než prahová hodnota $\theta = 0,5$, předpokládá se zařazení do skupiny zdravých podniků, naopak, pokud je pravděpodobnost menší než $\theta = 0,5$, objekt se zařazuje do skupiny bankrotních podniků, tedy

pokud $P (G = 1) > 0,5$, pak $\hat{G} = 1$, jinak $\hat{G} = 0$.

LR pro rok 2007

Nejprve bude provedena logistická regrese pro rok 2007. Tabulka č. 26 deklaruje pro každou proměnnou hodnotu testovací statistiky a p-hodnotu Waldova testu. Je zřejmé, že na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ je za statisticky nejvýznamnější ukazatel považován VK/A. Jako druhý statisticky významný ukazatel je absolutní člen s p-value 0,0422.

Tabulka 26: Odhady parametrů LR pro rok 2007

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	1,0934	0,5382	4,1280	0,0422
ZUD/A	0,0310	0,0919	0,1140	0,7356
VK/A	-3,7160	1,4893	6,2261	0,0126

Zdroj: vlastní zpracování

Matematické zapsání modelu je následovné:

$$LR (2007): \ln \left(\frac{P (G=1)}{1-P (G=1)} \right) = 0,0310 ZUD/A - 3,7160 VK/A + 1,0934$$

Pokud je prahová hodnota $\theta = 0,5$, je prostřednictvím tohoto modelu správně zařazeno 68 %.

Tabulka 27: Klasifikační matice LR pro rok 2007

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	17	8
$G = 1$	9	16

Zdroj: vlastní zpracování

Falešná pozitivita je 32 % a falešná negativita je 36 %. Lépe jsou tedy klasifikovány podniky v úpadku.

Proveďme nyní krokovou dopřednou analýzu. Ta, v případě nutnosti, vyloučí některý z ukazatelů, který pozitivně neovlivňuje výsledek a přispěje tak zároveň k jednoduchosti modelu.

Tabulka 28: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2007

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	1,1255	0,5352	4,4220	0,0355
VK/A	-3,7867	1,4938	6,4259	0,0112

Zdroj: vlastní zpracování

$$LR_K(2007): \ln \left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)} \right) = -3,7867 \text{ VK/A} + 1,1255$$

Kroková dopředná analýza, stejně jako u diskriminační analýzy v roce 2007, vyloučila proměnnou ZUD/A. Ponechala pouze statisticky významný ukazatel VK/A a absolutní člen s p-hodnotou $p < 0,05$. Klasifikační matice zůstává stejná, správně je zařazeno 68 % pozorování. Klasifikační pravidlo je taktéž stejné.

LR pro rok 2008

Výsledky logistické regrese pro rok 2008 jsou zaznamenány v tabulce č. 29. Testy významnosti založené na Waldově statistice zobrazují na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ dva ukazatele, konkrétně VK/A a ZUD/NÚ. Jestliže předpokládáme prahovou hodnotu $\theta = 0,5$, je prostřednictvím logistického regresního modelu správně klasifikováno 76 % případů. Pravděpodobnost správného zařazení tak oproti předcházejícímu roku výrazně vzrostla. Falešná pozitivita klesla na 20 % a falešná negativita na 28 %. Výsledky zařazení zobrazuje klasifikační matice.

Tabulka 29: Odhady parametrů LR pro rok 2008

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	-0,7876	7,9165	0,0100	0,9208
VK/A	-4,2437	2,0724	4,1933	0,0406
ZUD/NÚ	-0,4848	0,2127	5,1935	0,0227
N/V	2,8673	7,7439	0,1371	0,7112

Zdroj: vlastní zpracování

$$LR(2008): \ln\left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)}\right) = -4,2437 \text{ VK/A} - 0,4848 \text{ ZUD/NÚ} + 2,8673 \text{ N/V} - 0,7876$$

Tabulka 30: Klasifikační matice LR pro rok 2008

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	20	5
$G = 1$	7	18

Zdroj: vlastní zpracování

Kroková analýza pro rok 2008 vyloučila ze svého modelu dva ukazatele, konkrétně ZUD/NÚ a N/V. Zůstal tak pouze jediný ukazatel VK/A, stejně jako v předchozím roce.

Tabulka 31: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2008

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	1,4582	0,5985	5,9356	0,0148
VK/A	-4,7639	1,7004	7,8495	0,0051

Zdroj: vlastní zpracování

$$LR_K(2008): \ln\left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)}\right) = -4,7639 \text{ VK/A} + 1,4582$$

Tabulka 32: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2008

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	17	8
$G = 1$	7	18

Zdroj: vlastní zpracování

Oproti původní verzi dochází ke zvýšení falešné pozitivity na 32 %, v důsledku čehož poklesla i úspěšnost zkráceného modelu na 70 %. Z tohoto důvodu není krokový výběr proměnných pro tento rok vhodný.

LR pro rok 2009

Odhady parametrů pro logistický regresní model v roce 2009 zobrazuje následující tabulka. Na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ není za statisticky významný ukazatel považován žádný, neboť p-hodnotu mají všechny proměnné $p > 0,05$.

Tabulka 33: Odhady parametrů LR pro rok 2009

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	-7,5677	4,1869	3,2670	0,0707
CZ/A	3,8897	2,0764	3,5091	0,0610
L1	-4,4661	2,7530	2,6316	0,1048
N/V	5,3247	4,4452	1,4349	0,2310

Zdroj: vlastní zpracování

$$LR(2009): \ln\left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)}\right) = 3,8897 CZ/A - 4,4661 L1 + 5,3247 N/V - 7,5677$$

Na základě prahové hodnoty $\theta = 0,5$ je prostřednictvím tohoto modelu správně zařazeno 80 %. Oproti předchozímu modelu tak pravděpodobnost správného zařazení opět stoupla. Falešná pozitivita klesla na 16 %, falešná negativita na 24 %. Správně je zařazeno 84 % bankrotních podniků a 76 % prosperujících podniků.

Tabulka 34: Klasifikační matice LR pro rok 2009

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	21	4
$G = 1$	6	19

Zdroj: vlastní zpracování

Kroková dopředná analýza zúžila výběr proměnných, do modelu nezařadila ukazatele L1 a N/V. Ukazatel CZ/A je v tomto případě na hladině $\alpha = 0,05$ statisticky významná veličina s p hodnotou $p = 0,0035$.

Tabulka 35: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2009

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	-3,5657	1,2605	8,0022	0,0047
CZ/A	4,9084	1,6828	8,5080	0,0035

Zdroj: vlastní zpracování

Pokud se odhady proměnných zapíší matematicky, vypadá model následovně:

$$LR_K(2009): \ln \left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)} \right) = 4,9084 CZ/A - 3,5657$$

Falešná negativita po upravení proměnných krokovou analýzou klesla z původních 24 % na 16 %, falešná pozitivita naopak nepatrně stoupla na 20 %. Celkově však pravděpodobnost správného zařazení stoupla na 82 %, což zobrazuje i klasifikační matice. V tomto případě je upravení logistické funkce krokovou dopřednou analýzou výhodnější.

Tabulka 36: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2009

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
G = 0	20	5
G = 1	4	21

Zdroj: vlastní zpracování

LR pro rok 2010

Proveďme logistickou regresi pro další rok. Výsledky jsou zaznamenány v tabulce č. 37. Při testování na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ není za statisticky významný ukazatel považován žádný.

Tabulka 37: Odhady parametrů LR pro rok 2010

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	1,0487	0,5501	3,6337	0,0566
VK/A	-2,4602	1,3905	3,1302	0,0769
ZUD/NÚ	-0,0575	0,0456	1,5907	0,2072
L1	-1,4002	1,1203	1,5621	0,2114

Zdroj: vlastní zpracování

$$LR(2010): \ln \left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)} \right) = -2,4602 \text{ VK/A} - 0,0575 \text{ ZUD/NÚ} - 1,4002 \text{ LI} + 1,0487$$

Jestliže je jako hranice pro klasifikaci považována hodnota $\theta = 0,5$, tento model správně určí 76 % objektů. Oproti modelům z roku 2009 tak pravděpodobnost klesla. Falešná pozitivita činí 20 % a falešná negativita 28 %.

Tabulka 38: Klasifikační matice LR pro rok 2010

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	20	5
$G = 1$	7	18

Zdroj: vlastní zpracování

Kroková dopředná analýza opět vyloučila dva ukazatele a ponechala pouze ukazatel VK/A, který považuje s hodnotou p-value 0,0032 za statisticky významný, stejně tak jako absolutní člen s p-value 0,0466.

Tabulka 39: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2010

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	0,9921	0,4984	3,9613	0,0466
VK/A	-3,9251	1,3306	8,7019	0,0032

Zdroj: vlastní zpracování

$$LR_K(2010): \ln \left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)} \right) = -3,9251 \text{ VK/A} + 0,9921$$

Úspěšnost zkráceného modelu je oproti původní verzi v důsledku snížení falešné negativy nepatrně vyšší, konkrétně 78 %. Falešná negativita je 24 % a falešná pozitivita zůstává stejná, 20 %.

