



Kauno technologijos universitetas

Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimo modelis

Baigiamasis magistro projektas

Martynas Milka

Projekto autorius

Doc. dr. Tomas Ruzgas

Vadovas

Doc. dr. Lina Sinevičienė

Vadovė

Vilnius, 2020



Kauno technologijos universitetas

Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimo modelis

Baigiamasis magistro projektas

Didžiųjų verslo duomenų analitika (6213AX001)

Martynas Milka

Projekto autorius

Doc. dr. Tomas Ruzgas

Vadovas

Doc. dr. Lina Sinevičienė

Vadovė

Doc. dr. Vytautas Janilionis

Recenzentas

Doc. dr. Šviesa Leitonienė

Recenzentė

Vilnius, 2020



Kauno technologijos universitetas
Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas
Martynas Milka

Potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimo modelis

Akademinio sąžiningumo deklaracija

Patvirtinu, kad mano, Martyno Milkos, baigiamasis projektas tema „Potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimo modelis“ yra parašytas visiškai savarankiškai ir visi pateikti duomenys ar tyrimų rezultatai yra teisingi ir gauti sąžiningai. Šiame darbe nei viena dalis nėra plagijuota nuo jokių spausdintinių ar internetinių šaltinių, visos kitų šaltinių tiesioginės ir netiesioginės citatos nurodytos literatūros nuorodose. Įstatymų nenumatytų piniginių sumų už šį darbą niekam ne mokėjęs.

Aš suprantu, kad išaiškėjus nesąžiningumo faktui, man bus taikomos nuobaudos, remiantis Kauno technologijos universitete galiojančia tvarka.

(vardą ir pavardę įrašyti ranka)

(parašas)

Milka, Martynas. Potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimo modelis. Magistro baigiamasis projektas vadovas doc. dr. Tomas Ruzgas; Kauno technologijos universitetas, Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas.

Studijų kryptis ir sritis (studijų krypčių grupė): Taikomoji matematika (Matematikos mokslai) (6213AX001).

Reikšminiai žodžiai: rizika, kreditas, nemokumas, bankrotas.

Vilnius, 2020. 54 p.

Santrauka

Tematikoje tiriamas didžiųjų verslo duomenų panaudojimas, siekiant palengvinti verslo įmonės sprendimų priėmimą. Temos „Potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimo modelis“ aktualumas grindžiamas verslo įmonės poreikiu prieš sudarant (pratęsiant) sutartį su klientu įsitikinti, ar jis galės įvykdyti savo finansinius įsipareigojimus. Panaudojant matematinius metodus, atrenkami svarbiausi vertinimo kriterijai, sudaromas modelis, paremtas finansiniais rodikliais. Duomenų šaltinis – „Bloomberg“ platforma.

Baigiamajame projekte analizuojant finansinių ataskaitų duomenis, sudaroma modelio duomenų imtis, kintamųjų sąrašas bei statistiniais ir dirbtinio intelekto metodais sudaromas įmonių kredito rizikos vertinimo modelis, kuriuo įvertinama finansinių įsipareigojimų neįvykdymo tikimybė, atliekamas modelio efektyvumo palyginimas, suklasifikuojamos įmonės į rizikos grupes ir nustatomas jų kredito rangas. Siekiant nustatyti dažniausiai naudojamus kredito rizikos vertinimo metodus analizuojama mokslinė literatūra bei publikacijos, kuriose pateikiami autorių sudaryti kredito rizikos vertinimo modeliai. Atlikus analizę nustatoma, kokie kredito rizikos metodai geriausi bei sudaromi kredito rizikos vertinimo modeliai, kuriais analizuojami potencialių įmonių duomenys.

Milka, Martynas. Credit risk assessment model of potential company customers. Master's Final Degree Project / supervisor doc. dr. Tomas Ruzgas; Faculty of mathematics and natural sciences, Kaunas University of Technology.

Study field and area (study field group): Applied Mathematics (Mathematical Sciences) (6213AX001).

Keywords: risk, credit, insolvency, bankruptcy.

Vilnius, 2020. 54 pages.

Summary

The topic explores the use of big business data to facilitate business decision-making. The relevance of the topic “Credit risk assessment model of potential company customers” is based on the need of the business before concluding (extending) a contract with the client to ascertain whether it will be able to meet its financial obligations. Using mathematical methods, the most important evaluation criteria are selected, a model based on financial indicators. Data source – “Bloomberg” platform.

The final project analyzes the financial statement data, creates a sample of the model data, a list of variables and a statistical and artificial intelligence method for companies' credit risk assessment model, which assesses the probability of financial default, compares the model's effectiveness, classifies companies into risk groups and determines their credit rank. In order to identify the most commonly used credit risk assessment methods, the scientific literature and publications are presented, which present the credit risk assessment models developed by the authors. The analysis identifies which credit risk methods are the best and creates credit risk assessment models that analyze the data of potential companies.

Turinys

Lentelių sąrašas	7
Paveikslų sąrašas	8
Įvadas.....	9
1. Literatūros apžvalga	11
1.1. Kredito rizika	11
1.2. Kredito rizikos vertinimo modelio kintamųjų pasirinkimas.....	13
1.2.1. Priklausomo kintamojo pasirinkimas	13
1.2.2. Nepriklausomų kintamųjų pasirinkimas	14
1.3. Kredito rizikos vertinimo modeliai	17
2. Medžiagos ir tyrimų metodai.....	23
2.1. Modelio imties vertinimas	23
2.2. Finansinių santykinų rodiklių vertinimas	24
2.3. Kredito rizikos vertinimo modeliai	25
2.3.1. Diskriminantiniai modeliai	25
2.3.2. Logistinės regresijos modeliai	26
2.3.3. Sprendimų medžių modeliai	28
2.3.4. Dirbtiniai neuronų tinklų modeliai	30
2.4. Modelio patikrinimo metodai	32
3. Tyrimų rezultatai ir jų aptarimas.....	35
3.1. Tyrimo eiga	35
3.2. Modelio imties sudarymas	36
3.3. Kintamųjų pasirinkimas ir modelio sudarymas	37
3.4. Modelio efektyvumo patikrinimas	45
3.5. Rangų skalės sudarymas	48
Išvados ir rekomendacijos	50
Literatūros sąrašas	52
Priedai.....	55
1 priedas. Kredito rizikos vertinimo modeliai	55
2 priedas. Kredito rizikos vertinimo modelių finansiniai santykiniai rodikliai.....	56
3 priedas. Nepriklausomų kintamųjų aprašymas	57

Lentelių sąrašas

1 lentelė. Kredito rizikos apibrėžimai	12
2 lentelė. Įmonės mokumo ir pelningumo pasiskirstymas	14
3 lentelė. Finansiniai santykiniai rodikliai vertinantys įmonės kredito riziką	15
4 lentelė. Kredito rizikos vertinimo modelių privalumai ir trūkumai	21
5 lentelė. Diskriminantiniai modeliai	25
6 lentelė. Logistinės regresijos modeliai	28
7 lentelė. Neuroninio tinklo veiklos funkcijos	31
8 lentelė. Klientų klasifikavimo matrica	33
9 lentelė. Įmonių mokumo ir pelningumo pasiskirstymas	36
10 lentelė. Nepriklausomi kintamieji diskriminantinės analizės modeliui	40
11 lentelė. Diskriminantinės analizės rezultatų klasifikavimo matrica.....	41
12 lentelė. Logistinės regresijos modelio kintamieji ir koeficientai	42
13 lentelė. Logistinės regresijos rezultatų klasifikavimo matrica.....	43
14 lentelė. Sprendimų medžių rezultatų klasifikavimo matrica.....	44
15 lentelė. Neuroninio tinklo rezultatų klasifikavimo matrica	45
16 lentelė. Modelio įvertinimo rodikliai	47
17 lentelė. Modelių efektyvumo rezultatai.....	48
18 lentelė. Pelningumo ir mokumo rodiklių būklės vertinimo lygis.....	48
19 lentelė. Kredito rizikos rango bei įmonės statuso ribos	49

Paveikslų sąrašas

1 pav. Finansinių santykinų rodiklių dažnumas kredito rizikos vertinimo modeliuose	16
2 pav. Kredito rizikos vertinimo modeliai	19
3 pav. Kredito rizikos vertinimo modelių klasifikacija.....	20
4 pav. Kredito rizikos vertinimas taikant sprendimų medžio modelį	29
5 pav. Kredito rizikos vertinimas taikant neuronų tinklo modelį	30
6 pav. Tipinis neuroninis tinklas	31
7 pav. Kompiuterinių neuronų modelis.....	32
8 pav. Tyrimo schema	35
9 pav. Klientų pasiskirstymas pagal priklausomą kintamąjį.....	36
10 pav. Rodiklių sąrašo histograma	38
11 pav. Trūkstumų reikšmių pasiskirstymas pagal rodiklius	38
12 pav. Kintamųjų diskriminacinė galia	39
13 pav. Kintamųjų koreliacinė matrica	39
14 pav. Logistinės regresijos modelio kreivė ROC neišskiriant lūžio taško	42
15 pav. Logistinės regresijos modelio kreivė ROC po lūžio taško nustatymo	43
16 pav. Sprendimų medis.....	44
17 pav. Neuroninis tinklas.....	45
18 pav. ROC kreivės klasikinių modelių	46
19 pav. ROC kreivės siūlomų modelių	47

Ivadas

Temos aktualumas. Kreditai dažniausiai sudaro nemažą įmonių turto dalį bei yra rizikingiausia rūšis. Kreditų teikimas yra pagrindinė nuostolių priežastis, todėl įmonių teikiančių kreditą pagrindinis uždavinys yra įvertinti kreditų riziką. Kredito rizika dažniausiai nusakoma kaip tikimybė, kad kredito gavėjas nesugebės įvykdyti nustatytų įsipareigojimų. Visi yra suinteresuotos bendradarbiauti tik su patikimomis įmonėmis, todėl yra būtina įvertinti kiekvienos įmonės rizikingumo dydį. Temos aktualumas grindžiamas verslo įmonės poreikiu prieš sudarant ar pratęsiant sutartį su klientu įsitikinti, ar jis galės įvykdyti savo finansinius įsipareigojimus.

Tyrimo problema. Kreditoriai, kurie nori sumažinti nuostolius atsirandančius dėl kreditų suteikimo nepatikimiems klientams, atitinkamai turi gebėti korektiškai ir efektyviai įvertinti kiekvieno kliento kredito riziką. Įmonės susiduria su sunkumais vertindamos kredito riziką dėl jų kompleksškumo. Norint, kad kredito rizika būtų suvaldyta, reikalinga tinkamai ją identifikuoti. Mokslinėse publikacijose (Mileris, 2012; Budrikienė, Paliulytė, 2012; Mackevičius, 2006, 2010; Dagilienė, Menciūnienė, Rugenytė, 2010; Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006) aptariama, kad nėra vienareikšmiškai nurodyta, kokius kintamuosius ir duomenų analizės metodus turėtumėme taikyti kredito rizikos vertinimui bei nėra vienareikšmiškai nustatytas kredito rizikos vertinimo modelių parinkimas. Pagrindinė problema yra tikslų potencialių įmonės klientų kredito rizikos lygio įvertinimo priemonių, kurios yra pagrindinis veiksnys, lemiantis skolinimo sprendimus, sukūrimas. Atsižvelgiant į šią problemą, baigiamajame projekte nagrinėjamas kredito rizikos vertinimo modelio sukūrimas, kurį naudojant būtų galima įvertinti kredito riziką.

Problemos ištyrimo lygis. Kredito rizikos vertinimo pradininku laikomas Altman'as, kuris 1968 metais pasiūlė diskriminantinį kredito rizikos vertinimo modelį įmonėms (Altman, 1968). Po Altman'o diskriminantinius modelius taip pat siūlė Taffler'is ir Tisshaw'as (1977), Springate (1978), Lis'as (1982) ir kiti. Logistinės regresijos modelį kredito rizikos vertinimui pirmasis 1974 metais pasiūlė Chesser'is, vėliau vienas populiariesnių Zavgren'as (1985) ir kiti. Lietuvoje vienas pirmųjų autorių, analizavusių kredito rizikos vertinimo metodus buvo Grigaravičius (2003), taikęs logistinės regresijos modelį prognozuoti įmonių bankrotą. Reikšmingas Milerio (Mileris, 2012, 2010, 2009; Boguslauskas, Mileris, 2011, 2010, 2009; Adlytė, Boguslauskas, Mileris, 2011), Mackevičiaus (Mackevičius 2010, 2005; Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006; Mackevičius, Rakšteliene, 2005; Mackevičius, Poškaitė, 1999) bei Valvonio (Valvonis, 2004, 2006; Kamienas, Valvonis, 2004, Jasevičienė, Valvonis, 2003) indėlis analizuojant kredito rizikos vertinimo bei bankroto prognozavimo metodus. Be minėtų autorių darbų, Lietuvoje nemažai publikacijų: Bivainis, Garškaitė (2010); Budrikienė, Paliulytė (2012); Butkus ir kiti (2014); Cibulskienė, Rumbauskaitė (2012); Dzidzevičiūtė (2010); Džikevičius, Jonaitienė (2015); Garškaitė (2008); Jurevičienė, Peškauskaitė (2017), Špicas (2013); Špicas, Nekrošiūtė (2012) bei disertacijų: Dzidzevičiūtė (2013), Mileris (2011), Špicas (2017), Valvonis (2008) kredito rizikos vertinimo bei bankroto prognozavimo tematika.

Įmonių kredito rizikai įvertinti plačiai taikomi dirbtinio intelekto metodai, populiariausi yra sprendimų medžiai, kur vienas pirmųjų pritaikė Frydman'as (1984). Be sprendimų medžių, vertinant kredito riziką plačiai taikomi ir kiti dirbtinio intelekto metodai, panaudojus neuronų tinklų modelį vienas pirmųjų pritaikė Pompe (1997), Yang'as ir Platt'as (1999). Dirbtinio intelekto metodai tampa populiarūs, tačiau jų taikymas kredito įstaigų veikloje yra ribotas dėl žemo rezultatų paaiškinamumo ir to nulemto nesuderinamumo su Bazelio bankų priežiūros komiteto rekomendacijomis. Dirbtinio

intelekto metodų populiarumą lemia jų aukštas tikslumas ir praktinio taikymo galimybės tose finansų įstaigose, kurioms galioja kitoks teisinis reguliavimas, nei rekomenduojama Bazelio dokumentuose.

Apibendrinant galima teigti, kad mokslinėje literatūroje mažai tyrimų, kurie analizuotų kredito rizikos vertinimo klausimus Baltijos šalių įmonėse, kurių akcijos kotiruojamos biržoje. Iki šiol tyrėjai mažai analizavo įmonių kredito rizikos vertinimo modelius Baltijos šalių įmonėms, kurių akcijos kotiruojamos biržoje. Ne daug sudaryta ir modelių vertinančių ne tik įmonių mokumą, bet ir pelningumą bei atitinkančių Baltijos šalių įmonių kreditavimo segmentą.

Tyrimo objektas – potencialių įmonės klientų kredito rizikos vertinimas taikant statistinius ir dirbtinio intelekto kredito rizikos vertinimo modelius.

Tyrimo tikslas – išanalizavus kredito rizikos vertinimo tematiką, sudaryti potencialių įmonių kredito rizikos vertinimo modelį, kuriuo galima įvertinti finansinių įsipareigojimų neįvykdymo tikimybę.

Tyrimo uždaviniai:

- apibrėžti kredito riziką bei pateikti pagrindinius įmonių kredito rizikos rodiklius;
- išanalizuoti dažniausiai naudojamus kredito rizikos vertinimo modelius bei sudaryti modelio imtį parenkant reikiamus modelio sudarymo metodus;
- sudaryti įmonių kredito rizikos vertinimo modelį, pasitelkiant statistinius ir dirbtinio intelekto duomenų analizės metodus bei įvertinti jų efektyvumą.

Tyrimo metodai:

- įmonių kredito rizikos vertinimą apibūdinančių mokslinių publikacijų ir mokslinės literatūros šaltinių analizė;
- finansinių santykinių rodiklių bei klasikinių statistinių ir dirbtinio intelekto modelių analizė;
- statistinių ir finansinių duomenų analizė, sisteminimas, apibendrinimas;
- finansinių santykinių rodiklių apibendrinimas ir susisteminimas suformuojant statistinę imtį iš įmonių metinių finansinių atskaitomybės dokumentų, esančių *Bloomberg* platformoje;
- įmonių kredito rizikos vertinimo modelio formavimas *MS Excel* ir *R* programine įranga;
- grafinis tyrimo rezultatų vaizdavimas pasitelkus *MS Excel* ir *R* programinius paketus.

Temos naujumas. Nagrinėjama aktuali įmonių kredito rizikos vertinimo tema, kurios tyrimui pasirinktos mažai tyrinėtos Baltijos šalių įmonės, kurių akcijos kotiruojamos biržoje, kreditavimo segmente. Atsižvelgus į jau atliktus mokslinius tyrimus, šio baigiamojo projekto metu atlikta pelningumo bei mokumo analizė pagal įmonių finansinės atskaitomybės dokumentus, nustatyti pagrindiniai kredito rizikos rodikliai ir dažniausiai naudojami metodai, kuriant kredito rizikos vertinimo modelius bei naudojant statistinę imtį, sudarytas įmonių kredito rizikos modelis, vertinantis kredito rizikos lygį atsižvelgiant ne tik į įmonės mokumą, bet ir pelningumą.

1. Literatūros apžvalga

1.1. Kredito rizika

Verslas neatsiejamas nuo rizikos, o viena iš skaudžiausiai verslą veikiančių rizikos rūšių yra kredito rizika (Jasienė, Laurinavičius, 2009). Kreditai klientams yra viena rizikingiausių turto rūšių, nes kreditų teikimas yra ne tik pajamų šaltinis, tačiau taip pat gali būti ir pagrindinė nuostolių priežastis. Pagrindinė rizika, su kuria susiduria įmonės skolindamos pinigus, yra kredito rizika. Tai rizika, kad skolininkas dėl tam tikrų priežasčių negalės įvykdyti savo priimtų finansinių įsipareigojimų. Įmonės, norėdamos sumažinti galimus nuostolius dėl kreditų suteikimo nepatikimiems klientams, turi sugebėti tinkamai įvertinti kiekvieno kliento kredito riziką (Mileris, 2009).

D. Jurevičienė ir D. Peškauskaitė (2017) teigia, kad kredito rizika – tai pati didžiausia finansų institucijų rizika, kurią gali sukelti ypatingai lanksčios ir palankios kreditavimo sąlygos, atsiradusi asimetrinė informacija, praeities duomenų neturėjimas apie įmonę, mažas įmonės turtas, dažna vadovų ir savininkų kaita, įmonės nemokumas, mažas ar per didelis likvidumas ir prastas dėmesys ekonomikos pokyčiams.

F. Jasevičienė ir V. Valvonis (2003) teigia, kad kredito rizika daugiausia kyla iš kreditavimo veiklos ir yra reikšmingiausia rizika bankų versle. Didžiausią nuostolį bankai sieja su staiga padidėjusia kredito rizika. Daugelio tradicine veikla besiverčiančių bankų pagrindinis kredito rizikos šaltinis yra paskolos.

Bazelio bankų priežiūros komitetas yra nurodęs, kad daugiausia problemų kredito įstaigoms kelia per daug liberalios kreditavimo sąlygos, prastas paskolų portfelio valdymas, nepakankamas besikeičiančios ekonominės ir kitokios aplinkos vertinimas (Valvonis, 2004).

Anot F. Jasevičienės ir V. Valvonio (2003), didžiąją dalį banko turto sudaro paskolos, todėl kredito rizikos valdymas daro didelę įtaką bankų veiklos stabilumui. Siekdami tinkamai valdyti kredito riziką, bankai turėtų įvertinti savo paskolų portfelį, kuris yra pagrindinis kredito rizikos šaltinis.

Tačiau ne tik bankai ar kredito institucijos susiduria su kredito rizika. Veikiant rinkos ekonomikos sąlygomis su kredito rizika susiduria visi rinkoje veikiantys ūkio subjektai, įskaitant ir neprofesionalių finansų rinkų dalyvius, kurių pagrindinė veikla nėra susijusi su kreditavimu (Špicas, Nekrošiūtė, 2012).

Kredito rizika atsiranda visais atvejais, kai verslo proceso metu viena iš šalių pristato prekes, suteikia paslaugas ar atlieka darbus prieš gaudama už tai atlyginimą iš kitos sandorio šalies, t. y. atlieka šalių susitarimu numatytą savo įsipareigojimų dalį mainais už kitos sandorio šalies įsipareigojimą atlikti savąją prievolės dalį ateityje (Jasienė, Laurinavičius, 2009).

Pasak G. Chacko ir kt. (2016), įmonės patiria kredito riziką, kai jos prekiauja su klientais ir tiekėjais. Versle beveik visos įmonės susiduria su kredito rizika, paprasčiausiai todėl, kad jos nereikalauja tiesioginių išmokų už produktus ar paslaugas. Įmonės dažnai turi pasikliauti savo klientais ir pasitikėti kreditingumu (Chacko ir kt. 2016).

Pasak M. Jasienės ir A. Laurinavičiaus (2009), kredito rizikos pasekmės yra susijusios su nuostoliais. Be to, galimos likvidumo problemos ir dėl to ilgėjantys atsiskaitymų terminai su verslo partneriais: tiekėjais, bankais. Blogiausiu atveju įmonei net gali grėsti nemokumas, kuris dažnai baigiasi

bankrotu. Taigi matyti, kad kredito rizika glaudžiai susijusi su kitomis rizikos rūšimis: finansinių nuostolių, likvidumo, bankroto. Netinkamai valdoma ji gali lemti jų atsiradimą.

Oksfordo finansų ir bankininkystės žodynas kredito būklės riziką apibrėžia kaip riziką, kad sandorio šalis taps nemoki, atidės skolos grąžinimą arba skolos grąžinimo terminas bus pratęstas dėl prastos skolininko finansinės būklės. Finansų valdymo žodynas kredito riziką apibrėžia kaip netekimo riziką, atsirandančią dėl sandorio šalies skolos, apsikaitimo sandorio arba kitokios finansinės prievolės neįvykdymo. Lietuvos bankas kredito riziką apibrėžia kaip tikimybę, kad sandorio šalis negebės atsiskaityti sutartyje nustatyta tvarka (Špicas, Nekrošiūtė, 2012).

Kitų autorių kredito rizikos apibrėžimų apibendrinimas pateikiamas 1 lentelėje.

1 lentelė. Kredito rizikos apibrėžimai

Autorius	Metai	Apibrėžimas
F. Jasevičienė, V. Valvonis	2003	Kredito rizika - tai rizika, kad sandorio šalis nesugebės atsiskaityti sutartyje nustatyta tvarka.
I. Kamienas, V. Valvonis	2004	Kredito rizika – galimybė patirti nuostolį, skolininkui arba kitai sandorio šaliai negalint arba nenorint vykdyti įsipareigojimų sutartyje numatytais sąlygomis.
J. Mackevičius	2005	Kredito rizika – tikimybė neatgauti skolos arba užmokesčio už skolą parduotas prekes arba paslaugas.
R. Leipus, M. Valužis	2006	Kredito rizika - finansinė rizika, atsirandanti dėl sandorio šalies, įsipareigojusios grąžinti paskolą, nesugebėjimo ar nenoro tai padaryti sutartyje numatytais sąlygomis.
R. Mileris	2009	Kredito rizika – tai rizika, kad skolininkas dėl tam tikrų priežasčių negalės įvykdyti savo prisiimtų finansinių įsipareigojimų
M. Jasienė, A.Laurinavičius	2009	Kredito rizika reiškia, kad, pasibaigus sutartam atsiskaitymų laikotarpiui, debitorius gali būti finansiškai nepajėgus atsiskaityti su kreditoriumi
R. Špicas, G. Nekrošiūtė	2012	Kredito rizika išreiškia netekimų galimybę sandorio šaliai, neįvykdžius savo įsipareigojimų
Chacko ir kt.	2016	Kredito rizika yra „liga“, kuri gali patekti į įmonę tiek kaip skolintojas, tiek kaip skolininkas.

Kredito rizikos neįmanoma visiškai panaikinti, tačiau ją sumažinti galima. Tam kad kredito rizikos nuostoliai būtų sumažinti kuo labiau, svarbu atlikti įmonės kredito rizikos vertinimą (Jurevičienė, Peškauskaitė 2017).

Apibendrinant galima teigti, kad kredito rizika dažnai tapatinama su įsipareigojimų nevykdymo tikimybe, neįtraukiant nuostolių, kurie gali atsirasti ne tik įsipareigojimų nevykdymo atveju. Kredito rizika yra vertinama plačiau nei tik skolininko nesugebėjimas ar nenorėjimas įvykdyti įsipareigojimų. Kredito rizika taip pat apibrėžia nuostolių riziką, kuri susijusi su suprastėjusia skolininko situacija, todėl tiesiogiai siejasi su pelningumu. Atitinkamai atliekant klientų kredito rizikos vertinimą turime atsižvelgti į įmonių tiek mokumo, tiek pelningumo tikimybes.

