



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
EKONOMIKOS IR VERSLO FAKULTETAS

Valdas Butkus

**SPRENDIMŲ MEDŽIO BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIS
LENKIJOS GAMYBINIŲ ĮMONIŲ BANKROTO DIAGNOSTIKAI**

MAGISTRO DARBAS

Darbo vadovė: doc. dr. Rasa Norvaišienė

KAUNAS, 2017

**KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
EKONOMIKOS IR VERSLO FAKULTETAS**

**SPRENDIMŲ MEDŽIO BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIS
LENKIJOS GAMYBINIŲ ĮMONIŲ BANKROTO DIAGNOSTIKAI**

Finansai (kodas 621N30006)

MAGISTRO DARBAS

Studentas.....

Valdas Butkus, VMF-5 gr.

2017 m. gegužės 02 d.

Vadovė

doc. dr. Rasa Norvaišienė

2017 m. gegužės d.

Recenzentas

.....

2017 m. gegužės d.

KAUNAS, 2017



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
Ekonomikos ir verslo fakultetas

Valdas Butkus

Finansai, 621N30006

Baigiamojo magistro darbo „Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis Lenkijos gamybinių įmonių bankroto diagnostikai“

AKADEMINIO SAŽININGUMO DEKLARACIJA

2017 m. gegužės 02 d.

Kaunas

Patvirtinu, kad mano, **Valdo Butkaus**, baigiamasis magistro darbas tema „Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis Lenkijos gamybinių įmonių bankroto diagnostikai“ yra parašytas visiškai savarankiškai, o 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 nesu mokėjęs.

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

(vardą ir pavardę įrašyti ranka)

(parašas)

Valdas, Butkus. The Algorithm for the Prediction of Bankruptcy Model in Polish Production Companies. Master's Final Thesis in Finance / supervisor assoc. prof., dr. Rasa Norvaišienė. The School of Economics and Business, Kaunas University of Technology.

Social Science: 03 S Management and Administration

Key words: bankruptcy, decision tree, prediction, algorithm, Polish companies

Kaunas, 2017. 71 p.

SUMMARY

Relevance. As the number of companies, as well as competition between them is constantly increasing, more and more businesses experience financial difficulties, which influence further activities. Bankruptcy is an economic term which usually has a negative effect not only on the company but also on society. The financial state of the company is of crucial importance not only for the CEO but also for investors, employees, as well as creditors. Therefore, such research is of great relevance, as it is unlikely for investors to invest in the company if they see that its financial conditions are poor. Furthermore, in this case creditors are not likely to give a loan if they foresee that the company might collapse. Thus, in order to ensure successful and long-term functionality of the company, it is significant for the company's CEO and board to evaluate the financial situation of the business properly. One of the means which might be applicable is to use a bankruptcy prediction model. Applying such a model enables one to foresee the threat of bankruptcy. Therefore, a company might make proper decisions providing opportunity to continue its activities as well as to avoid the bankrupt.

Work object – bankruptcy prediction methods.

Goal – to research the bankruptcy prediction methods and principles, to create a CART model, to conduct the analysis on the basis of financial data of Polish manufacturing companies.

Objectives:

1. Relying on academic studies, to analyze the importance of bankruptcy prediction, as well as problemativeness of applicable methods.
2. To investigate what bankruptcy prediction models are used by academics to identify bankruptcy probability, advantages and disadvantages of the above mentioned methods, as well as to point out the key financial indicators contributing to evaluation of threats of companies' bankruptcy.
3. To prepare a CART methodology to evaluate the bankruptcy diagnostic for Polish manufacturing companies
4. Research of CART availability to evaluate bankruptcy diagnostic for Polish manufacturing companies, as well as to compare the results of such a model with the results of a classic bankruptcy prediction models.
5. To provide the recommendations for further bankruptcy prediction model researches.

Results:

Analysis conducted in the first part of the research has indicated that companies' bankruptcies entail negative effects for the national economy, however, at the same time they have a positive impact in terms of purging the companies with poor financial conditions. It stresses the relevance of bankruptcy prediction, therefore, not only companies' CEOs or board but also the state itself has to be interested in continuation of each business functionality. Academics disagreeing on different bankruptcy prediction models echo the necessity of further investigation of bankruptcy prediction models.

The analysis conducted in the second part of research emphasizes that academics conduct research of bankruptcy prediction models despite of the fact that classical statistical statistic methods have been created long ago. Currently some results of such research contradict each other, therefore artificial intelligence bankruptcy prediction models are becoming prominent. Based on some research, such models are more reliable, however, application of such models is more difficult.

Relying on the analysis of financial indicators conducted in the third part of the research, an empirical research methodology has been prepared. This methodology consisted of 5 main tenets, starting from the analysis of bankrupt Polish companies' distribution in terms of kinds of economic activities and ending with a comparison between CART and classic bankruptcy prediction models.

The results in the fourth part of the research indicated that manufacturing companies are the most bankruptcy-prone Polish companies, therefore, companies operating in this field were studied. 5 indicators which are statistically less significant have been eliminated from financial indicators used for the models. CART's reliability for abovementioned companies is as high as 93,5%. Having applied the algorithm of created models to another group of companies, a 95% accuracy was achieved. This means that CART is an excellent tool used in prediction of Polish manufacturing companies' bankruptcy. Having compared the results with classical bankruptcy prediction models the reliability of CART was superior. Therefore, one may conclude, that classical bankruptcy prediction models may be used, but only as an auxiliary method for comparison with the created model.

For the creation of manufacturing company bankruptcy prediction models, I would recommend using CART financial relationship ratios, because during the study these ratios were identified as significant and appeared in CART which can be used to relatively accurately identify the status of Polish manufacturing companies after one year.

TURINYS

ĮVADAS.....	9
1. BANKROTO PROGNOZAVIMO SVARBA IR METODŲ PASIRINKIMO PROBLEMOS ANALIZĖ.....	11
1.1. Bankroto prognozavimo svarba.....	11
1.2. Bankroto prognozavimo metodų pasirinkimo ir taikymo problemiškas	14
2. BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIŲ IR JŲ TAIKYMO ASPEKTŲ TYRIMAS	19
2.1. Bankroto prognozavimo modelių rūšys.....	19
2.2. Klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių analizė	22
2.3. Dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių analizė.....	30
2.4. Klasikinių statistinių ir dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių palyginimas...	36
2.5. Finansiniai rodikliai naudojami bankrotui prognozuoti	38
3. SPRENDIMŲ MEDŽIO BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIO SUKŪRIMO LENKIJOS ĮMONIŲ PAVYZDŽIU METODOLOGIJA	43
4. SPRENDIMŲ MEDŽIO BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIS LENKIJOS ĮMONĖMS IR JO PATIKIMUMO TYRIMO REZULTATAI.....	47
4.1. Bankrutavusių Lenkijos įmonių skaičiaus pokyčiai 2008–2015 metais.....	47
4.2. Bankroto tikimybei vertinti naudojamų finansinių santykinų rodiklių analizė.....	49
4.3. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis ir jo taikymo rezultatai	52
4.4. Klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių tinkamumas Lenkijos įmonėms	61
4.5. Klasikinių statistinių bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių gautų rezultatų palyginimas.....	64
IŠVADOS IR REKOMENDACIJOS	66
LITERATŪROS SĄRAŠAS.....	68
PRIEDAI.....	72

Paveikslų sąrašas

1 pav. Bankroto prognozavimo modelių klasifikacija (sudaryta autoriaus pagal Azis ir Dar, 2006, p. 19).....	21
2 pav. Bankroto prognozavimo empirinio tyrimo loginė schema (Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014, 117).....	27
3 pav. Bankroto prognozavimo tyrimo metodologija (sudaryta remiantis Burganova ir Salahieva, 2015, 110).....	28
4 pav. Bankroto prognozavimas taikant sprendimų medžio modelį (adaptuota pagal Mackevičius ir Silvanavičiūtė, 2006, 195).....	31
5 pav. Bankroto prognozavimo taikant sprendimų medžio modelį tyrimo metodologija (adaptuota pagal Delen, Kuzey, Uyar, 2013, 3973).....	32
6 pav. Bankroto prognozavimas taikant neuronų tinklo modelį (sudaryta pagal Kėdaitis ir Žilinskas, 2013, 76).....	33
7 pav. Empirinio tyrimo etapai (sudaryta autoriaus).....	43
8 pav. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymo etapai (sudaryta autoriaus).....	45
9 pav. 2008–2015 metais bankrutavusių įmonių bei nedarbo lygio kitimo dinamika Lenkijoje (adaptuota pagal Copaco, 2016).....	47
10 pav. 2012–2015 metais Vidurio Europos šalių bei Lenkijos bankrutavusių įmonių skaičiaus dinamika pagal veiklos rūšį (adaptuota pagal Creditreform bei Copaco).....	48
11 pav. Bankrutavusių ir nebankrutavusių įmonių bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo finansinių santykinių rodiklių vidutinės reikšmės (sudaryta autoriaus).....	51
12 pav. Sprendimų medžio modelio pagrindinis langas (sudaryta autoriaus).....	56
13 pav. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis (sudaryta autoriaus).....	57
14 pav. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių rezultatų palyginimas (sudaryta autoriaus).....	65

Lentelių sąrašas

1 lentelė. Bankrotą sukeliančys veiksniai (sudaryta remiantis Miliauskė ir Paliulytė, 2013)	12
2 lentelė. Neigiamos ir teigiamos bankrotų pasekmės šalies ekonomikai (sudaryta remiantis Valackienė, 2005).....	13
3 lentelė. Bankroto prognozavimo modeliai suskirstyti pagal sukūrimo laikotarpį (sudaryta remiantis Bellovary, Giacomino ir Akers, 2007)	20
4 lentelė. Bankroto prognozavimo modelių klasifikacija (sudaryta remiantis Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)	20
5 lentelė. Dažniausiai praktikoje naudojami statistiniai bankroto prognozavimo modeliai (sudaryta remiantis Bellovary, Giacomino, Akers, 2007, Mackevičius, 2010, Budrikienė, Paliulytė, 2012, Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)	24
6 lentelė. Klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai (sudaryta remiantis Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006, Mackevičius, 2010, Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014).....	25
7 lentelė. Mokslininkų tyrimuose taikyti klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai (sudaryta autorias).....	26
8 lentelė. Mokslininkų atliktų tyrimų rezultatai su dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliais (sudaryta autorias)	34
9 lentelė. Mokslininkų skiriami statistinių bei dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių privalumai bei trūkumai (sudaryta remiantis Kumar, Ravi, 2007, Olson, Delen, Meng, 2012, Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006, Kėdaitis, Žilinskas, 2013, Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)....	37
10 lentelė. Finansiniai santykiniai rodikliai, tinkantys įmonių bankroto tikimybei vertinti (sudaryta remiantis Miliauskė, Paliulytė, 2013)	39
11 lentelė. Dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelio kūrimui naudoti finansiniai santykiniai rodikliai (sudaryta remiantis Doolatabadi, Hoseini, Tahmasebi, 2013, Heo, Yang, 2014, Tudor, Popescu, Andreica, 2015, Foroghi, Monadiemi, 2011, Fijorek, Grotowski, 2012)	40
12 lentelė. Mokslininkų išskiriami svarbiausi finansiniai santykiniai rodikliai įmonių bankroto tikimybei vertinti (sudaryta remiantis Doolatabadi, Hoseini, Tahmasebi, 2013, Heo, Yang, 2014, Tudor, Popescu, Andreica, 2015, Foroghi, Monadiemi, 2011, Fijorek, Grotowski, 2012)	41
13 lentelė. Bankroto tikimybei vertinti naudojami finansiniai santykiniai rodikliai bei jų interpretavimas (sudaryta remiantis Mackevičius, 2010, Miliauskė, Paliulytė, 2012)	44
14 lentelė. Tyrime naudojami finansiniai santykiniai rodikliai (sudaryta autorias).....	45
15 lentelė. Bankrutavusių įmonių skaičius Lenkijoje 2008–2015 metais. (sudaryta remiantis Copaco duomenų baze)	47
16 lentelė. Bankrutavusių bei nebankrutavusių įmonių finansinių santykinių rodiklių vidutinės bei minimalios ir maksimalios reikšmės (sudaryta autorias)	50
17 lentelė. KMO ir Bartlett testo rezultatai (sudaryta autorias)	52
18 lentelė. Dalinių koeficientų matrica (sudaryta autorias)	53
19 lentelė. KMO ir Bartlett testo rezultatai be eliminuotų įmonių (sudaryta autorias).....	54
20 lentelė. Kintamųjų bendrumai (sudaryta autorias)	54
21 lentelė. Faktoriaus svorių matrica (sudaryta autorias)	55
22 lentelė. Sprendimų medžio modelio sudarymui naudojami finansiniai santykiniai rodikliai (sudaryta autorias)	55
23 lentelė. Modelio rizikos įvertis ir jo standartinė paklaida (sudaryta autorias)	59
24 lentelė. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai (sudaryta autorias)....	59
25 lentelė. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai (sudaryta autorias)....	60
26 lentelė. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai su klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenimis (sudaryta autorias)	60
27 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo modelių rezultatų interpretavimas (sudaryta remiantis Miliauskė, Paliulytė, 2013)	61

28 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių taikymo bankrutavusioms įmonėms rezultatai (sudaryta autoriaus)	62
29 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių taikymo nebankrutavusioms įmonėms rezultatai (sudaryta autoriaus)	62
30 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių rezultatai (sudaryta autoriaus)	63
31 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių rezultatų palyginimas su kitų mokslininkų rezultatais (sudaryta autoriaus)	63
32 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai su įmonėmis, kurios buvo pasirinktos modelių tikslumui nustatyti (sudaryta autoriaus)	64

IVADAS

Temos aktualumas. Kiekvienais metais visame pasaulyje įsteigiama tūkstančiai naujų įmonių, todėl nenuostabu, jog didėjant konkurencijai vis daugiau verslų susiduria su finansiniais sunkumais. Finansiniai sunkumai gali turėti didelės įtakos tolimesnei įmonės veiklai. Bankrotas yra suprantamas kaip įprastas ekonomikos reiškiny, kuris dažniausiai turi neigiamų pasekmių ne tik pačiai įmonei, bet ir visai visuomenei. Jau XX amžiuje, 3 – jame dešimtmetyje, įvairių šalių mokslininkai pradėjo atlikinėti tyrimus siekdami sukurti modelius, kurie padėtų anksčiau laiko pastebėti kylančias grėsmes. Šie modeliai buvo grindžiami įmonių finansiniais duomenimis, kurie yra atvaizduojami finansinėse ataskaitose. Įmonės finansinė padėtis yra aktuali ne tik pačiai įmonei, bet ir jos investuotojams, darbuotojams bei kreditoriams. Tai parodo, jog mokslininkų atlikinėjami bankroto prognozavimo metodų tyrimai yra svarbūs bei reikalingi, nes mažai tikėtina, jog investuotojai investuos į įmonę, jei matys, kad šios finansinė situacija yra prasta, kreditoriai vargu ar suteiks įmonei paskolą, jei manys, kad įmonė gali būti nemoki, – nevykdys sutartyje nurodytų sąlygų, taip pat, jei įmonės darbuotojai laiku negaus atlyginimų, jie gali palikti įmonę. Todėl, norint užtikrinti sėkmingą ir ilgalaikį įmonės funkcionavimą, svarbu, kad įmonės vadovybė gebėtų tinkamai vertinti įmonės finansinę būklę. Tik tokį sugebėjimą turinti vadovybė gali priimti įmonei palankius sprendimus. Tam, kad įmonė išsilaikytų versle, ji privalo išlikti moki ir dirbti pelningai. Vienas iš būdų, siekiant įvertinti įmonės finansinę būklę, yra bankroto prognozavimo modelių panaudojimas. Šių modelių taikymas padeda anksčiau laiko pastebėti bankroto tikimybės grėsmę ir to dėka, įmonės vadovybė gali priimti tinkamus sprendimus, kuriais remiantis įmonė turėtų galimybę ilgiau išsilaikyti versle, o galbūt ir išvengti bankroto.