Tabulka 40: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2010

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	20	5
$G = 1$	6	19

Zdroj: vlastní zpracování

LR pro rok 2011

Jako poslední je vytvořen logistický regresní model pro rok 2011. Pro tento rok je na základě Waldovy statistiky na hladině významnosti $\alpha = 0,05$ významný pouze jeden ukazatel ZUD/NÚ.

Tabulka 41: Odhady parametrů LR pro rok 2011

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs. člen	-0,4956	1,0339	0,2298	0,6317
CZ/A	0,4219	0,6512	0,4197	0,5171
ZUD/NÚ	-1,0432	0,5308	3,8621	0,0494
N/V	-0,2966	1,3063	0,0515	0,8204

Zdroj: vlastní zpracování

V případě matematického zapsání odhadů jednotlivých proměnných by model pro rok 2011 vypadal následovně:

$$LR(2011): \ln\left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)}\right) = 0,4219 CZ/A - 1,0432 ZUD/NÚ - 0,2966 N/V - 0,4956$$

Pokud je jako hranice pro klasifikaci považována hodnota $\theta = 0,5$, je prostřednictvím tohoto modelu správně zařazeno 84 % pozorování, za celou časovou řadu je tedy nejvyšší. Falešná pozitivita oproti roku 2010 stoupla na 24 % a falešná negativita klesla na 8 %. Z důvodu vysokého procenta zařazování nebyla upravována prahová hodnota $\theta = 0,5$.

Tabulka 42: Klasifikační matice LR pro rok 2011

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	19	6
$G = 1$	2	23

Zdroj: vlastní zpracování

Při aplikaci krokové dopředné analýzy došlo, oproti předchozím letům, ke změně. Již nebyl vybrán ukazatel zadluženosti, ať již VK/A nebo CZ/A, nýbrž N/V s p-hodnotou 0,0249.

Tabulka 43: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2011

Ukazatel	Odhad	Standardní chyba	Waldova statistika	p-value
Abs.člen	-2,9321	1,3401	4,7876	0,0287
N/V	2,7604	1,2309	5,0287	0,0249

Zdroj: vlastní zpracování

Matematicky lze model zapsat takto:

$$LR_K(2010): \ln\left(\frac{P(G=1)}{1-P(G=1)}\right) = 2,7604 N/V - 2,932$$

Úspěšnost modelu upraveného krokovou dopřednou analýzou se zvýšila na 86 % především vlivem snížení falešné negativy na 4 %. Falešná pozitivita opět 24 %.

Tabulka 44: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2011

	$\hat{G} = 0$	$\hat{G} = 1$
$G = 0$	19	6
$G = 1$	1	24

Zdroj: vlastní zpracování

7.5. Shrnutí logistické regrese

V předchozí části byly vytvořeny logistické regresní modely obou skupin podniků pro jednotlivé roky. Modelovanou pravděpodobností při užití logistické regrese byla budoucí prosperita podniku $P(G = 1)$. Klasifikačním pravidlem bylo

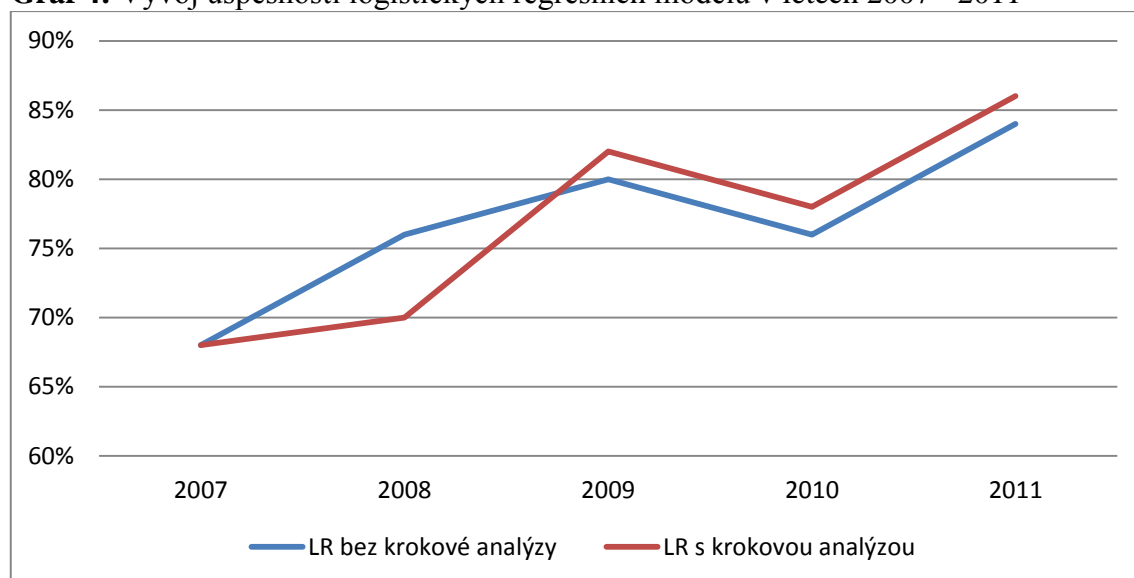
pokud $P(G = 1) > 0,5$, pak $\hat{G} = 1$, jinak $\hat{G} = 0$.

Největší pozornost byla směřována na procentuální úspěšnost správného zařazení jednotlivých modelů. Ta se, až na výjimku v roce 2010, projevila jako rostoucí. Z důvodu užití krokové analýzy, která ve většině případů eliminací proměnných změnila i úspěšnost správného zařazení objektů do skupin, je potřeba posuzovat celkovou úspěšnost odděleně.

Model v roce 2007 složený z ukazatelů ZUD/A a VK/A a absolutního členu vykazoval pravděpodobnost správného zařazení 68 %. Kroková dopředná analýza vyloučila z modelu ZUD/A, čímž model zjednodušila, aniž by změnila jeho úspěšnost. V dalším roce obsahoval model 3 členy a jeho pravděpodobnost stoupla na 76 %.

Kroková analýza opět ponechala v modelu kvótu vlastního kapitálu. Úspěšnost poklesla v důsledku zvýšení falešné pozitivivity na 70 %. V roce 2009 byla úspěšnost nezkráceného modelu 80 % a úspěšnost modelu obsahující dle krokové analýzy jen CZ/A a absolutní člen 82 %. V roce 2010 došlo ke snížení pravděpodobnosti na 76 % u nezkráceného modelu a po provedení krokové dopředné analýzy se úspěšnost nepatrně zvýšila na 78 %. Tento model obsahoval absolutní člen a VK/A. V posledním roce vykazovala logistická funkce 84% pravděpodobnost správného zařazení objektů, kroková analýza ponechala v modelu N/V a měla 86% úspěšnost. Z důvodu vysoké úspěšnosti modelů nebyl upravován prahový bod, pro všechny roky byl na hladině $\theta = 0,5$. Pro lepší čitelnost jsou uvedené úspěšnosti zobrazeny v následujícím grafu.

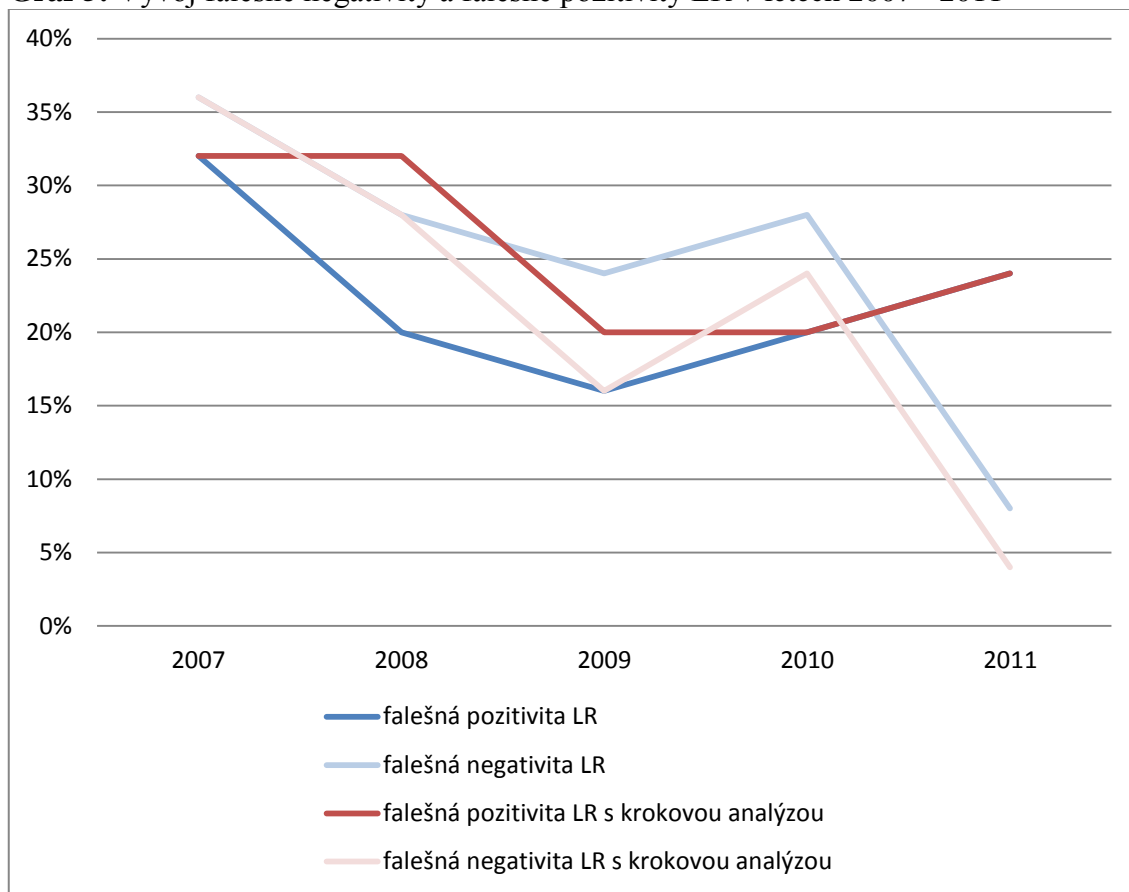
Graf 4: Vývoj úspěšnosti logistických regresních modelů v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