1.2. Kredito rizikos vertinimo modelio kintamųjų pasirinkimas

1.2.1. Priklausomo kintamojo pasirinkimas

Dažniausiai kredito rizikos vertinimo modelio priklausomas kintamasis yra kategorinis, su dviem galimomis reikšmėmis: „geras“ ir „blogas“ (Špicas, 2017). Pasak T. V. Gestel, B. Baesens (2009), gebėjimas atskirti gerus klientus nuo blogų klientų yra labai svarbus veiksnys, kad būtum sėkmingas kredito sektoriaus dalyvis (Gestel, Baesens, 2009).

Pasak V. Valvonio (2006), įsipareigojimų neįvykdymo tikimybė yra ypač svarbus kredito riziką apibūdinantis rodiklis.

Kuriant kredito rizikos vertinimo modelį, būtina aiškiai apibrėžti, kokiais požymiais pasižymintis rizikingas klientas bus priskiriamas prie „blogų“ klientų. Šių požymių pasirinkimas priklauso nuo to, ar modelis bus skirtas vertinti skolininko, ar paskolos riziką. (Dzidzevičiūtė, 2010).

Apibrėžiant kredito rizikos rodiklį, atsižvelgiama į įvairius veiksnius (finansinės priemonės, skolininko rūšį ir pan.). Nuo įsipareigojimų neįvykdymą apibrėžiančio asmens priklauso, kurie iš tų veiksnių bus įvertinami (Valvonis, 2006).

Prieš pradėdant kurti kredito rizikos vertinimo modelį reikalinga atlikti analizę, kuri leistų nustatyti, ar pasirinkus tam tikrą „blogą“ kliento apibrėžimą formalių kliento priskyrimo prie „blogų“ atvejų dalis būtų reikšminga. Jeigu taip, tuomet taikyti ne tokį griežtą apibrėžimą, pavyzdžiui nevertinant nepelningumo, o taikant tik nemokumo požymį. Kuo „blogą“ kliento apibrėžimas laisvesnis, tuo didesnė tikimybė, kad modelis „blogą“ klientą priskirs prie „gerų“ (pirmos rūšies klaidos tikimybė), o kuo apibrėžimas griežtesnis, tuo didesnė tikimybė, kad modelis „gerą“ klientą priskirs prie „blogų“ (antros rūšies klaidos tikimybė). Dėl pirmos rūšies klaidos įmonės teikiančios kreditą patiria daugiau nuostolių (Dzidzevičiūtė, 2010).

J. Mackevičius ir D. Poškaitė (1999), išanalizavę daugelio autorių tyrimus padarė išvadą, kad kredito rizikai vertinti gali būti taikomos dvi analizės metodikos:

- 1) naudojant įvairių santykinų rodiklių sistemą;
- 2) naudojant tik mokumo ir pelningumo rodiklius bei tiriant jų ryšį.

K. Garškaitė (2008) taip pat teigia, kad viena iš efektyviausių metodikų įmonių kredito rizikai vertinti yra mokumo ir pelningumo rodiklių skaičiavimas bei jų tarpusavio analizė. Įmonės mokumo ir pelningumo rodikliais labai domisi kreditoriai, nuo jų priklauso įmonės mokėjimai, jų sugebėjimas laiku atsiskaityti (Budrikienė, Paliulytė, 2012).

Nuolat ir nuosekliai tiriant pelningumo ir mokumo rodiklius bei jų pokyčius, galima priimti teisingus sprendimus ir sukurti verslo strategijas, kurios padėtų įmonėms pasiekti gerų veiklos rezultatų ir garantuoti veiklos tęstinumą (Mackevičius, Rakštelienė, 2005).

Pasak J. Mackevičiaus, įmonių sugebėjimas pasiekti gerų veiklos rezultatų ir kuo ilgiau išsilaikyti labai konkurencingoje verslo rinkoje daugiausiai priklauso nuo dviejų santykinų rodiklių grupių – pelningumo ir mokumo.

Mokumo ir pelningumo požiūriu įmonę galima įsivaizduoti kaip langą, kurį sudaro 4 langeliai (2 lentelė).

2 lentelė. Įmonės mokumo ir pelningumo pasiskirstymas

Sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičius (2005)

	Moki	Nemoki
Pelninga	1 (+;+)	2 (+;-)
Nepelninga	3 (-;+)	4 (-;-)

Iš 2 lentelės matyti, kad idealiausias yra pirmas langelis, nes įmonė yra pelninga ir moki. Tai garantuoja įmonės patrauklumą investuotojams, jos veiklos tęstinumo ir plėtros galimybes. Visiškai priešingą situaciją rodo ketvirtas langelis, kai įmonė yra ir nemoki, ir nepelninga. Savaime aišku, kad ir nepelninga, ir nemoki įmonė negali tęsti savo veiklos, jai gresia bankrotas. Ypač kruopščiai reiktų tirti antro ir trečio langelio situacijas. Antras langelis rodo, kad įmonė yra pelninga, tačiau nemoki, o trečias – kad įmonė yra moki, tačiau nepelninga (Mackevičius, 2005).

Kai apibrėžiamas priklausomas kintamasis, tuomet galime pereiti prie nepriklausomų kintamųjų pasirinkimo, kurie apibūdintų priklausomą kintamąjį.

1.2.2. Nepriklausomų kintamųjų pasirinkimas

Finansinei įmonių būklei įvertinti gali būti apskaičiuojama įvairių rodiklių, kuriems duomenys gaunami iš finansinės atskaitomybės ataskaitų – dažniausiai iš balanso ir pelno nuostolio. Siekiant atskirti vertinamus finansų būklės aspektus, rodikliai skirstomi į grupes. Tiek Lietuvos, tiek užsienio autoriai išskiria ir skirtingas finansinių santykinų rodiklių grupes, ir skirtingus rodiklius, priklausančius toms grupėms (Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006).

R. Mileris (2012) teigia, kad kredito rizikos vertinimo modelių formavimo procese pagrindinė problema yra sudaryti nepriklausomų kintamųjų rinkinį, apibūdinantį įmones.

Santykinis rodiklis, gautas palyginus du ar daugiau absoliutinių rodiklių, yra daug pranašesnis už absoliutinį, nes objektyviau ir įvairiapusiškiau įvertina tiriamąjį objektą (Miliauskė, Paliulytė, 2013).

Mokslinėse publikacijose nėra vieningai nustatyta, kokius kintamuosius ir duomenų analizės metodus turėtumėme taikyti kredito rizikos vertinimui, taip pat nėra apibrėžtas vieningas kredito rizikos vertinimo modelių formavimo procesas (Mileris, 2012).

Boguslauskas ir kt. (2011) išskyrė šias pagrindines finansinių santykinų rodiklių, naudojamų finansinei įmonių būklei vertinti, grupes: pelningumo, likvidumo, finansinės struktūros, aktyvumo.

Finansinių santykinų rodiklių taikymas yra vienas iš paprasčiausių ir galbūt tiksliausių būdų įmonių kredito rizikai įvertinti. Tačiau kyla klausimų: kokius finansinius santykinus rodiklius taikyti, kurie rodikliai yra svarbiausi, kaip juos vertinti ir kt. Šiuo klausimu įvairių autorių nuomonės skiriasi: tiek Lietuvos, tiek užsienio autoriai pateikia skirtingas santykinų rodiklių grupes ir į jas įeinančių rodiklių skaičių. Pasak J. Mackevičiaus (2010), įmonės kredito rizikai įvertinti pakanka apskaičiuoti ne daugiau kaip 10 rodiklių (3 lentelė).

3 lentelė. Finansiniai santykiniai rodikliai vertinantys įmonės kredito riziką

Sudaryta autoriaus, remiantis J. Mackevičiumi (2010)

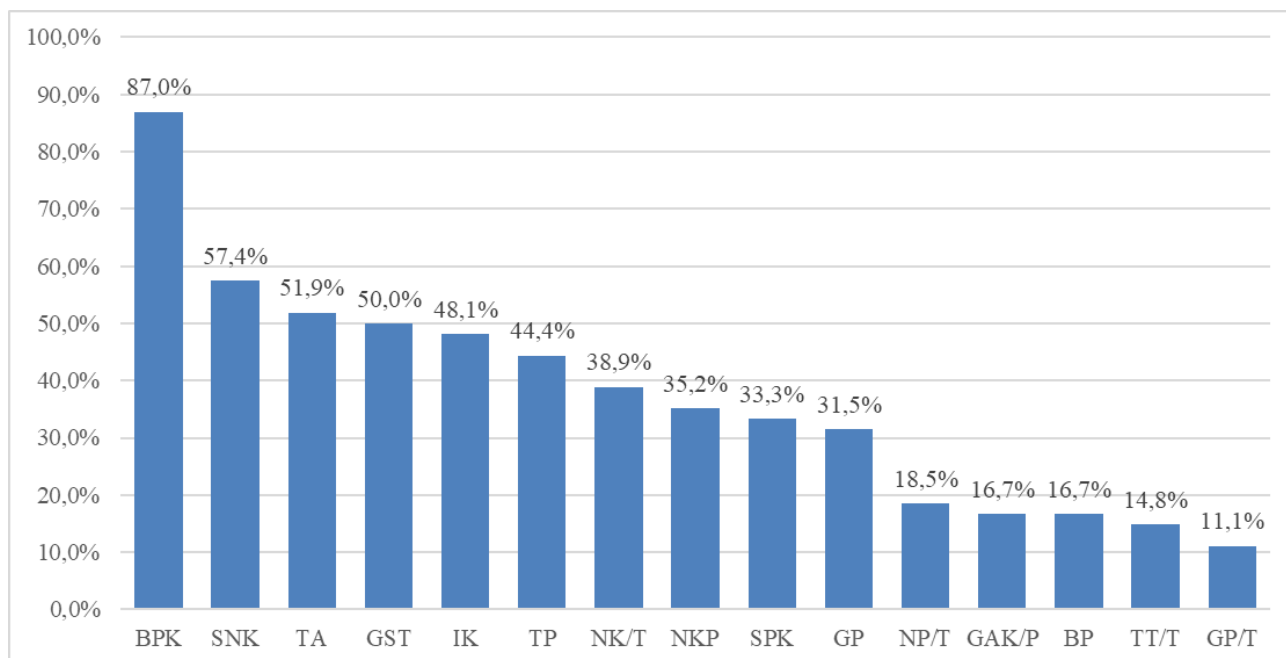
Nr.	Rodikliai	Rodiklio apskaičiavimo formulė	Bloga rodiklio reikšmė	Rodiklio reikšmė
1	Bendrasis trumpalaikio mokumo koeficientas	Trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai	Mažesnis negu 1,0	Rodiklis rodo įmonės gebėjimą trumpalaikėmis mokėjimo priemonėmis įvykdyti trumpalaikius įsipareigojimus.
2	Greitojo trumpalaikio mokumo koeficientas	(Trumpalaikis turtas – Atsargos) / trumpalaikiai įsipareigojimai	Mažesnis negu 0,5	Rodiklis rodo, kiek vienam eurui trumpalaikių įsipareigojimų įmonė turi turto, kurį gali greitai parduoti.
3	Bendrasis skolos koeficientas	Įsipareigojimai / Turtas	Didesnis negu 1,0	Rodiklis rodo, kokia dalis skolintų lėšų panaudojama sudarant įmonės turtą.
4	Apyvartinio kapitalo manevringumo koeficientas	Atsargos / Apyvartinis kapitalas	Kuo didesnis, tuo blogiau	Rodiklis rodo, kokia apyvartinio kapitalo dalis išaldyta atsargose.
5	Grynasis pardavimo pelningumas	Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos	Neigiamas	Rodiklis rodo pardavimo pelningumą, įvertinus visas pajamas ir išlaidas.
6	Grynasis nuosavo kapitalo apyvartumas	Grynasis pelnas / Nuosavas kapitalas	Neigiamas	Rodiklis rodo nuosavo kapitalo sukurtą pelną ir vadovų darbo efektyvumą naudojant investuotą kapitalą.
7	Pardavimo savikainos lygis	Pardavimo savikaina / Pardavimo pajamos	Didesnis negu 1,0	Rodiklis rodo įmonės pagrindines išlaidas vienam pardavimo pajamų eurui.
8	Administracinių išlaidų koeficientas	Administracinės išlaidos / Pardavimo pajamos	Kuo mažesnis, tuo geriau	Rodiklis rodo, kiek administracinių išlaidų per pasirinktą laikotarpį patyrė įmonė lyginant su gautomis pajamomis.
9	Atsargų apyvartumas	Pardavimo savikaina / Atsargos	Kuo mažesnis, tuo blogiau	Rodiklis rodo, kiek buvo padaryta apyvartų.
10	Finansinis svertas	Skolintas kapitalas / Nuosavas kapitalas	Kuo didesnis nukrypimas nuo kapitalo struktūros pusiausvyros	Rodiklis rodo skolinto kapitalo naudojimo lygį įmonės veiklai garantuoti.

Pasak J. Mackevičiaus (2010), iš 3 lentelėje pateiktų rodiklių ypač kruopščiai reikia skaičiuoti mokumo (bendrojo trumpalaikio mokumo, greitojo trumpalaikio mokumo, bendrojo skolos) ir pelningumo (grynojo pardavimo pelningumo ir grynojo nuosavo kapitalo pelningumo) rodiklius, sekti ir vertinti jų reikšmes, kad jos nepasiektų blogo įvertinimo lygio.

Visų rodiklių skaičiavimas reikalauja papildomų laiko sąnaudų bei ne visi rodikliai yra tikslingi ir reikšmingi (Dzikevičius, Jonaitienė, 2015). Svarbiausia – atsirinkti informatyviausius santykinius rodiklius: jeigu jų bus per mažai, atsiras netikslumo rizika dėl duomenų trūkumo, o jeigu per daug, perteklinė informacija sutrukdys tinkamai įvertinti kredito riziką (Jurevičienė, Peškauskaitė, 2017).

Pasak J. Mackevičiaus ir S. Silvanavičiūtės (2006), santykiniai rodikliai gali būti puikiai pritaikyti įmonės kredito rizikai vertinti, svarbiausius ir reikšmingiausius iš jų sujungus į kredito rizikos vertinimo modelius (Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006).

Siekiant rasti dažniausius kredito rizikos vertinimo modelių finansinius rodiklius, Boguslauskas ir kt. išanalizavo 194 klasifikavimo modelius mokslinėse publikacijose ir atrinko 15 dažniausių rodiklių, kurie pasikartoja daugiau nei 10% modelių (1 pav.). Iš 15 finansinių rodiklių 3 priskyrė likvidumo, 4 – pelningumo, 3 – kapitalo struktūros, 1 – turto panaudojimo efektyvumo, 4 – kitai grupei (Boguslauskas ir kt. 2011).



1 pav. Finansinių santykinų rodiklių dažnumas kredito rizikos vertinimo modeliuose

Sudaryta autoriaus, remiantis V. Boguslausku ir kt. (2011)

Rodiklių trumpiniai: BPK - Bendrasis padengimo koeficientas; SNK - Skolos ir nuosavybės koeficientas; TA - Turto apyvartumas; GST - Grynojo apyvartinio kapitalo ir turto santykis; IK - Išiskolinimo koeficientas; TP - Turto pelningumas; NK/T - Nuosavo kapitalo ir turto santykis; NKP - Nuosavo kapitalo pelningumas; SPK - Skubaus padengimo koeficientas; GP - Grynas pelningumas; NP/T - Nepaskirstyto pelno ir turto santykis; GAK/P - Grynojo apyvartinio kapitalo ir pajamų santykis; BP - Bendrasis pelningumas; TT/T - Trumpalaikio turto ir turto santykis; GP/T - Grynųjų pinigų ir turto santykis.

Atliktas tyrimas parodė, kad net 87 % mokslinių darbų, kuriuose vertinama kredito rizika, remiasi bendrojo padengimo koeficientu (Boguslauskas ir kt. 2011). Daugiau nei pusė jų skaičiuojamas skolos ir nuosavybės koeficientas, turto apyvartumas bei grynojo apyvartinio kapitalo ir turto santykis. Šie rodikliai yra vieni svarbiausių ir dažniausiai naudojami vertinant įmonių kredito riziką (Jurevičienė, Peškauskaitė, 2017).

Bivainis ir kt. (2010) teigia, kad atrenkant santykinus finansinius rodiklius vadovaujasi tokiais kriterijais:

- 1) stochastinio ryšio tarp bankroto grėsmės ir santykinų finansinių rodiklių stiprumas (koreliacijos koeficiento reikšmingumas);
- 2) ryšio stiprumo lyginamosios analizės rezultatai;
- 3) rodiklių turinio skirtumai (siekiama padidinti vertinimo kompleksumą);
- 4) rodiklių taikymo įmonių bankroto prognozavimo modeliuose dažnis.

Siūloma analizuoti penkių grupių santykinius finansinius rodiklius:

- 1) pelningumo rodikliai: turto graža prieš apmokestinimą, pelningumas prieš apmokestinimą, bendroji nuosavo turto graža.;
- 2) veiklos efektyvumo: turto apyvartumas;
- 3) finansinio stabilumo rodikliai: įsiskolinimo koeficientas, trumpalaikio įsiskolinimo koeficientas, trumpalaikių įsipareigojimų padengimo koeficientas;
- 4) likvidumo rodikliai: einamojo likvidumo koeficientas, bendrojo likvidumo koeficientas, grynojo apyvartinio kapitalo santykis su turtu;
- 5) kiti rodikliai (ganėtinais dažnai naudojami įmonių kredito rizikos vertinimo modeliuose): pardavimo ir trumpalaikių įsipareigojimų santykis, sukaupto kapitalo efektyvumas (išreikštas nepaskirstyto pelno ir turto santykiu).

Pasak R. Špico (2017), mokslinėje literatūroje dažniausiai išskiriamos šios nepriklausomų kintamųjų savybės, į kurias reikia atsižvelgti formuojant galimų rodiklių sąvadą:

- 1) kintamojo informacijos kokybė (pvz., atliekama kintamojo informacijos patikimumo bei trūkstumų reikšmių analizė);
- 2) modelio kūrimo tikslų atitikimas;
- 3) patenkinama individuali diskriminacinė galia;
- 4) logiškumas ir unikalumas analitinės informacijos turinio prasme.

Įmonės, artėjančios prie bankroto, turi daugelį prastų finansinių rodiklių, ir tuo jos turėtų išsiskirti iš likusių sėkmingai veikiančių bendrovių, kurių daugelis rodiklių yra palyginti geri. Įmonė yra sudėtingas objektas, apibūdinamas daugeliu įvairaus pobūdžio rodiklių. Be to, nėra konkrečios (tikslios) kiekvieno rodiklio reikšmės, kuri būtų laikoma gera ar bloga. Kiekviena įmonė turi savo silpnų ir stiprių savybių. Todėl, norint tiksliai ir įvairiapusiškai įvertinti įmonę bei deramai numatyti kredito rizikos tikimybę, reikia vertinti ne pavienius rodiklius, bet jų sistemą (Boguslaukas ir kt. 2006).

Apibendrinant galima teigti, kad vertinti įmonės kredito rizikos dydį iš poros rodiklių yra nekorektiška, kadangi vieni rodikliai gali būti kritiniai, o kiti – geri, todėl įmonių kredito rizikos vertinimo modeliai turi apimti kelių santykinų rodiklių skaičiavimus atsižvelgiant į kredito rizikos apibrėžimą.

1.3. Kredito rizikos vertinimo modeliai

Įmonės kredito rizikos vertinimas – tai metodai, padedantys įvertinti įmonių nemokumo faktų pasireiškimo tikimybę, įvertinus įmonių finansinę būklę ir jos kitimo tendencijas (Grigaravičius, 2003). Įmonių kredito rizikos vertinimo modelių esmė – kompleksinis rodiklis, apimantis įvairias įmonių veiklos sritis, leidžiantis įvertinti įmonių kredito rizikos grėsmę pagal nustatytas kritines reikšmių ribas (Garškaitė, 2008). Informacijos nemokumo prognozei pagrindą sudaro finansiniai įmonės duomenys. Prognozuojant nemokumą, reikia analizuoti finansinių ataskaitų straipsnių pokyčius, skaičiuoti bei vertinti santykinius finansinius rodiklius ir jų dinamiką (Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006). Atliekant finansinių rodiklių analizę, svarbu ne tik apskaičiuoti vienus ar kitus rodiklius, bet ir suprasti jų reikšmę konkrečioje situacijoje bei svarbu, kad ši analizė būtų atliekama nuolat ir nuosekliai (Mackevičius, Poškaitė, 2011). Anot Burkšaitienės ir Mažintienės (2011), analizuodama bankroto modelius, kiekviena įmonė turi surasti savo metodiką, įvertinti veiklos

stabilumą ir tęstinumą, padėti nustatyti riziką, taip pat sumažinti ar net pašalinti bankroto grėsmę. Bankroto prognozavimo modeliai gali būti naudingi ne tik bankrotui prognozuoti, bet ir įmonės finansiniams sunkumams nustatyti (Budrikienė, Paliulytė, 2012).

Autorių mokslinių tyrimų gausa rodo, kad iki šiol negalima nustatyti patikimiausio kredito rizikos vertinimo modelio. Nemažai mokslininkų mano, kad kiekvienai pramonės šakai ar net kiekvienai įmonei turi būti sukurti skirtingi kredito rizikos vertinimo modeliai. Tikslingiau būtų naudoti net keletą modelių, nes kiekvienas modelis pasižymi unikalia informacija, kuri padeda atskleisti įmonės kredito rizikos tikimybę (Budrikienė, Paliulytė, 2012).

R. Mileris (2012) teigia, kad kredito rizikos vertinimo modelių formavimo procese pagrindinė problema rasti tinkamus duomenų analizės metodus, kuriais būtų galima sėkmingai klasifikuoti įmones į atskiras rizikos grupes. Kredito rizikos vertinimo modeliams reikalingi praeities duomenys apie skolininkus ir jų įsipareigojimų vykdymą. Tačiau susiduriama su duomenų trūkumu apie nepatikimus klientus. Nauji klientai klasifikuojami remiantis klientų duomenimis, kurie yra gavę kreditus praeityje. Įmonės dažniausiai neturi duomenų apie klientus, kuriems kreditas nebuvo suteiktas, t. y. dažnai ši mokymo imtis nebūna pakankama. Tai riboja modelių tikslumą, nes duomenys apie nepatikimus klientus turėtų daug reikšmingos informacijos modeliui. Tokio pobūdžio problema sprendžiama analizuojant bankrutavusių įmonių duomenis, kurios laikomos nepatikimais klientais.

Tikslesnis kredito rizikos vertinimas sudaro galimybę sumažinti įmonės nuostolius bei kapitalo poreikį, o taip pat ir palūkanų normas skolininkams, jei paskolos suteikiamos daugiausiai finansinius įsipareigojimus vykdantiems klientams. Tačiau egzistuoja patikimo kredito rizikos modelio sudarymo problema, kuri dažniausiai sprendžiama pasitelkiant daugiamačius statistinius ir dirbtinio intelekto metodus. Dėl analizuojamų duomenų sudėtingumo vieno metodo pritaikymas dažnai sudaro galimybę tik atskirti įsipareigojimus gebančius vykdyti klientus nuo nemokių klientų. Remiantis tokių modelių rezultatais negalima įvertinti kapitalo pakankamumo, objektyviai nustatyti paskolų palūkanų normų. Todėl norint įmones klasifikuoti į rizikos grupes, tenka pasitelkti kelių duomenų analizės metodų kombinaciją, o duomenų analizės procesas tampa sudėtingesnis ir apima didesnę etapų skaičių (Mileris, 2012).

C. Bluhm ir kt. (2010) teigia, kad reikalinga atkreipti dėmesį į modelio pasirinkimą ir modelio riziką. Nerekomenduojama naudoti tik vieno modelio, o naudoti įvairius modelius, kad galėtume apžvelgti įvairius tikrojo kredito rizikos problemos pobūdžio aspektus. Tokiu būdu problema žiūrima iš skirtingų kampų. Daugiau modeliavimo ir daugiau analizės yra pranašiau už vieną modelį, grindžiamą įvairiomis supaprastinimo prielaidomis (Bluhm, Overbeck, Wagner, 2010).

Pasak D. J. Bolder (2018), modelių atranka yra sudėtingas ir kompleksinis sprendimas, kur labiausiai pateisinamas pasirinkimas priklauso nuo taikymo ir konteksto. Visais atvejais keli modeliai yra geriau nei vienas modelis. Esmė ta, kad realiame gyvenime mes niekada nežinome teisingo modelio. Be to, žinome, kad mūsų modelis gali būti klaidingas. Siekiant sušvelninti šį slegiantį faktą, geriausias būdas yra ištirti daugelį modelių su skirtingomis prielaidomis. Nagrinėdami ir naudodamiesi įvairiais metodais, mes mažiname savo pasitikėjimą vienu modeliu ir padidiname galimybes padaryti naudingas išvagas apie mūsų pagrindinę problemą (Bolder, 2018).