Problema. Mokslinėje literatūroje galima rasti įvairiausių bankroto prognozavimo metodų, kuriais remiantis įmonės vadovai ar įmonės veikla suinteresuoti asmenys gali ne tik numatyti bankroto tikimybę, tačiau bankroto prognozavimo modeliai gali ir įspėti apie finansinius sunkumus. Mokslininkai nuolatos atlikinėja tyrimus siekdami nustatyti patikimiausią bankroto prognozavimo modelį, tačiau niekaip neprieina prie bendros išvados dėl modelių tinkamumo. Vieni mokslininkai teigia, kad klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai yra nebetinkami naudoti, nes jie jau pasenę, kiti mokslininkai pasisako, kad atlikus jų korekcijas, jie gali gana tiksliai prognozuoti įmonių bankrotą, dar kita pusė pasisako už naujų bankroto prognozavimo modelių kūrimą. Todėl dėl bankroto prognozavimo modelių tinkamumo bei tikslumo kyla įvairiausių klausimų: ar bankroto prognozavimo modeliai, kurie buvo sukurti prieš daug metų vis dar tinkami įmonių bankrotui prognozuoti? Kuris bankroto prognozavimo modelis yra tinkamiausias? Kokius finansinius santykinus rodiklius pasirinkti norint sukurti naują bankroto prognozavimo modelį?

Darbo objektas – bankroto prognozavimo metodai.

Darbo tikslas – ištirti bankroto prognozavimo metodus ir principus, sukurti sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį bei atlikti šio modelio patikimumo analizę, naudojant gamybinių Lenkijos įmonių finansinius duomenis.

Darbo uždaviniai:

1. Išanalizuoti bankroto prognozavimo svarbą ir naudojamų metodų taikymo problemišumą, remiantis mokslininkų atliktais tyrimais.
2. Ištirti, kokius bankroto prognozavimo metodus mokslininkai naudoja norėdami nustatyti bankroto tikimybę, identifikuoti šių metodų privalumus ir trūkumus bei išskirti svarbiausius finansinius rodiklius padedančius vertinti įmonių bankroto grėsmes.
3. Parengti sprendimo medžio bankroto prognozavimo modelio Lenkijos gamybinių įmonių bankroto diagnostikai vertinti metodologiją.
4. Ištirti sudaryto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio tinkamumą gamybinių Lenkijos įmonių bankroto diagnostikai vertinti bei palyginti šio modelio rezultatus su klasikinių bankroto prognozavimo modelių gautais rezultatais.
5. Pateikti rekomendacijas tolimesniems bankroto prognozavimo modelių sudarymo tyrimams atlikti.

Darbe naudoti tyrimo metodai. Baigiamajame darbe teoriniams aspektams atskleisti naudojamas mokslinės literatūros analizės metodas. Taip pat šiame darbe naudojama statistinė duomenų analizė, finansinių santykinų rodiklių analizė, faktorinė analizė, sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio metodika. Skaičiavimai atliekami naudojant SPSS 17 ir EXCEL programinės įrangos paketus. Gautieji rezultatai iliustruoti naudojant grafinį duomenų atvaizdavimą.

1. BANKROTO PROGNOZAVIMO SVARBA IR METODŲ PASIRINKIMO PROBLEMOS ANALIZĖ

1.1. Bankroto prognozavimo svarba

Dabartinėmis ekonomikos sąlygomis visi verslai patiria didesnę ar mažesnę verslo riziką. Sparčiai tobulėjant gamybiniam pajėgumams, technologijoms ir nuolat kintant ekonomikai, įmonės nėra garantuotos dėl savo veiklos tęstinumo, gaminamos produkcijos ar teikiamos paslaugos paklausumo. Jos privalo nuolatos domėtis situacija rinkoje, nes tik prisitaikydamos prie besikeičiančių rinkos sąlygų, įmonės gali išlikti konkurencingos. Kiekvieną dieną pasaulyje bankrutuoja kelios dešimtys įmonių. Bankrotas ištinka ne tik mažas, tačiau ir ganėtinai dideles įmones. Bankroto problemai spręsti mokslininkai sukūrė nemažai bankroto prognozavimo modelių. Šių modelių tyrinėjimas yra aktuali mokslininkų diskusijų tema, nes dėl modelių tinkamumo nesutampa tyrėjų nuomonės.

Žodis „bankrotas“ yra kilęs iš viduramžių Italijos ir jo sąvoka buvo suprantama taip: „Italai sako: „banca rotta“. Pažodžiui tai reikštų „sudaužytas stalas“, o perkeltine prasme – negalėjimą sumokėti skolų, bankrotą“ (Charitonovas, 2004, p. 67). Internetiniame „Oxford“ (2009) mokslinių terminų žodyne, bankroto sąvoka yra apibrėžiama, kaip įmonės negalėjimas vykdyti savo įsipareigojimų dėl blogos finansinės padėties. Anot Devino (2009), bankrotas tai – teisminis procesas, kuriame yra vertinama nemokios įmonės finansinė būklė ir proceso gale yra priimamas sprendimas po kurio įmonės turtas gali būti paskirstomas skolintojams. Lietuvos Respublikos įmonių bankrotų įstatyme (2001) yra išskiriamos dvi pagrindinės sąvokos – „bankrotas“ ir „nemokumas“. Remiantis LR bankroto įstatymo 2 straipsnio 1 dalimi, bankrotas – tai nemokios įmonės būseną, kai įmonei teisme yra iškelta bankroto byla arba kreditoriai įmonėje vykdo bankroto procedūras ne teismo tvarka. To paties straipsnio 8 dalyje yra pateikiamas nemokumo sąvokos apibrėžimas. Įmonės nemokumas – įmonės būseną, kai ji neatsiskaito su kreditoriumi ar kreditoriais praėjus trims mėnesiams po termino, nustatyto įstatymų, kitų teisės aktų, taip pat kreditoriaus ir įmonės sutartyse įmonės įsipareigojimams įvykdyti, arba praėjus tokiam pat terminui po kreditoriaus ar kreditorių reikalavimo įvykdyti įsipareigojimus, jeigu sutartyse terminas nebuvo nustatytas, ir pradėti įmonės įsipareigojimai viršija pusę į jos balansą įrašyto turto vertės. Iš šių sąvokų prasmės galima teigti, jog LR įmonių bankrotų įstatyme neveltui yra aptariamasi abi sąvokos, nes įmonės nemokumas sudaro pagrindą bankroto bylai iškelti ir yra viena iš pagrindinių sąlygų bankrotui inicijuoti. Mikuckienė (2008) savo straipsnyje patvirtina, jog šios sąvokos yra panašios, bet nėra tapačios. Anot autorės, nemokumas – tai skolininko finansinė būklė, kuri gali būti tiek laikina, tiek nuolatinė, tuo tarpu bankrotas – procedūra, kurios yra taikomos įmonei, kuri yra skolinga kreditoriams, ir dėl susidariusių skolų nebėra prasmės ir galimybės vykdyti ūkinę komercinę veiklą, pasekmė, kai įmonė pripažįstama bankrutavusia ir yra likviduojama.

Taigi, įmonei tapus nemokiai ir kai jos nemokumą patvirtina teismas, įmonės veikla yra sustabdoma, nes įmonė nebepajėgia įvykdyti savo turtinių įsipareigojimų arba negalės jų įvykdyti laiku. Todėl yra būtina imtis priemonių, kurios padėtų sumažinti nuostolius dėl įmonės nemokumo.

Visuomenėje vyrauja žmonių įsitikinimai, jog bankrotas yra neigiamas ekonomikos reiškinys, sukeliantis daug problemų. Skirtingi mokslininkai šį reiškinį interpretuoja vis kitaip. Valackienė (2005) teigia, kad bankrotas įmonėje – yra makroekonominis reiškinys, nes jo pasekmės jaučiamos ne tik įmonės viduje, bet gali lemti ir bendrą valstybės ekonomikos vystymosi raidą. Tuo tarpu užsienio šalių mokslininkai Lyandresas ir Zhdanovas (2013) mano, jog bankrotas yra labiau mikroekonominė problema ir jį apibūdina kaip įmonės nesugebėjimą vykdyti įsipareigojimų ar išspręsti krizinių veiklos proceso situacijų.

Miliauskė ir Paliulytė (2013) savo darbe teigia, jog išsivysčiusiose šalyse įmonių bankrotas vienu trečdaliu priklauso nuo išorinių ir dviem trečdaliais nuo vidinių veiksnių. Mokslininkės suskirstė bankrotą sukeliančius veiksnius į 6 grupes. Sugrupuoti svarbiausiais laikomi bankrotą sukeliančius veiksniai pateikiami 1 lentelėje.

1 lentelė. Bankrotą sukeliančius veiksniai (sudaryta remiantis Miliauskė ir Paliulytė, 2013)

Veiksniai					
Subjektyvūs	Objektyvūs	Specifiniai	Rinkos	Vidiniai	Išoriniai
Gamybinis potencialas	Infliacija	Vadybos kokybė	Investicijų augimas	Bloga apskaitos sistema	Teisinė sistema
Techninė įranga	Konkurencija	Reklamos lygis	Valiutų kursų pasikeitimai	Bloga vadovybė	Ekonomikos stabilumas
Specializacijos lygis	Politinis ir ekonominis nestabilumas	Gamtiniai ir klimato reiškiniai	Palūkanų normos dydis	Silpna kontrolės sistema	Politinis stabilumas

Subjektyvūs veiksniai – tai tokie veiksniai, kurie apibūdina įmonės gamybinį potencialą ir jo lygį, objektyvūs veiksniai – nepriklauso nuo pačios įmonės, juos sąlygoja šalies makroekonominė, politinė ir konkurencinė aplinkos, tuo tarpu specifinių bei rinkos veiksnių neigiami pokyčiai daro blogą įtaką įmonėse pasireiškiamoms krizinėms situacijoms. Svarbiausiais yra laikomi vidiniai ir išoriniai veiksniai. Vidinius veiksnius įmonė gali kontroliuoti, o išorinių – ne.

Labai didelę įtaką įmonių bankrotams turi šalies įstatymai. Teigiami jų pasikeitimai skatina prekybą su užsienio šalimis, investicijų pritraukimą, didėjančių įmonių skaičių šalyje. Taip pat ekonomikos stabilumas yra labai svarbus veiksnys, esant stabiliai šalies ekonomikai mažėja nedarbo lygis, tai skatina didėjančią perkamąją galią šalyje.

Ne visi autoriai mano, jog bankrotas yra vien tik neigiamas reiškinys. Andriulevičiūtė ir Survilaitė (2009, p. 74) teigia, jog žiūrint į bankroto reiškinį kaip į natūralų rinkos dalyvių dinamikos procesą, bankrotas nėra vien tik nesėkmė ar kreditoriaus interesų gynimo būdas. Bankrotas – tai galimybė sėkmingiau ir apdairiau pamėginti vykdyti komercinę veiklą. Tai būdas iš rinkos išstumti nesėkmingai dirbančius verslininkus, nesugebančius tinkamai atsiskaityti su kreditoriais. Paulionytė (2016) taip pat pritaria, jog bankrotas yra neatsiejamas nuo rinkos santykių, skatinančių nuolatinį tobulėjimą, ūkio apsivalymą nuo neefektyvių įmonių, tačiau bankroto sukeltos socialinės ir ekonominės problemos pavojingos ne tik pačiai įmonei, bet ir visai visuomenei.

Valackienė (2005) išskyrė neigiamas bei teigiamas įmonių bankrotų sukeltas pasekmes šalies ekonomikai (žiūrėti 2 lentelę).

2 lentelė. Neigiamos ir teigiamos bankrotų pasekmės šalies ekonomikai (sudaryta remiantis Valackienė, 2005)

Neigiamos pasekmės	
Socialinės	Ekonominės
Nedarbo lygio augimas	Gamybinių pajėgumų praradimas, susilpnėjęs bendras šalies ūkio konkurencingumas
Gyventojų nepasitenkinimas esama šalies ūkio būkle	Nesumokėti mokesčiai valstybės biudžetui, socialiniam draudimui ir kitiems valstybiniais fondams
Blogėjantis pragyvenimo lygis	Su bankrutuojančia įmone susijusių verslo partnerių ekonominiai sunkumai
Netikrumas dėl ateities	
Teigiamos pasekmės	
Prie bankroto gali vesti ir patys įmonės akcininkai, turintys galimybę daryti įtaką strateginės reikšmės sprendimams ir palapsniui perimti įmonės turtą	
Ūkis atsikrato neefektyvių, neperspektyvių įmonių, neretai gaminančių pasenusius gaminius	
Nereikalingos struktūros ir nenaudojami pajėgumai likviduojami	
Atsiranda galimybė perteklinius darbuotojus atleisti iš darbo	

Apibendrinant autorių išskiriamas teigiamas ir neigiamas įmonių bankrotų sukeliamas pasekmes, galima teigti, jog bankrotas yra svarbus bei aktualus ne tik pačiai įmonei, jos vadovams ir akcininkams, bet ir visai visuomenei. Bankrutavus įmonei, jos darbuotojai lieka be darbo, tai sąlygoja didėjančią nedarbo lygį šalyje, blogėjančią pragyvenimo lygį bei žmonių netikrumą dėl ateities, kuris pasireiškia žmonių nepasitikėjimu valdžia. Augantis nedarbo lygis turi neigiamą įtaką kiekvienos šalies ekonomikai, nes bedarbiams reikia mokėti įvairias socialines išmokas. Taip pat dažnai nukentėję lieka ir kreditoriai, nes bankrutavusi įmonė su jais neatsiskaito.

Aptartos įmonių bankrotų sukeltos pasekmės parodo bankroto prognozavimo reikalingumą ir svarbumą. Įmonėms norint išvengti bankroto ir jo sukeltų pasekmių reikia gerokai anksčiau nustatyti, vertinti ir spręsti įmonėse iškilusias finansines problemas bei atskleisti veiksnius, padedančius numatyti veiklos riziką ir imtis konkrečių priemonių, kol įmonei dar nėra iškelta bankroto byla. Tai atlikti padeda bankroto prognozavimo metodų taikymas.