Míra úspěšnosti jednotlivých modelů je závislá na vývoji falešné negativivity a falešné pozitivivity. Falešná pozitivita nezkrácených modelů od roku 2007 klesala na hodnotu 16 % v roce 2009, následně do roku 2011 rostla na 24 %. Falešná negativita taktéž nejprve klesala, v roce 2009 dosáhla 24 %, v dalším roce 28 % a v posledním roce výrazně klesla na 8 %. Zcela jiný průběh vykazovala falešná pozitivita a falešná negativita regresních modelů zkrácených krokovou dopřednou analýzou. Falešná pozitivita byla v roce 2007 a 2008 stejná, konkrétně 32 %, v dalších dvou letech klesla na 20 % a v posledním roce vzrostla na 24 %. Falešná negativita do roku 2009 klesala na úroveň 16 %, v roce 2009 vzrostla na 24 % a poslední rok vykazovala hodnotu pouhých 4 %.

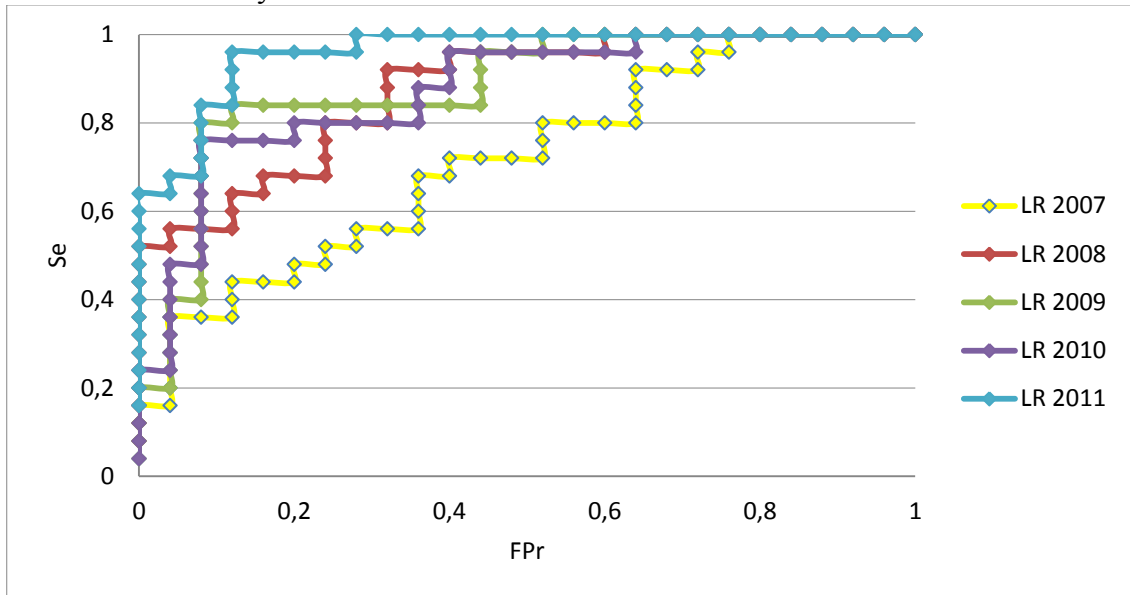
Graf 5: Vývoj falešné negativity a falešné pozitivity LR v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

Stejně jako v případě diskriminační analýzy, je kvalita proložení dat jednotlivých modelů zobrazena graficky prostřednictvím ROC křivek. V grafu č. 6 jsou zobrazeny ROC křivky logistických regresních modelů, které nebyly zkráceny krokovou dopřednou analýzou. Nejlépe proložený model je z roku 2011, který se svým tvarem blíží ideální ROC křivce. Obecně lze tvrdit, že model je tím kvalitnější, čím je vyšší hodnota AUC. Plochy pod křivkou jednotlivých modelů jsou v tomto případě následující: pro rok 2007 AUC = 0,710, pro rok 2008 AUC = 0,870, pro rok 2009 AUC = 0,880, pro rok 2010 AUC = 0,870 a pro rok 2011 AUC = 0,960. V hodnotách AUC je vidět pokles úspěšnosti modelu v roce 2011.

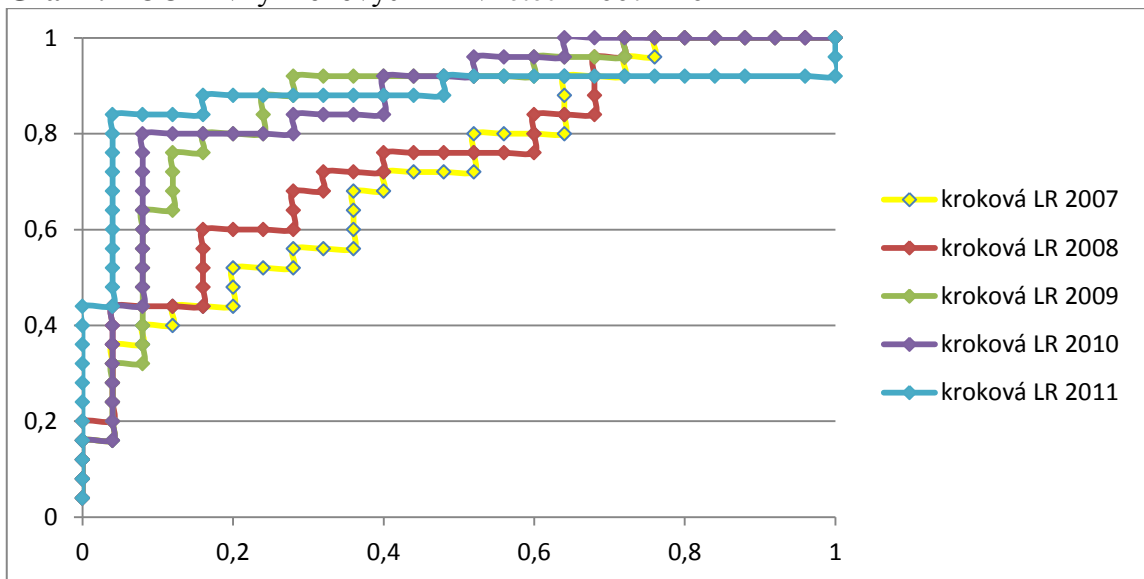
Graf 6: ROC křivky LR v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

V následujícím grafu jsou vyobrazeny ROC křivky pro modely logistické regrese u kterých došlo na základě krokové analýzy ke zkrácení modelů a změně úspěšnosti funkce. Pro doplnění jsou hodnoty plochy pod křivkou AUC pro rok 2007 AUC = 0,720, pro rok 2008 AUC = 0,750, pro rok 2009 AUC = 0,860, pro rok 2010 AUC = 0,870 a pro rok 2011 AUC = 0,870. Z grafu je patrné, že proložení modelu z roku 2011 je lepší pro původní data nezkrácená krokovou analýzou.

Graf 7: ROC křivky krokových LR v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

Ačkoliv zkrácený logistický regresní model roku 2011 vykazuje o 2 % vyšší úspěšnost než model nezkrácený, je dle AUC jeho kvalita proložení menší. Z tohoto důvodu je logistická funkce bez užití krokové analýzy použita na datech z předcházejících let za účelem zjištění její úspěšnosti v čase. V roce 2007 funkce zařazuje správně 60 % případů především vlivem vysoké falešné pozitivita 76 % a nízké falešné negativita 4 %. V dalším roce se model zlepšil na 68 %, falešná pozitivita na 64 % a falešná negativita nebyla žádná, všech 25 zdravých podniků bylo zařazeno správně. V roce 2009 úspěšnost logistického modelu klesla na 64 %, falešná pozitivita nadále klesala na 56 % a falešná negativita vzrostla na 16 %. V předposledním roce je úspěšnost 74 %, falešná pozitivita 44 % a falešná negativita 8 %. Pro doplnění je v posledním roce modelem správně zařazeno 84 % případů, z toho je falešná pozitivita 24 % a falešná negativita 8 %. Z časového hlediska tedy falešná pozitivita klesala z původních 76 % na 24 %, falešná negativita nejprve klesala, v roce 2008 dosáhla 0 %, následující rok vzrostla na 16 % a poslední dva roky vykazovala hodnoty 8 %.