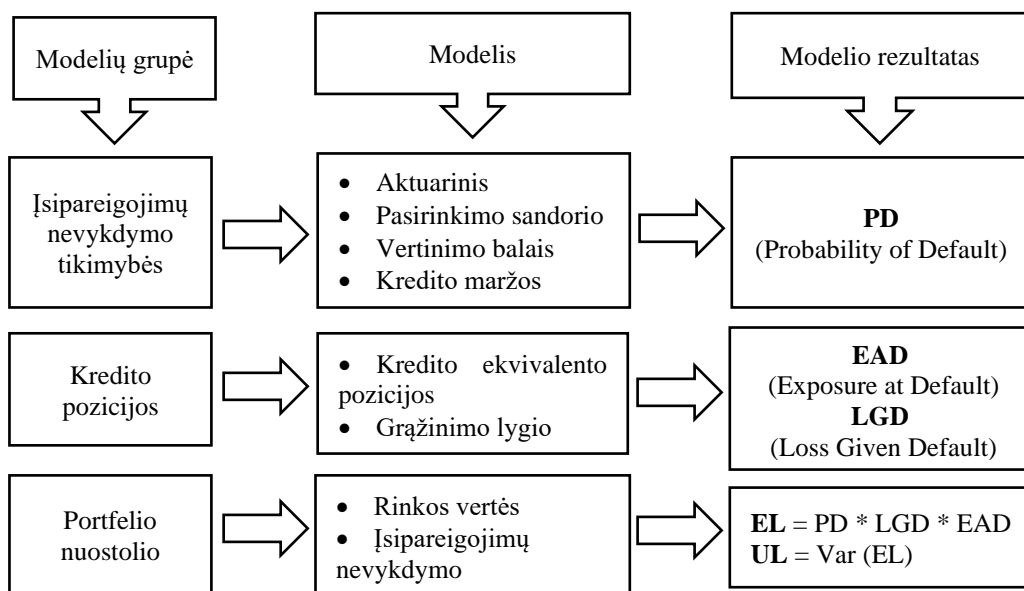
Atsižvelgiant į kredito rizikos analizės svarbą, daugelis metodų buvo plačiai taikomi kredito rizikos vertinimo užduotims: aktuariniai modeliai, tiesinė diskriminantinė analizė (angl. *linear discriminant*

analysis), logistinė analizė (angl. *logit analysis*), tikimybinė analizė (angl. *probit analysis*), tiesinė analizė (angl. *linear analysis*), k-artimiausių kaimynų (angl. *k-nearest neighbour*), sprendimų medžiai (angl. *classification tree*), dirbtinis neuronų tinklas DNT (angl. *artificial neural networks*), genetinis algoritmas (angl. *genetic algorithm*), paramos vektorių mašina (angl. *support vector machine*), kai kurie mišrūs modeliai ir kiti. Didėjanti dirbtinių neuronų tinklų tyrimų sritis daugiausia susijusi su ekonomikos ir kompiuterių mokslo sąveika, tiriant jų galimas pritaikymo ekonomikai galimybes. DNT yra lengvai pritaikoma priemonė, skirta modeliuoti agentų mokymosi elgseną ir tirti daug problemų, kurias labai sunku analizuoti naudojant standartinius ekonominius modelius (Gallo, 2006).

J. Witzany (2017) teigia, kad kredito rizikos modeliavimo sudėtingumas padidėjo dėl pažangesnių finansinių priemonių, kurios iš esmės yra susijusios su sandorio šalies kredito rizika (Witzany, 2017).

I. Kamienas ir V. Valvonis (2004) teigia, kad kredito rizikos vertinimo modeliai gali būti skirstomi pagal tai, kuri kredito rizikos sudedamoji dalis (arba dalys) yra vertinama (2 pav.).

Įsipareigojimų nevykdymo tikimybės modeliai – skirti konkretaus skolininko įsipareigojimo nevykdymo tikimybei vertinti. Aktuariniai modeliai leidžia įvertinti individualių skolininkų ar jų grupių įsipareigojimų nevykdymo per tam tikrą laikotarpį faktinius santykinus dažnius. Vertinimo balais pagrįsti modeliai dažniausiai grindžiami įmonių finansinių ataskaitų duomenimis, o vertinant fizinio asmens riziką paprastai atsižvelgiama į jo pajamas, turtą ir kitus duomenis. Įsipareigojimų nevykdymo tikimybei skaičiuoti taikant pasirinkimo ir kredito maržos modelius, naudojama rinkos informacija – nuosavybės ir skolos vertybinių popierių kainos. Kredito pozicijos vertinimo modeliai skirti paskolų gražinimo lygiui ar kredito linijų (limitų) panaudojimui įsipareigojimo nevykdymo atveju prognozuoti. Portfelio nuostolio modeliai sudaromi, remiantis įsipareigojimų nevykdymo tikimybės vertinimo ir kredito pozicijos vertinimo modelių rezultatais (Kamienas, Valvonis, 2004).



2 pav. Kredito rizikos vertinimo modeliai

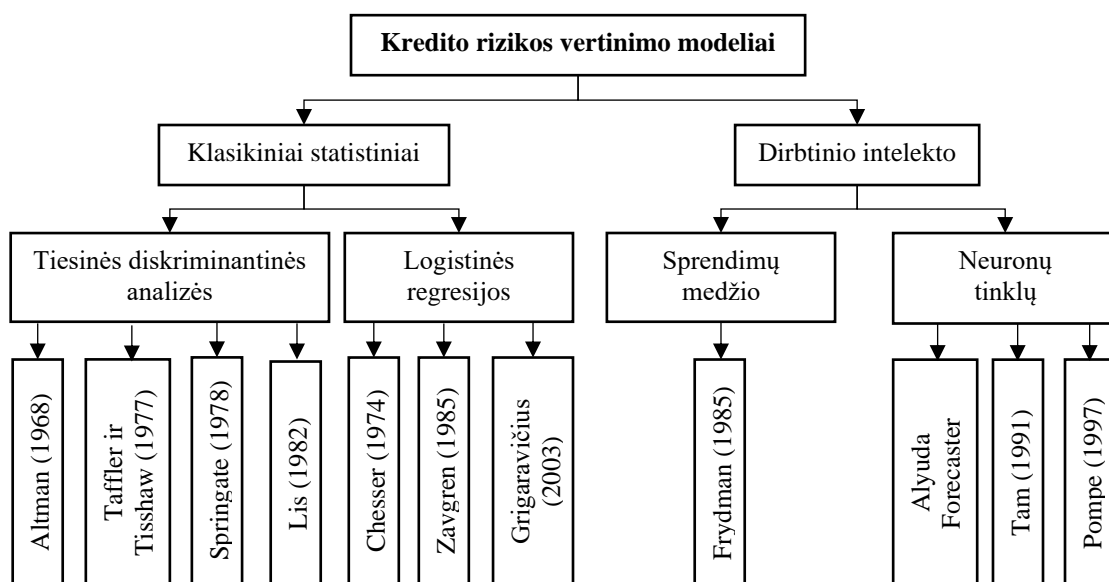
Sudaryta autoriaus pagal D. Cibulskiene, R. Rumbauskaitę (2012)

PD (įsipareigojimų neįvykdymo tikimybė) yra tikimybė, kad skolininkas nesugebės laiku įvykdyti savo įsipareigojimų bankui. Ši priemonė yra susijusi su skolininku (asmeniu ar įmone), tačiau nėra

susijusi su paskolos rizika. Priešingai, LGD (nuostolis dėl įsipareigojimų neįvykdymo) rodo vidutinius nuostolius, jei nevykdoma tam tikra paskola arba tam tikromis aplinkybėmis. LGD apskaičiuojamas kaip tam tikros paskolos procentas. EAD yra paskolos suma įsipareigojimų nevykdymo atveju. Priemonė EL (numatomas nuostolis) rodo įvertintas visos grupės įsipareigojimų neįvykdymo lygis: kiek bankas praras, jei suteiks tam tikros rizikos paskolą tam tikros rizikos skolininkui. EL yra vidutinis statistinis nuostolis. UL (netikėtas nuostolis) rodo vidutinį nuokrypį (Cibulskienė, Rumbauskaitė, 2012).

Įvertinti daugelį kintamųjų ir juos susisteminti, suvedant į keletą klasių, leidžia klasterinė analizė. Statistinis klasifikavimas yra vienas svarbiausių ir savarankiškų socialinių ir ekonominių reiškinių tyrimo metodas, plačiai taikomas daugumoje įvairių mokslo sričių, atliekant įvairius statistinius tyrimus. Uždavinių, susijusių su objektų lyginimu ir klasifikavimu, analizės svarbumą mokslininkai pripažino jau seniai, tačiau ilgą laiką praktiškai įgyvendinti siūlomus metodus buvo sunku. Vėliau užsienio mokslininkai pamažu pradėjo taikyti klasifikavimo algoritmus kai kurių medicinos, biologijos, archeologijos ir kitiems uždaviniams spręsti. Klasifikavimo tikslai nuolat plečiasi, kartu ir paties klasifikavimo proceso sudėtis tampa neišmatuojamai turtingesnė ir sudėtingesnė. Anksčiau tai buvo tik techninė problema, o dabar ją papildo ir pačios klasifikavimo procedūros sudarymo uždavinys. Tačiau kylantys sunkumai nėra pateisinama priežastis atsisakyti būtinų analizei klasifikavimo procedūrų. Klasifikavimas leidžia apibendrinti informaciją, susiaurinti tam tikrai analizei reikalingų duomenų aibę, pasirenkant tik vieną ar kelias dominančias klases. Tai ypač aktualu siekiant palyginti nagrinėjamus objektus, nes vienoje klasėje esantys objektai yra panašūs. Taigi ši metodika tinka ir įmonių kredito rizikai nustatyti. Įvairioje literatūroje pateiktų klasifikavimo metodų esmė tokia: suskirstyti objektus į klases taip, kad klasės viduje objektai būtų labai panašūs, o tarp klasių skirtumas būtų didžiausias (Boguslaukas ir kt. 2006).

Mokslo literatūros ir straipsnių gausybė parodo kredito rizikos vertinimo modelių svarbumą bei poreikį, todėl kredito rizikos vertinimo modelius galima suskirstyti į kelias grupes (3 pav.).



3 pav. Kredito rizikos vertinimo modelių klasifikacija

Sudaryta autoriaus, remiantis J. Mackevičiumi, S. Silvanavičiūte (2006)

J. Mackevičiaus ir S. Silvanavičiūtė dažniausius literatūroje aptinkamus ir aprašomus apibendrintus modelius suskirstė į dvi pagrindines grupes:

- klasikiniai statistiniai (tiesinė diskriminantinė analizė, logistinė regresija);
- dirbtinio intelekto (sprendimų medis, neuronų tinklai).

R. Mileris siekdamas nustatyti dažniausiai naudojamų kredito rizikos vertinimo metodus išanalizavo mokslines publikacijas, kuriose aprašyti įvairių autorių sudaryti kredito rizikos vertinimo modeliai. Analizės metu nustatyta, kad tiksliausiai klientų kredito rizika įvertinama logistinės regresijos ir neuronų tinklų metodais, o mažiau patikimi metodai kredito rizikai vertinti yra sprendimų medžiai ir diskriminantinė analizė (Mileris, 2009).

Pasak K. Garškaitės (2008), modelio pasirinkimas priklauso nuo sugebėjimo atsakyti į klausimus:

- kurie finansiniai koeficientai yra svarbiausi prognozuojant įmonės kredito rizikos tikimybę;
- kiek reikšmingi pasirinkti finansiniai koeficientai;
- koku metodu įvertinti šiuos koeficientus, reikšmingumus bei ryšius tarp jų.

Išanalizavus mokslinę literatūrą bei publikacijas, pateikiami apibendrinti kredito rizikos vertinimo modelių privalumai ir trūkumai (4 lentelė).

4 lentelė. Kredito rizikos vertinimo modelių privalumai ir trūkumai

Sudaryta autoriaus pagal S. Grigaravičių (2003); Kamioną, Valvonį (2004); O. Purvinį ir kt. (2005); J. Mackevičių ir kt. (2006); Dzidzevičiūtė (2010); Džikevičių ir kt. (2015); Špicas (2017).

Modelis	Privalumai	Trūkumai
Tiesinės diskriminantinės analizės	+ Aukštas patikimumo lygis; + Paprasta skaičiavimo metodika; + Sukurti anksčiausiai, bet vis dar išlieka vieni populiariausių; + Gauti rezultatai lengvai suprantami ir interpretuojami.	- Neatsparus duomenų kokybei: svarbus normalus kintamųjų pasiskirstymas; - Neįvertinama nemokumo tikimybė; - Neįvertinami makroekonominiai veiksniai; - Neįvertinama įmonės finansinė būklė ir pokyčių tendencijos; - Geriausiai prognozuoja bankroto tikimybę, kai lieka metai iki bankroto.
Logistinės regresijos	+ Vienas populiariausių metodų; + Kintamieji neprivalo būti normalieji; + Aukštas prognozavimo tikslumas; + Nesudėtinga skaičiavimo metodika; + Atsižvelgia į makroekonominis veiksniai; + Kintamieji gali ir kiekybiniai, ir kokybiniai.	- Iš esmės yra tapatūs tiesinės diskriminantinės analizės modeliams; - Gali būti netinkami dėl kintamųjų multikolinearumo; - Gali būti netinkami dėl sudėtingos kintamųjų tarpusavio priklausomybės.
Sprendimų medžio	+ Įvertinamos klasifikacijos ir regresijos problemos; + Gauti rezultatai lengvai suprantami ir interpretuojami.	- Pakankamai nauji, todėl mažai išnagrinėti, o taikymui reikalingi papildomi ištekliai; - Sudėtingas modelio sudarymas.
Neuronų tinklų	+ Taikomi sudėtingoms netiesinėms priklausomybėms, kurių regresinės išraiškos yra nežinomos; + Aukštas patikimumo lygis; + Sugeba mokytis iš labai netvarkingo, iškraipyto ar neužbaigto duomenų rinkinio.	- Sudėtingas duomenų interpretavimas; - Vėliausiai atsiradę, todėl dar mažai išnagrinėti; - Sudėtingas modelio sudarymas; - Sudėtinga nustatyti parametrus, kurie suteiktų geriausių rezultatą.

Lentelėje matyti, kad visi kredito rizikos vertinimo modeliai turi tiek privalumų, tiek trūkumų, todėl išrinkti geriausią ar įvardinti vienareikšmiškai tinkamiausią yra sudėtinga ir nėra tikslinga, nes kaip matoma, tai priklauso nuo daugybės faktorių.

Mokslinės literatūros analizė parodė, kad nėra vieningai sutarta, kaip traktuojama kredito rizika, kokius kintamuosius ir modelius turėtume taikyti kredito rizikos vertinimui.

Apibendrinant galima teigti, kad kredito rizika apima: skolininko negalėjimą vykdyti įsipareigojimų, kuris siejasi su kliento mokumu ir skolininko pablogėjusią būklę, kuri siejasi su kliento pelningumu. Todėl atliekant įmonių kredito rizikos vertinimą turime atsižvelgti į įmonių tiek mokumo, tiek pelningumo tikimybes.

Vertinti įmonės kredito rizikos dydį iš poros rodiklių yra nekorektiška, kadangi vieni rodikliai gali būti kritiniai, o kiti – geri, todėl įmonių kredito rizikos vertinimo modeliai turi apimti kelių santykinų rodiklių skaičiavimus atsižvelgiant į kredito rizikos apibrėžimą.

Visi kredito rizikos vertinimo modeliai turi savų privalumų ir savų trūkumų. Patikimiausi kredito rizikos vertinimo modeliai gali būti skirtingi, jeigu analizuojamos skirtingos įmonės, todėl norint kuo tiksliau įvertinti įmonės kredito riziką, geriausia naudoti keletą modelių vienu metu.

Klientai norėdami sumažinti galimus nuostolius susijusius su kreditų suteikimu rizikingiems klientams turi sugebėti tinkamai apibrėžti kredito riziką, parinkti tinkamus kintamuosius bei modelius, kad efektyviai įvertinti kiekvieno kliento kredito riziką. Todėl šią temą aktualu nagrinėti toliau padedant įmonėms tinkamai įsivertinti kredito riziką atsižvelgus į jos kompleksiskumą.

2. Medžiagos ir tyrimų metodai

2.1. Modelio imties vertinimas

Kredito rizikos vertinimo modelio kokybei didelę įtaką turi duomenų imtis, kuri turi būti kokybiška bei pakankama, todėl duomenų imties sudarymas gali turėti teigiamą arba neigiamą poveikį galutiniam modelio efektyvumui.

Duomenų kiekio didinimas modelio kokybei turi teigiamą įtaką, tačiau pastebima, kad ribinis imties įrašų kiekio padidinimas daro vis silpnesnę įtaką modelio kokybei (Špicas, 2017).

Pasak L. Dzidzevičiūtės (2013), sudarant imtį kredito rizikos vertinimo modeliui turima atkreipti dėmesį į kelis pagrindinius dalykus: imties dydį, priklausomo kintamojo proporcijų dydžius, klientų skaičiaus optimalumą, imties padalinimą.

Pasak R. Špico (2017), įprastai sudėtingiausia yra gauti rizikingų klientų – „blogų“ įmonių duomenis, nes jų dalis įmonių imtyje būna mažiausia.

Todėl susiduriama su „gerų“ ir „blogų“ klientų proporcijos problema. „Blogų“ įmonių dažniausiai būna mažiau nei „gerų“, todėl dažnai siūloma vertinti proporcingai, kiekviena grupė po 50 procentų. Kad būtų įvertintos vienodos klientų proporcijos, galima naudoti skirtingus metodus:

- mažinti imtį, kai įtraukiami visi „blogi“ klientai, o „gerų“ klientų skaičius sumažinamas, kad prilygtų „blogų“ klientų skaičiui;
- didinti imtį, kai įtraukiami visi „geri“ klientai, o „blogų“ skaičius padidinamas, kad prilygtų „gerų“ skaičiui.

Lygių proporcijų nebūtina siekti, kadangi logistinė regresija gali būti naudojama tada, kai „geri“ klientai sudaro daugiau nei 20 procentų ir mažiau nei 80 procentų nuo visos imties (Čekanavičius, Murauskas, 2002). Pasak L. Dzidzevičiūtės, vertinant „gerus“ ir „blogus“ klientus, kurių proporcijos yra skirtingos, modelio patikimumui turėjo mažai įtakos (Dzidzevičiūtė, 2010).

L. Dzidzevičiūtė (2010) optimaliam klientų skaičiui sudaryti rekomenduoja taikyti *Neyman-Pearson* optimalaus pasiskirstymo algoritmą, kad turėti dar didesnę modelio tikslumą. Apskaičiuojamas optimalus grupės klientų skaičius, o faktinis tos grupės klientų skaičius atitinkamai padidinamas arba sumažinamas.

Suformavus imtį su tinkamu „gerų“ ir „blogų“ įmonių santykiu reikalingas duomenų rinkinio padalinimas. Turimas duomenų rinkinys padalinamas į dvi dalis:

- kūrimo arba mokymo imtį;
- patikimumo vertinimo arba testavimo imtį.

Kuriant modelį naudojami ne visi turimi klientų duomenys, o tik jų dalis. Viena dalis naudojama modelio sudarymui, o kita dalis klientų paliekama kredito rizikos vertinimo modelio patikimumui vertinti (Dzidzevičiūtė, 2010).

2.2. Finansinių santykinų rodiklių vertinimas

Finansiniai santykiniai rodikliai, apskaičiuojami iš įmonių finansinių ataskaitų duomenų. Atlikus mokslinės literatūros analizę, sudarytas dažniausių kredito rizikos modeliuose naudojamų santykinų finansinių rodiklių sąrašas (2 priedas).

Norint sudaryti dažniausiai naudojamų finansinių santykinų rodiklių sąrašą buvo atlikta mokslinės literatūros analizė, kurios metu išanalizuoti 9 autorių modeliai bei naudojami rodikliai (Altman, 1968; Taffler, Tisshaw, 1977; Springate, 1978; Lis, 1982; Chesser, 1974; Zavgren, 1985; Grigaravičius, 2003; Mackevičius, 2010; Mileris, 2012). Analizuotoje mokslinėje literatūroje autoriai taikė 30 skirtingų santykinų finansinių rodiklių. Atlikta analizė parodė, kad kredito rizikos vertinimo, bankroto ar nemokumo modeliuose dažniausiai naudojami santykiniai finansiniai rodikliai: apyvartinio kapitalo ir turto santykis, pelno prieš apmokestinant ir turto santykis, pardavimų pajamų ir turto santykis, nuosavo kapitalo ir įsipareigojimų santykis. Visi 30 santykinų finansinių rodiklių buvo įtraukti į kredito rizikos vertinimo modelį, kurių detalus sąrašas pateiktas 2 priede.

Suformuotam nepriklausomų kintamųjų sąrašui atliktas vertinimas, kuris vykdytas 4 etapais:

- 1) analizuojama nepriklausomų kintamųjų trūkstamos reikšmės. Išanalizuotas kiekvieno finansinio santykinio rodiklio trūkstamų reikšmių kiekis pateikiamas 3 priede, o grafiškai atvaizduotas 11 pav. Trūkstamos reikšmės visuose duomenų stulpeliuose užpildomos atitinkamo stulpelio mediana;
- 2) analizuojama finansinių santykinų rodiklių diskriminacinė galia, todėl buvo naudojamas informacijos vertės metodas. Analizė atlikta visiems finansiniams santykiniams rodikliams įvertinant informacijos vertės rodiklį:

$$IV = \sum_{i=1}^n (G_i - B_i) \cdot WOE_i; WOE_i = \ln \left(\frac{G_i}{B_i} \right)$$

čia: IV – informacijos vertė; WOE_i – i grupės įtakos svoris; G_i – faktinių „gerų“ i grupės skolininkų dalis, palyginti su visais faktiniais „gerais“ skolininkais; B_i – faktinių „blogų“ i grupės skolininkų dalis, palyginti su visais faktiniais „blogais“ skolininkais; i kinta nuo 1 iki n ; n – grupių skaičius. Informacijos vertės metodas gali būti ne tik atrenkant kintamuosius, bet ir lyginant įvairius kintamųjų reikšmių grupavimo variantus. Kuo didesnė informacijos vertė, tuo didesnė įvesties kintamojo diskriminacinė galia (Dzidzevičiūtė, 2013).

- 3) analizuojama koreliacija tarp finansinių rodiklių, kad įvertinti rodiklių tarpusavio priklausomybę. Stipriai tarpusavyje koreliuojantys kintamieji gali iškreipti formuojamo įmonės kredito rizikos vertinimo modelio priklausomybes. Jei koreliacijos koeficientas yra didesnis už 0,8, galima teigti, kad kintamieji pasižymi stipria sąveika ir jų įtraukimas į modelį kelia multikolinearumo problemą. Vienas iš multikolinearumo problemos sprendimo būdų – neįtraukti į modelį vieno ar kelių stipriai koreliuotų ir dubliuojančių vienas kito poveikį rodiklių (Butkus ir kt. 2014);
- 4) taikoma šalinamoji regresija (angl. backward stepwise regression) formuojant galutinius kintamuosius logistinės regresijos atveju. Pasak L. Dzidzevičiūtės (2013), atgalinė atranka: skaičiavimas yra pradedamas naudojant visus kintamuosius, bet vėliau išvesties kintamajam mažai įtakos turintys įvesties kintamieji yra laipsniškai pašalinami.

2.3. Kredito rizikos vertinimo modeliai

2.3.1. Diskriminantiniai modeliai

Tiesinės diskriminantinės analizės modeliai yra vieni seniausių ir populiariausių modelių, kurie plačiai naudojami bankroto prognozavimui bei kredito rizikos vertinimui. Taikant diskriminantinės analizės modelius nesudėtinga įvertinti įmonių bankroto tikimybę, kuri dažniausiai įvertinama ne mažesniu nei 90% patikimumu, kai lieka vieni metai iki bankroto (Garškaitė, 2008).

Pasak R. Špico (2017), diskriminantiniai modeliai populiarūs kredito rizikos vertinimo modeliuose dėl modelio rezultatų paaiškinamumo ir taikymo paprastumo, todėl diskriminantinė analizė buvo dažniausiai naudojama kredito rizikos vertinimo metodika. Mokslinėje literatūroje dažniausiai vertintas diskriminantinis Altman'o modelis (Altman, 1968). Altman'o modeliui buvo sukurtos keturios variacijos pritaikytos skirtingų tipų įmonėms:

- įmonės, kurios kotiruojamoms vertybinių popierių biržoje;
- įmonės, kurios nekotiruojamos vertybinių popierių biržoje;
- individualios įmonės;
- paslaugų įmonės.

Atsižvelgiant į tyrimo dalyje gautą duomenų imtį, toliau darbe nagrinėjamas ir pateikiamas Altman'o modelis, kuris skirtas įmonėms, kurios kotiruojamos biržoje. Vėliau diskriminantinius modelius taip pat siūlė: Taffler'is ir Tisshaw'as (1977), Springate (1978), Lis'as (1982) ir kiti (5 lentelė).