Taigi, vieni autoriai teigia, jog bankrotas yra nuostolingas ne tik pačiai įmonei, jos darbuotojams ar akcininkams, bet ir visai visuomenei, nes bankrutavus stambiai įmonei daug žmonių netenka darbo. Kiti mokslininkai pasisako už tai, jog bankrotas turi ir teigiamų bruožų, jis skatina įmones tobulėti bei nuolatos kontroliuoti savo veiklą, nes ir sėkmingai bei pelningai dirbanti įmonė gali atsidurti prie bankroto ribos. Išanalizavus įmonių bankrotų sukeltą pasekmes, galima teigti, jog neigiamos pasekmės turi didelės reikšmės šalies ekonomikai, nes augantis nedarbo lygis bei mažėjanti perkamoji galia neigiamai veikia jos ekonomiką. Tai parodo bankroto prognozavimo svarbą ir reikalingumą, todėl kiekvienos įmonės veiklos tęstinumu turi būti suinteresuoti ne tik įmonių vadovai ar jos akcininkai, bet ir valstybė. Jeigu įmonė laiku pastebėtų, kad jos veiklai gresia bankrotas, ji galėtų priimti tam tikrus sprendimus, kurie padėtų išvengti krizės. Tuo tarpu valstybė siekdama sumažinti neigiamas bankroto pasekmes gali priimti įmonei palankius sprendimus. Rezultatas – bankrutuojančios įmonės mokymas nesumažėtų, darbuotojai išsaugotų darbo vietas, nedarbo lygis šalyje nepadidėtų.

1.2. Bankroto prognozavimo metodų pasirinkimo ir taikymo problemiškas

Įvairių šalių mokslininkai nuolatos atlieka tyrimus, siekdami patikrinti jau esamus arba sukurti naujus bankroto prognozavimo modelius, tačiau taip ir neprieina prie bendros išvados dėl jų rezultatų patikimumo. Vieni mokslininkai teigia, kad klasikiniai statistiniai bankroto prognozavimo modeliai yra nebetinkami naudoti, nes jie jau pasenę, kiti mokslininkai pasisako, kad atlikus jų korekcijas, jie gali gana tiksliai prognozuoti bankrotą, dar kita pusė pasisako už naujų bankroto prognozavimo modelių kūrimą.

Karamzadehas (2013) atliko tyrimą, kurio tikslas buvo palyginti du klasikinius bankroto prognozavimo modelius – Ohlsono bei Altmano. Tyrimui atlikti buvo naudojami gamybinių, įrašytų į Irano biržos sąrašą, įmonių duomenys. Tiriamasis laikotarpis 2007–2010 metai. Mokslininkai tyrimą

atliko su 90 įmonių – 45 veikiančiomis ir 45 bankrutavusiomis. Gauti rezultatai parodė, jog Altmano bankroto prognozavimo modelis nors ir buvo sukurtas ganėtinai seniai, tačiau vis dar yra tinkamas naudoti, norint prognozuoti įmonių bankroto tikimybę Irane. Jo patikimumas siekė 74,4 proc. Tuo tarpu Ohlsono modelis, anot mokslininko, nėra tinkamas naudoti šioje šalyje – patikimumas siekė tik 53,3 proc.

Užsienio mokslininkai Jouzbarkandas, Aghajanis, Khodadamis ir Samenis (2013) atliko tyrimą, kuriame lygino klasikinius – Ohlsono bei Širatos bankroto prognozavimo modelius. Abu šie modeliai yra priskiriami logistinės regresijos bankroto prognozavimo modeliams. Tiriamasis laikotarpis 2003–2011 metai. Tyrimas buvo atliekamas su įrašytų į Irano biržos sąrašą įmonėmis. Tyrimo imtis – 60 įmonių, iš kurių: 30 veikiančių bei 30 bankrutavusių. Rezultatai parodė, jog abu modeliai yra tinkami naudoti Irane. Ohlsono bankroto prognozavimo modelio patikimumas siekė – 91,7 proc., tuo tarpu Širatos modelio – 81,7 proc. Taigi matome, jog autorių atlikto tyrimo rezultatai prieštarauja Karamzadeho (2013) atliktam tyrimui dėl Ohlsono bankroto prognozavimo modelio patikimumo, nors tyrimas buvo atliekamas toje pačioje šalyje.

Lietuvių mokslininkė Kanapickienė (2014) atliko didelės apimties klasikinių bankroto prognozavimo modelių tyrimą. Tyrimas buvo atliekamas net su 304 Lietuvos įmonėmis, iš kurių 152 bankrutavusios ir 152 veikiančios. Tiriamasis laikotarpis 2009–2013 metai. Analizuojamos įmonės savo veiklą vykdė transporto bei saugojimo sektoriuje. Tyrimui atlikti mokslininkė naudojo Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo, Chesserio bei Zavgreno bankroto prognozavimo modelius. Rezultatai parodė, jog tiksliausi bankroto prognozavimo modeliai yra Altmano, kuris yra skirtas paslaugų ir individualioms įmonėms, jo patikimumas siekė – 82,6 proc. bei Springate'o – 78,6 proc. Autorė teigia, jog Altmano bei Springate'o modeliai gali būti taikomi Lietuvoje įmonėms, kurios veikia transporto ir saugojimo sektoriuje. Dėl Altmano bankroto prognozavimo tikslumo sutinka ne visi mokslininkai, atliktas Belgijos įmonių duomenų tyrimas parodė priešingus rezultatus, mokslininkai teigia, jog Altmano modelio taikymas yra betikslis (Ooghe ir Balcaen, 2007).

Alaminosas, Castillo ir Fernandezas (2016) savo straipsnyje teigia, jog klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai yra nebetinkami naudoti, nes modeliai buvo sukurti skirtingais laikotarpiais ir skirtingose šalyse, kurios skiriasi savo išsivystymo lygiu bei kitais aspektais. Tuo tarpu Jardinas (2016) mano, kad klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai gali būti naudojami, tačiau juos reikia sujungti, todėl norint pasiekti didesnę bankroto prognozavimo modelių patikimumą reikia modifikuoti jau esamus bankroto prognozavimo modelius. Šiam autoriaus teiginiui pritaria nemažai Lietuvos bei užsienio šalių mokslininkų.

Butkus, Žakarė ir Cibulskienė (2014) atliko tyrimą, kuriame analizavo 158 Lietuvos įmones. Iš kurių 63 buvo bankrutavusios bei 95 veikiančios. Įmonės buvo pasirinktos iš skirtingų sektorių: 40 – prekybos, 38 – paslaugų, 40 – pramonės bei 40 – statybos. Autoriai palygino klasikiniuose bankroto

prognozavimo modeliuose naudojamų santykinų finansinių rodiklių pasikartojamumą. Su pasikartojančiais rodikliais sudarė porinės koreliacijos matricą, į kurią atsižvelgdami pašalino santykinus rodiklius, kurie stipriai koreliuoja. Gauti rezultatai parodė, jog naujo modelio tikslumas su analizuojamomis įmonėmis siekia 92–98 proc., atsižvelgiant į sektorių, o Altmano, Liso, Tafflerio ir Tisshawo, Springate'o, Zmijewskio, CA – Score, Zavgreno, Chesserio ir Grigaravičiaus modeliais apskaičiuotos analizuojamų įmonių tikimybės buvo 61–83 procentų. Autoriai teigia, jog jų naujo modelio patikimumą pagrindžia gauti rezultatai, nes jie yra daug geresni, palyginti su klasikinių bankroto prognozavimo modelius taikant apskaičiuotomis reikšmėmis.

Bakaras, Kiongas ir Nassiras (2012) atliko tyrimą su Ohlsono ir Springate'o bankroto prognozavimo modeliais. Tyrimui atlikti autoriai analizavo 36 Malaizijos įmones, iš kurių – 18 bankrutavusių bei 18 veikiančių. Tiriamasis laikotarpis 2001–2010 metai. Mokslininkų gauti rezultatai parodė, jog sujungus minėtus bankroto prognozavimo modelius yra gaunamas šimtaprocentinis patikimumas. Šių autorių tyrimo rezultatai sutapo su Lietuvos mokslininkų atlikto tyrimo rezultatais, jog klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai gali būti naudojami, tačiau juos reikia modifikuoti, norint gauti aukštesnį patikimumą.

Bankroto prognozavimo modelių korekcijoms pritaria ir kiti užsienio mokslininkai (Singh ir Mishra, 2016). Mokslininkai atliko tyrimą, kuriame palygino klasikinius – Altmano, Ohlsono bei Zmijewskio bankroto prognozavimo modelius su tų pačių modelių perskaičiuotomis formulėmis. Tiriamasis laikotarpis 2006–2014 metai. Tyrimui atlikti buvo naudojami 208 gamybinių Indijos įmonių finansiniai duomenys, iš kurių 130 esamų modelių patikimumui patikrinti bei 78 – perskaičiuotų modelių patikimumui patikrinti. Gauti rezultatai parodė, jog perskaičiavus bankroto prognozavimo modelių – Altmano, Ohlsono bei Zmijewskio formulėse esančias reikšmes, gaunami žymiai geresni bankroto prognozavimo modelių rezultatai.

Kiti užsienio šalių mokslininkai pritaria Alaminoso, Castillo ir Fernandezo (2016) teiginiui, jog klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai yra nebetinkami naudoti ir siūlo kurti naujus bankroto prognozavimo modelius.

Chenas (2012) atliko tyrimą, kuriame lygino klasikinių – diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos modelių, sprendimo medžio ir neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelių patikimumo lygius. Tyrimui atlikti mokslininkas panaudojo 100 Taivano įmonių duomenis, iš kurių 50 buvo bankrutavusių bei 50 veikiančių. Tiriamasis laikotarpis 2000–2007 metai. Kurdamas naujus modelius autorius nagrinėjo 46 finansinius santykinus rodiklius, kurie buvo pasirinkti išanalizavus kitų mokslininkų atliktuose tyrimuose naudojamus finansinius santykinus rodiklius. Gauti rezultatai parodė, jog bankroto prognozavimo modeliai, kurie buvo sukurti mokslininko pagal kitų mokslininkų tyrimuose naudotus finansinius santykinus rodiklius, įmonių bankrotus prognozuoja gana tiksliai: diskriminantinės analizės – 81,6 proc. tikslumu, logistinės regresijos – 81,06 proc. tikslumu. Tuo tarpu

sprendimų medžio sukurto modelio (CART) patikimumas buvo dar didesnis, lyginant su diskriminantinės analizės bei logistinės regresijos modeliais – 84,4 proc. Didžiausias patikimumas buvo gautas su neuronų tinklais apmokytu modeliu – 91,9 proc.

Dirbtinio intelekto modelių patikimumą patvirtino ir kitų mokslininkų atlikto tyrimo gauti rezultatai (Yim ir Mitchel, 2009). Buvo lyginami diskriminantinės analizės, logistinės regresijos bei neuronų tinklų bankroto prognozavimo modeliai. Tyrimui atlikti buvo naudojami 121 Brazilijos įmonių duomenys. Iš kurių – 29 bankrutavusios įmonės bei 92 veikiančios įmonės. Tiriamasis laikotarpis 1999–2000 metai. Gauti rezultatai patvirtino, kad neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelio gauti rezultatai yra geriausi – 94,5 proc. Kitais metodais sukurtų modelių tikslumas buvo mažesnis: diskriminantinės analizės – 81 proc., logistinės regresijos – 83,5 proc.

Viragas ir Kristofas (2005) atliko tyrimą, kuriame taip pat lygino diskriminantinės analizės, logistinės regresijos bei neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelių patikimumą. Tyrimui atlikti buvo naudojami 156 Vengrijos įmonių finansiniai duomenys. Gauti rezultatai patvirtino Chen (2012) bei Yimo ir Mitchello (2009) atliktų tyrimų rezultatus, kad neuronų tinklų modelis yra patikimiausias, tačiau jo patikimumas, remiantis Vengrijos įmonių duomenimis, nėra toks aukštas ir siekia 83,6 proc. Tuo tarpu rezultatai dėl diskriminantinės analizės bei logistinės regresijos bankroto prognozavimo modelių, lyginant su Chen (2012) atlikto tyrimo rezultatais – nesutapo. Virago ir Kristofo gauti rezultatai sutapo su Yimo ir Mitchello (2009) tyrimų rezultatais, jog logistinės regresijos bankroto prognozavimo modelio gauti rezultatai yra geresni, lyginant su diskriminantinės analizės modelio rezultatais, diskriminantinės analizės modelio patikimumas siekė – 77,9 proc., logistinės regresijos – 81,8 proc.

Bapato ir Nagalo (2014) atlikto tyrimo rezultatai parodė, jog neuronų tinklų modelio gauti rezultatai yra geriausi, tačiau ne tokio didelio patikimumo lygio, lyginant su prieš tai atliktais tyrimais – 77,27 proc., tuo tarpu: diskriminantinės analizės – 70,45 proc., logistinės regresijos – 75 proc. Tyrimui atlikti buvo naudojami 100 Indijos įmonių duomenys, iš kurių 50 bankrutavusių bei 50 veikiančių. Tiriamasis laikotarpis 1991–2013 metai. Bapatas ir Nagalas kurdami modelius analizavo 35 finansinius santykinis rodiklius, turinčius įtakos įmonių bankrotui.

Taigi, apibendrinant nagrinėtus mokslinius tyrimus galima išskirti tris pagrindinius mokslininkų požiūrius, susijusius su bankroto prognozavimo modeliais – vieni teigia, kad klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai yra tinkami, vertinant įmonių bankroto tikimybes, kiti mano, kad tik pakoregavus šiuos modelius, jie gali būti pritaikomi, tretis pasisako už naujų bankroto prognozavimo modelių kūrimą, naudojant neuronų tinklų ir sprendimų medžio metodus. Visuose išskirtuose požiūriuose randama nesutarimų. Net toje pačioje šalyje atlikti tyrimai parodo skirtingus rezultatus su tais pačiais klasikineis bankroto prognozavimo modeliais. Todėl dėl klasikinių bankroto prognozavimo modelių taikymo kyla abejonių. Mokslininkai siūlo klasikinius modelius adaptuoti, koregavimo naudą

parodo ir atliktų tyrimų rezultatai – su adaptuotais bankroto prognozavimo modeliais yra gaunami geresni rezultatai, lyginant su originaliais modeliais. Geriausi rezultatai yra gaunami taikant neuronų tinklų bei sprendimų medžio metodus, tačiau šių metodų taikymas turi didelį trūkumą – reikalinga didelė imtis įmonių, kuri yra būtina, norint tinkamai taikyti šiuos metodus. Taip pat yra reikalinga speciali programinė įranga, kurios įsigijimui reikia papildomų lėšų. Mokslininkų nesutarimai patvirtina faktą, jog yra tikslinga ir toliau tęsti tyrimus, susijusius su bankroto prognozavimo metodais.

2. BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIŲ IR JŲ TAIKYMO ASPEKTŲ TYRIMAS

XX amžiaus pradžioje įvairių šalių mokslininkai pradėjo atlikti tyrimus su įmonėmis, siekdami išsiaiškinti, kodėl įmonės bankrutuoja, kas tai lemia ir ar įmanoma išvengti bankroto, taikant tam tikrus matematinius metodus. Vienas iš veiksmingiausių būdų, norint objektyviai įvertinti įmonės finansinę būklę, yra nuolatinis įmonės veiklos analizės atlikinėjimas. Be laiku atliktos ir išsamios įmonės analizės yra sunku tinkamai valdyti įmonės finansinius išteklius, teisingai juos paskirstyti, priimti optimalius investicinius ir finansinius sprendimus bei galiausiai – parengti tolesnes įmonės raidos prognozes (Mackevičius, 2010). Įmonės finansinė situacija yra aktuali ne vien tik įmonės vadovams, bet ir investuotojams, kreditoriams, darbuotojams bei įmonės veikla suinteresuotiems žmonėms. Darbuotojai žinodami, kad įmonės finansinė būklė yra prasta ir ji nemoka atlyginimų, nenorės joje dirbti. Taip pat mažai tikėtina, jog investuotojai investuos savo lėšas į įmonę, kuriai gresia bankrotas. Kreditoriai matydami įmonės prastus mokumo rodiklius maža tikimybė, kad suteiks paskolą, nes kyla grėsmė įmonei gražinti paskolą. Paulionytė (2016) teigia, kad objektyvus ir savalaikis situacijos vertinimas, gebėjimas nustatyti riziką, laiku priimti teisingi sprendimai užtikrina įmonės veiklos stabilumą ir perspektyvas. Todėl bankroto prognozavimo modeliai, kurie yra sudaryti iš įmonės finansinių santykių rodiklių yra puiki priemonė, kuri gali padėti investuotojams ir kreditoriams įvertinti įmonės finansinę būklę bei jų vadovams – priimti tinkamus sprendimus.

2.1. Bankroto prognozavimo modelių rūšys

Metodai ar sprendimo būdai, kurie yra naudojami siekiant įvertinti įmonių bankroto tikimybes – tai įvairūs mokslininkų sukurti bankroto diagnozavimo modeliai. Bankroto diagnozavimas – tai matematiniais skaičiavimais paremtas metodas, kuomet santykiniais rodikliais yra įvertinama įmonės būklė. Šis įvertinimas padeda pastebėti silpnas įmonės puses ir parodo prognozuojamą bankroto tikimybę. Dėl modelių gausos dažnai kyla pasirinkimo problema – kokį modelį pasirinkti ir taikyti, norint įvertinti įmonės bankroto tikimybę. Dauguma mokslininkų, tyrinėję įvairius bankroto prognozavimo modelius, atliko nemažai tyrimų, tačiau taip ir nepriėjo prie bendros nuomonės dėl bankroto prognozavimo modelių tinkamumo. Vieni jų teigia, kad modeliai, kurie buvo sukurti prieš daug metų, vis dar tinkami naudoti, kiti mokslininkai prieštarauja šiai nuomonei ir bando sukurti naujus bankroto prognozavimo modelius. Kanapickienė (2014) teigia, jog bankroto prognozavimo modelių tinkamumo tyrimus yra tikslinga ir toliau tęsti.

Bellovaras, Giacominas ir Akersas (2007) atliko tyrimą, kuriame sugrupavo įvairių šalių mokslininkų bankroto prognozavimo modelius pagal jų sukūrimo laikotarpį, kurie tam tikrose šalyse (daugiausiai Jungtinėse Amerikos Valstijose) buvo naudojami, nes jų patikimumas buvo įrodytas

moksliskai. Mokslininkai nustatė, kad nuo 1965 metų iki 2007 metų buvo sukurti 172 bankroto prognozavimo modeliai (žr. 3 lentelė).

3 lentelė. Bankroto prognozavimo modeliai suskirstyti pagal sukūrimo laikotarpį (sudaryta remiantis Bellovary, Giacomino ir Akers, 2007)

Tyrimo metai	Bankroto prognozavimo modelio rūšis			
	Diskriminantinė analizė	Logistinė regresija	Neuronų tinklai	Kiti
1960 – 1970	2	0	0	1
1970 – 1980	22	1	0	5
1980 – 1990	28	16	1	10
1990 – 2000	9	16	35	14
2000 – 2007	2	3	4	3
Iš viso	63	36	40	33

Iš lentelėje pateiktų duomenų matome, kad 1960 – 1990 metais dominavo diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos bankroto prognozavimo modeliai, tačiau vėliau vis daugiau mokslininkų pradėjo analizuoti neuronų tinklų bei kitus bankroto prognozavimo modelius, tokius kaip sprendimų medžio. Pagal bendrą sukurtų bankroto prognozavimo modelių skaičių galima teigti, jog diskriminantinės analizės bei logistinės regresijos modeliai mokslininkų buvo labiau vertinami, lyginant su kitais, tačiau laikui bėgant, sparčiai tobulėjant technologijoms, dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliai tampa vis dažniau naudojami.

Mokslinėje literatūroje galima rasti įvairių bankroto prognozavimo modelių klasifikacijų. 4 lentelėje pateikiama Butkaus, Žagarės ir Cibulskienės (2014) bankroto prognozavimo modelių klasifikacija.

4 lentelė. Bankroto prognozavimo modelių klasifikacija (sudaryta remiantis Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)

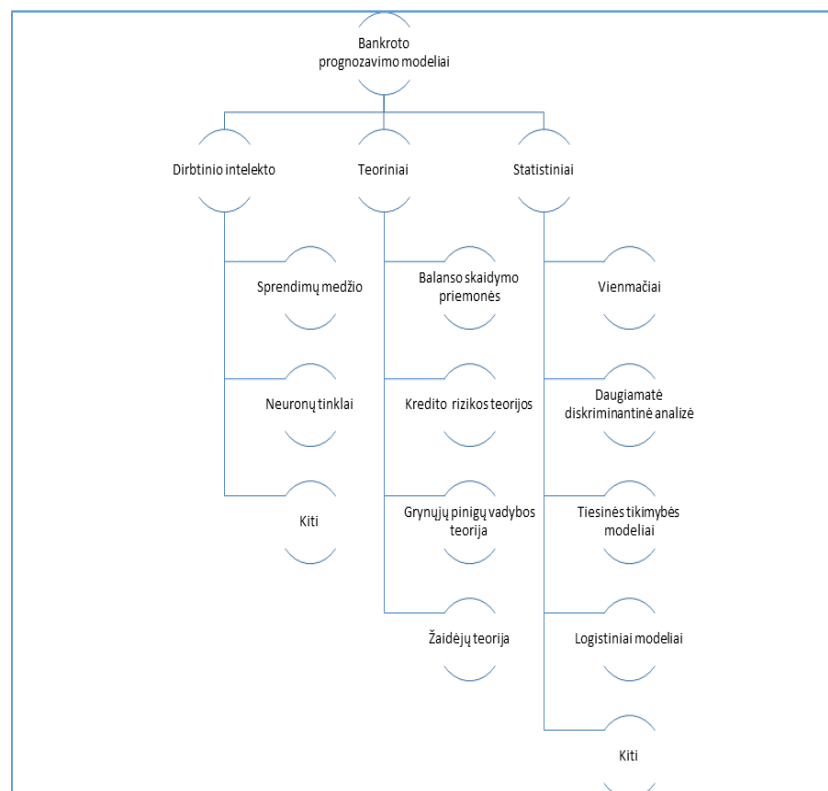
Statistiniai	Diskriminantinės analizės
	Logistinės regresijos
Alternatyvieji	Sprendimų medžio
	Dirbtinių neuronų tinklų
	Išlikimo analizės

Matome, kad lietuvių mokslininkai bankroto prognozavimo modelius suskirstė į dvi kategorijas – statistinius bei alternatyviuosius. Tokias pat kategorijas išskyrė Jakimuk ir Žigienė (2011) bei Garškaitė (2008). Anot autorių, alternatyvieji bankroto prognozavimo modeliai yra žymiai rečiau naudojami, nes juos sudėtingiau pritaikyti, tuo tarpu statistiniai bankroto prognozavimo modeliai yra taikomi dažniau dėl savo paprastumo bei ganėtinai didelio patikimumo lygio. Paulionytė (2016) pritaria Jakimuk ir Žigienės (2011) bei Garškaitės (2008) nuomonei ir teigia, kad dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliai yra tikslesni, tačiau jie pasižymi sudėtingomis taikymo galimybėmis, todėl tai ir yra viena iš pagrindinių priežasčių, kodėl statistiniai bankroto prognozavimo modeliai yra naudojami dažniau. Autoriai teigia, jog vienareikšmiškai sakyti, kad tam tikras bankroto prognozavimo modelis tiksliausiai nusako bankroto tikimybę – negalima. Šių dienų mokslininkai tobulindami klasikinius bankroto prognozavimo modelius didina jų patikimumą.

Užsienio šalių mokslininkai Azizas ir Daras (2006) išanalizavo 86 kitų mokslininkų atliktus bankroto prognozavimo modelių tyrimus. Tyrėjai bankroto prognozavimo modelius suskirstė į tris pagrindines grupes (Aziz ir Dar, 2006, p. 19):

1. Statistinius;
2. Dirbtinio intelekto;
3. Teorinius.

Minėtų autorių bankroto prognozavimo modelių klasifikacija pateikiama 1 paveiksle.



1 pav. Bankroto prognozavimo modelių klasifikacija (sudaryta autoriaus pagal Aziz ir Dar, 2006, p. 19)

Yra skiriamos trys pagrindinės bankroto prognozavimo modelių kategorijos: dirbtinio intelekto, statistiniai ir teoriniai bankroto prognozavimo modeliai. Lyginant su Lietuvos mokslininkais, dvi bankroto prognozavimo modelių klasifikacijos sutampa. Tiek Lietuvos, tiek užsienio šalių mokslininkai išskyrė statistinius ir dirbtinio intelekto (alternatyviuosius) bankroto prognozavimo modelius. Nagrinėtuose Lietuvos mokslininkų atliktuose tyrimuose praktiškai nėra net užsiminama apie teorinius bankroto prognozavimo modelius, tokius kaip – balanso skaidymo priemonės, kredito rizikos teorija, grynujų pinigų vadybos teorija ar žaidėjų teorija, tačiau nieko nuostabaus, nes ir užsienio šalių mokslininkai juos naudoja labai retai, todėl teorinių modelių šiame darbe detaliau neanalizuosiu.

Iš tyrėjų analizuotų 86 tyrimų paaiškėjo, kad statistinių bankroto prognozavimo modelių vidutinis tikslumas siekė – 84 proc., dirbtinio intelekto – 88 proc., tuo tarpu teorinių modelių – 85 proc. Dažniausiai yra naudojami daugiamatės diskriminantinės analizės ir logistiniai bankroto prognozavimo modeliai, nes jie yra paprasčiau apskaičiuojami, lyginant su kitais modeliais, o tikslumas yra ganėtinai aukštas. Šį bankroto prognozavimo modelių tikslumą patvirtina ir lietuvių autorių Džikevičiaus ir Jonaitienės (2015) tyrimas, kuriame teigiama, jog bankroto prognozavimo modelių tikslumas varijuoja tarp 84 – 88 procentų.

Mokslininkų atlikta analizė parodė, kad tyrėjai savo darbuose dažniausiai naudojo statistinius bankroto prognozavimo modelius – 64 proc. atliktų tyrimų, dirbtinio intelekto – 25 proc. ir mažiausiai buvo tiriami teoriniai bankroto prognozavimo modeliai – 11 proc.

Kalbant apie dirbtinio intelekto modelius bei didėjančią jų populiarumą, užsienio mokslininkai Olsonas, Delenas ir Mengas (2012) teigia, kad tiksliausiai bankroto tikimybę parodo dirbtinio intelekto modeliai. Tačiau jų taikymas yra sudėtingesnis, nes norint naudoti šiuos modelius reikia įdėti daugiau darbo bei pastangų. Taip pat modeliai reikalauja papildomų investicijų. Reikia įsigyti tam tikrą programinę įrangą, skirti laiko programos apmokymui. Apibendrinamas mokslininkų tyrinėjamus bankroto prognozavimo modelius galiu teigti, kad statistiniai bankroto prognozavimo modeliai yra labiau naudojami dėl savo paprastumo bei pakankamai aukšto patikimumo lygio. Tuo tarpu dirbtinio intelekto modeliai yra sudėtingesni, reikalaujantys papildomų investicijų bei laiko. Taip pat asmenims, kurie yra nesusiję su įmone, praktiškai neįmanoma gauti didelio kiekio įmonių finansinės informacijos, kuri yra reikalinga norint tinkamai naudoti šiuos modelius. Mokslininkai teigia, kad nereikėtų pasitikėti konkrečiu vienu bankroto prognozavimo modeliu, siūlo atlikti analizę taikant kuo daugiau metodų, kas leistų pasirinkti patį tinkamiausią modelį.

2.2. Klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių analizė

Mokslinėje literatūroje yra skiriami du pagrindiniai, dažniausiai mokslininkų analizuojami bei aptariami, klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių tipai – diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos. Pirmasis tipas, *diskriminantinė analizė* – tai vienas iš statistinių metodų, kuriuo gali

būti nustatoma įmonės finansinė padėtis. Šio metodo esmė yra ta, kad apskaičiuojami įmonės finansiniai santykiniai rodikliai pagal kuriuos yra išvedamas Z rodiklis. Z rodiklis apskaičiuojamas naudojant diskriminantinės analizės būdą, nustatant koreliacinės tiesinės funkcijos parametrus (Višinskis, Driukas, 2006). Taikant šį metodą, įmonės yra grupuojamos į dvi grupes: neturinčias ir turinčias bėdų. Neturinčiomis bėdų įmonėmis yra laikomos tokios, kurių finansinė situacija yra stabili, įmonės neturi bėdų su mokumu. Tuo tarpu turinčiomis bėdų įmonėmis yra laikomos tokios, kurių finansinė padėtis prasta, yra bėdų su mokumu, vėluoja atsiskaitymai tiekėjams ar kitoms finansinėms institucijoms.

Įmonių skaidymas į aptartas dvi grupes yra atliekamas pagal du svarbiausius kriterijus:

- Įmonės trumpalaikis mokumas. Padidėjus įmonės nuostoliams ir išaugus įsiskolinimams, pablogėja įmonės trumpalaikis mokumas, kuris gali sukelti bankrotą;
- Finansinis stabilumas. Įmonės finansinį stabilumą parodo skolintų lėšų bei turto santykis.

Taigi, mokslininkai, norėdami sukurti bankroto prognozavimo modelius, turėjo surasti tokią diskriminantinės ribos reikšmę, kuri suskirstytų galimus rodiklių derinius į rodiklių grupes, kurios atspindėtų įmonių bankroto galimybes bei teigiamas veiklos prognozes.