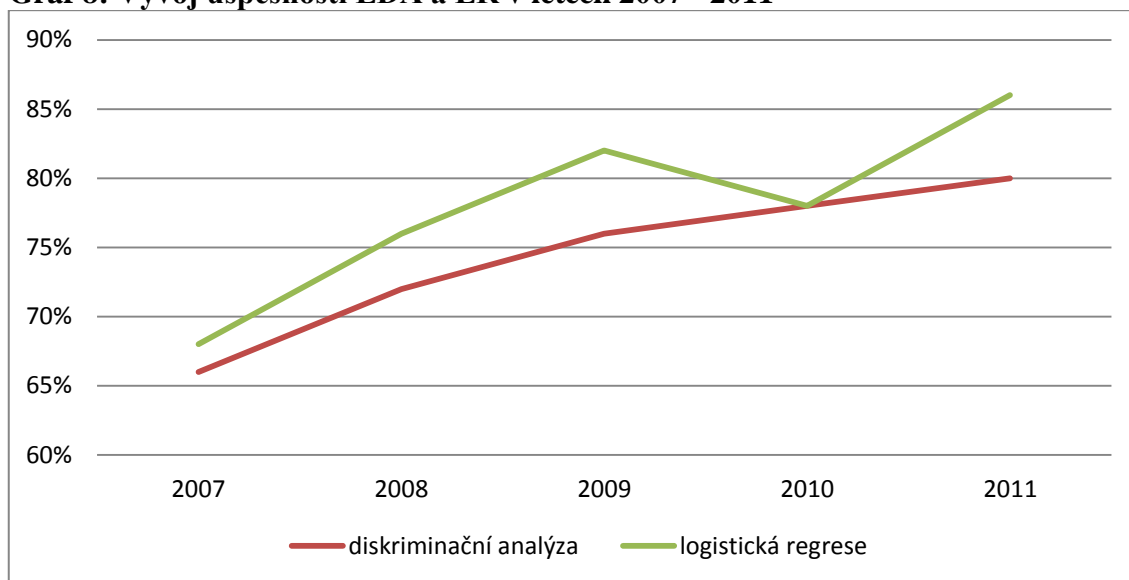
7.6. Srovnání diskriminační analýzy a logistické regrese

Při srovnání diskriminační analýzy a logistické regrese jsou pozorovatelné určité podobnosti. Pro obě vícerozměrné analýzy je společným výstupem poměrně vysoká schopnost modelů správně zařadit objekt v roce 2011, u bankrotních podniků tedy jeden rok před insolvenčním řízením a rozhodnutím o úpadku. U diskriminační funkce byla v tomto roce spolehlivost 80 %, u logistické funkce o něco větší, 84 % případů, v případě užití krokové analýzy dokonce 86 % případů. Zároveň je pro obě metody v posledním roce společná vysoká spolehlivost při zařazování prosperujících podniků. U diskriminační analýzy a logistického regresního modelu upraveného krokovou analýzou je tato spolehlivost dokonce 96 %.

Rozdíl, který je na první pohled patrný, je nestejnorodý průběh obou metod při hodnocení úspěšnosti vytvořených modelů. Diskriminační analýza vykazuje bez výjimky rostoucí průběh od 66 % v roce 2007 až do 80 % v roce 2011. U logistické regrese, ačkoliv vykazuje od počátku vyšší úspěšnost s hodnotou 68 %, dochází v roce 2010 ke snížení úspěšnosti. V posledním roce je procento správného zařazení nezkráceného modelu 84 %, tedy opět vyšší než u diskriminační analýzy. Rozdíl v úspěšnosti vícerozměrných modelů může být způsobený tím, že metoda logistické

regrese není náchylná na nesplnění vícerozměrné normality, což je jedna z podmínek diskriminační analýzy.

Graf 8: Vývoj úspěšnosti LDA a LR v letech 2007 - 2011



Zdroj: vlastní zpracování

Další rozdíl obou zmiňovaných metod je užití krokové dopředné analýzy. Ta byla použita jak v případě diskriminační analýzy, kde pouze v roce 2007 vyřadila z modelu nepotřebné proměnné, bez toho aniž by změnila celkovou úspěšnost modelu, tak u logistické regrese, kde naopak v každém roce zařadila do modelu pouze jeden ukazatel. Zároveň se u regresních funkcí měnila jejich úspěšnost, v roce 2008 byla snížena o 6 % a v letech 2009 – 2011 naopak zvýšena o 2 %. Výsledný model upravený krokovou analýzou vykazoval tak v posledním roce 86% pravděpodobnost.

Kvalita proložení jednotlivých dat byla zobrazena pro každý model graficky pomocí ROC křivek. Veskrze se potvrdilo, že čím vyšší vykazoval model úspěšnost, tím se lépe projevilo proložení modelu, čemuž odpovídala i hodnota pod křivkou AUC. Výjimka byla pouze u logistických regresních modelů zkrácených krokovou dopřednou analýzou, kde dané modely měly menší hodnotu AUC, i když vykazovaly vyšší procentuální úspěšnost.

Co se týče srovnání statistické významnosti vybraných proměnných, nejvyšší vliv na hodnotu funkce měl v letech 2007 – 2010 u obou analýz ukazatel zadluženosti, buď VK/A nebo CZ/A, podle toho, který ukazatel byl v modelu obsažen. V roce 2011 to byl

ukazatel N/V. Tato charakteristika byla odvozena u diskriminační analýzy na základě hodnot standardizovaných koeficientů, u logistické regrese pak na základě statistické významnosti na hladině $\alpha = 0,05$.

8. Závěr

Analýza provedená v předchozí části diplomové práce měla za primární cíl vytvoření predikčních modelů na základě diskriminační analýzy a logistické regrese, které by svým výsledkem předpověděly u podniků blížící se úpadek, nebo potvrdily jejich prosperitu. Byl vytvořen výběrový soubor složený z 25 průmyslových podniků, se kterými bylo v roce 2012 zahájeno insolvenční řízení a na které byl v tomtéž roce nebo v roce následujícím vyhlášen konkurz či reorganizace. V důsledku snahy o vytvoření reprezentativního vzorku byl dále vytvořen soubor 25 prosperujících podniků, které se svou podnikatelskou činností a strukturou aktiv podobaly podnikům v úpadku. Společným znakem obou skupin podniků byla skutečnost, že dané firmy se řadily svou klasifikací dle CZ-NACE do sekce C – Zpracovatelský průmysl a jejich účetní závěrky obsahovaly kompletní data z let 2007 – 2011.

V důsledku existence poměrně malého vzorku podniků vyvstává otázka, zda je vytvoření vícerozměrných modelů založených na malém počtu podniků akceptovatelné v reálném podnikovém prostředí. Odpovědí na tuto otázku by mohlo být rozšíření souboru, neboť v důsledku poměrně malého počtu podniků je i malá změna vykazována jako velký rozdíl. Tento problém se v práci bohužel nezdařilo odstranit, neboť na základě výše uvedených skutečností se nepodařilo soubor podniků rozšířit.

Na datech z účetních závěrek byly vytvořeny a následně vybrány poměrové ukazatele, které svou podstatou splňovaly podmínky vícerozměrných analýz, především podmínku nekorelovanosti. Zároveň bylo žádoucí, aby dané proměnné dokázaly rozlišit mezi skupinou prosperujících a neprosperujících podniků, což byla hlavní podmínka, na které byl výběr ukazatelů postaven. V jednotlivých letech byla zkoumána i podmínka vícerozměrné normality na základě testů vícerozměrné šikmosti a špičatosti. Pro každý rok však byla tato podmínka s vysokou významností zamítnuta. Z řad simulačních teorií ovšem vyplývá, že nesplnění vícerozměrné normality nemá značný vliv na výsledek diskriminačních modelů.