5 lentelė. Diskriminantiniai modeliai

Sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičių, S. Silvanavičiūtę (2006)

Autorius	Modelis	Modelio elementai	Ribinė reikšmė
Altman (1968)	$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1X_5$	X1 – Apyvartinis kapitalas / turtas X2 – Nepaskirstytas pelnas / turtas X3 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X4 – Nuosavas kapitalas / įsipareigojimai X5 – Pardavimų pajamos / turtas	$Z < 1,8$
Taffler, Tisshaw (1977)	$Z = 0,53X_1 + 0,13X_2 + 0,18X_3 + 0,16X_4$	X1 – Pelnas prieš apmokestinant / trumpalaikiai įsipareigojimai X2 – Trumpalaikis turtas / įsipareigojimai X3 – Trumpalaikiai įsipareigojimai / turtas X4 – (Trumpalaikis turtas – trumpalaikiai įsipareigojimai) / veiklos sąnaudos	$Z < 0,2$
Springate (1978)	$Z = 1,03X_1 + 3,07X_2 + 0,66X_3 + 0,4X_4$	X1 – Apyvartinis kapitalas / turtas X2 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X3 – Pelnas prieš apmokestinant / trumpalaikiai įsipareigojimai X4 – Pardavimų pajamos / turtas	$Z < 0,862$
Lis (1982)	$Z = 0,063X_1 + 0,092X_2 + 0,057X_3 + 0,001X_4$	X1 – Apyvartinis kapitalas / turtas X2 – Bendrasis pelnas / turtas X3 – Nepaskirstytas pelnas / turtas X4 – Nuosavas kapitalas / įsipareigojimai	$Z < 0,037$

Diskriminantinės analizės modelio esmė tokia: tam, kad būtų galima įvertinti klientų kredito riziką, klientų grupėms (sėkmingai veikiančių įmonių ir nepatikimų įmonių) sudaromos klasifikavimo funkcijos. Analizuojamas klientas priskiriamas tai grupei, kurios klasifikavimo funkcija klientą atitinkančiam stebėjimui įgyja didesnę reikšmę (Boguslaukas ir kt. 2010).

Pasak K. Garškaitės (2008), tiesinės diskriminantinės analizės modeliai tiesinės funkcijos pagrindu nustato priklausomybę tarp kredito rizikos tikimybės, kaip priklausomojo kintamojo, ir nepriklausomų kintamųjų – finansinių santykinių įmonių rodiklių, kitaip tariant atskiria klientus į dvi grupes: patikimi (mokūs ir pelningi) ir nepatikimi (likusieji – rizikingi).

Norint gauti geriausią rezultatą reikalinga parinkti kintamuosius, kurie pasižymėtų didžiausiomis diskriminantinėmis savybėmis, bet kartu būtų mažiausia koreliacija tarp kintamųjų (Špicas, 2017).

Pateikiama bendriausia tiesinės diskriminantinės analizės modelio funkcijos lygtis:

$$Z = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$$

čia: Z – priklausomas kintamasis (kredito rizikos tikimybė); a – konstanta; b_1, b_2, \dots, b_n : – diskriminantiniai koeficientai; X_1, X_2, \dots, X_n : – nepriklausomi kintamieji.

Diskriminantinę analizę galima taikyti, kai tenkinamos šios prielaidos (Čekanavičius, Murauskas, 2002):

- 1) kintamųjų normalumas, kai kintamieji pasiskirstę pagal normalųjį dėsnį. Modelis reikalauja, kad visi duomenys būtų gauti stebint normaliuosius kintamuosius;
- 2) kovariacijų matricių homogeniškumas, kai kovariacijų matricos nesiskiria. Modelis reikalauja, kas kovariacijų matricos būtų lygios. Kovariacijų matricių lygybei tikrinti naudojamas Bokso kriterijus;
- 3) kintamųjų nepriklausomumas, kai kintamieji nepriklausomi. Modelis reikalauja, kad kintamieji būtų nepriklausomi.

Diskriminantinių modelių populiarumas sumažėjo, kai atsirado regresiniai modeliai (Dzidzevičiūtė, 2010). Pagrindinis diskriminantinio modelio trūkumas, kad jame nevertinama nemokumo tikimybė. Diskriminantinis modelis taip pat nėra atsparus duomenų kokybei, nes kintamųjų pasiskirstymas turi būti normalus. Todėl atsiradus duomenų pasiskirstymo problemai bei norui įsivertinti nemokumo tikimybę, vienas iš būdų yra naudoti logistinės regresijos modelius (Špicas, 2017).

2.3.2. Logistinės regresijos modeliai

Logistinė regresija yra tikimybinės klasifikacijos metodas, naudojantis tiesinę faktorinių kintamųjų funkciją kaip diskriminantinį įrankį ir logistinę funkciją, paverčiančią tiesinę priklausomybę tarp faktorinių ir priklausomo kintamųjų į logistinę (Špicas, 2017).

Logistinės regresijos modelis turi sąsają su daugialype tiesine regresija. Logistinė regresinė analizė nagrinėja priklausomo kintamojo reikšmių priklausomybę nuo nepriklausomų kintamųjų reikšmių. Logistinės regresijos modelis suteikia galimybę prognozuoti priklausomo kintamojo reikšmes. Logistinė regresija dažniausiai naudojama, kai yra nepriklausomų kintamųjų sąrašas, o priklausomas kintamasis gali įgyti dvi reikšmes (patikimas klientas arba rizikingas klientas). Logistinės regresijos modelį galima sudaryti, kad būtų prognozuojamas tolydusis kintamasis, kurio reikšmių intervalas pasiskirsto tarp 0 ir 1 (Boguslaukas ir kt. 2010).

Pasak L. Džikevičiūtės (2013), logistinė regresija, lyginant su kitais kredito rizikos vertinimo metodais, pasižymi tam tikrais privalumais, kadangi galima taikyti, kai tenkinamos šios prielaidos:

- nepriklausomi kintamieji nebūtinai turi būti normalieji, todėl nereikalaujama normaliai pasiskirsčiusių paklaidų bei nekalbama apie priklausomo kintamojo homoskedastiškumą;
- tinka dviejų reikšmių priklausomam kintamajam prognozuoti, nes naudojamas logaritmas, todėl įsipareigojimų neįvykdymo tikimybė negali būti daugiau už 1 ar mažiau už 0;
- gali būti naudojami kokybiniai nepriklausomi kintamieji, vertinami pagal pavadinimų skalę, nes kokybinio nepriklausomo kintamojo reikšmei galima nustatyti tam tikrą atsitiktinį kintamąjį;
- nėra jautrus išskirtims bei mažesnis patikimumo vertinimo rezultatų jautrumas „gerų“ ir „blogų“ klientų grupių ne proporcingumui.

Kita vertus, logistinės regresijos modelis gali netikti kredito rizikos prognozavimui dėl kintamųjų multikolinearumo arba dėl sudėtingesnės kintamųjų tarpusavio priklausomybės (Čekanavičiaus, G. Murauskas, 2002).

Logistinės regresijos kredito rizikos modelį vienas pirmųjų panaudojo Chesser'is (1974). Lietuvoje vienas iš pradininkų buvo Grigaravičius (2003) panaudojęs logistinės regresijos modelį bankroto tikimybei prognozuoti. Logistinė regresija yra vienas dažniausiai taikomų metodų bankų praktikoje (Dzidzevičiūtė, 2010; Kamienas, Valvonis, 2004).

Remiantis Mackevičiumi ir Silvanavičiūte (2006), santykis tarp finansinių rodiklių ir kredito rizikos tikimybės greitai kintančiomis ekonominėmis ir konkurencinėmis sąlygomis dažniausiai nebūna paprastas ir visada tiesioginis, todėl buvo sukurti logistinės regresijos modeliai, kuriuose kredito rizikos tikimybei apskaičiuoti be tiesinės funkcijos taikoma ir logistinės regresijos funkcija:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(Z)}}; Z = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$$

Formulėje: P – priklausomas kintamasis, šiuo atveju – kliento rizikos tikimybė, kurios galimos reikšmės logistiškai pasiskirsčiusi tarp 0 ir 1, b_1, \dots, b_n : – faktoriniai kintamieji, o X_1, \dots, X_n – faktoriųjų kintamųjų koeficientai (svoriai).

Logistinės regresijos modeliuose nebūtina atsižvelgti į duomenų kokybės reikalavimus, kurie taikomi diskriminantinės analizės modeliuose, nes jų tikslumas atitiktų diskriminantiniams tik tada, kai išpildomi duomenų normalumo reikalavimai (Špicas, 2017).

Įmonių kredito rizikai vertinti daugiausiai taikomi Chesser'io ir Zavgren'o logistinės regresijos modeliai. Zavgren'o modelyje taikomi skirtingi koeficientai kredito rizikai vertinti, atsižvelgiant į tai, kokio laikotarpio finansinių ataskaitų duomenys analizuojami (Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006).

Grigaravičius (2003), sudarydamas logistinės regresijos modelį, pasiūlė logistinį bankroto prognozavimo modelį, skirtą Lietuvos akcinėms bendrovėms analizuoti. Autorius apskaičiavo 20 finansinių rodiklių, iš kurių autorius atrinko 9 santykinus finansinius rodiklius koeficientus (Grigaravičius 2003).

6 lentelėje pateikiami pagrindiniai logistinės regresijos modeliai skirti kredito rizikai vertinti bei bankrotui prognozuoti, kur pirmiausia apskaičiuojama Z reikšmė kaip tiesinės funkcijos išraiška.

6 lentelė. Logistinės regresijos modeliai

Sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičių, S. Silvanavičiūtę (2006)

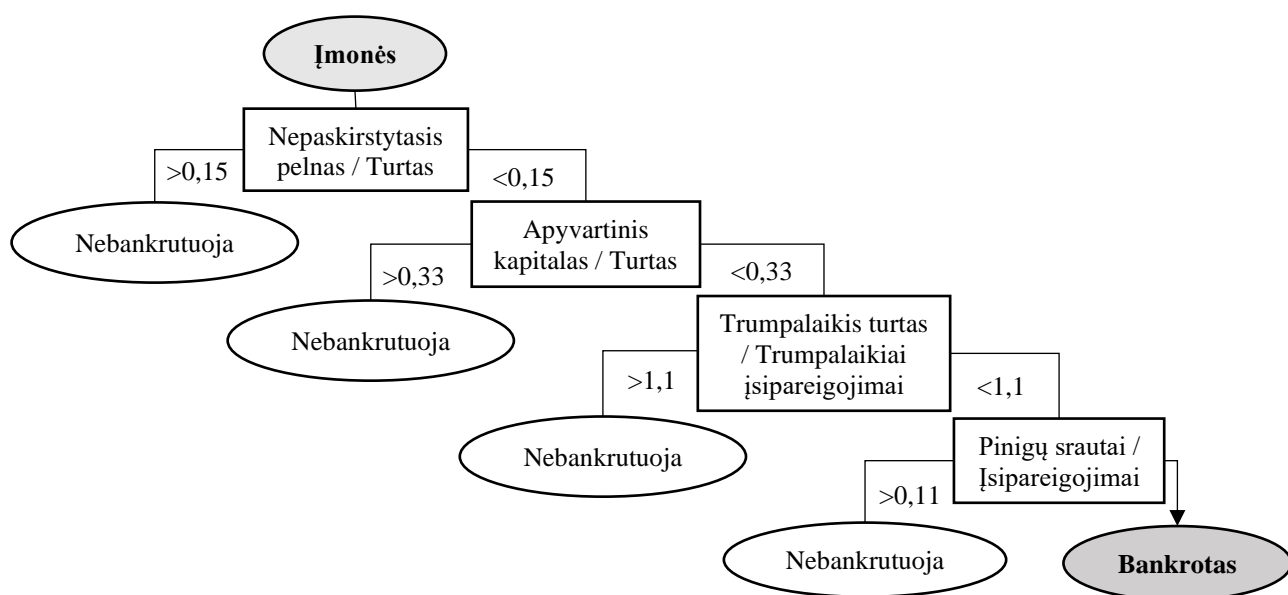
Autorius	Modelis	Modelio elementai	Ribinė reikšmė
Chesser (1974)	$Z = -2,0434 - 5,24X_1 + 0,0053X_2 - 6,6507X_3 + 4,4009X_4 - 0,0791X_5 - 0,1021X_6$	X1 – Pinigai / turtas X2 – Pardavimų pajamos / pinigai X3 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X4 – Įsipareigojimai / turtas X5 – Ilgalaikis materialusis turtas / nuosavas kapitalas X6 – Apyvartinis kapitalas / pardavimų pajamos	Z>50%
Zavgren (1985)	$Z_1 = 0,11X_1 + 1,5X_2 + 10,78X_3 - 3,07X_4 - 0,49X_5 + 4,35X_6 - 0,11X_7 - 0,24;$ $Z_2 = 4,19X_1 + 2,22X_2 + 11,23X_3 - 2,69X_4 - 1,44X_5 + 4,46X_6 + 0,06X_7 - 2,61;$ $Z_3 = 6,257X_1 + 0,829X_2 + 42,48X_3 - 1,549X_4 + 0,519X_5 + 1,822X_6 + 0,002X_7 - 1,5115;$ $Z_4 = 9,157X_1 + 1,667X_2 + 5,917X_3 - 0,41X_4 + 1,95X_5 + 4,1X_6 + 0,363X_7 - 5,9457;$ $Z_5 = 8,84X_1 + 0,69X_2 + 15,79X_3 + 0,02X_4 - 2,3X_5 + 4,37X_6 + 0,798X_7 - 6,88$	X1 – Atsargos / pardavimų pajamos X2 – Gautinos sumos / atsargos X3 – Pinigai / turtas X4 – Pinigai / trumpalaikiai įsipareigojimai X5 – Įprastinės veiklos pelnas / (kapitalas – trumpalaikiai įsipareigojimai) X6 – Ilgalaikiai įsipareigojimai / (kapitalas – trumpalaikiai įsipareigojimai) X7 – Pardavimų pajamos / turtas	Z>50%
Grigaravičius (2003)	$Z = -0,762 + 0,003X_1 - 0,424X_2 - 0,06X_3 + 0,22X_4 - 0,774X_5 - 0,189X_6 + 6,842X_7 - 12,262X_8 - 5,257X_9$	X1 – Trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai X2 – Apyvartinis kapitalas / turtas X3 – Turtas / nuosavas kapitalas X4 – Nuosavas kapitalas / įsipareigojimai X5 – Pelnas prieš apmokestinant / palūkanos X6 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X7 – Grynas pelnas / turtas X8 – Pardavimų pajamos / apyvartinis kapitalas X9 – Pardavimų pajamos / turtas	Z>1

2.3.3. Sprendimų medžių modeliai

Sprendimų medis – hierarchinė duomenų struktūra, grįsta tam tikromis duomenų ypatybėmis. Šakų viršūnės apima visus atvejus, o žemesni mazgai laipsniškai dalija atvejus į pogrupius. Tai aiškus ir lengvai suprantamas sprendimo priėmimo grafinio vaizdavimo būdas, kuris susideda iš mazgų ir šakų. Mazgai rodo vietas, kur priimami sprendimai, o šakos nurodo, kur toliau keliaujama priėmus atitinkamą sprendimą. Mazgai, iš kurių neišeina nė viena šaka, yra vadinami lapais ir rodo sprendimo rezultatus (Kėdaitis ir kt. 2013).

Sprendimų medžio modelio esmę sudaro tai, kad pagal tam tikrus kredito rizikos požymius įmonės skaidomos į tenkinančias ir netenkinančias tų požymių. Toks skaidymas vyksta iki momento, kai

atrenkamos kelios daugiausia kredito rizikos požymių atitinkančios įmonės, kurių tikimybė kredito rizikai didžiausia (4 pav.) (Mackevičius ir kt. 2006).



4 pav. Kredito rizikos vertinimas taikant sprendimų medžio modelį

Sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičių, S. Silvanavičiūtę (2006)

Sprendimų medis susideda iš klasifikavimo taisyklių ir sąlygų rinkinio. Šiai segmentavimo metodų grupei priklausantys modeliai gali būti pasitelkti analizuoti potencialius paskolų gavėjus, juos įvertinti ir klasifikuoti į homogenines grupes pagal kredito rizikos lygį. Vertinant kredito riziką, sprendimų medžiai pasitelkiami rečiau, tačiau jie sparčiai populiarėja, ypač hibridiniuose modeliuose, derinant juos su kitais, pvz., neuronų tinklais (Špicas, 2017).

L. Dzikevičiūtė (2013) pateikia pagrindinius sprendimų medžio metodo privalumus:

- lankstus, kadangi dėl nepriklausomų kintamųjų skirstinio nėra atliekama prielaidų;
- nereikia laikytis griežtų prielaidų, kurios reikalingos kuriant parametrinius metodus;
- ypatingai tinkamas su daug kokybinių nepriklausomų kintamųjų;
- atsparus trūkstamoms reikšmėms;
- galimybė analizuoti nepriklausomų kintamųjų ryšius.

Sprendimų medžio metodas taip pat turi savų trūkumų (Dzikevičiūtė, 2013):

- didelė persimokymo rizika, ypač kai daug nepriklausomų kintamųjų su daug reikšmių grupių.
- nėra nustatomi įvesties kintamųjų svoriai;
- sudėtinga kurti reitingų skalę ar priskirti klientus reitingams.

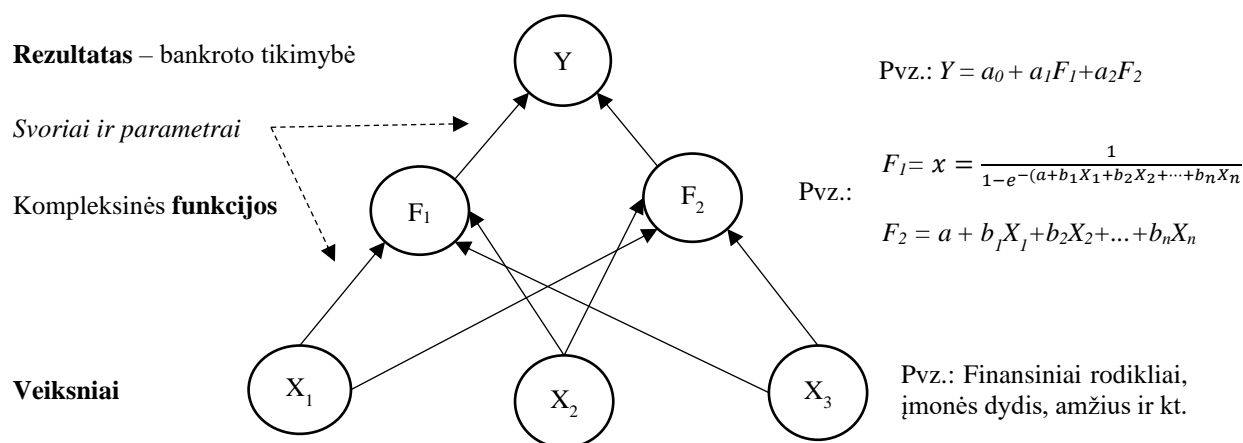
Dažniausiai pirmame etape sudaromas didelis medis įvykdant didžiausią klasių pasidalijimo skaičių. Vėliau medis optimizuojamas pašalinant dalį dalinių klasių. Šis procesas vadinamas medžio genėjimu ir optimalaus medžio sudarymu (Špicas, 2017).

Padalinimas į dalines klases užbaigiamas tuomet, kai pasiekiamas didžiausias klasių vienodumas ir kai medžio dydis bei struktūra užtikrina efektyvų objektų aibės klasifikavimą, o tolesnis padalinimas netenka statistinės prasmės (Špicas, 2017).

2.3.4. Dirbtiniai neuronų tinklų modeliai

Dirbtiniai neuronų tinklai yra skaičiuojamoji struktūra susidedanti iš keleto to paties tipo elementų, kurie vykdo paprastas, tačiau susijusias funkcijas (Boguslauskas, Mileris, 2009). DNT procesai kartais yra siejami su procesais vykstančiais gyvų organizmų nervų sistemoje (Shunin, 2005). Tal'as (2003) apibūdina DNT kaip matematinį modelį, sudarytą iš daugybės elementų, suskirstytų tam tikrais lygiais. Vienas iš naudingiausių ir sėkmingiausių neuroninių tinklų pritaikymų duomenų analizei yra daugiasluoksnis perceptrono modelis (toliau - DPM) (angl. *multilayer perceptron model*). DPM yra netiesiniai neuronų tinklų modeliai, kurie gali būti gan tiksliai panaudoti supaprastinant beveik bet kurią funkciją (Shachmurove, 2002). M. Vojtek'as, E. Kocenda (2006) taip pat teigia, kad DPM yra ypač tinkamas klasifikacijai ir yra plačiai naudojamas praktikoje (Boguslauskas, Mileris, 2009).

Pasak J. Mackevičiaus ir S. Silvanavičiūtės (2006), dirbtiniai neuronų tinklai naudojami pakankamai sudėtingoms netiesinėms priklausomybėms vertinti. DNT plačiai taikomi įvairiose mokslo ir praktikos srityse bei kredito rizikai vertinti. Kredito rizikos tikimybei įvertinti neuronų tinklų naudojamos programos, kurios iš daugumos rodiklių parenka labiausiai įtakančius nemokumo bei pelningumo rodiklius. Viena paprasčiausių neuronų tinklo schemų pateikta 5 paveiksle.



5 pav. Kredito rizikos vertinimas taikant neuronų tinklo modelį

Sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičių, S. Silvanavičiūtę (2006)

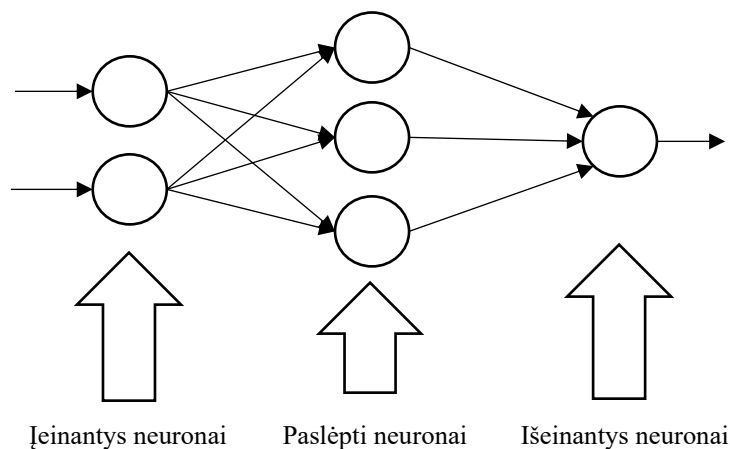
Dirbtinių neuronų tinklų modelis sujungia nepriklausomus kintamuosius, t. y. finansinius įmonių rodiklius (X_1, X_2, X_3), su priklausomu kintamuoju, t. y. kredito rizikos tikimybe (Y). Įvertinami ir apskaičiuojami nepriklausomi kintamieji, reikalingi kredito rizikos vertinimo funkcijai (F_1, F_2) sudaryti. Šiame modelyje, kuo Y reikšmė yra arčiau 1, tuo įmonės kredito rizikos tikimybė didesnė ir atvirkščiai – kuo Y reikšmė yra arčiau 0, tuo kredito rizikos tikimybė mažesnė (Purvinis, Šukys, Virbickaitė, 2005).

Pagrindinis skirtumas tarp neuronų tinklų ir kitų metodų yra tai, kad neuronų tinklai viską suvokia pagal jutimus ir nėra užprogramuoti su specifinėmis, išankstinėmis taisyklėmis. Kitaip tariant, neuroniniai tinklai gali būti apibūdinami kaip nparametrinės statistinės procedūros, kurios naudoja įsisavintus duomenis vertinant nežinomas funkcijas (Tal, 2003).

Svarbiausias neuroninių tinklų bruožas yra jų sugebėjimas mokytis. Neuroniniai tinklai kaip žmogaus smegenys, gali išmokti remdamiesi pavyzdžiais ir greitai modifikuoti save taip, kad atitiktų pateiktus

duomenis. Be to, neuroniniai tinklai taip pat sugeba mokytis iš labai netvarkingo, iškraipyto ar neužbaigto duomenų rinkinio, dėl kurių kiti metodai tampa beverčiai (Boguslaukas, Mileris, 2009).

Dirbtinis neuroninis tinklas susideda iš įeinančio sluoksnio, vidinio (paslėpto) sluoksnio ir išeinančio sluoksnio (6 pav).



6 pav. Tipinis neuroninis tinklas

Sudaryta autoriaus pagal V. Boguslauską, R. Milerį (2009)

Įeinantis sluoksnis skirtas, kad priimtų informaciją (pvz., specifinių indikatorių vertes) ir perduotų ją toliau neuronais per tinklą, kaip parodyta 6 paveiksle. Šie ryšiai yra skirti veikti dirbtiniame neuroniniame tinkle ir taip kontroliuoja informacijos srautus (Boguslaukas, Mileris, 2009).

7 lentelė. Neuroninio tinklo veiklos funkcijos

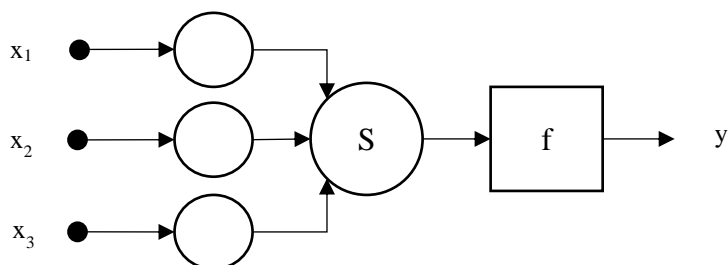
Sudaryta autoriaus pagal C. Gallo (2006)

Funkcija	Skaičiavimas
Logaritmas	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
Simetrinis logaritmas	$f(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-x}}\right)^{-1}$
Hiperbolinis logaritmas	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
Pataisytas tangentas	$f(x) = \tanh(c \cdot x)$
Sinusas	$f(x) = \sin(x)$
Gauso funkcija	$f(x) = e^{-x^2}$
Atvirkštinė Gauso funkcija	$f(x) = 1 - e^{-x^2}$

Pagrindinė kiekvieno neuroninio tinklo dalis yra neuronas (procesorius). Kiekvienas neuronas turi galybę įeinančių veiksnių, kurie skirti gaminti vienam išeinančiam (Boguslaukas, Mileris, 2009). Kiekvienas neuronas gali sudėti daug įeinančių, nepaisant to, kad šie įeinantys yra iš duomenų bazės ar iš kitų neuronų, ir kiekvienas įeinantis modifikuojamas priklausomai nuo kintamojo svorio w_i . Šių kintamųjų svorių suma s pridama prie kintamojo neurono riboje ir tada perkeliama per modifikuotą

(perdavimo) funkciją f , kuri determinuoja galutinį išeinantįjį y (Tal, 2003). Tipinė veiksmo funkcija neuroniniame tinkle parodyta 7 lentelėje (Gallo, 2006).