Gadoiusas (2015) analizavo statistinius bankroto prognozavimo modelius. Jo straipsnyje yra teigiama, kad įmonės, kurios neatlikinėja nuolatinės veiklos analizės, anksčiau ar vėliau susiduria su finansiniais sunkumais.

XX a. pradžioje mokslininkai pradėjo atlikinėti tyrimus norėdami sukurti bankroto prognozavimo modelius. Daugelis tyrėjų naudojo šią pirminę Z modelio formulę:

$$Z = x_0 + x_1 \times i_1 + x_2 \times i_2 + x_3 \times i_3 \dots + x_i \times i_i \quad (1)$$

kurioje:

Z – rodiklis, kuris yra interpretuojamas pagal gautą reikšmę;

x_0 – pastovus parametras;

x_1, x_2, x_3, x_i – finansinių santykinųjų dydžių koeficientas, kuris yra nustatomas pagal tam tikro finansinio rodiklio reikšmingumą, kuo rodiklis svarbesnis, tuo koeficientas yra priskiriamas didesnis;

i_1, i_2, i_3, i_i – finansiniai santykiniai rodikliai, kurie yra naudojami tyrėjų pasirinktinai.

Pirmasis diskriminantinės analizės bankroto prognozavimo modelį sukūrė E. Altmanas, kuris, kaip yra teigiama moksliniame darbe (Višinskis, Driukas, 2006), įnešė didžiausią indėlį į bankroto prognozavimo modelių tyrinėjimą. Šis mokslininkas yra laikomas bankroto prognozavimo modelių kūrimo pradininku. E. Altmanas modifikavo prieš tai nagrinėtą pirminę Z funkcijos lygtį ir sukūrė tris diskriminantinės analizės bankroto prognozavimo modelius.

Paulionytė (2016) teigia, kad diskriminantinės analizės modeliai parodo tik tiesinę priklausomybę tarp finansinių santykinųjų rodiklių ir bankroto tikimybes, o šis santykis labai sparčiai besikeičiančiomis sąlygomis ne visada būna tik tiesinis. Atsižvelgiant į tai, XX a. 8 dešimtmetyje buvo sukurti *logistinės*

regresijos bankroto prognozavimo modeliai (Mackevičius ir Silvanavičiūtė, 2006). Šiuose modeliuose be tiesinės funkcijos yra naudojama ir logistinės regresijos funkcija:

$$P_B = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2)$$

kurioje:

e – lygi konstantai, kuri yra 2,71828;

z – rodiklis apskaičiuotas pagal diskriminantinę analizę;

P_B – bankroto tikimybė, kuri būna intervale nuo 0 iki 1.

Kuo yra gaunamas didesnis P_B rodiklis, tuo didesnė tikimybė, kad įmonę išstiks bankrotas.

Nors statistiniai bankroto prognozavimo modeliai buvo sukurti prieš daug metų, tačiau jie ir dabar yra plačiai naudojami mokslininkų tyrimams atlikti. 5 lentelėje pateikiami dažniausiai praktikoje taikomi diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos modeliai, kuriuos išskyrė Bellovaras, Giacominas, Akersas (2007), Mackevičius (2010), Budrikienė, Paliulytė (2012) ir Butkus, Žakarė, Cibulskienė (2014).

5 lentelė. Dažniausiai praktikoje naudojami statistiniai bankroto prognozavimo modeliai (sudaryta remiantis Bellovary, Giacomino, Akers, 2007, Mackevičius, 2010, Budrikienė, Paliulytė, 2012, Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)

Modelis	Tipas	Sukūrimo metai	Rodiklių skaičius modelyje	Patikimumas, proc., likus metams iki bankroto
Altman	Diskriminantinė analizė	1968	5	95
Altman	Diskriminantinė analizė	1983	5	90,9
Altman	Diskriminantinė analizė	1993	4	90,9
Taffler ir Tishaw	Diskriminantinė analizė	1977	4	97
Springate	Diskriminantinė analizė	1978	4	92,5
Lis	Diskriminantinė analizė	1973	4	85,5
Zavgren	Logistinė regresija	1985	7	82
Chesser	Logistinė regresija	1974	6	78
Zmijewski	Logistinė regresija	1984	3	99

Matome, kad dažniausiai praktikoje naudojami statistiniai bankroto prognozavimo modeliai buvo sukurti daugiau nei prieš 20 metų. Modeliuose naudojamų finansinių santykinių rodiklių skaičius svyruoja nuo 3 iki 7 rodiklių (daugiausia rodiklių nagrinėja Zavgreno modelis, mažiausiai – Zmijewskio modelis). Analizuojamų statistinių bankroto prognozavimo modelių autorių gauti patikimumo lygiai

siekė daugiau nei 78 proc., likus vieneriems metams iki bankroto (didžiausias patikimumas Zmijewskio modelio – 99 proc., mažiausias – Chesserio modelio – 78 proc.). Nors patikimumo lygiai yra išties aukšti, tačiau paanalizavęs detaliau (žr. 1 priedas), pastebėjau, kad mokslininkai modeliams sukurti naudojo gana nedideles imtis įmonių. Todėl kyla klausimas, jei tiriamų įmonių skaičius būtų buvęs keliskart didesnis, ar rezultatai būtų išlikę aukšti? Tęsdamas detalesnę šių modelių analizę ir norėdamas pažiūrėti ar yra pasikartojančių rodiklių, nusprendžiau palyginti modeliuose esančius rodiklius, kurie yra naudojami įmonių bankroto tikimybės prognozei skaičiuoti.

6 lentelėje pateikiamos analizuojamų klasikinių bankroto prognozavimo modelių – 3 Altmano, Tafflerio ir Tisshawo, Springate'o, Liso, Zavgreno, Chesserio bei Zmijewskio formulės ir formulėse esančių elementų paaiškinimai.

6 lentelė. Klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai (sudaryta remiantis Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006, Mackevičius, 2010, Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)

Modelis	Formulė	Formulės elementai
Altman (1968)	$Z = 1,2 \times X_1 + 1,4 \times X_2 + 3,3 \times X_3 + 0,6 \times X_4 + 0,99 \times X_5$	$X_1 = \frac{\text{Apyvartinis kapitalas}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{Nepaskirstytasis pelnas}}{\text{Turtas}}$ $X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{\text{Nuosavo kapitalo rinkos vertė}}{\text{Įsipareigojimai}}$ $X_5 = \frac{\text{Pardavimo pajamos}}{\text{Turtas}}$
Altman (1983)	$Z = 0,717 \times X_1 + 0,847 \times X_2 + 3,107 \times X_3 + 0,420 \times X_4 + 0,998 \times X_5$	$X_1 = \frac{\text{Apyvartinis kapitalas}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{Nepaskirstytas pelnas}}{\text{Turtas}}$ $X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{\text{Nuosavas kapitalas}}{\text{Įsipareigojimai}}$ $X_5 = \frac{\text{Pardavimo pajamos}}{\text{Turtas}}$
Altman (1993)	$Z = 6,56 \times X_1 + 3,26 \times X_2 + 6,72 \times X_3 + 1,05 \times X_4$	$X_1 = \frac{\text{Apyvartinis kapitalas}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{Nepaskirstytas pelnas}}{\text{Turtas}}$ $X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{\text{Nuosavas kapitalas}}{\text{Įsipareigojimai}}$
Taffler Tisshaw (1977)	$Z = 0,53 \times X_1 + 0,13 \times X_2 + 0,18 \times X_3 + 0,16 \times X_4$	$X_1 = \frac{\text{Bendras pelnas}}{\text{Trumpalaikiai įsipareigojimai}}$ $X_2 = \frac{\text{Trumpalaikis turtas}}{\text{Įsipareigojimai}}$ $X_3 = \frac{\text{Trumpalaikiai įsipareigojimai}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{(\text{Greitai realizuojamas turtas} - \text{trumpalaikiai įsipareigojimai})}{\text{Veiklos sąnaudos}}$
Springate (1978)	$Z = 1,03 \times X_1 + 3,07 \times X_2 + 0,66 \times X_3 + 0,4 \times X_4$	$X_1 = \frac{\text{Apyvartinis kapitalas}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Turtas}}$ $X_3 = \frac{\text{Bendras pelnas}}{\text{Trumpalaikiai įsipareigojimai}}$ $X_4 = \frac{\text{Pardavimo pajamos}}{\text{Turtas}}$
Lis (1973)	$Z = 0,063 \times X_1 + 0,092 \times X_2 + 0,057 \times X_3 + 0,0014 \times X_4$	$X_1 = \frac{\text{Apyvartinis kapitalas}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{Bendras pelnas}}{\text{Turtas}}$ $X_3 = \frac{\text{Nepaskirstytas pelnas}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{\text{Nuosavas kapitalas}}{\text{Įsipareigojimai}}$
Zavgren (1985)	$Z_1 = 0,108 \times X_1 + 1,583 \times X_2 + 10,78 \times X_3 - 3,074 \times X_4 - 0,486 \times X_5 + 4,35 \times X_6 - 0,11 \times X_7 - 0,239$	$X_1 = \frac{\text{Atsargos}}{\text{Pardavimo pajamos}}$ $X_2 = \frac{\text{Gautinos sumos}}{\text{Atsargos}}$ $X_3 = \frac{\text{Pinigai}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{\text{Pinigai}}{\text{Trumpalaikiai įsipareigojimai}}$ $X_5 = \frac{\text{Įprastinės veiklos pelna}}{\text{Kapitalas} - \text{trumpalaikiai įsipareigojimai}}$ $X_6 = \frac{\text{Ilgalaikiai įsipareigojimai}}{\text{Kapitalas} - \text{trumpalaikiai įsipareigojimai}}$ $X_7 = \frac{\text{Pardavimo pajamos}}{\text{Turtas}}$
Chesser (1974)	$Z = -2,0434 - 5,24 \times X_1 + 0,0053 \times X_2 - 6,6507 \times X_3 + 4,4009 \times X_4 - 0,079 \times X_5 - 0,1021 \times X_6$	$X_1 = \frac{\text{Pinigai}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{Pardavimo pajamos}}{\text{Pinigai}}$ $X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Turtas}}$ $X_4 = \frac{\text{Įsipareigojimai}}{\text{Turtas}}$ $X_5 = \frac{\text{IMT}}{\text{Nuosavas kapitalas}}$ $X_6 = \frac{\text{Apyvartinis kapitalas}}{\text{Pardavimo pajamos}}$
Zmijewski (1984)	$Z = -4,336 - 4,513 \times X_1 + 5,679 \times X_2 - 0,004 \times X_3$	$X_1 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Turtas}}$ $X_2 = \frac{\text{Įsipareigojimai}}{\text{Turtas}}$ $X_3 = \frac{\text{Trumpalaikis turtas}}{\text{Trumpalaikiai įsipareigojimai}}$

Mokslininkai, kurdami bankroto prognozavimo modelius, naudojo įvairius finansinius rodiklius. Buvo atlikta palyginamoji modeliuose esančių elementų analizė, kuri yra pateikiama 2 priede.

Analizuotuose dažniausiai praktikoje naudojamuose bankroto prognozavimo modeliuose iš viso yra 22 skirtingi finansiniai santykiniai rodikliai, kurie leidžia įvertinti skirtingas įmonės sritis tokias kaip: likvidumas, pelningumas, veiklos efektyvumas ir mokumas. Atlikta analizė parodė, jog net 8 rodikliai iš 22 sutampa. Tai reiškia, jog minėti bankroto prognozavimo modeliai turi panašumų – jų formulėse kartojasi tie patys finansiniai rodikliai. Daugiausia panašumų yra pastebima tarp Altmano ir Springate'o modelių, nes skiriasi tik vienas rodiklis. Dažniausiai panaudojami yra 8 finansiniai santykiniai rodikliai, kurių pasikartojimai buvo bent dviejuose modeliuose: apyvartinio kapitalo ir turto santykis, nepaskirstyto pelno ir turto santykis, EBIT ir turto santykis, pardavimo pajamų ir turto santykis, nuosavo kapitalo ir įsipareigojimų santykis, EBT ir trumpalaikių įsipareigojimų santykis, pinigų ir turto santykis bei įsipareigojimų ir turto santykis. Iš sutampančių rodiklių galima spręsti, kad didžiausias dėmesys yra teikiamas turto pelningumui bei mokumui įvertinti.

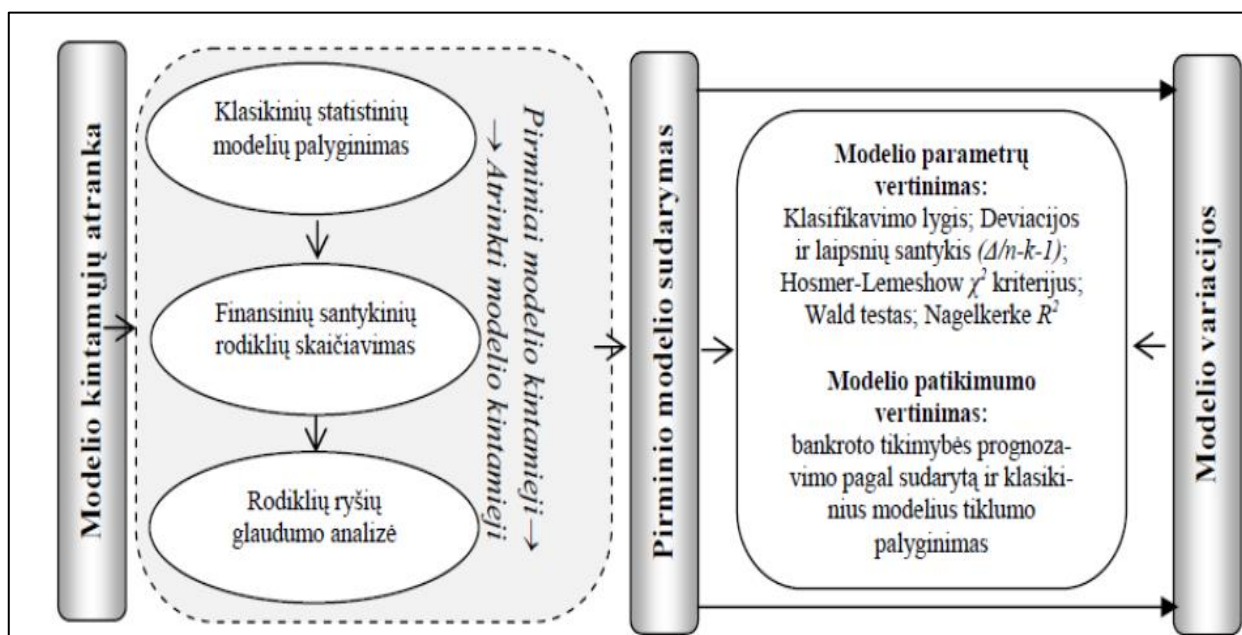
7 lentelėje yra pateikiami analizuotų mokslininkų tyrimuose naudoti klasikiniai statistiniai bankroto prognozavimo modeliai, kurie buvo tikrinami siekiant nustatyti jų patikimumą bei tinkamumą naudoti.