V závislosti na těchto skutečnostech byly pro každý rok z období 2007 – 2011 vybrány poměrové ukazatele, které splňovaly nejlépe předchozí kritéria a na kterých se následně prováděla diskriminační analýza a logistická regrese. Konkrétně to byly ukazatele: pro rok 2007 ZUD/A a VK/A, pro rok 2008 VK/A, ZUD/NÚ a N/V, pro rok

2009 CZ/A, L1 a N/V, pro rok 2010 VK/A, ZUD/NÚ a L1 a pro rok 2011 CZ/A, ZUD/NÚ a N/V.

Modely, které byly vytvořeny prostřednictvím diskriminační analýzy, vykazovaly rostoucí průběh. V roce 2007 dosáhl diskriminační model úspěšnosti 66 %, v dalších letech pak 72 %, 76 %, 78 % a v roce 2011 nakonec 80 %. Nejúspěšnější model byl následně aplikován na data předchozích let za účelem zjištění úspěšnosti modelu v čase. Na základě výsledků bylo prokázáno, že daný model složený z ukazatelů CZ/A, ZUD/NÚ a N/V zdaleka nedosahuje v letech 2007 – 2010 takové procentuální úspěšnosti jako jednotlivé modely složené z nejlepších proměnných pro daný rok.

Úspěšnost jednotlivých modelů byla zobrazena klasifikační maticí a dokázána graficky prostřednictvím ROC křivek, které pomocí zvyšujících se hodnot AUC potvrdily rostoucí úspěšnost modelů v čase. Kroková dopředná analýza vyloučila pouze v roce 2007 ukazatel ZUD/A, čímž model zjednodušila a zároveň nezměnila jeho vypovídací schopnost. Klasifikační pravidlo bylo z důvodu absolutního kořenu stanoveno pro všechny roky jako bod 0, kdy záporné hodnoty zařazovaly podniky do vzorku s dobrým finančním zdravím, kladné hodnoty naopak predikovaly úpadek.

Stejným způsobem bylo postupováno i v případě vytvoření modelů pomocí logistické regrese. Modelovanou pravděpodobností pro všechny roky byla budoucí prosperita podniku a klasifikačním pravidlem pak při pravděpodobnost vyšší než $\theta = 0,5$ byl objekt zařazen do skupiny prosperujících podniků a při pravděpodobnost menší než $\theta = 0,5$ byl objekt zařazen do skupiny neprosperujících podniků.

Úspěšnost logistických regresních modelů se až na rok 2010 projevila jako rostoucí, kdy první model z časové řady dosahoval 68% pravděpodobnost správného zařazení, v dalším roce 76 %, dále 80 %, v roce 2010 došlo k poklesu úspěšnosti na 76 % a v posledním roce opět nárůst na 84 %. Kroková dopředná analýza u této vícerozměrné metody pro každý rok ponechala pouze jeden ukazatel (v letech 2007, 2008 a 2010 VK/A, v roce 2009 CZ/A a v roce 2011 N/V) čímž se v letech 2009 – 2011 úspěšnost modelů zlepšila o 2 %, v roce 2008 úspěšnost naopak zhoršila a v roce 2007 úspěšnost zůstala stejná jako u nezkráceného modelu.

Na základě hodnot AUC se kvalitativní proložení logistických regresních modelů ukázalo odpovídající pouze u nezkrácených funkcí, kdy se se zvyšující úspěšností modelů zvyšovala i hodnota plochy pod křivkou AUC. V roce 2011 tato hodnota

dosáhla $AUC = 0,960$. Naopak modely upravené krokovou analýzou vykazovaly menší hodnoty AUC než u odpovídajících nezkrácených modelů, i když jejich úspěšnost správného zařazení byla vyšší.

Při porovnání diskriminační analýzy a logistické regrese je na první pohled patrný obdobný průběh. Obě vícerozměrné metody vykazují (až na výjimku v roce 2010 u logistické regrese) rostoucí pravděpodobnost správného zařazení jednotlivých objektů. Dalo by se tak říct, že se modely k roku 2011 zpřesňují. Logistická regrese navíc vykazuje o něco vyšší úspěšnost než diskriminační analýza. Zároveň obě metody považují dle standardizovaných koeficientů a statistické významnosti na hladině $\alpha = 0,05$ za nejvýznamnější ukazatele VK/A , CZ/A a v posledním roce i ukazatel N/V .

Závěrem je důležité podotknout, že ačkoliv se vytvořené modely k roku 2011 zpřesňovaly, vykazoval každý model nejvyšší úspěšnost pouze pro konkrétní rok na základě určitých proměnných a vah ukazatelů. Z tohoto důvodu může v praxi nastat problém z důvodu nejednoznačnosti, kdy a zda u daného podniku úpadek nastane.

I. Summary, keywords

The aim of this master thesis was define own methods for financial distress prediction of company. The created method is based on discriminant analysis and logistic regression. For reaching the planed target was necessary to determinate an example of surveyed companies. The sample included 25 prosperous companies and 25 companies that were initiating in insolvency process. Selected companies belong according to the CZ-NACE classification to section C – manufacturing industry. The next step was analyze datas form the year closings during period 2007-2011. Proportion indicators from the year closing's datas were subsequently used in discriminant analysis and logistics regression. In addition to it the datas inherently satisfied the assumptions of multivariate analysis and were also suitable for distinguishing between a group of companies in financial distress and financial healthy companies.

Methods based on discriminant analysis show increasing course of the probability of correct classification of objects. The best method is from year 2011, during this year was its success 80% consisting indicators CZ / A, ZUD / NÚ and N / V. The success of each method is shown using a classification matrix and proved graphically by ROC curves.

The success of the methods based on logistic regression was also growing in the period 2007 - 2011, the only exception is year 2010. In 2011, the method achieves success rate of 84%. This method includes indicators CZ / A, ZUD / NÚ and N / V. Forward selection has simplified the pattern and increased the probability of correct classification to 86%. The success of logistic regression is declared through classification matrix and using ROC curves.

Both multivariate methods show (with one exception in 2010 - for logistic regression) increasing probability of correct classification of individual objects. We could say that the models are getting more accurate close to year 2011. Logistic regression shows a slightly higher success rate than discriminant analysis. Concurrently both methods, according to the standardized coefficients and statistical significance, consider indicators VK / A and CZ / A N/V as a most significant indicators on the level $\alpha = 0,05$ and in the last year also indicator N/V

Financial distress, prediction models, diskriminant analysis, logistic regression

II. Seznam použité literatury

- Altman, E. I., & Hotchikiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy*. John Wiley & Sons
- Blaha, Z. S., & Jindřichovská, I.(2006). *Jak posoudit finanční zdraví firmy*. Praha: Ekopress
- Český statistický úřad. *Vybrané finanční ukazatele v průmyslu 2011*. Dostupné z http://www.czso.cz/csu/2012edicniplan.nsf/publ/8003-12-p1_2012
- Dluhošová, D. (2006). *Finanční řízení a rozhodování podniku*. Praha: Ekopress
- Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2002). *Multicriteria decision aid classification methods*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Grünwald, R., & Holečková, J. (2009). *Finanční analýza a plánování podniku*. Praha: Nakladatelství VŠE.
- Havránek, T., & Vorlíček, J. (1980). *Lineární diskriminační funkce*. Praha: JČMF
- Hebák, P., & Hustopecký, J. (2004). *Vícerozměrné statistické metody (1)*. Praha: Informatorium
- Hodášová, T. (2011). *Aplikácia diskriminačnej analýzy* (Diplomová práce). Dostupné z http://is.muni.cz/th/211192/prif_m/Diplomova_praca.pdf
- Hörmannová, M. (2013). *Konjunkturální průzkum v podnicích průmyslových, stavebních, obchodních a ve vybraných odvětvích služeb listopad 2013*. Český statistický úřad. Dostupné z http://www.czso.cz/csu/2013edicniplan.nsf/publ/1201-13-m11_2013
- Jenerálová, I. (2006). *Hlavní pilíře českého průmyslu*. Dostupné z <http://www.czech.cz/cz/Podnikani/Ekonomicka-fakta/Hlavni-pilire-ceskeho-prumyslu>
- Knápková, A., & Pavelková, D. (2010). *Finanční analýza: Komplexní průvodce s příklady*. Praha: Grada Publishing.
- Kralicek, P. (1993). *Základy finančního hospodaření*. Praha: Linde Praha
- Landa, M. (2007). *Finanční plánování a likvidita*. Brno: Bizbooks
- Marek, P. (2006). *Studijní průvodce financemi podniku*. Praha: Ekopress
- McLachlan, G. J. (2004). *Discriminant analysis and statistical pattern recognition*. University of Queensland: John Wiley & Sons
- Meloun, M. (2011). *Počítačová analýza vícerozměrných dat v oborech přírodních, technických a společenských věd*. Dostupné z http://www.crr.vutbr.cz/system/files/brozura_05_1106.pdf

Meloun, M., & Militký, J. (2006). *Kompendium statistického zpracování dat*. Praha: Academia

Ministerstvo průmyslu a obchodu. *Analýzy vývoje ekonomiky ČR a odvětví v působnosti MPO*. Dostupné z <http://www.mpo.cz/cz/ministr-a-ministerstvo/analyticke-materialy>

Pollak, H. (2011). *Jak obnovit životaschopnost upadajících podniků*. Praha: C. H. Beck

Rencher, A. C. (2006). *Methods of multivariate analysis*. Brigham Young University: John Wiley & Sons

Růčková, P. (2011). *Finanční analýza. Metody, ukazatele, využití v praxi*. Praha: GRADA Publishing

Rychlý, M. *Klasifikace a predikce*. Brno: VUT v Brně. Dostupné z: <http://www.fit.vutbr.cz/~rychly/public/docs/classification-and-prediction/classification-and-prediction.pdf>

Ryneš, P. (2011). *Podvojně účetnictví a účetní závěrka 2012*. Praha: ANAG

Řeháková, B. (2000). Nebojte se logistické regrese. *Sociologický časopis*, vol. 36 (4), pp. 475-492.