Paslėptasis sluoksnis yra ryšių eilutė apskaičiuota tinklo mokymo procese. Nėra jokio teorinio apribojimo, kiek gali būti paslėptų sluoksnių esamame tinkle. Dažniausia būna vienas arba du (Tal, 2003). Neuronų skaičiavimo modelis iliustruojamas 7 paveiksle.



7 pav. Kompiuterinių neuronų modelis

Sudaryta autoriaus pagal V. Boguslauską, R. Milerį (2009)

Apskaičiuoto išeinančiojo o_d nuokrypis nuo faktinio išeinančiojo t_d yra matuojamas naudojant paklaidos funkciją. Kvadratų sumos paklaidos funkcija yra dažniausiai naudojama tokia forma:

$$e = \frac{1}{2} \sum_d (t_d - o_d)^2$$

Apskaičiuota paklaida gali būti pakartotinai paskirstyta ir panaudota koreguoti susijusius svorius. Procesas prasideda išeinančiajame sluoksnyje ir baigiasi įeinančiajame sluoksnyje.

DNT teorija paremta biologinio neuronų tinklo principu ir leidžia analizuoti daugelį dinamiškų netiesinių sistemų. Tačiau realiame gyvenime neuroninis tinklas niekada nėra 100% teisingas. DNT yra užprogramuotas išmokti iki nurodytos klaidų slenksčio ribos. Kai neuroninis tinklas išmoksta paklaidų ribas, svorių pritaikymo mechanizmas pasisuka ir tinklas yra tikrinamas patikrintais atvejais, su kuriais jis prieš tai nesusidūrė. Neuroninio tinklo reakcija į nematytas užduotis parodo tikrąją klaidų vertę. Tinkamai apmokytame neuroniniame tinkle, paklaidų ribos ir tikrosios paklaidos turėtų būti vienodos (Boguslauskas, Mileris, 2009).

2.4. Modelio patikrinimo metodai

Modelio efektyvumas suprantamas kaip jo veiksmingumas, naudingumas. Tokių rodiklių skaičiavimas ir analizė moksliniuose darbuose dar vadinama klasifikavimo tikslumo, modelių tinkamumo nustatymu, klasifikavimo kokybės įvertinimu, klasifikatoriaus vertinimu, klasifikatoriaus charakteristikų analize. Šie rodikliai leidžia tarpusavyje palyginti ir išrinkti geriausią modelį, kuriuo klientų patikimumas gali būti nustatytas tiksliausiai (Mileris, 2009).

Didelė kredito rizikos reikšmė finansų sektoriuje sąlygoja poreikį siekti kuo didesnio kredito rizikos vertinimo tikslumo, kuris įmanomas tik naudojant sudėtingus kiekybinius vertinimo metodus. Modelių kokybės įvertinimas galimas tik turint mokymo imtį, t. y. duomenis apie klientus ir jų

finansinių įsipareigojimų vykdymą praeityje. Čia lyginami modelio analizės rezultatai su tikrosiomis (faktinėmis) klientų patikimumo reikšmėmis (Mileris, 2009).

Vertinant modelių efektyvumą sudaroma klientų klasifikavimo matrica (8 lentelė). Matricoje informacija apie klientų patikimumą atrodo taip: „0“ – įmonė pelninga ir moki (klientas patikimas („geras“)); „1“ – įmonė susidūrė su finansiniais sunkumais (klientas nepatikimas („blogas“)).

8 lentelė. Klientų klasifikavimo matrica

Sudaryta autoriaus pagal R. Milerį (2009)

Modelio rezultatai	Tikrosios reikšmės	
	1 (Blogas)	0 (Geras)
1 (Blogas)	TP	FP (II rūšies klaida)
0 (Geras)	FN (I rūšies klaida)	TN

Dažniausiai klientų kredito rizikos vertinimo modelių efektyvumui įvertinti skaičiuojamas teisingo klasifikavimo rodiklis (angl. *correct classification rate*). Šis rodiklis parodo teisingai klasifikuotų įmonių dalį:

$$CCR = \frac{TP + TN}{N}$$

čia: N – analizuojamų įmonių skaičius.

Klaidingo klasifikavimo rodiklis (angl. *misclassification rate*) parodo neteisingai klasifikuotų įmonių dalį:

$$MCR = \frac{FP + FN}{N}$$

I rūšies klaida (angl. *false negative rate*) parodo, kokia dalis nepatikimų klientų modeliu priskiriama patikimų klientų grupei:

$$\alpha = \frac{FN}{FN + TP}$$

II rūšies klaida (angl. *false positive rate*) parodo, kokia dalis patikimų klientų priskiriama nepatikimų klientų grupei:

$$\beta = \frac{FP}{FP + TN}$$

I ir II rūšies klaidos (α ir β) įvertina klaidingo klasifikavimo riziką.

Modelio jautrumas (angl. *sensitivity*) yra įsipareigojimų neįvykdžiusių įmonių dalis, teisingai klasifikuota modeliu. Jis parodo, kokia dalis nepatikimų klientų buvo teisingai identifikuota modeliu:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN}$$

Modelio specifiškumas (angl. *specificity*) yra įsipareigojimus įvykdžiusių (patikimų) įmonių dalis, teisingai klasifikuota modeliu. Jis parodo, kokia dalis patikimų klientų buvo teisingai identifikuota modeliu:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}$$

Įsipareigojimų nevykdymo prognozės tikslumas (angl. *positive predictive value*) parodo, kokia dalis modeliu nustatytų nepatikimų klientų iš tikrųjų yra nepatikimi:

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

Patikimų klientų klasifikavimo tikslumas (angl. *negative predictive value*): parodo, kokia dalis modeliu nustatytų patikimų klientų iš tikrųjų yra patikimi:

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN}$$

F-įvertis (angl. *F-measure*) sujungia jautrumą ir įsipareigojimų nevykdymo prognozės tikslumą į vieną modelio efektyvumo matą:

$$F = \frac{2 \cdot PPV \cdot Se}{PPV + Se}$$

Klientų kredito rizikos įvertinimo modelių tikslumui įvertinti taip pat taikoma grafinė analizė. ROC kreivė (angl. *receiver operator characteristics*) – tai kreivė, kuri dažniausiai naudojama rezultatų tikslumo įvertinimui sprendžiant klasifikavimo į dvi grupes uždavinius (Mileris, 2009).

ROC kreivė yra dviejų dimensijų grafikas, kurios Y ašyje atsispindi įsipareigojimų nevykdymo prognozės tikslumas, o X ašyje parodoma antros rūšies klaida, t. y. kokia dalis mokių klientų priskiriama prie nemokių (Špicas, 2013). Modelis laikomas tuo tikslesniu, kuo kreivė arčiau kairio viršutinio kampo. Ir atvirkščiai, kuo kreivė arčiau įstrižainės, tuo modelis mažiau tikslus. Jei modelio kreivė yra tiesi – modelis yra neveiksmingas (Mileris, 2009).

Klientų kredito rizikos įvertinimo modelių tikslumui įvertinti taip pat gali būti lyginamas plotas po ROC kreive – AUC (angl. *area under curve*). Kiekybiškai modelio diskriminacines savybes apibendrina AUC. AUC dydis svyruoja nuo 0 iki 1, kuo modelio AUC artimesnė 1, tuo jis laikomas patikimesniu (Špicas, 2013). Šios reikšmės gali būti gautos įvertinus plotą figūros, kuri apačioje ir dešinėje ribojasi su grafiko kraštinėmis, o viršuje ir kairėje pusėje – su ROC kreive (Mileris, 2009).

Apibendrinant galima teigti, kad klasifikavimo tikslumo rodikliai skaičiuojami remiantis klasifikavimo matrica ir leidžia įvertinti modelio patikimumą atskiriant rizikingus klientus nuo nerizikingų. Šis modelių patikimumo vertinimas yra vienas svarbiausių etapų, kadangi pasirinkti rodikliai leidžia įvertinti ir pasirinkti tinkamiausią modelį. Teisingo klasifikavimo rodiklis yra pagrindinis ir dažniausias modelių efektyvumą apibūdinantis rodiklis, o ROC kreivė yra dažniausia grafinė analizė tikslumui įvertinti. Darbe apibrėžti modelio patikrinimo metodai dažniausiai taikomi kredito rizikos vertinimo srityje, paprastai ir aiškiai apibrėžia gautų rezultatų patikimumą, leidžia palyginti modelius tarpusavyje, įvertinti modelių tikslumo parametrus bei padeda priimti sprendimą, todėl pasirinkti tolimesniame tyrimų rezultatų vertinime.

3. Tyrimų rezultatai ir jų aptarimas

3.1. Tyrimo eiga

Šioje baigiamojo projekto dalyje pristatomi kredito rizikos vertinimo tyrimo rezultatai Baltijos šalių įmonių, kurių akcijos kotiruojamos biržoje. Atliekant tyrimą, taikyti antroje dalyje aprašyti modeliai: diskriminantinės analizės, logistinės regresijos, sprendimų medžių ir neuroninių tinklų.

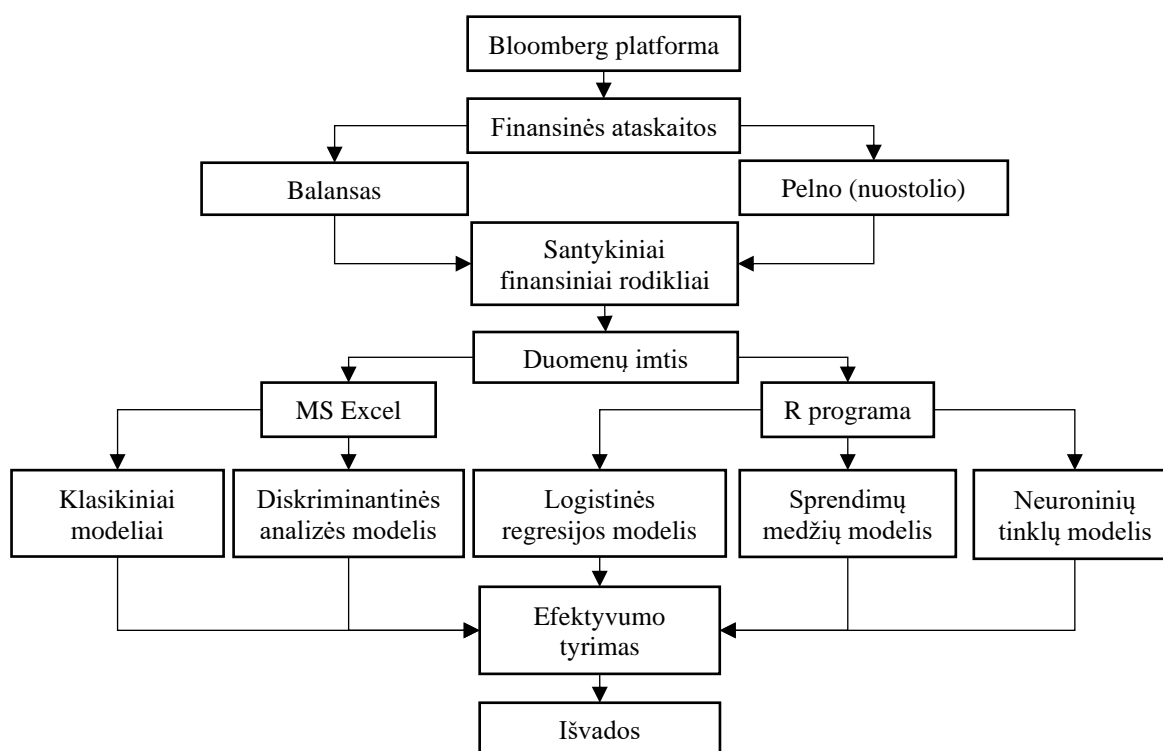
Pagrindiniai tyrimo tikslai:

- 1) sukurti kredito rizikos vertinimo modelius, remiantis skirtingomis metodikomis;
- 2) patikrinti ir palyginti, kaip tiksliai klasikiniai ir dirbtinio intelekto modeliai klasifikuoja Baltijos šalių įmones, kurių akcijos kotiruojamos biržoje, į rizikingas ir patikimas.

Tyrimas susideda iš trijų etapų:

- 1) santykinų finansinių rodiklių parinkimas bei sudarymas;
- 2) modelių parinkimas bei sudarymas;
- 3) modelių efektyvumo tyrimas ir palyginimas.

8 paveiksle pateikta tyrimo schema, kurioje matoma pagrindinė tyrimo eiga nuo duomenų gavimo bei sudarymo iki modelių efektyvumo nustatymo bei išvadų.



8 pav. Tyrimo schema

3.2. Modelio imties sudarymas

Kredito rizikos vertinimo modelių imčiai sudaryti buvo naudojami *Bloomberg* platformoje esantys metiniai įmonių finansinių atskaitomybės dokumentai – balanso ir pelno (nuostolio) ataskaitos.

Kredito rizikos vertinimo modelių tyrimui pasirinktas visas Baltijos šalių įmonių segmentas, kurių akcijos kotiruojamos biržoje pagal *Nasdaq* Baltijos oficialų ir papildomą sąrašą, neatsižvelgiant į tai, kokia užsiima ekonomine veikla. Visą Baltijos šalių įmonių imtį sudaro 61 veikianti skirtingo mokumo ir pelningumo įmonė, kas sudaro 122 finansinės ataskaitos, iš viso virš 600 skirtingų finansinių rodiklių, vidutiniškai apie 270 skirtingų finansinių rodiklių kiekvienai įmonei, kas sudaro 16520 įrašų. Iš gautų finansinių rodiklių papildomai apskaičiuota 30 finansinių santykinų rodiklių kiekvienai įmonei, kas iš viso sudaro 18350 įrašų. Išanalizavus duomenis pasirinkti 30 santykinų rodiklių bei vertinti naujausi finansinių ataskaitų metiniai duomenys už 2018 metus, kadangi nedidelė dalis įmonių turi paruoštas finansines ataskaitas už 2019 metus, kas sudaro 1830 įrašų.

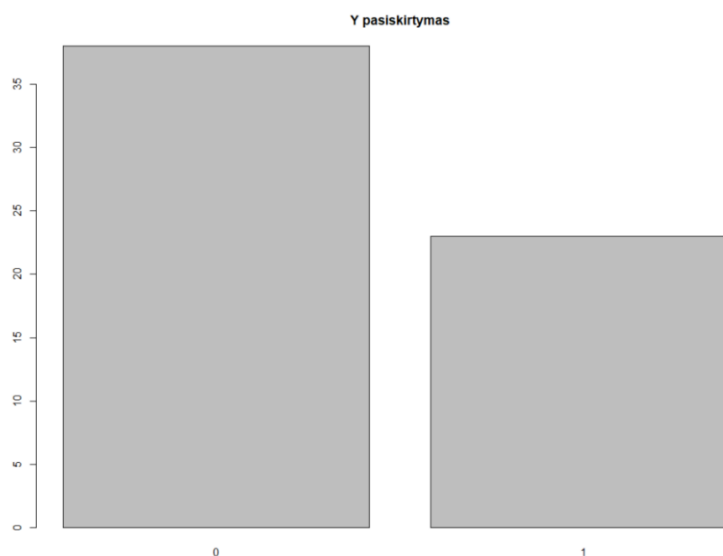
Remiantis J. Mackevičiaus pelningumo ir mokumo analize, buvo nustatytas analizuojamų įmonių mokumo ir pelningumo pasiskirstymas (9 lentelė).

9 lentelė. Įmonių mokumo ir pelningumo pasiskirstymas

	Moki įmonė	Nemoki įmonė
Pelninga įmonė	38	14
Nepelninga įmonė	4	5

9 lentelėje pirmame lange gautos 38 pelningos ir mokios įmonės. Ketvirtame lange – 5 nepelningos ir nemokios įmonės. Antrame lange gauta 14 įmonių, kurios dirba pelningai, tačiau yra nemokios. Trečiame lange 4 įmonės mokios, tačiau dirba nuostolingai.

Remiantis kredito rizikos vertinimo modelių pritaikymą skirtingo mokumo ir pelningumo įmonėms analize, įmonių imtis padalinta į dvi dalis (9 pav.).



9 pav. Klientų pasiskirstymas pagal priklausomą kintamąjį

Vienoje 38 patikimos įmonės (62%) – pelningos ir mokios iš pirmo langelio, o likusioje – 23 (38%) rizikingos įmonės iš antro, trečio ir ketvirto langelio. Remiantis duomenų imties sudarymo literatūros analize, „gerų“ įmonių dalis turi sudaryti nuo 20 procentų iki 80 procentų nuo visos imties. Tyrime „geros“ įmonės sudarydamos 62 procentų visų stebinių, patenka į rekomenduojamą režį.

Padalinus tyrimo imtį atsitiktine tvarka, atitinkamai gautos modelio mokymo ir testavimo imtys. Diskriminantiniame modelyje naudota visa įmonių imtis. Logistinės regresinės, sprendimų medžių bei neuroninių tinklų modelių sudarymo metu mokymo ir testavimo imtys buvo padalintos santykiu 70:30. Viena imtis skirta duomenų analizei ir modelių parametrų vertinimui, kita - sudarytų modelių prognozių tikslumo vertinimui.

3.3. Kintamųjų pasirinkimas ir modelio sudarymas

Sudarant įmonių kredito rizikos modelius tiriami įmonių santykiniai finansiniai rodikliai atrinkti pagal naudojimą klasikiniuose kredito rizikos vertinimo modeliuose.

Literatūroje, analizuojančioje įmonių finansinės analizės klausimus (Mackevičius, 2005, Mileris, 2012 ir kt.), dažniausiai naudojami šios finansinių rodiklių grupės: kapitalo struktūros (ilgalaikio mokumo), likvidumo (trumpalaikio mokumo), pelningumo, veiklos efektyvumo ir rinkos santykiniai rodikliai.

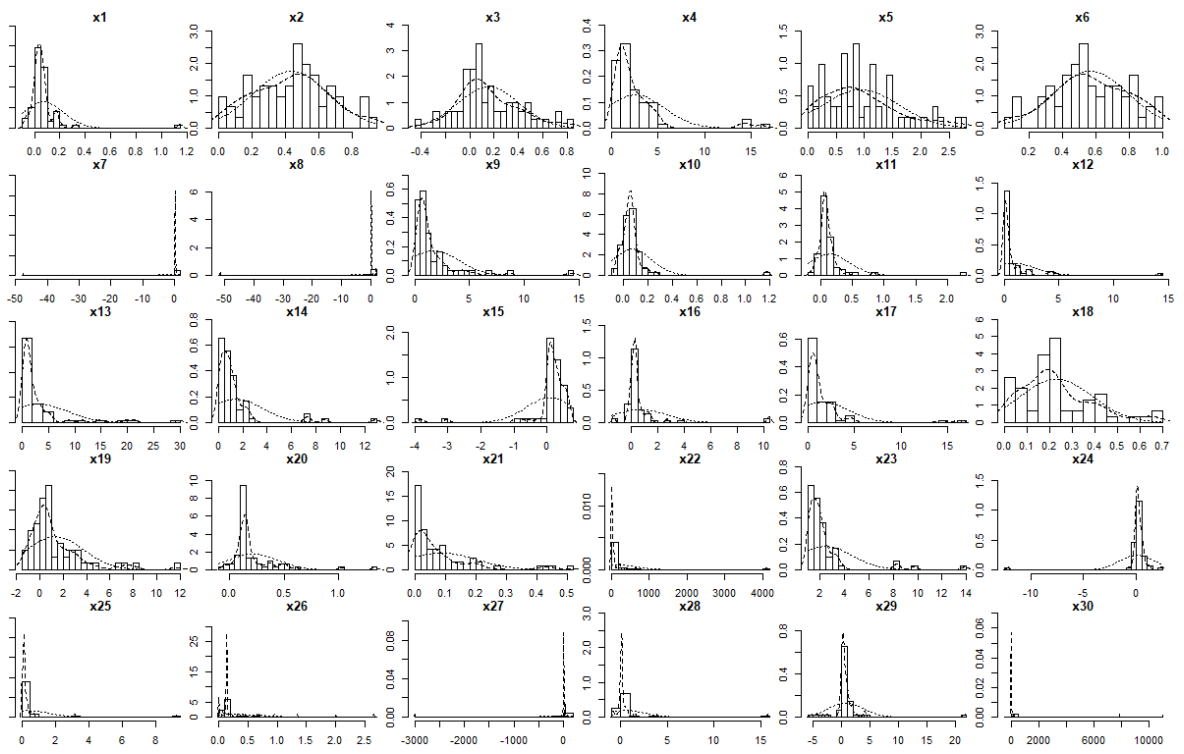
Kredito rizikos vertinimo modelio finansinių santykinų rodiklių pasirinkimui bei sudarymui buvo remtasi keliomis sąlygomis:

- 1) atlikus teorinę analizę (Mackevičius, 2005; Grigaravičius, 2003; Mileris, 2012) pasirenkami finansiniai santykiniai rodikliai, kurie labiausiai įtakoja pelningumą, mokumą bei efektyvumą;
- 2) norint suteikti kredito rizikos vertinimo modeliui universalumo atrenkami finansiniai santykiniai rodikliai, kurie vertinami ne tik didelėms įmonėms, kurių akcijos kotiruojamos biržoje, bet ir mažesnėms įmonėms, todėl modelyje nėra naudojami;
 - rinkos santykiniai rodikliai, kurie nėra vertinami mažesnėms įmonėms;
 - santykiniai rodikliai, kurių apskaičiavimui reikalinga pinigų srautų ataskaita.
- 3) kredito rizikos vertinimo modelis sudarytas neatsižvelgiant, kokia ekonomine veikla užsiima įmonės, todėl tam tikri efektyvumo rodikliai nebuvo vertinami modelyje.

Remiantis šiomis prielaidomis sudarytas 30 finansinių santykinų rodiklių sąrašas, kurie bus vertinami kredito rizikos vertinimo modelyje.

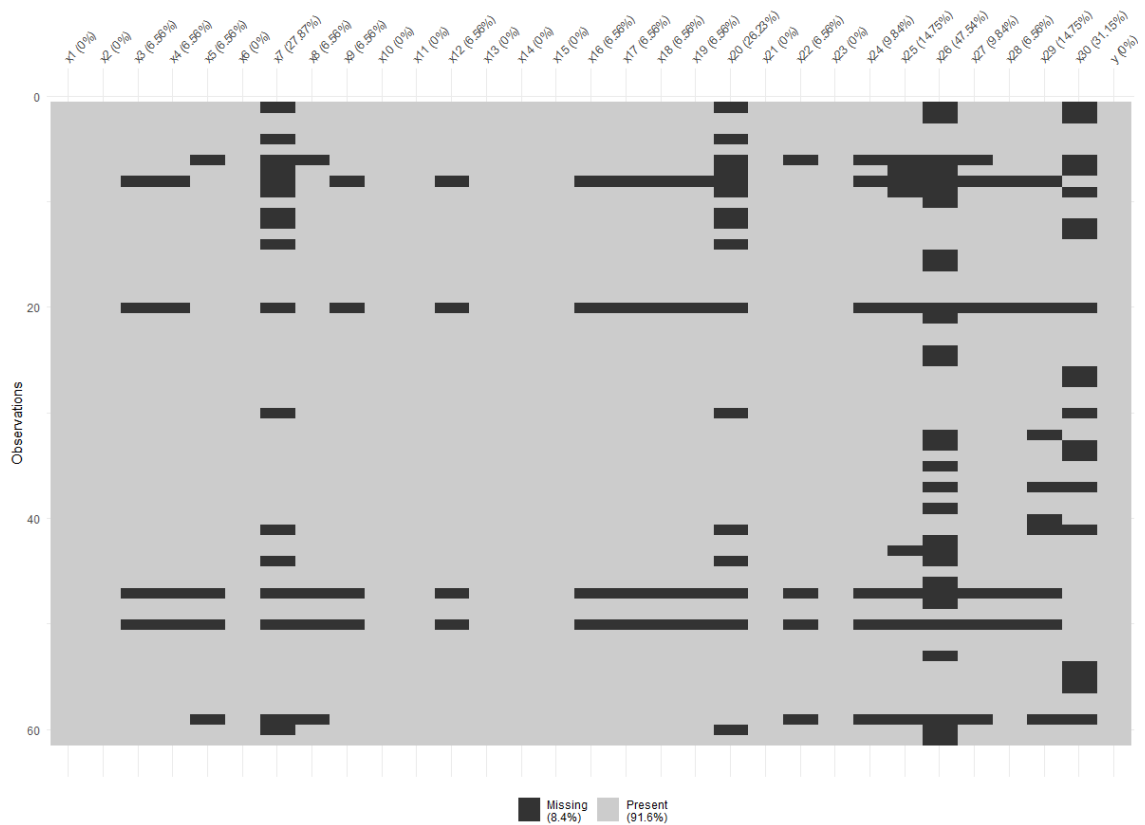
Išanalizuotų autorių modelių naudojami finansiniai santykiniai rodikliai palyginti su kredito rizikos modelio parinktais finansiniais santykiniais rodikliais, kurių reikšmės pateiktos 2 priede. Matoma, kad visi parinkti rodikliai buvo panaudoti bent kartą kitų autorių modeliuose, kuriuose vertino kredito rizikos, nemokumo ar bankroto tikimybes.