7 lentelė. Mokslininkų tyrimuose taikyti klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai (sudaryta autoriaus)

Mokslininkai atlikę tyrimą	Bankroto prognozavimo modeliai							
	Altman	Taffler ir Tisshaw	Springate	Lis	Zavgren	Chesser	Zmijewski	Kitas
Talebnia, Karmozi, Rahimi (2016)			+		+			+
Butkus, Žakarė, Cibulskienė (2014)	+	+	+	+	+	+	+	+
Kohandel, Fardi, Javadi (2015)	+		+				+	+
Mohammadi (2016)			+		+			+
Burganova, Salahieva (2015)	+	+		+				+

Talebnia, Karmozis ir Rahimis (2016) tyrinėjo dviejų klasikinių bankroto prognozavimo modelių – Zavgreno ir Springate'o patikimumo lygius. Tiriamasis laikotarpis 2009–2013 metai. Tyrimui atlikti buvo pasirinktos 362 gamybinio sektoriaus įmonės: 40 bankrutavusios ir 322 veikiančios, įrašytos į Irano biržos sąrašą. Rezultatai parodė, kad Springate'o modelio patikimumas likus metams iki bankroto siekė 69 proc., tuo tarpu Zavgreno modelio – 70 proc. Visgi autoriai teigia, kad Springate'o modelis yra patikimesnis, lyginant su Zavgreno modeliu, nes bankroto paskelbimo metais šio modelio patikimumas siekė net 88 proc., tuo tarpu Zavgreno – 60 proc. Taip pat mokslininkai analizuojamoms įmonėms pritaikė pakoreguotus abu modelius, tačiau jų patikimumas buvo gautas mažesnis, lyginant su originaliais modeliais, Springate'o – 63 proc., Zavgreno – 46 proc., likus metams iki bankroto.

Butkus, Žakarė ir Cibulskienė (2014) atliko tyrimą, kuriame analizavo 158 Lietuvos įmones. Iš kurių 63 buvo bankrutavusios ir 95 veikiančios. Įmonės buvo pasirinktos iš skirtingų sektorių: 40 – prekybos, 38 – paslaugų, 40 – pramonės bei 40 – statybos. Mokslininkai atlikdami tyrimą taikė empirinio tyrimo loginę schemą, kuri yra pateikiama 2 paveiksle.



2 pav. Bankroto prognozavimo empirinio tyrimo loginė schema (Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014, 117)

Gauti rezultatai parodė, kad tinkamiausias modelis vertinant gamybinių įmonių bankroto tikimybes yra Grigaravičiaus, kurio patikimumas siekė – 83 proc. Kitų bankroto prognozavimo modelių tikslumai buvo gauti mažesni: Altmano – 73 proc., Liso – 69 proc., Tafflerio ir Tisshawo – 67 proc., Springate'o – 69 proc., Zmijewskio – 70 proc., Ca – Score – 62 proc., Zavgreno – 74 proc. bei Chesserio – 71 proc. Sukurto gamybiniams įmonėms skirto modelio tikslumas su analizuojamomis įmonėmis siekė 96 proc. Autoriai teigia, kad jų naujo modelio patikimumą pagrindžia gauti rezultatai, nes jie yra geresni, lyginant su klasikinių bankroto prognozavimo modelių apskaičiuotomis reikšmėmis.

Burganova ir Salahieva (2015) atliko tyrimą su klasikiniiais bankroto prognozavimo modeliais: Altmano, Liso bei Tafflerio ir Tisshawo. Tiriamasis laikotarpis 2007–2009 metai. Tyrimas buvo atliekamas su 52 Rusijoje veikiančiomis ir bankrutavusiomis gamybinėmis įmonėmis, atitinkamai – 26 veikiančios, 26 bankrutavusios. Gauti rezultatai parodė, kad Altmano bei Tafflerio ir Tisshawo modelių patikimumas siekė 73,1 proc., tuo tarpu Liso – 71,1 proc. Taip pat mokslininkės sudarė savo tyrimo metodologiją, kuria remdamosi sukūrė naują bankroto prognozavimo modelį. Mokslininkių siūloma tyrimo metodologija pateikiama 3 paveiksle.



3 pav. Bankroto prognozavimo tyrimo metodologija (sudaryta remiantis Burganova ir Salahieva, 2015, 110)

Sukurto modelio patikimumas su tomis pačiomis įmonėmis siekė 90,39 proc. Taigi, mokslininkės, remdamosi gautais tyrimo rezultatais, siūlo kurti naujus bankroto prognozavimo modelius, nes jų pagalba yra gaunami geresni rezultatai, lyginant su originaliais bankroto prognozavimo modeliais, tačiau taip pat siūlo taikyti ir Altmano bei Tafflerio ir Tisshawo modelius, kurie gali būti puiki priemonė sukurto modelio rezultatų palyginimui.

Kohandelas, Fardis ir Javadis (2015) tyrinėjo Altmano, Ohlsono, Springate'o, Zmijewskio bei Širatos bankroto prognozavimo modelių patikimumą. Tiriamasis laikotarpis 2005–2011 metai. Tiriamų įmonių imtis – 104 gamybinio pobūdžio įmonės, iš kurių: 52 turėjo finansinių sunkumų, bei 52 „saugios“. Gauti rezultatai parodė, kad Springate'o modelio patikimumas siekė 81,7 proc., Altmano – 91,4 proc., Ohlsono – 90,4 proc., Zmijewskio – 89,4 proc., Širatos – 91,2 proc., likus metams iki bankroto. Taigi, mokslininkai teigia, kad visi analizuoti modeliai yra tinkami norint prognozuoti gamybinių įmonių bankrotus į Irano biržos sąrašą įrašytoms įmonėms. Geriausi rezultatai buvo gaunami taikant Altmano bankroto prognozavimo modelį.

Mohammadis (2016) atliko tyrimą su Irano akcijų biržoje veikiančiomis bei bankrutavusiomis įmonėmis. Tiriamasis laikotarpis 2007–2012 metai. Buvo atsirinktos 638 įmonės, iš kurių 183 bankrutavusios ir 455 veikiančios. Analizuojami buvo Zavgreno, Fulmerio ir Springate'o bankroto prognozavimo modeliai. Gauti rezultatai parodė, kad tiksliausias iš jų yra Fulmerio modelis, kurio patikimumas siekė 85,71 proc., likus metams iki bankroto. Kitų bankroto prognozavimo modelių patikimumo lygiai buvo mažesni, bet pakankamai aukšti, Zavgreno – 78,57 proc. ir Springate'o – 81,42 proc.

Išanalizavus mokslininkų atliktus tyrimus su klasikiniiais statistiniais bankroto prognozavimo modeliais galime teigti, kad nors ir nuolatos yra atliekami šių bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimai, tačiau mokslininkai neprieina prie bendros išvados dėl modelių tikslumo ar jų tinkamumo naudoti prognozuojant įmonių bankrotus. Dažnai mokslininkai gauna prieštarigus rezultatus. Atlikta palyginamoji modeliuose esančių elementų analizė parodė, kad analizuoti dažniausiai praktikoje mokslininkų naudojami bankroto prognozavimo modeliai turi panašumų – jų formulėse kartojasi tie patys finansiniai rodikliai. Iš sutampančių rodiklių galima spręsti, kad didžiausias dėmesys yra teikiamas turto pelningumui ir mokumui įvertinti. Vis daugiau mokslininkų siūlo taikyti tam tikras bankroto prognozavimo modelių tyrimo metodologijas, kuriomis remiantis būtų sukuriami nauji bankroto prognozavimo modeliai. Kaip rodo Butkaus, Žakarės ir Cibulskienės (2014) bei Burganovos ir Salahievos (2015) atliktų tyrimų rezultatai, naujai sukurtais modeliais yra gaunamas didesnis patikimumas, lyginant su originaliais klasikiniiais bankroto prognozavimo modeliais. Taigi, atlikta klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių analizė patvirtina faktą, kad bankroto prognozavimo modelių tyrimus yra tikslinga ir toliau tęsti.

2.3. Dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių analizė

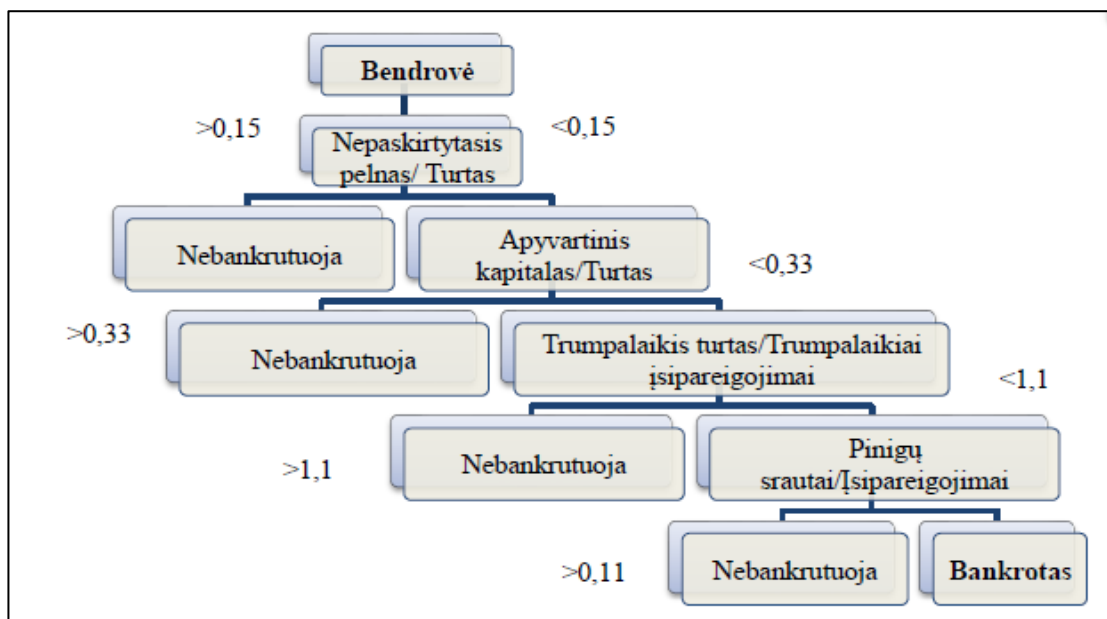
Be aptartų klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių mokslininkai vis dažniau savo tyrimams atlikti naudoja dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius (Bellovary, Giacomino ir Akers, 2007). Doolatabadis, Hoseinis ir Tahmasebis (2013) teigia, kad dirbtinio intelekto modeliai tai – tokie modeliai, kurių veikimas pagrįstas sudėtingais matematiniais algoritmais. Taip pat šių modelių veikimas turi panašumo su žmogaus logika, jie geba mokytis ir nebekartoti savo klaidų. Lietuvos bei užsienio mokslininkai – Butkus, Žagarė, Cibulskienė (2014), Jakimuk, Žigienė (2011), Garškaitė (2008) bei Azizas ir Daras (2006) teigia, jog dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliai yra žymiai patikimesni už klasikinius bankroto prognozavimo modelius ir jiems yra priskiriami dviejų tipų bankroto prognozavimo modeliai: sprendimų medžio ir neuronų tinklų.

Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis – patikimas metodas, kurio veikimo principas paremtas taisyklėmis bei sudėtingomis prielaidomis. Tai puiki priemonė norint suklasifikuoti bankrutavusias bei nebankrutavusias įmones pagal tam tikrus kriterijus (Doolatabadi, Hoseini ir Tahmasebi, 2013). Budrikienė ir Paliulytė (2012) teigia, kad taikant šį metodą, įmonės yra sugrupuojamos į tenkinančias ir netenkinančias bankroto požymius. Grupavimas vyksta iki tol, kol yra atrenkamos kelios, daugiausiai bankroto požymių turinčios įmonės, kurių tikimybė bankrutuoti yra didžiausia. Kėdaitis ir Žilinskas (2013) teigia, jog sprendimų medis tai – hierarchinė duomenų struktūra, grįsta tam tikromis duomenų ypatybėmis. Olsonas, Delenas, Mengas (2012) teigia, kad sprendimų medžio bankroto prognozavimo metodo privalumas yra tas, kad šis metodas yra lengviau suprantamas ir gauti rezultatai yra lengviau interpretuojami, lyginant su neuronų tinklų metodu.

Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį sudaro pagrindinės trys dalys:

- Šaknis arba šakų viršūnės – apima visus galimus atvejus, visus mazgus (nepriklausomus kintamuosius);
- Vidinis mazgas – rodo vietas, kuriose yra priimami sprendimai, iš mazgų eina šakos į kitus nepriklausomus kintamuosius (finansinius santykinius rodiklius), kurie statistiškai yra reikšmingi;
- Lapai – tai vidiniai mazgai, iš kurių neišeina nei viena šaka, jie parodo galutinį sprendimų medžio rezultatą, kitaip sakant, parodo priklausomojo kintamojo reikšmę (Kėdaitis, Žilinskas, 2013).

Norint naudoti sprendimų medžio metodą reikia turėti arba įsigyti specialią kompiuterinę programinę įrangą, kuri sugebėtų apdoroti didelius duomenų kiekius. Reikalinga programinė įranga dažniausiai yra mokama, todėl ne kiekvienas žmogus gali sau leisti ją įsigyti. Grafinis sprendimų medžio modelio vaizdas yra pateikiamas 4 paveiksle.



4 pav. Bankroto prognozavimas taikant sprendimų medžio modelį (adaptuota pagal Mackevičius ir Silvanavičiūtė, 2006, 195)

Matome, kad, jei tyrimui atlikti nagrinėjamų įmonių pirmasis rodiklis (šaknis arba pagrindinis mazgas) yra didesnis už nustatytą parametrinį rodiklį, įmonei bankrotas negresia ir toliau įmonės, atitinkančios šį kriterijų, yra nebenagrinėjamos. Tyrimas tęsiamas su tomis įmonėmis, kurios tenkina sąlygą, jog šis rodiklis yra mažesnis. Taip palaipsniui yra sudaromas sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis. Pirmąjį sprendimo medžio metodu paremtą bankroto prognozavimo modelį sukūrė Breimanas, Friedmanas, Stonas ir Olshenas 1984 metais (Misund, 2016).