Sedláček, J. (2006). *Finanční analýza podniku*. Brno: Computer Press

Zákon č. 182/2006 Sb. o úpadku a způsobech jeho řešení. Česká republika

Zdeněk, R. (2012). *Predikce finanční tísně podniku* (Disertační práce). Dostupné z http://theses.cz/id/175xzz/DisP_STAG.pdf

III. Seznam obrázků, tabulek a grafů

Obrázek 1: Schéma tvorby klasifikačního modelu	23
Obrázek 2: Teritoriální mapa diskriminace objektů do dvou tříd	24
Obrázek 3: Teritoriální mapa využívající Fisherovy lineární diskriminační nebo kvadratické funkce	25
Obrázek 4: Logistický regresní model nedostatečně a výtečně proložen	29
Obrázek 5: Graf prahové operační charakteristiky ROC	32
Tabulka 1: Hodnocení finančního zdraví dle Z_i	15
Tabulka 2: Hodnocení finančního zdraví dle Z_i	15
Tabulka 3: Váhy přiřazené IN95 dle odvětví OKEČ	16
Tabulka 4: Hodnocení finančního zdraví dle IN99	17
Tabulka 5: Hodnocení finančního zdraví dle IN01	18
Tabulka 6: Hodnocení finančního zdraví dle IN05	18
Tabulka 7: Hodnocení finančního zdraví dle Kralickova Rychlého testu	20
Tabulka 8: Klasifikační matice	42
Tabulka 9: Testy středních hodnot mezi $G = 0$ a $G = 1$ pro roky 2007 - 2009	44
Tabulka 10: Testy středních hodnot mezi $G = 0$ a $G = 1$ pro roky 2010 - 2011	45
Tabulka 11: Kolmogorov-Smirnův test normality pro rok 2007	45
Tabulka 12: Kolmogorov-Smirnův test normality pro rok 2008	46
Tabulka 13: Kolmogorov-Smirnův test normality pro rok 2009	46
Tabulka 14: Kolmogorov-Smirnův test normality pro rok 2010	46
Tabulka 15: Kolmogorov-Smirnův test normality pro rok 2011	47
Tabulka 16: Korelační matice pro rok 2007	47
Tabulka 17: Korelační matice pro rok 2008	47
Tabulka 18: Korelační matice pro rok 2009	48
Tabulka 19: Korelační matice pro rok 2010	48
Tabulka 20: Korelační matice pro rok 2011	48
Tabulka 21: Klasifikační matice LDA pro rok 2007	50
Tabulka 22: Klasifikační matice LDA pro rok 2008	51
Tabulka 23: Klasifikační matice LDA pro rok 2009	52
Tabulka 24: Klasifikační matice LDA pro rok 2010	53
Tabulka 25: Klasifikační matice LDA pro rok 2011	54

Tabulka 26: Odhady parametrů LR pro rok 2007	58
Tabulka 27: Klasifikační matice LR pro rok 2007.....	58
Tabulka 28: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2007	59
Tabulka 29: Odhady parametrů LR pro rok 2008.....	60
Tabulka 30: Klasifikační matice LR pro rok 2008.....	60
Tabulka 31: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2008.....	60
Tabulka 32: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2008	60
Tabulka 33: Odhady parametrů LR pro rok 2009	61
Tabulka 34: Klasifikační matice LR pro rok 2009.....	61
Tabulka 35: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2009.....	62
Tabulka 36: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2009	62
Tabulka 37: Odhady parametrů LR pro rok 2010	62
Tabulka 38: Klasifikační matice LR pro rok 2010.....	63
Tabulka 39: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2010.....	63
Tabulka 40: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2010	63
Tabulka 41: Odhady parametrů LR pro rok 2011	64
Tabulka 42: Klasifikační matice LR pro rok 2011.....	64
Tabulka 43: Odhady parametrů krokové LR pro rok 2011	65
Tabulka 44: Klasifikační matice krokové LR pro rok 2011	65
Graf 1: Vývoj úspěšnosti diskriminačních modelů v letech 2007 - 2011	55
Graf 2: Vývoj falešné negativy a falešné pozitivy LDA v letech 2007 - 2011	56
Graf 3: ROC křivky LDA v letech 2007 - 2011.....	56
Graf 4: Vývoj úspěšnosti logistických regresních modelů v letech 2007 - 2011.....	66
Graf 5: Vývoj falešné negativy a falešné pozitivy LR v letech 2007 - 2011	67
Graf 6: ROC křivky LR v letech 2007 - 2011.....	68
Graf 7: ROC křivky krokových LR v letech 2007 - 2011.....	68
Graf 8: Vývoj úspěšnosti LDA a LR v letech 2007 - 2011.....	70

IV. Seznam použitých symbolů a zkratek

θ	prahová hodnota
Λ	Wilksovo kritérium, Wilksova lambda
μ	střední hodnota
σ^2	rozptyl
$G = 0$	skupina podniků ohrožených bankrotem
$G = 1$	skupina prosperujících podniků
A/T	vázanost celkových aktiv
CF/A	cash flow rentabilita celkového kapitálu
CF/CZ	stupeň oddlužení z cash flow
CF/KrCZ	likvidita z cash flow
CF/NÚ	cash flow úrokové krytí
CF/T	cash flow rentabilita tržeb
CF/VK	cash flow rentabilita vlastního kapitálu
CZ/A	celková zadluženost
CZ/VK	koeficient zadluženosti
ČPK	čistý pracovní kapitál
ČPK/T	rentabilita obratu z hlediska ČPK
ČZ/ČPK	rentabilita ČPK
ČZ/T	rentabilita tržeb
ČZ/VK	rentabilita vlastního kapitálu, též ROE
DA	diskriminační analýza

EBIT	zisk před úroky a zdaněním
EVA	ekonomická přidaná hodnota
KrCZ/A	běžná zadluženost
L1	okamžitá likvidita
L2	pohotová likvidita
L3	běžná likvidita
LDA	lineární diskriminační analýza
LR	logistická regrese
N/V	nákladovost výnosů
Pohl/T	doba obratu pohledávek
T/A	obrat celkových aktiv
T/Pohl	rychlost obratu pohledávek
T/Zás	rychlost obratu zásob
V/Mz	mzdová produktivita
V/PEP	produktivita práce
VK/A	kvóta vlastního kapitálu
VS/V	nákladovost výkonové spotřeby
Zás/T	doba obratu zásob
ZUD/(DICZ + VK)	rentabilita dlouhodobých zdrojů
ZUD/A	rentabilita celkového kapitálu
ZUD/NÚ	úrokové krytí

Seznam příloh

Příloha A

Příloha B

Příloha A

Uvedené tabulky zobrazují názvy a identifikační čísla 25 neprosperujících podniků (G = 0) a 25 prosperujících podniků (G = 1), na kterých byla prováděna diskriminační analýza a logistická regrese za účelem dosažení stanoveného cíle diplomové práce.

Tabulka A 1: Identifikační údaje neprosperujících podniků (G = 0)

IČ	Název podniku
49610341	ALPROTEL, s.r.o.
25100467	Bohemia Print, a.s.
46971246	Dendra Břeclav, s.r.o.
45799245	EKM-Knobl, s.r.o.
48908631	Esprint Zlín, s.r.o.
27701417	Glanis, výrobní družstvo
25487779	H&K- Construction, s.r.o.
25337815	HHH Plus, s.r.o.
60722690	Impact Industry Brno, a.s.
61942332	intaz - int., s.r.o.
26787733	Jesenická Biopaliva, s.r.o.
49454994	Kovovýroba Dolní Rožínka, s.r.o.
27711340	Kylef, s.r.o.
25311344	Laria Trend, s.r.o.
15046737	Peko, s.r.o. pekárna
25639331	Practical Design, s.r.o.
25252721	Seba T, a.s.
25850121	Sezame CZ, s.r.o.
25845632	SIS Spektrum, s.r.o.
64608981	Solwe Coom, s.r.o.
25292901	Stapi - BET, s.r.o.
25721054	Transsystem, s.r.o.
46507396	VK auto, s.r.o.
15547451	Wamser - Fashion, s.r.o.
64257304	West Elektro Trutnov, s.r.o.