Kiekvienam paskaičiuotam rodikliui nubrėžta histograma ir normalioji kreivė, patikrinti ar kintamieji yra normalieji (10 pav.).



10 pav. Rodiklių sąrašo histograma

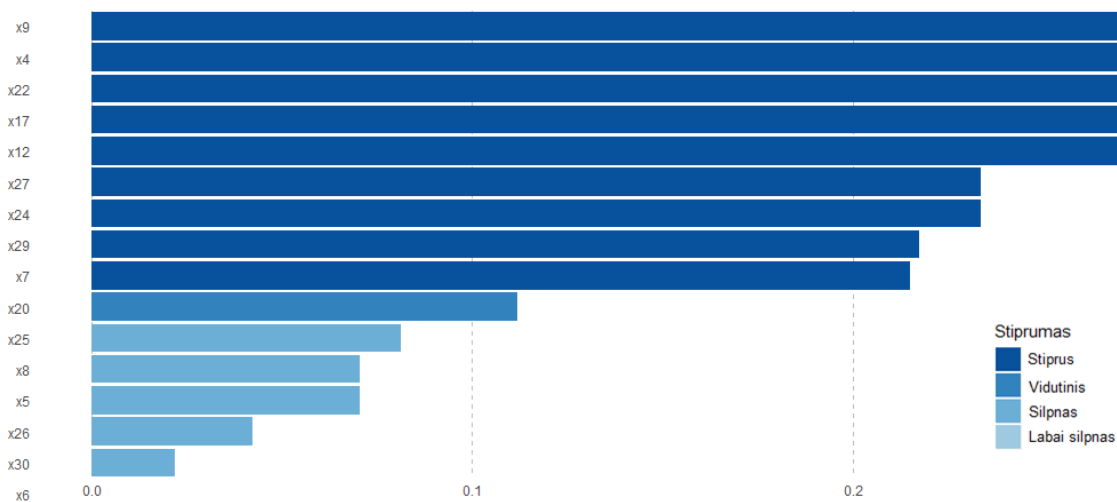
Atlikta trūkstumų reikšmių analizė (11 pav.). Grafike analizuojamas kiekvieno kintamojo trūkstumų reikšmių pasiskirstymas. Visoje duomenų imtyje trūkstamos reikšmės sudaro 8%. Daugiausiai 48% trūkstumų reikšmių turi x26 rodiklis – Gautinos sumos / Atsargos. Kiekvieno kintamojo trūkstumų reikšmių kiekis ir kintamųjų reikšmės pateikiami 3 priede.



11 pav. Trūkstumų reikšmių pasiskirstymas pagal rodiklius

Trūkstamos reikšmės visuose duomenų stulpeliuose užpildomos atitinkamo stulpelio centralizacijos statistika.

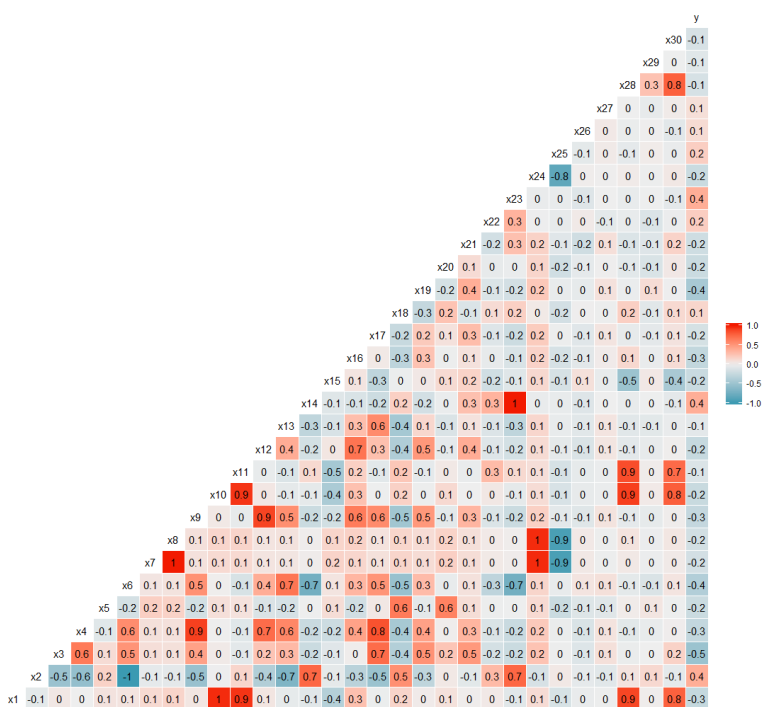
Atlikta nepriklausomų kintamųjų diskriminacinės galios analizė (12 pav.), kur visiems finansiniams santykiniais rodikliams buvo įvertintas informacijos vertės rodiklis. Grafike pateikiamas IV tyrimo rezultatas, kur matomi nepriklausomi kintamieji pagal apskaičiuoto informacijos vertės rodiklio stiprumą.



12 pav. Kintamųjų diskriminacinė galia

Po atliktos diskriminacinės galios analizės rodikliai surikiuojami nuo turinčio stipriausią diskriminacinę galią iki silpniausios. Analizė parodė, kad 9 rodikliai pasižymi stipria diskriminacine galia, 1 – vidutine ir 5 – silpna, likusieji – labai silpna. Šio metodo trūkumas, kad jis atskirtas nuo klasifikatorių, todėl tai turi neigiamą įtaką modelio tikslumui.

Atlikta santykinųjų finansinių rodiklių koreliacinė analizė (13 pav.).



13 pav. Kintamųjų koreliacinė matrica

Koreliacinė analizė parodė, kad nepriklausomi rodikliai su priklausomu rodikliu tarpusavyje reikšmingai nekoreliuoja, o rodiklių turinčių stiprią koreliaciją pašalinimas turėdavo neigiamą įtaką modelio tikslumui, todėl palikti pirminiai kintamieji. Kiekvieno kintamojo tarpusavio priklausomybės stiprumas ir kintamųjų reikšmės pateikiami 3 priede.

Išnagrinėjus autorių nuomonę pasirinkti populiariausi ir plačiausiai žinomi trijų tipų modeliai:

- 1) diskriminantiniai modeliai:
 - siūlomas diskriminantinis modelis;
- 2) logistinės regresijos modeliai:
 - siūlomas logistinės regresijos modelis;
- 3) dirbtinio intelekto modeliai:
 - siūlomas sprendimų medžių modelis;
 - siūlomas neuroninių tinklų modelis.

Diskriminantinės analizės modelis. Iš sudaryto 30 finansinių santykinių rodiklių sąrašo į kredito rizikos vertinimo diskriminantinės analizės modelį įtraukti 8 nepriklausomi kintamieji esantys pelningumo ir mokumo grupėje (10 lentelė).

10 lentelė. Nepriklausomi kintamieji diskriminantinės analizės modeliui

Sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičių (2005)

Nr.	Grupė	Rodiklis	Skaičiavimo metodika	Rodiklio reikšmė
1	Pelningumo	Bendrojo pelningumo koeficientas	Bendrasis pelnas / Pardavimo pajamos	Rodiklis rodo įmonės sugebėjimą parduoti savo pagamintą produkciją brangiau už jos savikainą
2		Grynojo pelningumo koeficientas	Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos	Rodiklis rodo pardavimo pelningumą įvertinus visas pajamas ir išlaidas
3		Turto pelningumo koeficientas	Grynasis pelnas / turtas	Rodiklis rodo, kiek eurų grynojo pelno tenka vienam turto eurui
4		Nuosavo kapitalo pelningumo koeficientas	Grynasis pelnas / Nuosavas kapitalas	Rodiklis rodo nuosavo kapitalo sukurtą pelną ir vadovų darbo efektyvumą naudojant investuotą kapitalą
5	Mokumo	Bendrasis trumpalaikio mokumo koeficientas	Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai	Rodiklis rodo įmonės sugebėjimą trumpalaikėmis mokėjimo priemonėmis įvykdyti trumpalaikius įsipareigojimus
6		Greitojo trumpalaikio mokumo koeficientas	(Trumpalaikis turtas - Atsargos) / trumpalaikiai įsipareigojimai	Rodiklis rodo, kiek vienam eurui trumpalaikių įsipareigojimų įmonė turi turto, kurį gali greitai parduoti
7		Bendrasis skolos koeficientas	Įsipareigojimai / turtas	Rodiklis rodo, kokia dalis skolintų lėšų panaudojama sudarant įmonės turtą
8		Bendrasis mokumo koeficientas	Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai	Rodiklis rodo, kiek kartų nuosavas kapitalas didesnis už įsipareigojimus

Lentelėje esantys finansiniai santykiniai rodikliai išsamiai apibūdina įmonės pelningumą ir mokumą, kurie reikalingi įmonės kredito rizikai įsivertinti. Šie finansiniai santykiniai rodikliai dažnai pasitaiko mokslinėje literatūroje (Mackevičius, 2010; Mileris, 2012) bei modeliuose (Altman, 1968; Lis, 1982; Grigaravičius, 2003) kaip darantys didelį poveikį kredito rizikos vertinime. 2 priede pateikti šių finansinių santykinių rodiklių palyginimas su kitų autorių kredito rizikos vertinimo modeliais.

Pasak R. Špico (2013), pelningumo vertinimui kredito rizikos vertinimo modelių autoriai dažniausiai naudoja kapitalo pelningumo ir pardavimo pelningumo rodiklius. Mokumo vertinimui dažniausiai naudojami turto ir įsipareigojimų santykiniai finansiniai rodikliai, trumpalaikių įsipareigojimų panaudojimo efektyvumo rodikliai bei absoliutaus mokumo rodikliai.

Kredito rizikos vertinimo modelis pelningumo vertinimui naudoja bendrojo pelningumo, grynojo pelningumo, turto pelningumo bei nuosavo kapitalo pelningumo koeficientus, o mokumo vertinimui naudoja bendrojo trumpalaikio mokumo, greitojo trumpalaikio mokumo, bendrojo skolos ir bendrojo mokumo koeficientus, kas iš esmės apibūdina įmonės pelningumą ir mokumą.

J. Mackevičiaus (2005) finansiniai santykiniai rodikliai: pelningumo (grynojo pelningumo ir nuosavo kapitalo pelningumo) ir mokumo (bendrojo trumpalaikio mokumo, greitojo trumpalaikio mokumo, bendrojo skolos) pateikiamai kaip geriausi rodikliai kredito rizikos vertinime, kurie taip pat atspindi siūlomame kredito rizikos vertinimo modelyje.

Diskriminantinės analizės modelio klasifikavimo rezultatai pavaizduoti 11 lentelėje.

11 lentelė. Diskriminantinės analizės rezultatų klasifikavimo matrica

Tikrasis rezultatas	Modelio rezultatas	
	0 (Geras)	1 (Blogas)
0 (Geras)	32 (TP)	6 (FN)
1 (Blogas)	1 (FP)	22 (TN)

Logistinės regresijos modelis. Logistinės regresijos modeliui pasirinkti visi rodikliai ir taikyta kintamųjų šalinimo metodas.

Atrinkus finansinius santykinius rodiklius bei įvertinus jų koeficientus sudaromas logistinės regresijos modelis.

$$z = 4,753 - 17,627 \cdot x_3 - 2,596 \cdot x_5 - 3,161 \cdot x_{15} - 4,413 \cdot x_{16}$$

Įmonių kredito rizikos tikimybei (P) nustatyti pagal sudarytą logistinės regresijos modelį naudojama formulė:

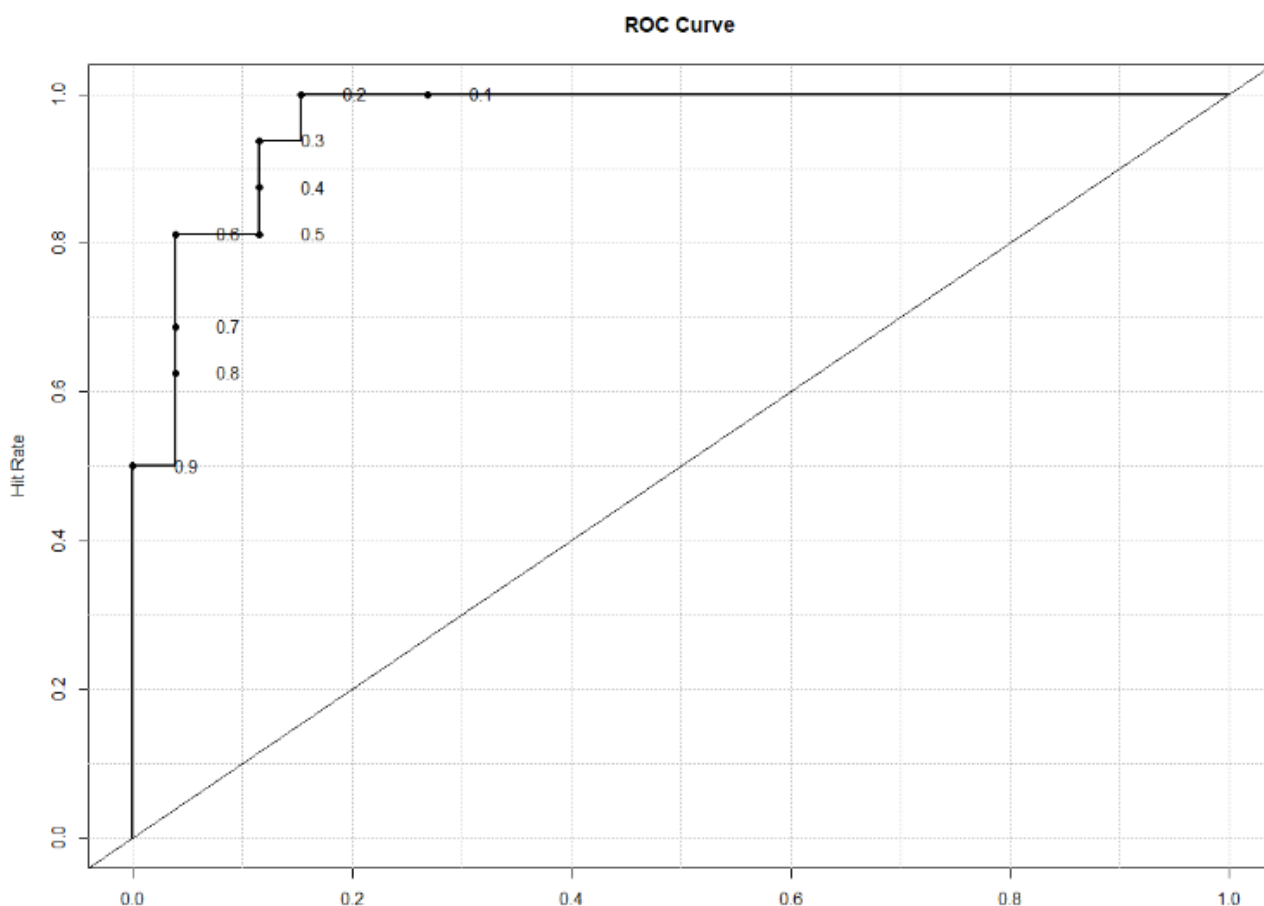
$$P = \frac{1}{1 + e^{-(z)}}$$

12 lentelėje pateikti atrinkti finansiniai rodikliai, kurie pateko į sudarytą logistinės regresijos modelį bei nurodyti autoriai, kurių modeliuose šie rodikliai buvo naudojami. Daugiausiai buvo naudotas turto apyvartumas, kuris apibūdina veiklos efektyvumą, o mažiausiai – pelno prieš apmokestinant ir trumpalaikių įsipareigojimų santykis. Iš parinktų finansinių santykinų rodiklių matoma, kad nepriklausomi kintamieji apibūdina ir įvertina įmonės svarbiausias finansinės analizės sritis: mokumą, pelningumą bei efektyvumą.

12 lentelė. Logistinės regresijos modelio kintamieji ir koeficientai

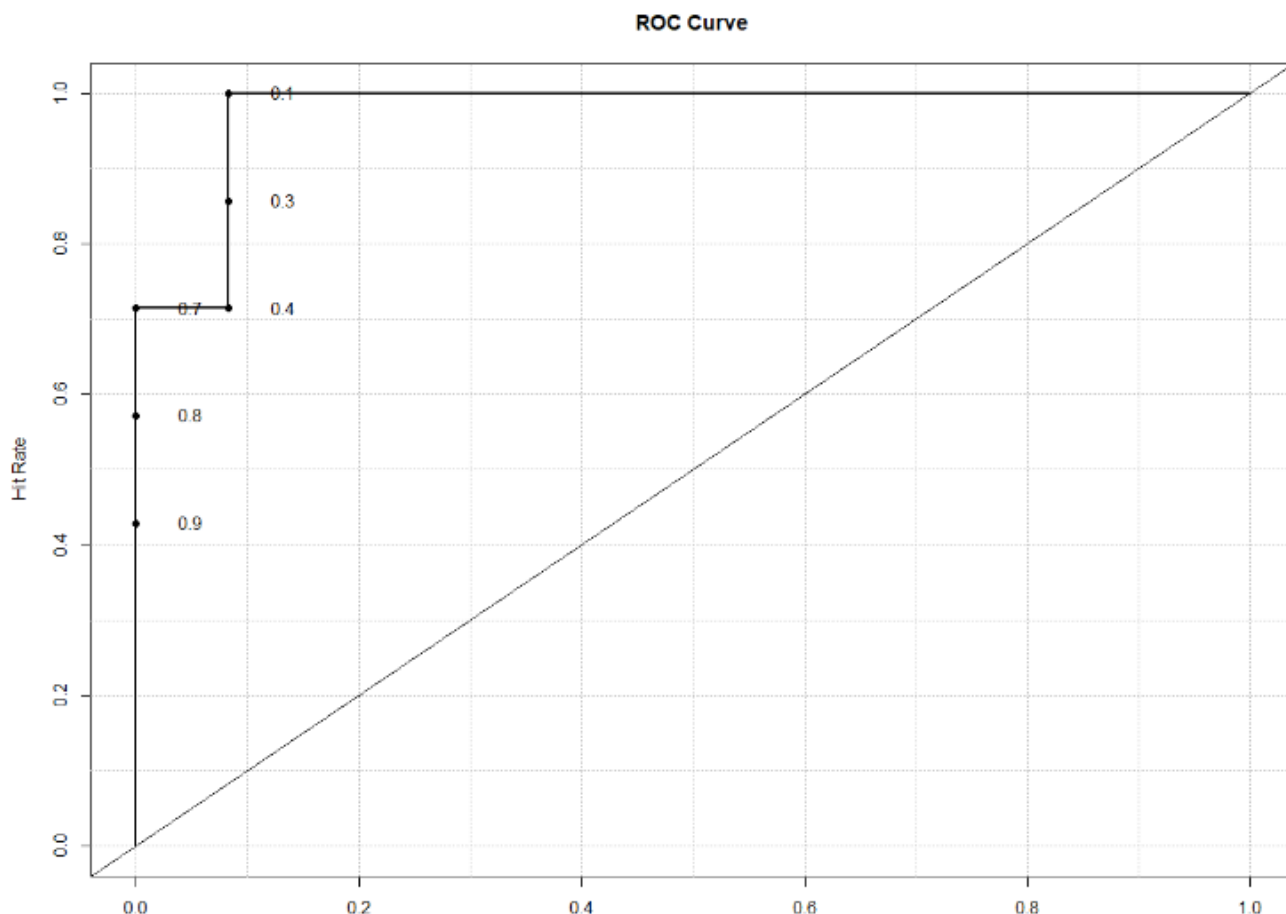
Rodiklis	Skaiciavimo metodika	Trumpinys	Koeficientas	Naudojamo rodiklio autorius
	Laisvasis narys	k	4,753	
Grynojo apyvartinio kapitalo ir turto santykis	Apyvartinis kapitalas / Turtas	x3	-17,627	Altman, Lis, Springate, Grigaravičius, Mileris
Turto apyvartumas	Pardavimų pajamos / Turtas	x5	-2,596	Altman, Springate, Zavgren, Grigaravičius, Mileris
Nepaskirstyto pelno ir turto santykis	Nepaskirstytas pelnas / turtas	x15	-3,161	Altman, Lis, Mileris
EBIT ir trumpalaikių įsipareigojimų santykis	Pelnas prieš apmokestinant / Trumpalaikiai įsipareigojimai	x16	-4,413	Taffler ir Tisshaw, Springate

Neišskiriant lūžio taško nubrėžta gavėjų charakteristikų kreivė (ROC) bei įvertinta sukurto modelio plotas po ROC kreive AUC = 0,91 (14 pav.).



14 pav. Logistinės regresijos modelio kreivė ROC neišskiriant lūžio taško

Atlikus lūžio taško nustatymą gauta lūžio taško reikšmė 0,19 bei nubrėžta gavėjų charakteristikų kreivė (ROC) ir įvertinta sukurto modelio plotas po ROC kreive AUC = 0,96 (15 pav.).



15 pav. Logistinės regresijos modelio kreivė ROC po lūžio taško nustatymo

Logistinės regresijos modelio klasifikavimo rezultatai konkrečiame lūžio taške pavaizduoti 13 lentelėje.

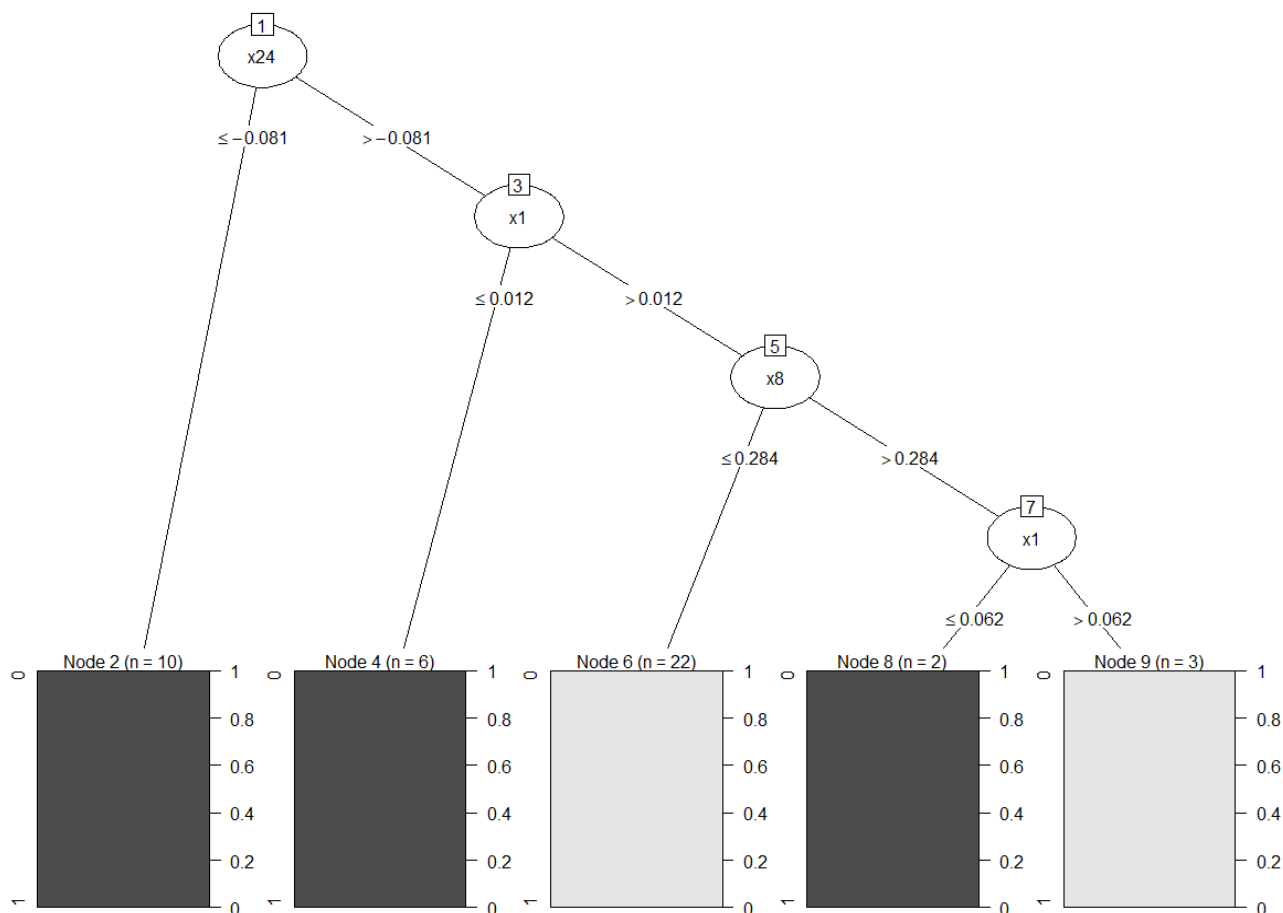
13 lentelė. Logistinės regresijos rezultatų klasifikavimo matrica

Tikrasis rezultatas	Modelio rezultatas	
	0 (Geras)	1 (Blogas)
0 (Geras)	10 (TP)	0 (FN)
1 (Blogas)	1 (FP)	7 (TN)

Sprendimų medžių modelis. Sudarytas sprendimų medžio modelis, kurio tipas – C5.0. Analizuojamas rodiklių laikotarpis 1 metai. Modeliu analizuoti 30 santykinų finansinių rodiklių.