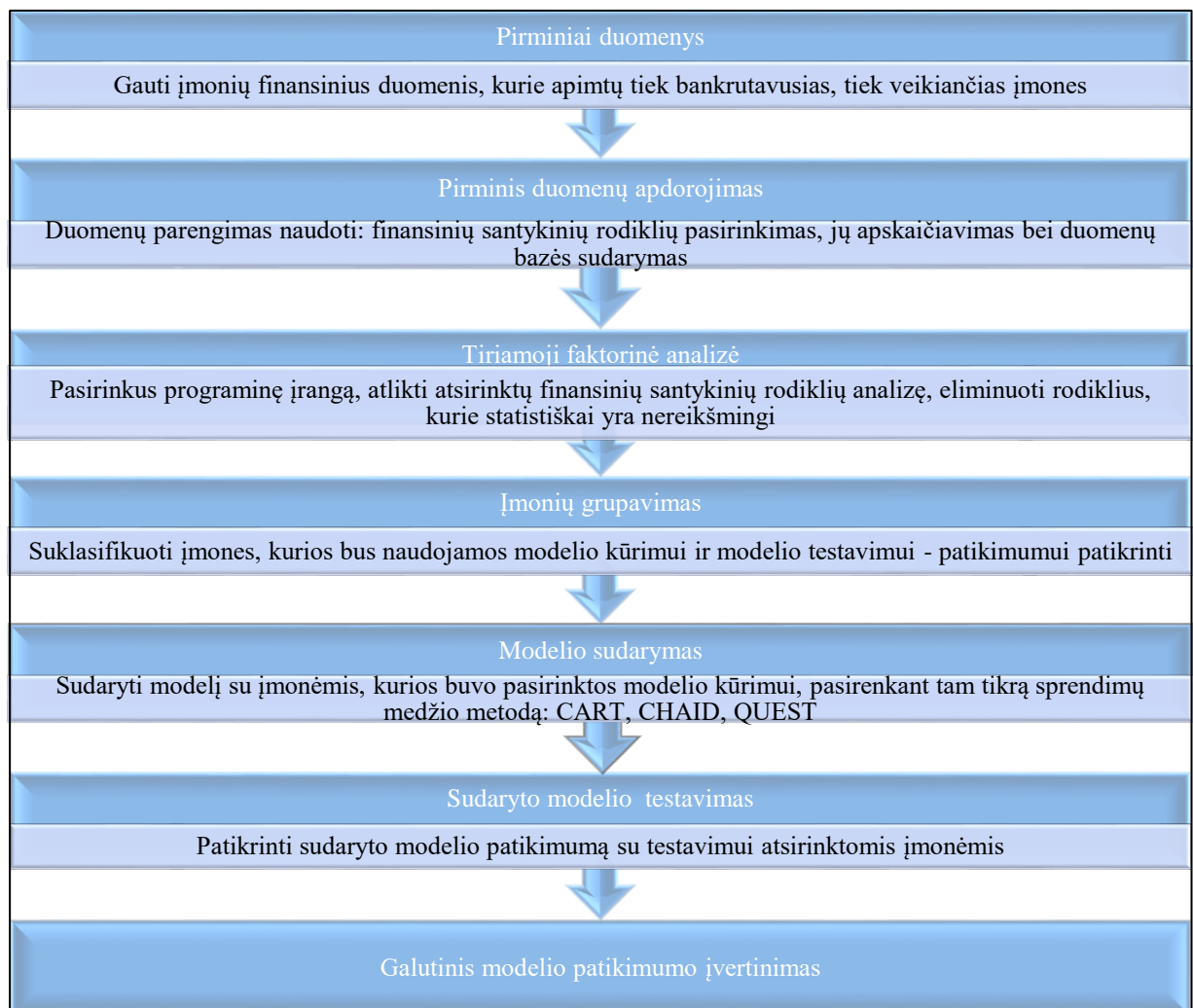
Pukėnas (2009), Lee (2006), Kėdaitis, Žilinskas, (2013) bei Delenas, Kuzey, Uyaras (2013) išskyrė dažniausiai naudojamus sprendimų medžio sudarymo metodus:

- CHAID (angl. Chi-Squared Automatic Interaction detection). Taikant šį metodą kiekviename žingsnyje yra nustatomas didžiausias ryšis su priklausomu kintamuoju turintis nepriklausomas kintamasis. Šis metodas pasižymi sparčiu duomenų apdorojimu. Yra taikomas daugialypis mazgo šakojimasis. Šio metodo algoritmą sudaro trys etapai: sujungimas, padalijimas ir sustojimas. Kiekviename mazge šie trys etapai yra kartojami.
- Išsamusis CHAID (angl. Exhaustive Chi-Squared Automatic Interaction detection). Tai atnaujintas CHAID metodas, kurio esmė yra ta pati. Vienintelis skirtumas yra sujungimo etape, kur panašios kintamųjų poros yra sujungiamos.
- CART (angl. Classification and Regression Tree). Šis metodas apima dvi procedūras – klasifikavimą bei regresiją. Šio metodo naudojimas paremtas trimis etapais – medžio kūrimas, medžio genėjimas bei optimalaus medžio parinkimas. Nuo CHAID metodo skiriasi tuo, kad netaiko neparametrinio Chi – kvadratu kriterijaus ir vietoje daugialypio mazgo šakojimosi yra taikomas binarinis mazgo šakojimasis bei šio modelio taikymas yra šiek tiek lėtesnis. Tačiau,

šis modelis taiko pakaitinius nepriklausomus kintamuosius bei skaičiuoja pirminę priklausomų kintamųjų kategorijų tikimybę.

- QUEST (angl. Quick, Unbiased and Efficient Statistical Tree). Taikant šį metodą yra išvengiama CHAID bei CART metodams būdingų paklaidų, kai pirmenybė teikiama daug kategorijų turintiems nepriklausomiems kintamiesiems. Naudojant šį metodą, priklausomas kintamasis turi būti vardinės skalės. (Pukėnas, 2009).

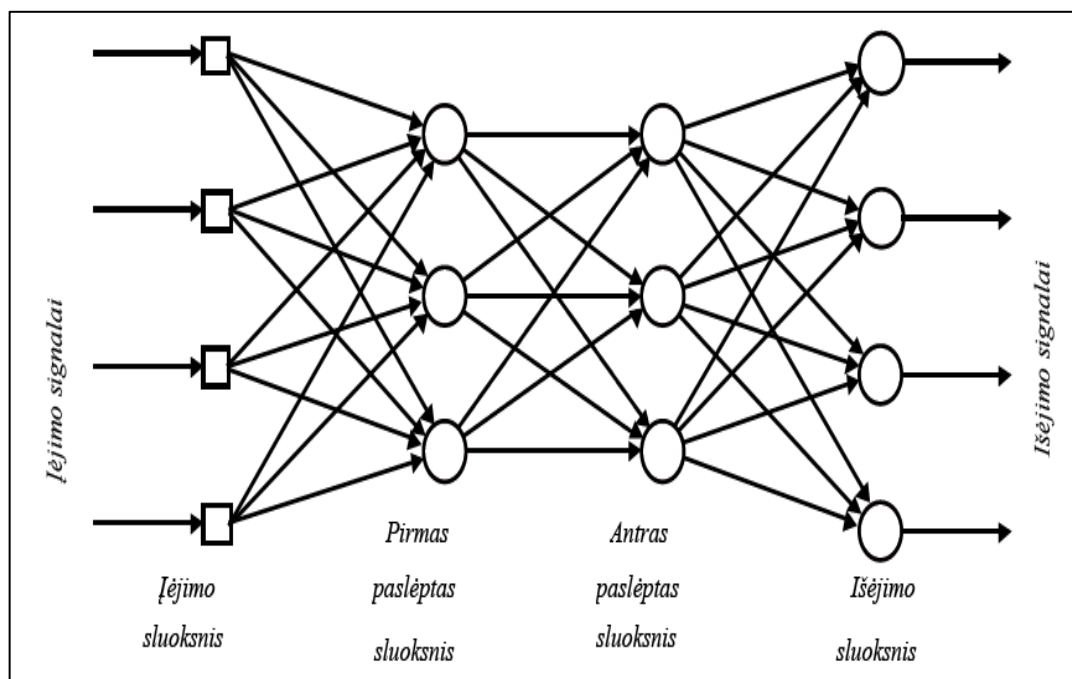
Deleno, Kuzey, Uyaro (2013) siūloma sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio tyrimo metodologija pateikiama 5 paveiksle.



5 pav. Bankroto prognozavimo taikant sprendimų medžio modelį tyrimo metodologija (adaptuota pagal Delen, Kuzey, Uyar, 2013, 3973)

Mokslininkų rekomenduojama sprendimų medžio bankroto prognozavimo metodologiją sudaro 7 etapai: pradedant įmonių finansinių duomenų gavimu bei apdorojimu, baigiant – sudaryto modelio patikimumo įvertinimu. Norint sudaryti patikimą modelį yra patartina tyrimą atlikti su panašaus pobūdžio įmonėmis, nes taip yra gaunamas didesnis patikimumo lygis.

Neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelis – tai toks modelis, kuris yra taikomas sudėtingoms netiesinėms priklausomybėms modeliuoti (Budrikenė ir Paliulytė, 2012). Kėdaitis ir Žilinskas (2013) teigia, kad dirbtinių neuronų tinklai – tai sistema, kuri apdoroja informaciją, ji yra sudaryta iš prisitaikančių duomenų, kurie imituoja gyvo organizmo smegenų veiklą. Olsonas, Delenas, Mengas (2012) teigia, kad šio modelio pagalba gauti rezultatai dažnai būna labai geri, tačiau juos yra sunku suprasti dėl didelio paslėptų sluoksnių bei svorių skaičiaus. Dažniausiai mokslininkų tiriamas bei naudojamas yra daugiasluoksnis smegenų modelis, kuriame informacija iš vieno sluoksnio yra perduodama į kitą sluoksnį (Tsai, Hsu, Yen, 2014). Šio modelio grafinis pavyzdys pateikiamas 6 paveiksle.



6 pav. Bankroto prognozavimas taikant neuronų tinklo modelį (sudaryta pagal Kėdaitis ir Žilinskas, 2013, 76)

Matome, kad modelis yra sudarytas iš įėjimo, išėjimo bei paslėptų sluoksnių. Pirmiausia duomenys patenka į įėjimo sluoksnį ir iš ten keliauja į pirmą paslėptą sluoksnį, tada iš pirmo paslėpto sluoksnio į antrą paslėptą sluoksnį ir taip toliau, kol galiausiai iš paskutinio paslėpto sluoksnio išeities signalai keliauja į išėjimo sluoksnį. Tokiu būdu yra gaunami išėjimo signalai. Dirbtinių neuronų tinklas gali turėti daug įėjimo bei išėjimo signalų. Šis metodas yra paremtas sunkiais matematiniais algoritmais. Metode yra atliekami trys pagrindiniai etapai: pradinių svorių nustatymas, tinklo mokymas ir mokymo stabdymas.

Mokslininkai Cao ir Parry (2009) konstatavo, kad neuronų tinklų modelis yra taikomas sudėtingoms netiesinėms priklausomybėms. Jis yra tinkamas ne tik bankrotui prognozuoti, bet ir tikrinti sukčiavimo galimybes, paskolų teikimo sprendimams priimti. Tačiau jis nėra labai populiarus, nes

sukurti individualų neuronų modelį, pagal kurį būtų galima prognozuoti įmonės bankrotą, yra labai sudėtinga.

8 lentelėje yra pateikiami analizuotų mokslininkų atliktų tyrimų rezultatai naudojant dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius, nurodant naudotus metodus bei gautus tyrėjų rezultatus.

8 lentelė. Mokslininkų atliktų tyrimų rezultatai su dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliais (sudaryta autoriaus)

Mokslininkai atlikę tyrimą	Taikyti metodai	Modelio tikslumas, proc.
Olson, Delen, Meng (2012)	Sprendimų medis	89,8
	Neuronų tinklai	79,8
Heo, Yang (2014)	Neuronų tinklai	77,1
	Sprendimų medis	73,1
	Altmano modelis	51,3
Tsai, Hsu, Yen (2014)	Sprendimų medis	73,77 - 86,37
	Neuronų tinklai	70,57 - 84,38
Tudor, Popescu, Andreica (2015)	Sprendimų medis	90,3
	Neuronų tinklai	83,9
	Logistinė regresija	77,4

Mokslininkai Olsonas, Delenas, Mengas (2012) atliko dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių tyrimą. Buvo tikrinami sprendimų medžio ir neuronų tinklų metodais sukurtų modelių patikimumas. Tyrimas buvo atliekamas su 100 bankrutavusiomis ir 100 veikiančiomis JAV įmonėmis. Tiriamasis laikotarpis 2006–2009 metai. Tyrimui įmonės buvo atsirenkamos atsižvelgiant į 19 kriterijų. Atrinktos įmonės buvo suskirstytos į dvi dalis: su viena dalimi buvo sudaromas modelis, su kita – testuojamas. Modeliai buvo sudaromi atsižvelgiant į veiksnius, kurie turi įtakos įmonių bankrotui: turtas, nuosavas kapitalas, atsargos, įsipareigojimai, gautinos sumos, pardavimo savikaina, dividendai, EBIT,

bendras pelnas, grynas pelnas, veiklos pajamos, pardavimo pajamos bei įmonės rinkos vertė. Gauti rezultatai parodė, jog sprendimų medžio metodu (CART) sukurtu modeliu yra gaunamas didesnis patikimumo lygis, lyginant su neuronų tinklais sukurtu modeliu. CART patikimumas siekė 89,8 proc., tuo tarpu neuronų tinklų – 79,8 proc. Olssonas, Delenas, Mengas (2012) teigia, kad sprendimų medžio modelis yra patikimesnis, norint prognozuoti įmonių bankrotą, bei išvelgia šio modelio privalumą – jį nėra labai sunku pritaikyti ir jo rezultatus nesunku interpretuoti.

Heo, Yangas (2014) taip pat lygino sprendimų medžio ir neuronų tinklų metodais sukurtus bankroto prognozavimo modelius. Tiriamasis laikotarpis 2008–2012 metai. Tyrimui atlikti buvo pasirinkti net 29862 statybos sektoriui priklausančių Pietų Korėjos įmonių duomenys, iš kurių – 1381 bankrutavusios bei 28481 veikiančios. Vėliau mokslininkai išlygino bankrutavusių ir veikiančių įmonių skaičių, tiek vienų, tiek kitų buvo imama po – 1381, kurių finansiniai rodikliai bus naudojami modeliu sukurti. Iš 2762 įmonių – 2208 įmonės buvo naudojamos modelio sudarymui, likusios 554 – modelio testavimui. Mokslininkai tyrimui atlikti naudojo 12 finansinių santykinų rodiklių: EBIT / visas turtas, EBT / nuosavas kapitalas, apyvartinis kapitalas / visas turtas, apyvartinis kapitalas / pardavimo pajamos, trumpalaikis turtas / visas turtas, trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai, pinigai / visas turtas, pinigai / trumpalaikiai įsipareigojimai, natūrinis viso turto logaritmas, pardavimo pajamos / nuosavas kapitalas, pardavimo pajamos / trumpalaikis turtas bei pardavimo pajamos / visas turtas. Gauti rezultatai parodė, kad taikant neuronų tinklų metodą yra gaunami aukščiau rezultatai – 77,1 proc., tačiau taikant sprendimų medžio metodą patikimumas yra tik šiek tiek mažesnis – 73,1 proc. Blogiausi rezultatai yra gaunami pritaikius klasikinį Altmano bankroto prognozavimo modelį – 51,3 proc.