Zdroj: vlastní zpracování

Tabulka A 2: Identifikační údaje prosperujících podniků (G = 1)

IČ	Název podniku
64256090	1. Úpická strojírna, s.r.o.
47286393	2 JCP, a.s.
46356606	Biopharm, Výzkumný ústav biofarmacie a veterinárních léčiv, a.s.
41326776	Cukrářská a pekařská, s.r.o.
27968324	DS Metal, s.r.o.
25280236	Elektro Drapač, s.r.o.
25907671	Hranická strojírenská, s.r.o.
45535469	Choceňská mlékárna, s.r.o.
49435426	Isobast, s.r.o.
42766419	J & P, s.r.o. - dřevovýroba
26938766	J.L. Varga CZ, s.r.o.
60709049	J.S.C. Brno, s.r.o.
25946145	JK Kovotech, s.r.o.
27465080	Knihárství HÁC, s.r.o.
63468581	Kovotrend, s.r.o.
18248926	Kukal & Uhlíř, s.r.o.
26273373	Lenx, s.r.o.
25543610	Maso Žďársko s. r. o.
49976796	Modus, s.r.o.
25821873	Olstroj, s.r.o.
13503031	OTAVAN Třeboň, a.s.
64257886	Pivovar Janáček, s.r.o.
25407899	PK-nábytek, s.r.o.
65276507	PKS okna, a.s.
26259052	Reklama Kubíček, s.r.o.

Zdroj: vlastní zpracování

Příloha B

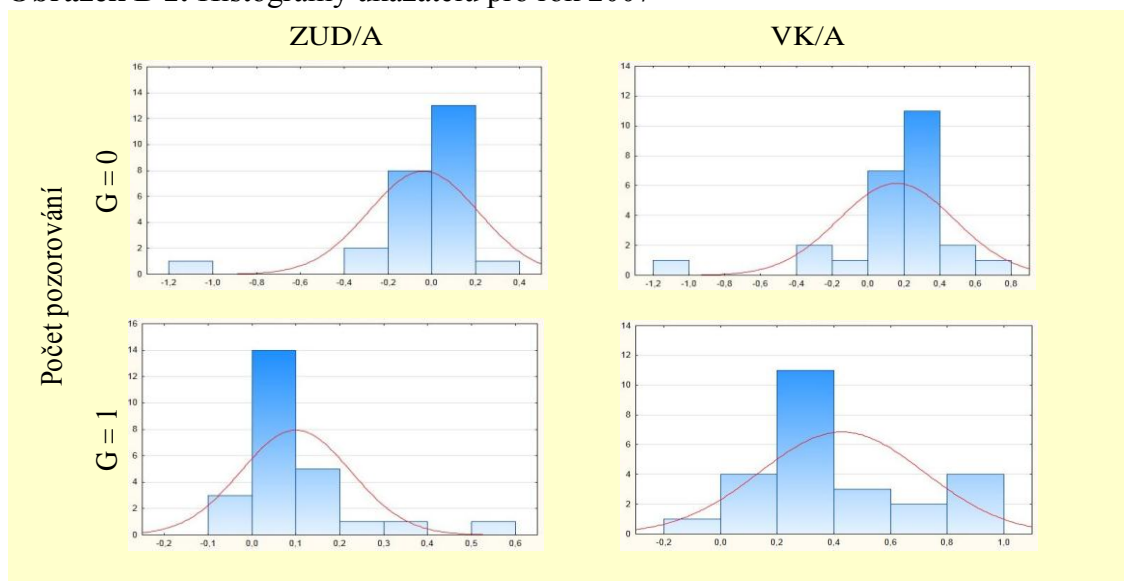
Součástí přílohy jsou základní popisné statistiky k ukazatelům, na kterých byla v praktické části diplomové práce prováděna lineární diskriminační analýza a logistická regrese. Hodnoty jsou uvedeny jak pro jednotlivé roky z období 2007 - 2011, tak pro skupinu podniků v úpadku ($G = 0$) a skupinu prosperujících podniků ($G = 1$).

Tabulka B 1: Popisné statistiky ukazatelů pro rok 2007

Ukazatel	ZUD/A		VK/A	
	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1
Průměr	-0,0384	0,0997	0,1592	0,4287
Medián	0,0153	0,0708	0,2280	0,3191
Minimum	-1,0465	-0,0865	-1,0214	-0,0273
Maximum	0,3285	0,5216	0,6255	1,0000
Dolní kvartil	-0,0851	0,0272	0,1001	0,2319
Horní kvartil	0,0708	0,1122	0,3321	0,5723
Směrodatná odchylka	0,2510	0,1255	0,3240	0,2909
Variační koeficient	-652,9590	125,8600	203,5500	67,8578
Šikmost	-2,8409	1,9749	-2,0900	0,7937
Špičatost	11,0259	4,8510	6,7536	-0,3058

Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek B 1: Histogramy ukazatelů pro rok 2007



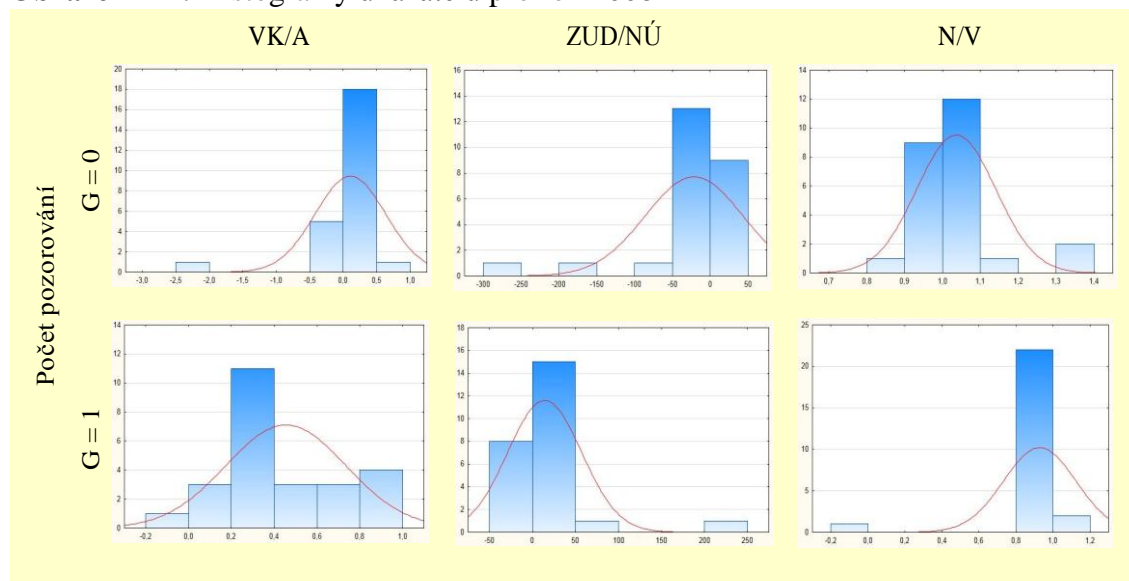
Zdroj: STATISTICA 12, vlastní zpracování

Tabulka B 2: Popisné statisticky ukazatelů pro rok 2008

Ukazatel	VK/A		ZUD/NÚ		N/V	
	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1
Průměr	0,1079	0,4545	-21,3091	14,1603	1,0362	0,9283
Medián	0,1936	0,3773	0,0000	2,3978	1,0157	0,9726
Minimum	-2,2530	-0,0061	-269,4290	0,0000	0,8190	0,0000
Maximum	0,5929	0,9987	5,5121	213,2698	1,3423	1,0091
Dolní kvartil	0,0015	0,2488	-2,8166	0,0000	0,9907	0,9478
Horní kvartil	0,3484	0,6785	1,1552	6,4869	1,0565	0,9876
Směrodatná odchylka	0,5281	0,2805	64,7468	42,9994	0,1048	0,1956
Variační koeficient	489,5360	61,7018	-303,8460	303,6620	10,1150	21,0738
Šikmost	-3,9558	0,7373	-3,2713	4,5051	1,6454	-4,8195
Špičatost	18,0623	-0,3728	10,3750	21,2337	4,5932	23,7314

Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek B 2: Histogramy ukazatelů pro rok 2008



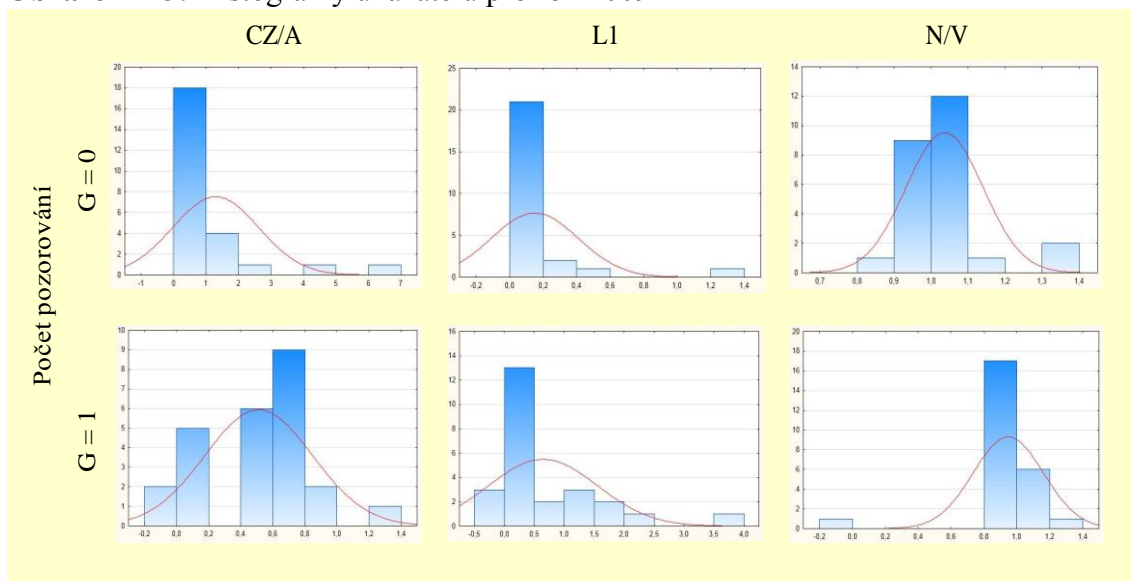
Zdroj: STATISTICA 12, vlastní zpracování