Pirmas padalinimas vykdomas pagal finansinį santykinį rodiklį (Apyvartinis kapitalas / Pardavimų pajamos). Kai apyvartinio kapitalo ir pardavimų pajamų santykis yra mažesnis nei 8 procentai, tuomet įmonės priskiriamos prie rizikingų, jeigu didesnis – prie patikimesnių. Apyvartinis kapitalas parodo, kiek trumpalaikis turtas viršija trumpalaikius išipareigojimus, o santykinai aukštesnis rodiklis parodo aukštesnį įmonės mokumo lygį. Antras padalinimas vykdomas pagal finansinį santykinį rodiklį (Grynasis pelnas / Turtas). Įmonės turinčios mažesnę nei 1 procento rodiklį klasifikuojamos kaip rizikingos. Rodiklis apibūdina turto panaudojimo efektyvumą, todėl kuo didesnė rodiklio reikšmė, tuo turtas panaudojamas pelningiau. Trečias padalinimas vykdomas pagal finansinį santykinį rodiklį

(Grynasis pelnas / Pardavimų pajamos). Kai grynojo pelno ir pardavimų pajamų santykis yra mažesnis nei 28 procentai, tuomet įmonės priskiriamos prie patikimų, o jeigu didesnis – prie rizikingų. Grynasis pelningumas parodo įmonės veiklos efektyvumą. Ketvirtas padalinimas vykdomas pagal finansinį santykinį rodiklį (Grynasis pelnas / Turtas). Kai įmonės turi mažesnę nei 6 procentai rodiklį, tuomet klasifikuojamos kaip rizikingos, o jeigu didesnę – kaip patikimos (16 pav.).



16 pav. Sprendimų medis

Iš parinktų rodiklių matoma, kad vertinami finansiniai santykiniai rodikliai apima svarbiausias įmonės finansinės veiklos analizės sritis: mokumą ir pelningumą.

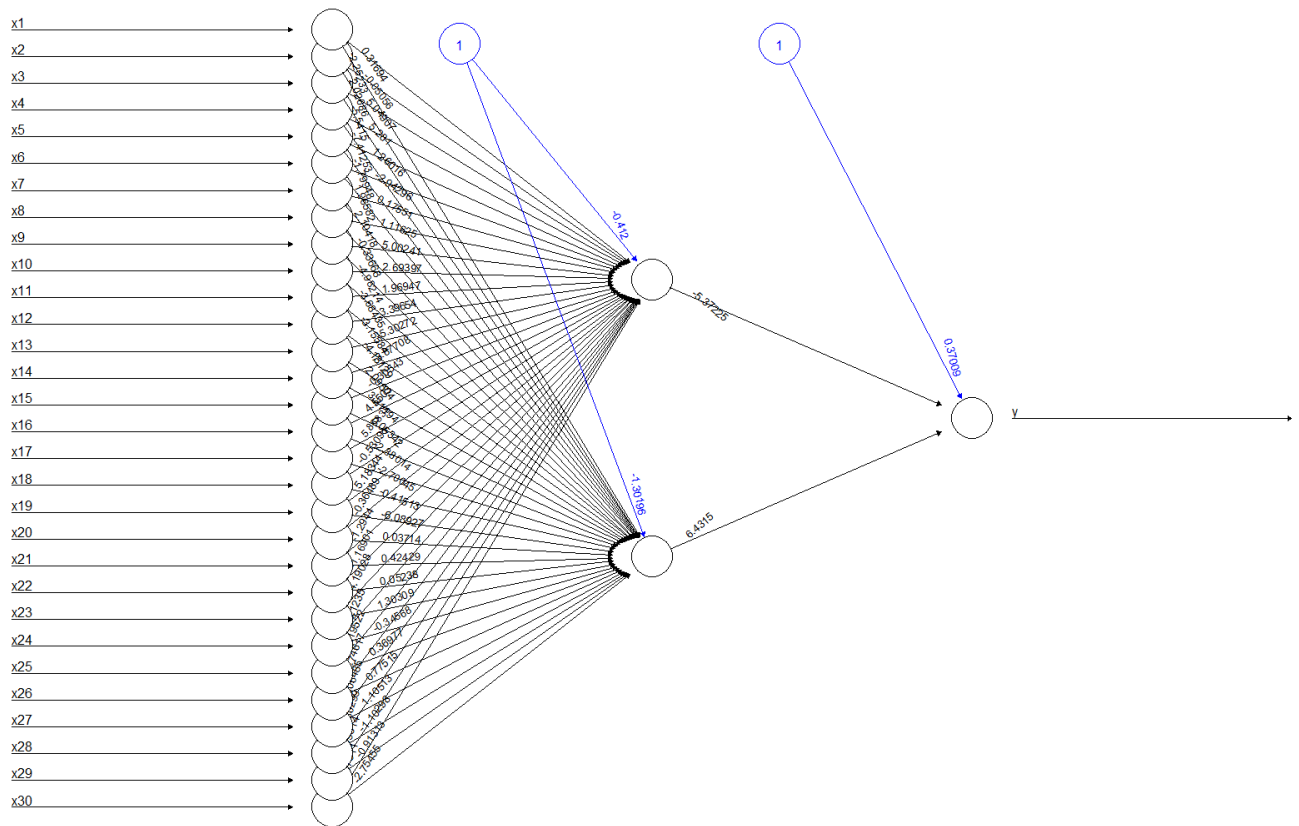
Sprendimų medžių modelio klasifikavimo rezultatai pavaizduoti 14 lentelėje.

14 lentelė. Sprendimų medžių rezultatų klasifikavimo matrica

Tikrasis rezultatas	Modelio rezultatas	
	0 (Geras)	1 (Blogas)
0 (Geras)	12 (TP)	0 (FN)
1 (Blogas)	1 (FP)	5 (TN)

Neuronų tinklų modelis. Analizuojant 61 Baltijos šalių įmonių duomenis (38 iš jų pelningos ir mokios) buvo sudarytas dirbtinių neuronų tinklas (neuronų tinklų tipas - daugiasluoksnis perceptronas). Analizuojamas rodiklių laikotarpis 1 metai. Modeliu analizuoti visi 30 santykinų finansinių rodiklių (17 pav.). Sudarant neuroninį tinklą, viena iš atliktų procedūrų yra duomenų

normalizavimas. Tai apima duomenų pritaikymą bendroje skalėje, kad būtų galima tiksliai palyginti numatomas ir faktines vertes. Nepavykus normalizuoti duomenų, prognozės vertė visuose stebėjimuose išlieka ta pati, neatsižvelgiant į įvesties reikšmes.



17 pav. Neuroninis tinklas

Kad tinklas būtų kuo bendresnis, buvo sukonstruotas nesudėtingas su 1 paslėptu sluoksniu ir 2 mazgais neuroninis tinklas, gebantis prisitaikyti prie skirtingų apmokymui duomenų su pakankamai maža paklaida.

Neuronų tinklų modelio klasifikavimo rezultatai pavaizduoti 15 lentelėje.

15 lentelė. Neuroninio tinklo rezultatų klasifikavimo matrica

Tikrasis rezultatas	Modelio rezultatas	
	0 (Geras)	1 (Blogas)
0 (Geras)	12 (TP)	2 (FN)
1 (Blogas)	0 (FP)	4 (TN)

3.4. Modelio efektyvumo patikrinimas

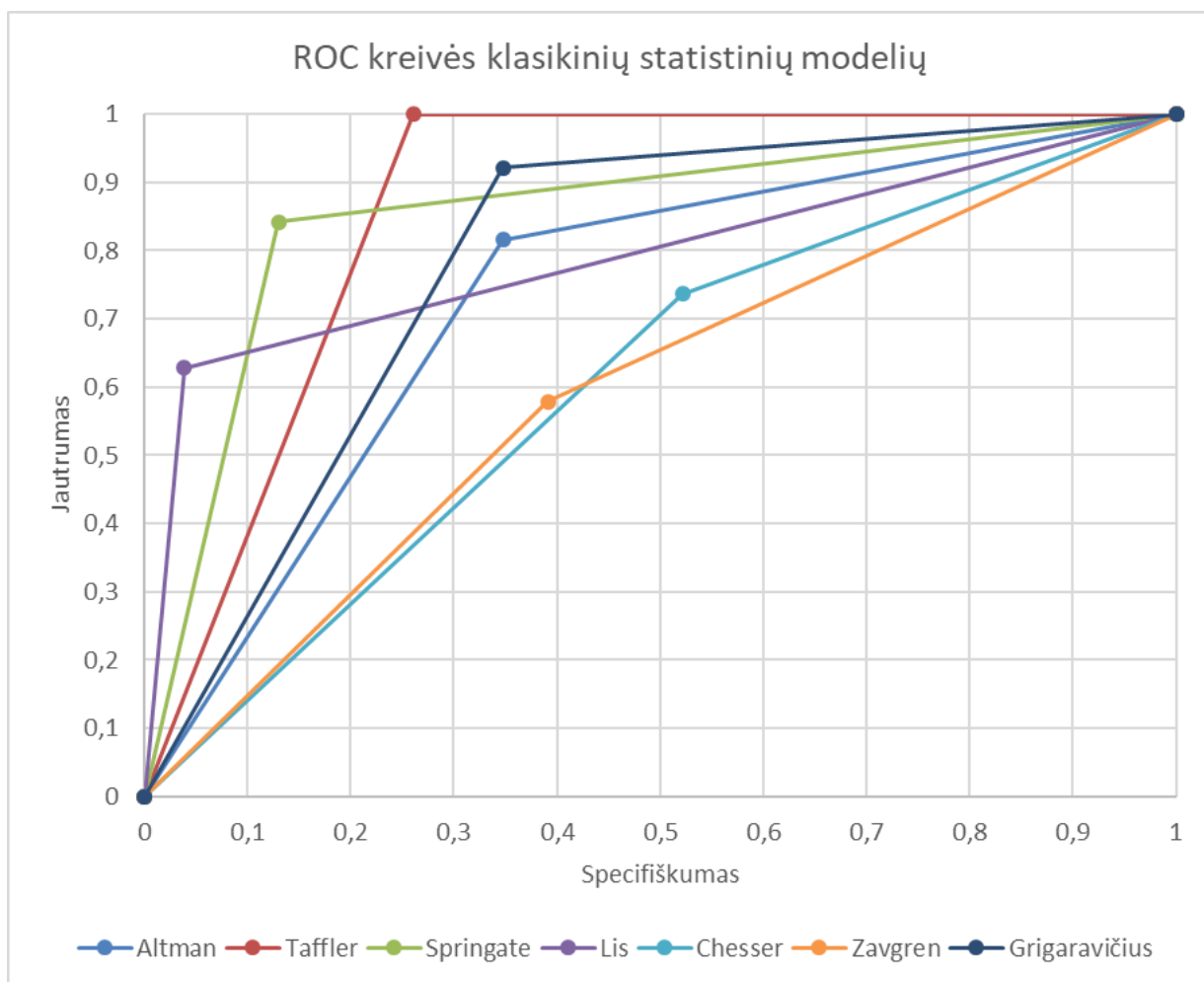
Siekiant nustatyti ar pasiūlyti kredito rizikos vertinimo modeliai veikia efektyviai, vertinama įmonių kredito rizika, skirtingų rūšių kredito rizikos vertinimo modelių pagalba, o gauti rezultatai lyginami su faktine įmonių situacija.

Modeliai papildomai patikrinti palyginant juos su klasikiniais:

- 1) diskriminantiniais modeliais:

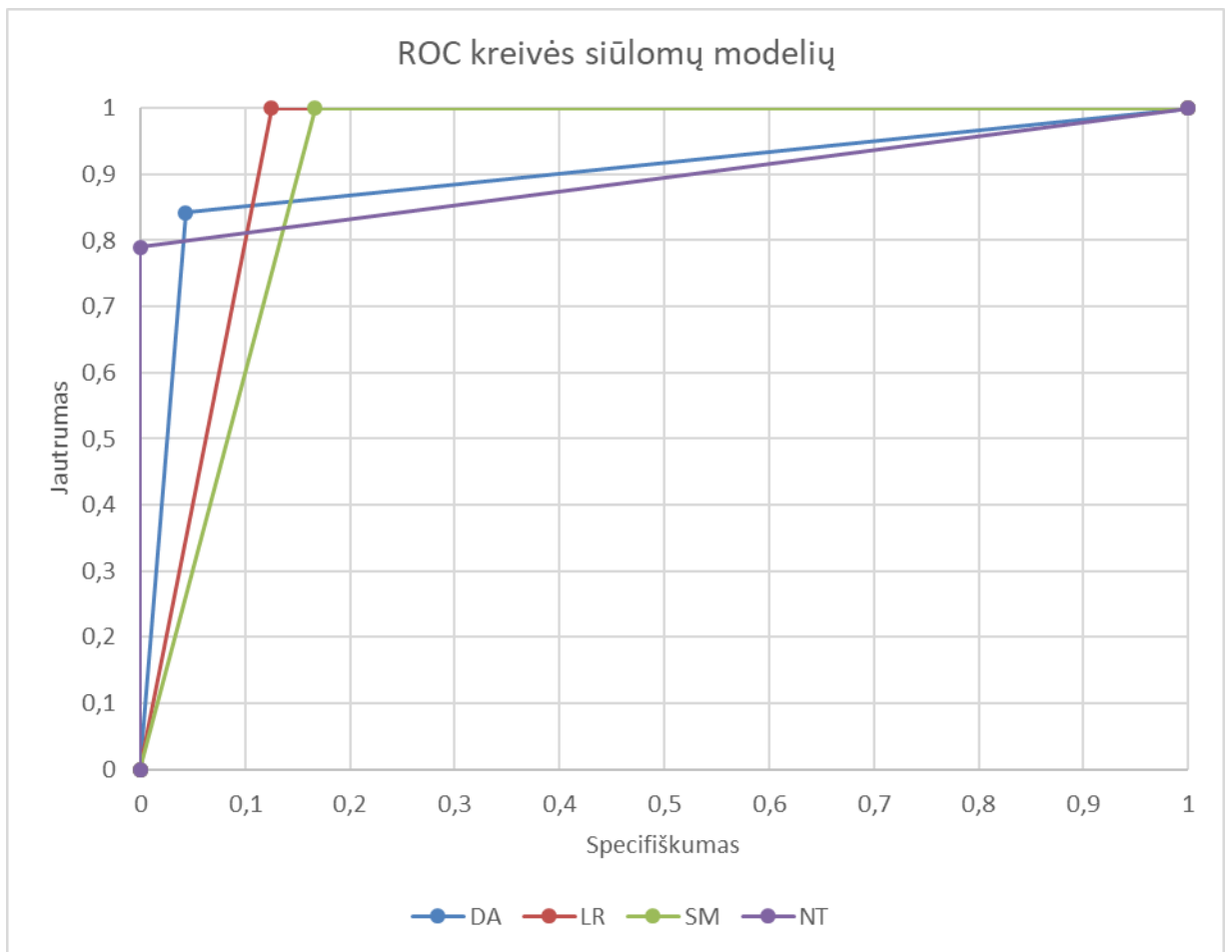
- Altman'o modelis skirtas įmonėms, kurių akcijos kotiruojamos biržoje;
 - Lis'o modelis;
 - Taffler'io ir Tisshaw'o modelis;
 - Springate modelis;
- 2) logistinės regresijos modeliais:
- Chesser'io modelis;
 - Zavgren'o modelis;
 - Grigaravičiaus modelis skirtas akcinėms bendrovėms.

Efektivumui pamatuoti naudojama grafinė analizė. 18 paveiksle pateikiamos klasikinių modelių ROC kreivės. Matomas aiškus tikslumo skirtumas tarp diskriminantinių ir logistinės regresijos modelių. Galima logistinės regresijos modelių netikslumo priežastis yra ta, kad buvo vertinami vienerių metų finansiniai duomenys, todėl logistinės regresijos analizė prarado savo pranašumą prieš diskriminantinius modelius. Paveiksle matyti, kad didžiausią tikslumą ROC kreivė parodė diskriminatinės analizės Taffler'io ir Tisshaw'o metodo, o mažiausią – logistinės regresijos Zavgren'o metodo.



18 pav. ROC kreivės klasikinių modelių

19 paveiksle pateikiamos siūlomų modelių ROC kreivės. ROC kreivė parodė, kad didžiausias tikslumas yra logistinės regresijos, o mažiausias – neuroninių tinklų. Visi modeliai parodė aukštą rezultatą ir yra geresni už daugumą klasikinių diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos modelių.



19 pav. ROC kreivės siūlomų modelių

Toliau vertinamos ir lyginamos klasikinių ir siūlomų modelių savybės pagal modelio įvertinimo rodiklius esančius 16 lentelėje.

16 lentelė. Modelio įvertinimo rodikliai

Sudaryta autoriaus pagal V. Boguslauską, R. Milerį (2009)

Rodiklis	Trumpinys	Skaičiavimo metodika
Teisingo klasifikavimo rodiklis	CCR	$(TP+TN)/N$
Klaidingo klasifikavimo rodiklis	MCR	$(FP+FN)/N$
I rūšies klaida	α	$FN/(FN+TP)$
II rūšies klaida	β	$FP/(FP+TN)$
Jautrumas	Se	$TP/(TP+FN)$
Specifiškumas	Sp	$TN/(TN+FP)$
F-įvertis	F	$(2 \cdot PPV \cdot Se) / (PPV + Se)$
Prognozės tikslumas	PPV	$TP/(TP+FP)$
Klasifikavimo tikslumas	NPV	$TN/(TN+FN)$

17 lentelėje matyti, kad didžiausias (94 proc.) įmonių klasifikavimo tikslumas pasiektas su logistinės regresijos bei sprendimų medžių modeliais. Tai parodo ir F-įverčio reikšmės.

17 lentelė. Modelių efektyvumo rezultatai

Rodiklis	Altman	Taffler	Springate	Lis	Chesser	Zavgren	Grigara vičius	DA	LR	SM	NT
CCR	0,75	0,90	0,85	0,77	0,64	0,59	0,82	0,89	0,94	0,94	0,89
MCR	0,25	0,10	0,15	0,23	0,36	0,41	0,18	0,11	0,06	0,06	0,11
α	0,18	0,00	0,16	0,37	0,26	0,42	0,08	0,16	0,00	0,00	0,14
β	0,35	0,26	0,13	0,04	0,52	0,39	0,35	0,04	0,13	0,17	0,00
Se	0,82	1,00	0,84	0,63	0,74	0,58	0,92	0,84	1,00	1,00	0,86
Sp	0,65	0,74	0,87	0,96	0,48	0,61	0,65	0,96	0,88	0,83	1,00
PPV	0,79	0,86	0,91	0,96	0,70	0,71	0,81	0,97	0,91	0,92	1,00
NPV	0,68	1,00	0,77	0,66	0,52	0,47	0,83	0,79	1,00	1,00	0,67
F	0,81	0,93	0,88	0,76	0,72	0,64	0,86	0,90	0,95	0,96	0,92

Lentelėje matoma, kad logistinės regresijos modeliu teisingai klasifikuotos visos nepatikimos įmonės (Se = 1) ir 88 proc. patikimos, t. y. šiek tiek tiksliau nei sprendimų medžių modelis – 83 proc.

3.5. Rangų skalės sudarymas

Kai parenkami pelningumo ir mokumo grupės finansiniai santykiniai rodikliai kredito rizikai vertinti, tuomet nustatomi jų vertinimo lygiai, o gauti duomenys panaudojami kredito rizikos rodiklio skaičiavimui. Siūlomo pelningumo ir mokumo rodiklio privalumai:

- aiškumas – suprantama skaičiavimo metodika, kur kredito reitingo agentūros neatskleidžia rodiklio skaičiavimo metodikos;
- paprastumas – lengva apskaičiuoti ir interpretuoti;
- duomenų prieinamumas – visi duomenys yra gaunami iš finansinių ataskaitų.

Atrinkti modelyje finansiniai santykiniai rodikliai yra vertinami penkiabale sistema, t. y. labai geras, geras, patenkinamas, blogas ir labai blogas (18 lentelė).

Pateiktoje lentelėje kiekvienai finansinio santykinio rodiklio reikšmei yra nustatomas balas, remiantis nustatytais vertinimo lygiais.

18 lentelė. Pelningumo ir mokumo rodiklių būklės vertinimo lygis

Sudaryta autoriaus, remiantis J. Mackevičiumi (2005)

Nr.	Grupė	Rodiklis	Skaičiavimo metodika	Labai geras	Geras	Patenkinamas	Blogas	Labai blogas
1	Pelningumo	Bendrojo pelningumo koeficientas	Bendrasis pelnas / Pardavimo pajamos	>0,35	>0,15	<0,15	<0,07	<0
2		Grynojo pelningumo koeficientas	Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos	>0,25	>0,10	<0,10	<0,05	<0
3		Turto pelningumo koeficientas	Grynasis pelnas / turtas	>0,20	>0,15	>0,01	<0,01	<0
4		Nuosavo kapitalo pelningumo koeficientas	Grynasis pelnas / nuosavas kapitalas	>0,30	>0,20	>0,10	<0,10	<0

5	Mokumo	Bendrasis trumpalaikio mokumo koeficientas	Trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai	>2,0	>1,5	>1,2	<1,2	<0,8
6		Greitojo trumpalaikio mokumo koeficientas	(Trumpalaikis turtas - Atsargos) / trumpalaikiai įsipareigojimai	>1,5	>1,2	>1,0	<1,0	<0,3
7		Bendrasis skolos koeficientas	Įsipareigojimai / turtas	<0,5	<0,6	<0,7	>0,7	>1,0
8		Bendrasis mokumo koeficientas	Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai	>2,0	>1,5	>1,0	<1,0	<0,3

Remiantis pateiktu rodiklio skaičiavimo principu, geriausia rodiklio reikšmė gali būti 8 balai, o blogiausia 40 balų. Siūlomo kredito rizikos rangavimo bei pelningumo ir mokumo ribos pateikiamos 19 lentelėje.

19 lentelė. Kredito rizikos rango bei įmonės statuso ribos

Rodiklio reikšmė	Kredito rizikos rangas	Kredito rizikos zona	Įmonių skaičius	Įmonės statusas
8-11	1	Žema	2	pelninga ir moki
12-14	2	Žema	2	
15-16	3	Vidutinė	7	
17-19	4	Vidutinė	11	
20-21	5	Aukštesnė	4	
22-24	6	Aukštesnė	7	
25-26	7	Aukšta	11	(ne)pelninga ir/arba (ne)moki
27-29	8	Aukšta	6	
30-34	9	Labai aukšta	10	
35-40	10	Labai aukšta	1	

Modelio rangų skalė suformuota iš 10 kredito rizikos rangų. 1-6 patenka pelningos ir mokios, tikėtina įsipareigojimus vykdysiančios, įmonės. 7-10 patenka pasižyminčios aukštu ir labai aukštu rizikingumu, tikėtina įsipareigojimų nevykdysiančios, įmonės. Patikimos ir nepatikimos įmonės kredito rizikos ribos gali būti vertinamos savarankiškai atsižvelgiant į veiklos pobūdį, tikslus ir kitus veiksnius.

Apibendrinant galima teigti, kad visi sudaryti kredito rizikos modeliai analizuojamoms įmonėms įvertinti aukštu (89 – 94 %) tikslumu bei visais atvejais tiksliau arba panašiai vertina kredito riziką, nei klasikiniai modeliai. Geriausią tikslumą (94%) parodę logistinės regresijos ir sprendimų medžių modeliai apėmė finansinius rodiklius, kurie padengia pagrindines finansines įmonių veiklos analizės sritis: mokumo, pelningumo ir efektyvumo. Sudaryta rodiklių kombinacija leidžia teigti, kad vertinant kredito riziką svarbiausias dėmesys turėtų būti skiriamas mokumo bei pelningumo rodiklių analizei. Atlikto tyrimo sudaryti kredito rizikos vertinimo modeliai turi apribojimų, kadangi apima Baltijos šalių įmones, kurių akcijos kotiruojamos biržoje, todėl galimai nėra pritaikyti kitų šalių vidutinėms, mažoms ar labai mažoms įmonėms. Modeliuose naudoti tik santykiniai finansiniai rodikliai, kurie apima tik mikroekonominus veiksnius, tačiau neįvertinta makroekonominė aplinka, kuri taip pat gali paveikti įmonių finansinę būklę. Turint reikiamus duomenis galimos tolimesnės tyrimų kryptys įtraukiant skirtingo dydžio įmones bei įvertinant makroekonominus veiksnius.

Išvados ir rekomendacijos

1. Kredito rizika dažnai tapatinama su įsipareigojimų nevykdymo tikimybe, neįtraukiant nuostolių, kurie gali atsirasti ne tik įsipareigojimų nevykdymo atveju. Kredito rizika yra vertinama plačiau nei tik skolininko nesugebėjimas ar nenorėjimas įvykdyti įsipareigojimų. Kredito rizika taip pat apibrėžia nuostolių riziką, kuri susijusi su suprastėjusia skolininko situacija, todėl tiesiogiai siejasi su pelningumu. Atitinkamai atliekant klientų kredito rizikos vertinimą turime atsižvelgti į įmonių tiek mokumo, tiek pelningumo tikimybes. Įmonių kredito rizikos vertinimo klausimus analizuojančioje mokslinėje literatūroje paprastai išskiriamos pagrindinės santykinių rodiklių grupės: mokumo, pelningumo bei veiklos efektyvumo.
2. Mokslinės literatūros ir mokslinių tyrimų analizė parodė, kad dažniausiai aptinkami ir aprašomi kredito rizikos vertinimo modeliai skirstomi į dvi pagrindines grupes: klasikiniai statistiniai (tiesinė diskriminantinė analizė, logistinė regresija) ir dirbtinio intelekto (sprendimų medis, neuronų tinklai). Remiantis mokslinės literatūros ir mokslinių tyrimų analize, suformuota modelio kūrimo imtis, apibrėžtas priklausomas kintamasis, tyrime parinkta 30 nepriklausomų santykinių finansinių rodiklių, kurie dažniausiai naudojami kredito rizikos vertinimo, bankroto prognozavimo ir nemokumo tikimybės nustatymo modeliuose. Įtraukti kintamieji pasižymi diskriminacine galia, o nepriklausomi rodikliai su priklausomu rodikliu tarpusavyje reikšmingai nekoreliuoja. Ekonominės logikos prasme rodikliai apima 3 pagrindines rodiklių grupes: pelningumo, mokumo bei efektyvumo.
3. Remiantis moksline literatūra ir parinktais santykiniais rodikliais, sudaryti 4 modeliai: diskriminantinės analizės, logistinės regresijos, sprendimų medžių, neuroninių tinklų. Modeliuose naudoti duomenys gauti iš balanso ir pelno - nuostolių ataskaitų. Modeliai pritaikyti Baltijos šalių įmonių analizei, kurių akcijos kotiruojamos biržoje.
 - a) Tyrimo metu buvo norima įvertinti ar sudaryti modeliai veikia efektyviai. Tam tikslui buvo vertinta 61 įmonė, kurios veikia skirtingose ūkio sektoriuose. Analizuojamų įmonių pelningumo bei mokumo kredito rizikos vertinimas buvo nustatomas diskriminantiniais, logistinės regresijos, sprendimų medžių ir neuroninių tinklų modeliais. Tyrimo metu nustatyta, kad logistinės regresijos modelis, analizuojant Baltijos šalių įmonių pelningumą ir mokumą veikia patikimiausiai. Grafinė analizė bei modelių įvertinimo rodikliai patvirtino gautus rezultatus ir parodė, jog modelis veikia efektyviausiai.
 - b) Remiantis moksline literatūra, sudaryta kredito rizikos rangų skalė. Parinktiems pelningumo bei mokumo santykiniais rodikliams nustatyti vertinimo lygiai. Remiantis nustatytais vertinimo lygiais, kiekvienai analizuojamo finansinio santykinio rodiklio reikšmei buvo nustatytas balas, o visos galimos reikšmės suskirstomos į 10 kredito rizikos rangų. 1-6 patenka pelningos ir mokios, tikėtina įsipareigojimus vykdysiančios, įmonės, 7-10 patenka pasižyminčios aukštu ir labai aukštu rizikingumu, tikėtina įsipareigojimų nevykdysiančios, įmonės.
4. Pasiūlytas kredito rizikos vertinimo modelis Baltijos šalių įmonėms, kurių akcijos kotiruojamos biržoje, gali būti taikomas atitinkamoms visų ekonominės veiklos rūšių įmonėms, finansinio ir nefinansinio verslo įmonėms, įvairių rūšių kreditą (banko ar kitos kredito institucijos, tiekėjo ar pardavėjo) imančioms įmonėms vertinti, įvairiuose procesuose (prieš sudarant ar pratęsiant sutartį). Kredito rizikos vertinimo modelį gali taip pat taikyti įmonės, kurios nori įsivertinti savo kredito riziką. Prieš pradėdant taikyti kredito rizikos vertinimo modelius kiekvienas turėtų įvertinti modelių patikimumą panaudodamas savo turimus duomenis. Pasiūlyti klasikiniai statistiniai kredito rizikos vertinimo modeliai gali būti taikomi ne tik kreditus teikiančiose ar

įmonių riziką vertinančiose įmonėse, bet ir nefinansinio verslo įmonėse. Sudaryti dirbtinio intelekto metodai parodė aukštą tikslumą, tačiau nėra suderinti su Bazelio bankų priežiūros komiteto rekomendacijomis, todėl daugiau gali būti naudojami nefinansinio verslo įmonėse arba finansų įstaigose, kurioms negalioja reguliavimas. Šiame darbe sukurti bei pasiūlyti kredito rizikos vertinimo modeliai bei jų sudarymo dalys: imtis, priklausomi ir nepriklausomi kintamieji bei rangai gali būti taikomi ne tik kartu, bet ir atskirai.

5. Sudaryti kredito rizikos vertinimo modeliai turi apribojimų, nes apima Baltijos šalių įmones, kurių akcijos kotiruojamos biržoje, todėl galimai nėra pritaikyti kitų šalių, kito dydžio įmonėms. Modeliuose naudoti santykiniai finansiniai rodikliai neapima makroekonominių veiksnių, kurie taip pat gali paveikti įmonių finansinę būklę. Todėl turint reikiamus duomenis galimos tolimesnės tyrimų kryptys įtraukiant skirtingo dydžio įmones bei įvertinant makroekonominius veiksnius.

Literatūros sąrašas

1. ADLYTĖ, R., BOGUSLAUSKAS, V., MILERIS, R. The selection of financial ratios as independent variables for credit risk assessment. *Economics & Management*. 2011, 16, p. 1032-1038.
2. ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968, 23(4), p. 589-609.
3. BIVAINIS, J., GARŠKAITĖ, K. Įmonių bankroto grėsmės diagnostikos sistema. *Verslas: teorija ir praktika*. 2010, 11(3), p. 204-212.
4. BLUHM, C., OVERBECK, L., WAGNER, C. Introduction to credit risk modeling: second edition. Boca Raton: Taylor & Francis Group, 2010. ISBN-13: 978-1-58488-993-9.
5. BOGUSLAUSKAS, V., MILERIS, R. Estimation of credit risk by artificial neural networks models. *Engineering economics*. 2009, 64(4), p. 7-14.
6. BOGUSLAUSKAS, V., MILERIS, R. Data reduction influence on the accuracy of credit risk estimation models. *Engineering economics*. 2010, 21(1), p. 5-11.
7. BOGUSLAUSKAS, V., MILERIS, R. Credit risk estimation model development process: main steps and model improvement. *Engineering economics*. 2011, 22(2), p. 126-133.
8. BOLDER, D. J. Credit-risk modelling: theoretical foundations, diagnostic tools, practical examples, and numerical recipes in python. Washington: Springer, 2018. ISBN 978-3-319-94687-0
9. BUDRIKIENĖ, R., PALIULYTĖ, I. Bankroto prognozavimo modelių pritaikomumas skirtingo mokumo ir pelningumo įmonėms. *Ekonomika ir vadyba: aktualijos ir perspektyvos*. 2012, 2(26), p. 90-103.
10. BUTKUS, M., ŽAKARĖ, S., CIBULSKIENĖ, D. Bankroto diagnostikos modelis ir jo pritaikymas bankroto tikimybei Lietuvos įmonėse prognozuoti. *Taikomoji ekonomika: sisteminiai tyrimai*. 2014, 8(1), p. 111-132.
11. CHACKO, G., SJÖMAN, A., MOTOHASHI, H., DESSAIN, V. Credit derivatives: a primer on credit risk, modeling, and instruments. New Jersey: Old Tappan, 2016. ISBN-10: 0-13-324918-2.
12. CIBULSKIENĖ, D., RUMBAUSKAITĖ, R. Credit risk management models of commercial banks: their importance for banking activities. *Socialiniai tyrimai*. 2012, 2(27), p. 71-77.
13. ČEKANA VIČIUS, V., MURAU SKAS, G. Statistika ir jos taikymai. Vilnius, TEV, 2002. ISBN: 9955-491-16-7.
14. DAGILIENĖ, L., MENCIŪNIENĖ, V., RUGENYTĖ, D. Bankroto prognozavimo svarba ir metodai. *Verslas: teorija ir praktika*. 2010, 11(2), p. 143-150.
15. DZIDZEVIČIŪTĖ, L. Statistinių vertinimo balais modelių kūrimo ir taikymo ypatumai. *Pinigų studijos*. 2010, 1, p. 35-54.
16. DZIDZEVIČIŪTĖ, L. Statistinių vertinimo balais modelių taikymo Lietuvos bankuose galimybės. *Daktaro disertacija, Vilniaus universitetas*, 2013.
17. DZI KEVIČIUS, A., JONAITIENĖ, B. Finansinių santykinių rodiklių, geriausiai įvertinančių skirtinguose Lietuvos sektoriuose veikiančias įmones, paieška. *Verslas: teorija ir praktika*. 2015, 16(2), p. 174-184.
18. GALLO, C., LETIZIA, C., STASIO, G. Artificial neural networks in financial modelling. *Research Gate*, 2006, p. 1-21.

19. GARŠKAITĖ, K. Įmonių bankroto prognozavimo modelių taikymas. Verslas: teorija ir praktika. 2008, 9(4), p. 281-294.
20. GESTEL, V. T., BAESESENS, B. Credit risk management: basic concepts: financial risk components, rating analysis, models, economic and regulatory capital. New York: Oxford, 2009. ISBN 978-0-19-954511-7.
21. GRIGARAVIČIUS, S. Corporate failure diagnosis. Reliability and practice. Organizacijų Vadyba: sisteminiai tyrimai. 2003, 28, p. 29-42.
22. JASEVIČIENĖ, F., VALVONIS, V. Paskolų vertinimas: tarptautinė ir Lietuvos praktika. Pinigų studijos. 2003, 1, p. 23-49.
23. JASIENĖ, M., LAURINAVIČIUS, A. Kredito rizikos valdymo įmonėse problemos ir jų sprendimo būdai. Verslas: teorija ir praktika. 2009, 10(1), p. 15-29
24. JUREVIČIENĖ, D., PEŠKAUSKAITĖ, D. Įmonių kredito rizikos vertinimo metodai investiciniam sprendimui priimti. Mokslas - Lietuvos ateitis : Verslas XXI amžiuje. 2017, 9(2), p. 220-229
25. KAMIENAS, I., VALVONIS, V. Paskolų registro naudojimas kredito rizikai valdyti. Pinigų studijos. 2004, 1, p. 5-30.
26. KĖDAITIS, V., ŽILINSKAS, E. Lietuvos kredito unijų veikos rizikingumo vertinimas. Lietuvos statistikos darbai. 2013, 52(1), p. 72-86.
27. LEIPUS, R., VALUŽIS, M. Kredito rizika kaip pasirinkimo sandoris. Pinigų studijos. 2006, 1, p. 36-59.
28. MACKEVIČIUS, J. Įmonių veiklos analizė. Informacijos rinkimas, sisteminimas ir vertinimas. Vilnius: TEV, 2005. ISBN: 9955-680-13-X.
29. MACKEVIČIUS, J. Finansinių santykinių rodiklių skaičiavimas ir grupavimas. Ekonomika. 2006, 75, p. 20-33.
30. MACKEVIČIUS, J. Integruota įmonių bankrotų prognozavimo metodika. Verslo ir teisės aktualijos. 2010, 5, p. 123-138.
31. MACKEVIČIUS, J., POŠKAITĖ, D. Įmonių bankroto prognozavimo analizės metodikų tyrimas, remiantis finansinių ataskaitų duomenimis. Ekonomika. 1999, 49, p. 51-64.
32. MACKEVIČIUS J., RAKŠTELIENĖ A. Altman modelių taikymas Lietuvos įmonių bankrotui prognozuoti. Pinigų studijos. 2005, 1, p. 24-42.
33. MACKEVIČIUS, J., SILVANA VIČIŪTĖ, S. Įmonių bankroto prognozavimo modelių tinkamumo nustatymas. Verslas: teorija ir praktika. 2006, 7(4), p. 193-202.
34. MILERIS, R. Statistinių kredito rizikos vertinimo modelių efektyvumo analizė. Economics & Management. 2009, 14, p. 1156-1162.
35. MILERIS, R. Estimation of loan applicants default probability applying discriminant analysis and simple Bayesian classifier. Economics & Management. 2010, 15, p. 1078-1084.
36. MILERIS, R. Įmonių kredito rizikos vertinimo modelis. Daktaro disertacija, Kauno technologijos universitetas, 2011.
37. MILERIS, R. Įmonių finansinių įsipareigojimų neįvykdymo tikimybės vertinimas nustatant kredito reitingus. Taikomoji ekonomika: sisteminiai tyrimai. 2012, 6(2), p. 127-142.
38. MILIAUSKĖ, E., PALIULYTĖ, I. Bankroto prognozavimo metodų pritaikomumas pasirinktų gamybinių įmonių pavyzdžiu. Ekonomika ir vadyba: aktualijos ir perspektyvos. 2013, 1(29), p. 72-82.

39. PURVINIS, O., ŠUKYS, P., VIRBICKAITĖ, R. Research of possibility of bankruptcy diagnostics applying neural network. *Engineering economics*. 2005, 1(41), p. 16-22
40. SPRINGATE, G. L. Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm: A Discriminant Analysis. Doctoral dissertation, Simon Fraser University, 1978.
41. ŠPICAS, R. Kredito rizikos vertinimo modelis Lietuvos kredito unijoms: santykinų rodiklių ir jų analitinių kriterijų parinkimas. *Journal of management*. 2013, 1(22), p. 135-142.
42. ŠPICAS, R. Statistinis mažų ir labai mažų įmonių kredito rizikos vertinimo modelis Lietuvos kredito unijoms. Daktaro disertacija, Vilniaus universitetas, 2017.
43. ŠPICAS, R., NEKROŠIŪTĖ, G. Įmonių kredito rizikos vertinimo modelių taikymas Lietuvos kredito unijose. *Ekonomika ir vadyba: aktualijos ir perspektyvos*. 2012, 4(28), p. 120-132
44. TAFFLER, R. J., TISSHAW, H. Going, going, gone—four factors which predict. *Accountancy*. 1977, 88(1003), p. 50-54.
45. TAL, B. Background information on neural network based system of leading indicators. *Economics & strategy*. 2003, p. 1-4.
46. VALVONIS, V. Kredito rizikos valdymas banke. *Pinigų studijos*. 2004, 4, p. 57-82.
47. VALVONIS, V. Šiuolaikinis kredito rizikos vertinimas banke: paskolos ir skolininko rizika. *Pinigų studijos*. 2006, 1, p. 80-104.
48. VALVONIS, V. Kredito rizikos vertinimo ir valdymo modelis: Lietuvos bankų praktika ir perspektyvos. Daktaro disertacija, Vilniaus universitetas, 2008.
49. WITZANY, J. *Credit risk management: pricing, measurement, and modeling*. Prague: Springer, 2017. ISBN 978-3-319-49799-0.

Priedai

1 priedas. Kredito rizikos vertinimo modeliai

Šaltinis: sudaryta autoriaus pagal J. Mackevičius, S. Silvanavičiūtė (2006)

Autorius	Modelis	Modelio elementai	Ribinė reikšmė
Altman (1968)	$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1X_5$	X1 – Apyvartinis kapitalas / turtas X2 – Nepaskirstytas pelnas / turtas X3 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X4 – Nuosavas kapitalas / įsipareigojimai X5 – Pardavimų pajamos / turtas	$Z < 1,8$
Taffler ir Tisshaw (1977)	$Z = 0,53X_1 + 0,13X_2 + 0,18X_3 + 0,16X_4$	X1 – Pelnas prieš apmokestinant / trumpalaikiai įsipareigojimai X2 – Trumpalaikis turtas / įsipareigojimai X3 – Trumpalaikiai įsipareigojimai / turtas X4 – (Trumpalaikis turtas – trumpalaikiai įsipareigojimai) / veiklos sąnaudos	$Z < 0,2$
Springate (1978)	$Z = 1,03X_1 + 3,07X_2 + 0,66X_3 + 0,4X_4$	X1 – Apyvartinis kapitalas / turtas X2 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X3 – Pelnas prieš apmokestinant / trumpalaikiai įsipareigojimai X4 – Pardavimų pajamos / turtas	$Z < 0,862$
Lis (1982)	$Z = 0,063X_1 + 0,092X_2 + 0,057X_3 + 0,001X_4$	X1 – Apyvartinis kapitalas / turtas X2 – Bendrasis pelnas / turtas X3 – Nepaskirstytas pelnas / turtas X4 – Nuosavas kapitalas / įsipareigojimai	$Z < 0,037$
Chesser (1974)	$Z = -2,0434 - 5,24X_1 + 0,0053X_2 - 6,6507X_3 + 4,4009X_4 - 0,0791X_5 - 0,1021X_6$	X1 – Pinigai / turtas X2 – Pardavimų pajamos / pinigai X3 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X4 – Įsipareigojimai / turtas X5 – Ilgalaikis materialusis turtas / nuosavas kapitalas X6 – Apyvartinis kapitalas / pardavimų pajamos	$Z > 50\%$
Zavgren (1985)	$Z_1 = 0,11X_1 + 1,5X_2 + 10,78X_3 - 3,07X_4 - 0,49X_5 + 4,35X_6 - 0,11X_7 - 0,24;$ $Z_2 = 4,19X_1 + 2,22X_2 + 11,23X_3 - 2,69X_4 - 1,44X_5 + 4,46X_6 + 0,06X_7 - 2,61;$ $Z_3 = 6,257X_1 + 0,829X_2 + 42,48X_3 - 1,549X_4 + 0,519X_5 + 1,822X_6 + 0,002X_7 - 1,5115;$ $Z_4 = 9,157X_1 + 1,667X_2 + 5,917X_3 - 0,41X_4 + 1,95X_5 + 4,1X_6 + 0,363X_7 - 5,9457;$ $Z_5 = 8,84X_1 + 0,69X_2 + 15,79X_3 + 0,02X_4 - 2,3X_5 + 4,37X_6 + 0,798X_7 - 6,88$	X1 – Atsargos / pardavimų pajamos X2 – Gautinos sumos / atsargos X3 – Pinigai / turtas X4 – Pinigai / trumpalaikiai įsipareigojimai X5 – Įprastinės veiklos pelnas / (kapitalas – trumpalaikiai įsipareigojimai) X6 – Ilgalaikiai įsipareigojimai / (kapitalas – trumpalaikiai įsipareigojimai) X7 – Pardavimų pajamos / turtas	$Z > 50\%$
Grigaravičius (2003)	$Z = -0,762 + 0,003X_1 - 0,424X_2 - 0,06X_3 + 0,22X_4 - 0,774X_5 - 0,189X_6 + 6,842X_7 - 12,262X_8 - 5,257X_9$	X1 – Trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai X2 – Apyvartinis kapitalas / turtas X3 – Turtas / nuosavas kapitalas X4 – Nuosavas kapitalas / įsipareigojimai X5 – Pelnas prieš apmokestinant / palūkanos X6 – Pelnas prieš apmokestinant / turtas X7 – Grynasis pelnas / turtas X8 – Pardavimų pajamos / apyvartinis kapitalas X9 – Pardavimų pajamos / turtas	$Z > 1$

2 priedas. Kredito rizikos vertinimo modelių finansiniai santykiniai rodikliai

Nr.	Finansiniai santykiniai rodikliai	Tiesinės diskriminantinės analizės modeliai				Logistinės regresijos modeliai			Kredito rizikos rodikliai		Siūlomi rodikliai		Rodiklių kartojimas
		Altman (1968)	Taffler, Tishshaw (1977)	Springate (1978)	Lis (1982)	Chesser (1974)	Zavgren (1985)	Grigara-vičius (2003)	Macke-vičius (2010)	Mileris (2012)	DA	LR, SM ir NT	
1	apyvartinis kapitalas / turtas	+		+	+			+		+		+	6
2	nepaskirstytas pelnas / turtas	+			+					+		+	4
3	pelnas prieš apmokestinant / turtas	+		+		+		+		+		+	6
4	nuosavas kapitalas / įsipareigojimai	+			+			+		+	+	+	5
5	pardavimų pajamos / turtas	+		+			+	+		+		+	6
6	bendrasis pelnas / turtas				+							+	2
7	pelnas prieš apmokestinant / trumpalaikiai įsipareigojimai		+	+								+	3
8	trumpalaikis turtas / įsipareigojimai		+									+	2
9	trumpalaikiai įsipareigojimai / turtas		+									+	2
10	apyvartinis kapitalas / veiklos sąnaudos		+									+	2
11	atsargos / pardavimų pajamos						+					+	2
12	gautinos sumos / atsargos						+					+	2
13	pinigai / turtas					+	+			+		+	4
14	pinigai / trumpalaikiai įsipareigojimai						+			+		+	3
15	įprastinės veiklos pelnas / (nuosavas kapitalas – trump. įsip.)						+					+	2
16	ilgalaikiai įsipareigojimai / (nuosavas kapitalas – trump. įsip.)						+					+	2
17	pardavimų pajamos / pinigai					+						+	2
18	įsipareigojimai / turtas					+			+	+	+	+	4
19	apyvartinis kapitalas / pardavimų pajamos					+				+		+	3
20	trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai							+	+	+	+	+	4
21	turtas / nuosavas kapitalas					+		+				+	3
22	pardavimų pajamos / apyvartinis kapitalas							+				+	2
23	pelnas prieš apmokestinant / palūkanos							+				+	2
24	grynasis pelnas / turtas							+		+	+	+	3
25	(trumpalaikis turtas – atsargos) / trumpalaikiai įsipareigojimai								+	+	+	+	3
26	grynasis pelnas / pardavimų pajamos								+	+	+	+	3
27	grynasis pelnas / nuosavas kapitalas								+	+	+	+	3
28	bendrasis pelnas / pardavimų pajamos									+	+	+	2
29	nuosavas kapitalas / turtas									+		+	2
30	įsipareigojimai / nuosavas kapitalas									+		+	2

3 priedas. Nepriklausomų kintamųjų aprašymas

Rodiklio pavadinimas	Trumpinys	Trūkstamos reikšmės	Diskriminan- tinė galia	Tarpusavio priklausomybė	Šalinamoji regresija
Grynasis pelnas / Turtas	x1	0	Labai silpna	Labai stipri	-
Įsipareigojimai / Turtas	x2	0	Labai silpna	Labai stipri	-
(Trumpalaikis turtas – Trumpalaikiai įsipareigojimai) / Turtas	x3	4	Labai silpna	Silpna	+
Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai	x4	4	Stipri	Stipri	-
Pardavimų pajamos / Turtas	x5	4	Silpna	Labai silpna	+
Nuosavas kapitalas / Turtas	x6	0	Labai silpna	Labai stipri	-
Bendrasis pelnas / Pardavimų pajamos	x7	17	Stipri	Labai stipri	-
Grynasis pelnas / Pardavimų pajamos	x8	4	Silpna	Labai stipri	-
(Trumpalaikis turtas – Atsargos) / Trumpalaikiai įsipareigojimai	x9	4	Stipri	Stipri	-
Pelnas prieš apmokestinant / Turtas	x10	0	Labai silpna	Labai stipri	-
Grynasis pelnas / Nuosavas kapitalas	x11	0	Labai silpna	Stipri	-
Pinigai / Trumpalaikiai įsipareigojimai	x12	4	Stipri	Labai stipri	-
Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai	x13	0	Labai silpna	Silpna	-
Įsipareigojimai / Nuosavas kapitalas	x14	0	Labai silpna	Labai stipri	-
Nepaskirstytas pelnas / Turtas	x15	0	Labai silpna	Labai silpna	+
Pelnas prieš apmokestinant / Trumpalaikiai įsipareigojimai	x16	4	Labai silpna	Silpna	+
Trumpalaikis turtas / Įsipareigojimai	x17	4	Stipri	Vidutinė	-
Trumpalaikiai įsipareigojimai / Turtas	x18	4	Labai silpna	Labai silpna	-
(Trumpalaikis turtas – Trumpalaikiai įsipareigojimai) / Veiklos sąnaudos	x19	4	Labai silpna	Labai silpna	-
Bendrasis pelnas / Turtas	x20	16	Vidutinė	Labai silpna	-
Pinigai / Turtas	x21	0	Labai silpna	Labai silpna	-
Pardavimų pajamos / Pinigai	x22	4	Stipri	Labai silpna	-
Turtas / Nuosavas kapitalas	x23	0	Labai silpna	Labai stipri	-
(Trumpalaikis turtas – Trumpalaikiai įsipareigojimai) / Pardavimų pajamos	x24	6	Stipri	Labai stipri	-
Atsargos / Pardavimų pajamos	x25	9	Silpna	Stipri	-
Gautinos sumos / Atsargos	x26	29	Silpna	Labai silpna	-
Pardavimų pajamos / (Trumpalaikis turtas – Trumpalaikiai įsipareigojimai)	x27	6	Stipri	Labai silpna	-
Veiklos pelnas / (Nuosavas kapitalas – Trumpalaikiai įsipareigojimai)	x28	4	Labai silpna	Stipri	-
Ilgalaikiai įsipareigojimai / (Nuosavas kapitalas – Trumpalaikiai įsipareigojimai)	x29	9	Stipri	Labai silpna	-
Pelnas prieš apmokestinant / Palūkanos	x30	19	Silpna	Vidutinė	-