Tabulka B 3: Popisné statistiky ukazatelů pro rok 2009

Ukazatel	CZ/A		L1		N/V	
	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1
Průměr	1,2996	0,5122	0,1497	0,6446	1,1161	0,9479
Medián	0,8939	0,5889	0,0590	0,1962	1,0020	0,9824
Minimum	0,3722	0,0000	0,0010	-0,0241	0,2111	0,0000
Maximum	6,5000	1,3923	1,2484	3,6419	1,9959	1,2703
Dolní kvartil	0,7721	0,1723	0,0129	0,0350	0,9839	0,9265
Horní kvartil	1,0147	0,6878	0,1424	1,0056	1,1272	1,0097
Směrodatná odchylka	1,3250	0,3361	0,2597	0,9079	0,3468	0,2147
Variační koeficient	101,9549	65,6298	173,5410	140,8507	31,0747	22,6495
Šikmost	3,1428	0,2880	3,4811	1,8816	0,5398	-3,7108
Špičatost	10,3804	0,5996	13,9317	3,8015	2,7217	17,2270

Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek B 3: Histogramy ukazatelů pro rok 2009



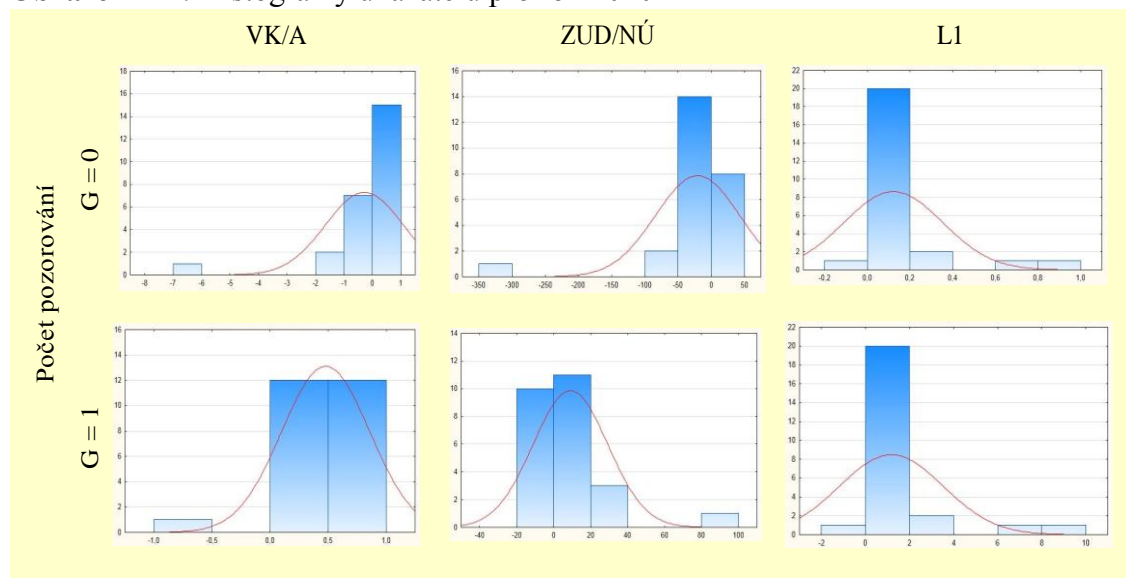
Zdroj: STATISTICA 12, vlastní zpracování

Tabulka B 4: Popisné statistiky ukazatelů pro rok 2010

Ukazatel	VK/A		ZUD/NÚ		L1	
	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1
Průměr	-0,2828	0,4792	-20,5538	9,0460	0,1217	1,1699
Medián	0,0742	0,4390	-0,5446	2,5520	0,0374	0,2692
Minimum	-6,4770	-0,6968	-303,6000	-11,4254	0,0000	0,0000
Maximum	0,6177	0,9996	22,6897	92,8448	0,9949	10,0000
Dolní kvartil	-0,0604	0,2713	-9,8628	0,0000	0,0047	0,0348
Horní kvartil	0,1847	0,7098	1,0543	8,5253	0,0888	0,9032
Směrodatná odchylka	1,3674	0,3805	63,5281	20,2305	0,2313	2,3524
Variační koeficient	-483,4890	79,3966	-309,0830	223,6405	189,9860	201,0809
Šikmost	-4,1929	-0,9443	-4,0490	3,3072	2,9310	2,9055
Špičatost	19,1739	2,4690	17,8078	12,7311	8,9399	8,6938

Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek B 4: Histogramy ukazatelů pro rok 2010



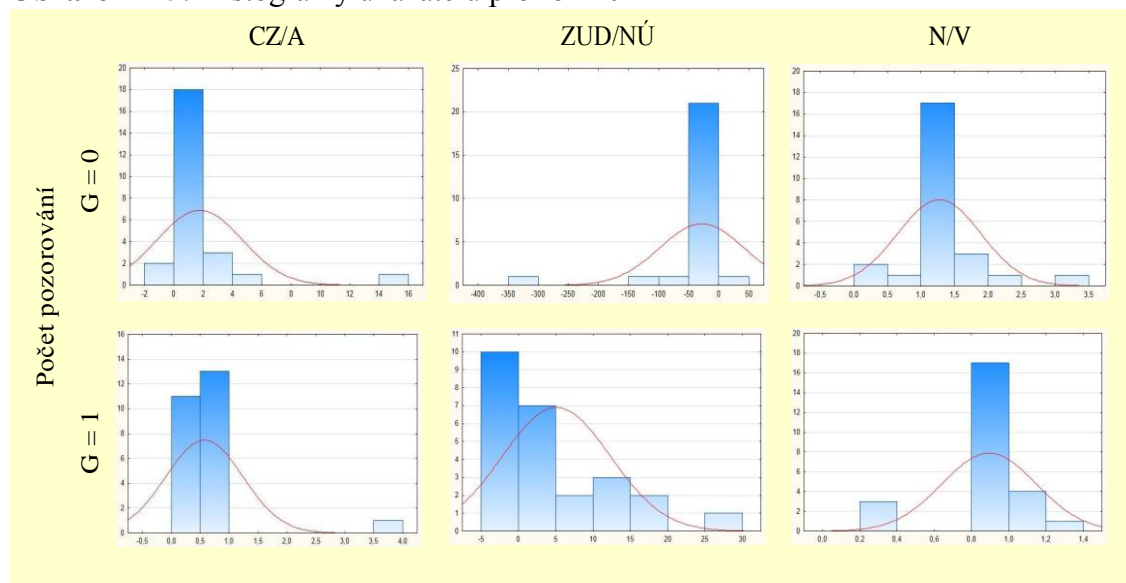
Zdroj: STATISTICA 12, vlastní zpracování

Tabulka B 5: Popisné statistiky ukazatelů pro rok 2011

Ukazatel	CZ/A		ZUD/NÚ		N/V	
	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1	G = 0	G = 1
Průměr	1,7756	0,5714	-28,1362	5,0887	1,2722	0,8939
Medián	1,0868	0,5224	-5,4507	1,4622	1,1749	0,9729
Minimum	0,0000	0,0004	-341,0000	-2,1232	0,0230	0,2393
Maximum	15,0268	3,5077	0,1341	26,1981	3,3819	1,2327
Dolní kvartil	0,8502	0,2973	-16,1254	0,0000	1,0682	0,9410
Horní kvartil	1,4984	0,7038	-0,1887	7,7459	1,3036	0,9952
Směrodatná odchylka	2,8915	0,6677	70,3963	7,2324	0,6222	0,2530
Variační koeficient	162,8490	116,8532	-250,1980	142,1272	48,9040	28,2983
Šikmost	4,3461	3,7094	-4,0416	1,4548	1,2134	-2,1250
Špičatost	20,2477	16,7353	17,6329	1,5609	5,5450	3,6766

Zdroj: vlastní zpracování

Obrázek B 5: Histogramy ukazatelů pro rok 2011



Zdroj: STATISTICA 12, vlastní zpracování