Tsai, Hsu, Yen (2014) tyrė sprendimų medžio bei neuronų tinklų pagalba sudarytų bankroto prognozavimo modelių patikimumą. Tyrimas buvo atliekamas su skirtingų valstybių įmonėmis – Australijos, Vokietijos bei Japonijos. Buvo nagrinėjamos 690 Australijos įmonių, iš kurių – 307 veikiančios ir 383 bankrutavusios, 1000 Vokietijos įmonių, iš kurių – 700 veikiančios ir 300 bankrutavusios ir 690 Japonijos įmonių, iš kurių – 307 veikiančios ir 383 bankrutavusios. Gauti rezultatai parodė, jog abiejų metodų rezultatai yra aukšti ir ganėtinai panašūs. Australijos, Vokietijos bei Japonijos bankrotus tiksliausiai nuspėjo sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis, atitinkamai 84,91 proc., 73,77 proc. bei 86,37 proc., tuo tarpu neuronų tinklų modelio tikslumas buvo mažesnis, atitinkamai 82,44 proc., 70,57 proc. bei 84,38 proc. Autoriai teigia, kad sukurtais modeliais buvo gaunamas panašus patikimumas, tačiau dėl lengvesnės technikos ir aiškesnio rezultatų interpretavimo geriau rinktis modelį, kuris paremtas sprendimų medžio metodu.

Tudoras, Popescu, Andreica (2015) taip pat analizavo dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių patikimumą. Mokslininkai norėdami įvertinti šių modelių patikimumo lygius sukūrė tris bankroto prognozavimo modelius: sprendimų medžio, neuronų tinklų bei logistinės regresijos. Tyrimas buvo atliekamas su 102 Rumunijos įmonėmis, iš kurių: 50 bankrutavusios ir 52 veikiančios. Iš

bankrutavusių ir veikiančių įmonių 70 proc. buvo naudojami modelių sukūrimui bei 30 proc. modelių testavimui. Tiriamasis laikotarpis 2011–2013 metai. Mokslininkai modeliams sudaryti naudojo pelningumo, mokumo, apyvartumo, augimo bei įmonės dydžio finansinius santykinius rodiklius. Gauti rezultatai parodė, kad prognozuojant Rumunijos įmonių bankrotą, geriausi rezultatai buvo gaunami taikant sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį (CHAID), sudarius modelį jo patikimumas siekė 93 proc., pritaikius jį testuojamoms įmonėms – 90,3 proc. Sukurto neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelio patikimumas siekė 91,5 proc., tuo tarpu su testuojamomis įmonėmis – 83,9 proc. Mažiausias patikimumas buvo gautas sukurto logistinės regresijos bankroto prognozavimo modelio – 87,3 proc., tuo tarpu pritaikius jį testuojamoms įmonėms – 77,4 proc. Mokslininkai teigia, kad sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis yra patikimas ir tinkamas naudoti prognozuojant Rumunijos įmonių bankroto tikimybes. Taip pat autoriai išskyrė svarbiausius rodiklius, kurie tiksliausiai atspindi bankrutuojančių ir veikiančių įmonių skirtumus – turto pelningumo bei grynojo pelno augimo tempo rodikliai.

Apibendrinant dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius, galima teigti, kad vis dažniau savo tyrimams atlikti mokslininkai naudoja sprendimų medžio ir neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelius (Bellovary, Giacomino ir Akers, 2007). Lietuvos bei užsienio mokslininkai – Butkus, Žagarė, Cibulskienė (2014), Jakimuk, Žigienė (2011), Garškaitė (2008) bei Azizas ir Daras (2006) teigia, jog dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliai yra žymiai patikimesni už klasikinius bankroto prognozavimo modelius. Remiantis atliktais mokslininkų tyrimų rezultatais, negalima vienareikšmiškai teigti, kuris sprendimų medžio ar neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelis yra tinkamesnis naudoti, tačiau praktiškai visuose nagrinėtuose tyrimuose yra pabrėžiama, kad sprendimų medžio rezultatus yra žymiai lengviau interpretuoti, lyginant su neuronų tinklų modelio gautais rezultatais.

2.4. Klasikinių statistinių ir dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių palyginimas

Išnagrinėjus Lietuvos ir užsienio šalių autorių mokslinius tyrimus, galima išskirti kiekvieno analizuoto: diskriminantinės analizės, logistinės regresijos, sprendimų medžio ir neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelio privalumus bei trūkumus. 9 lentelėje pateikiami analizuotų – statistinių bei dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių privalumai ir trūkumai, kuriuos išskyrė Kumaras, Ravis (2007), Olsonas, Delenas, Mengas (2012), Mackevičius, Silvanavičiūtė (2006), Kėdaitis, Žilinskas (2013) bei Butkus, Žagarė, Cibulskienė (2014).

9 lentelė. Mokslininkų skiriami statistinių bei dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių privalumai bei trūkumai (sudaryta remiantis Kumar, Ravi, 2007, Olson, Delen, Meng, 2012, Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006, Kėdaitis, Žilinskas, 2013, Butkus, Žakarė, Cibulskienė, 2014)

Bankroto prognozavimo modelio rūšys	Modelis	Privalumai	Trūkumai
Statistiniai	Diskriminantinės analizės	<ul style="list-style-type: none"> Nesunkus pritaikymas Didelis populiarumas 	<ul style="list-style-type: none"> Modeliai sukurti daugiau nei prieš 20 metų Neįvertinama kokybinė informacija
	Logistinės regresijos	<ul style="list-style-type: none"> Mažas jautrumas ekonominiams ir finansiniams nuosmukiams Gali padėti nustatyti nemokių įmonių pertvarkymo kryptis 	<ul style="list-style-type: none"> Labai panašūs į diskriminantinės analizės modelius Kai kurių modelių gauti rezultatai netikslūs, nesuteikiantys jokios informacijos
Dirbtinio intelekto	Sprendimų medžio	<ul style="list-style-type: none"> Gauti rezultatai yra lengvai interpretuojami Aukštas patikimumo lygis 	<ul style="list-style-type: none"> Tyrimui atlikti reikalingas didelis kiekis duomenų Reikalinga papildoma programinė įranga
	Dirbtinių neuronų tinklų	<ul style="list-style-type: none"> Aukštas patikimumo lygis Tinkamas analizuojant sudėtingas netiesines priklausomybes 	<ul style="list-style-type: none"> Sunkus modelio sudarymas Sunku interpretuoti gautus rezultatus Reikalinga papildoma programinė įranga Tyrimui atlikti reikalingas didelis kiekis duomenų

Matome, jog klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių didžiausiu privalumu yra laikomas jų paprastumas, t.y. juos nesunku pritaikyti, užtenka žinoti įmonių finansinius santykinus rodiklius, kurie yra naudojami pasirinktame bankroto prognozavimo modelyje. Tačiau šie modeliai buvo sukurti labai seniai, daugiau nei prieš 20 metų, todėl kyla klausimas – ar modeliai vis dar tinkami naudoti? Atlikti mokslininkų tyrimai patvirtina faktą, kad vienareikšmiškai negalima teigti, jog tam tikras klasikinis statistinis bankroto prognozavimo modelis yra tinkamiausias, nes gauti rezultatai parodo priešingus rezultatus. Pagrindinis skirtumas tarp diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos yra tas, jog logistinės regresijos modeliai vertina ne tik tiesinę priklausomybę tarp finansinių rodiklių ir bankroto tikimybes, tačiau yra naudojama ir logistinės regresijos funkcija. Tuo tarpu dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių privalumas yra tas, kad jų patikimumas yra gaunamas geresnis, lyginant su statistiniais bankroto prognozavimo modeliais, tačiau norint taikyti šiuos modelius reikalinga didelė įmonių finansinės informacijos duomenų bazė. Sprendimų medžio modeliai yra praktiškesni, lyginant su dirbtinių neuronų tinklų modeliais, nes jų pagalba gauti rezultatai yra lengviau interpretuojami bei modelio sudarymas yra paprastesnis. Taip pat verta paminėti, kad taikant dirbtinio intelekto modelius yra reikalinga speciali programinė įranga, kuri tinkamai apdorotų didelį duomenų masyvą. Šios programos yra mokamos, todėl ne kiekvienas žmogus gali jas įsigyti. Galima teigti, jog norint nustatyti tinkamiausią bankroto prognozavimo modelį reikia toms pačioms įmonėms pritaikyti skirtingus bankroto prognozavimo modelius ir gavus rezultatus atsirinkti, kuris modelis yra tinkamiausias.

2.5. Finansiniai rodikliai naudojami bankrotui prognozuoti

Tik tose įmonėse, kurios taiko tam tikrus analitinius skaičiavimo metodus bei kurių vadovai atsakingai ir apdairiai valdo su verslo rizika susijusius procesus, gali anksčiau laiko nustatyti artėjančius sunkumus, greitai į juos reaguoti, taip sumažinant arba visai panaikinant bankroto grėsmę. Įmonės veiklos analizės atlikimas yra siejamas su finansinių santykinų rodiklių apskaičiavimu, palyginimu bei interpretavimu. Mackevičius (2006) teigia, jog ne visi finansiniai santykiniai rodikliai yra reikšmingi norint vertinti įmonių finansinę būklę, nes kartais vieni iš jų būna geri, o kiti pasiekę kritinę ribą. Tačiau autorius mano, kad sujungus reikšmingiausius ir svarbiausius finansinius santykinus rodiklius, jie gali būti pritaikomi įmonės finansinės būklės vertinimui bei tuo pačiu – bankroto prognozavimui.

Norint sukurti dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelį reikia kruopščiai atsirinkti ir atidžiai pritaikyti finansinius santykinus rodiklius, kurie geriausiai atspindi įmonių finansinę būklę. Anot Mackevičiaus (2010) yra tikslinga finansinius santykinus rodiklius lyginti su toje pačioje ūkio šakoje dirbančių įmonių rodikliais. Jardinas (2010) išanalizavo 200 mokslinių tyrimų ir nustatė, kad mokslininkai kurdami dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius naudojo daugiau nei 500 skirtingų finansinių rodiklių, kurie apskaičiuojami iš finansinių ataskaitų (balanso, pelno nuostolio,

pinigų srautų ir kt.). Sprengersas (2005) teigia, kad finansiniai santykiniai rodikliai leidžia greitai ir lengvai įvertinti įmonių būklės, ir jie yra skirstomi į 5 pagrindines grupes:

- Likvidumo;
- Pelningumo;
- Finansinės struktūros;
- Mokumo;
- Aktyvumo.

Likvidumo ir mokumo rodikliai parodo įmonės gebėjimą vykdyti savo įsipareigojimus, pelningumo rodikliai atskleidžia, kaip efektyviai yra uždirbamas pelnas, finansinės struktūros rodikliai parodo finansinio svėro dydį, tuo tarpu aktyvumo rodikliai apibrėžia naudojamo įmonės turto bei vykdomų pardavimų efektyvumą (Janovič, 2012).

Lietuvių mokslininkės Miliauskė, Paliulytė (2013) išskyrė 7 finansinius santykinius rodiklius, kuriais remiantis galima įžvelgti bankroto užuomazgas. Mokslininkių išskirti rodikliai pateikiami 10 lentelėje.

10 lentelė. Finansiniai santykiniai rodikliai, tinkantys įmonių bankroto tikimybei vertinti (sudaryta remiantis Miliauskė, Paliulytė, 2013)

Bendras pelnas / Pardavimo pajamos
Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos
Grynasis pelnas / Turtas
Grynasis pelnas / Nuosavas kapitalas
Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai
(Trumpalaikis turtas – atsargos) / Trumpalaikiai įsipareigojimai
Įsipareigojimai / Turtas

Tuo tarpu Mackevičius (2010) teigia, jog įmonės būklės įvertinimui geriausiai tinkami yra pardavimo pelningumo ir mokumo rodikliai: bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos.

Taigi Mackevičiaus (2010) ir Miliauskės, Paliulytės (2013) nuomonės sutapo dėl mokumo – bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio ir bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo rodiklių tinkamumo naudoti, norint įvertinti galimą bankroto tikimybę.

Bendrojo trumpalaikio mokumo koeficientas parodo įmonės sugebėjimą įvykdyti trumpalaikius įsipareigojimus, naudojant trumpalaikį įmonės turtą. Greitojo trumpalaikio mokumo koeficientas arba kritinio mokumo koeficientas – tai griežtesnė bendrojo mokumo koeficiento forma, nes yra daroma prielaida, kad atsargos yra nelikvidžios ir jei likvidus turtas viršija trumpalaikius įsipareigojimus, įmonės neturėtų susidurti su mokumo problemomis. Bendras skolos rodiklis parodo kokia dalis įmonės turto yra įsigyta už skolintas lėšas. Šis rodiklis ypač svarbus kreditoriams. Aukštas šio rodiklio lygis lemia didesnė įmonės rizikos tikimybę. Pardavimo pelningumo rodiklis parodo, kiek procentų grynojo pelno uždirba vienas pardavimo pajamų euras, kitaip sakant parodo įmonės veiklos efektyvumą (Darškuvienė, 2010).

Atlikta palyginamoji klasikiniuose statistiniuose modeliuose esančių elementų analizė, kuri yra pateikiama 2 priede, parodė, jog svarbūs yra 5 rodikliai, kurie buvo naudojami bent 3 mokslininkų, sudarant bankroto prognozavimo modelius – apyvartinio kapitalo / turto, nepaskirstyto pelno / turto, EBIT / turto, pardavimo pajamų / turto bei nuosavo kapitalo / įsipareigojimų rodikliai.

Doolatabadis, Hoseinis, Tahmasebis (2013), Heo, Yangas (2014), Tudoras, Popescu. Andreica (2015), Foroghis, Monadiemis (2011) bei Fijorekas, Grotowskis (2012) kurdami dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius naudojo 12 – 33 skirtingus finansinius santykinis rodiklius (žr. 11 lentelę).

11 lentelė. Dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelio kūrimui naudoti finansiniai santykiniai rodikliai (sudaryta remiantis Doolatabadi, Hoseini, Tahmasebi, 2013, Heo, Yang, 2014, Tudor, Popescu, Andreica, 2015, Foroghi, Monadiemi, 2011, Fijorek, Grotowski, 2012)

Mokslininkai	Naudoti finansiniai santykiniai rodikliai
Doolatabadi, Hoseini, Tahmasebi (2013)	33
Heo, Yang (2014)	12
Tudor, Popescu, Andreica (2015)	14
Foroghi, Monadjemi (2011)	25
Fijorek, Grotowski (2012)	28

3 priede pateikiama atlikta palyginamoji analizė su Doolatabadžio, Hoseino, Tahmasebžio (2013), Heo, Yango (2014), Tudoro, Popescu, Andreicos (2015), Forogho, Monadiemo (2011) bei Fijoreko, Grotowskio (2012) tyrimuose naudotais finansiniais santykiniais rodikliais, kurie buvo pripažinti tinkamais, norint prognozuoti bankrotą. Autorių išskiriami finansiniai santykiniai rodikliai, kurie pasikartojo bent trijuose mokslininkų darbuose yra pateikiami 12 lentelėje.

12 lentelė. Mokslininkų išskiriami svarbiausi finansiniai santykiniai rodikliai įmonių bankroto tikimybei vertinti (sudaryta remiantis Doolatabadi, Hoseini, Tahmasebi, 2013, Heo, Yang, 2014, Tudor, Popescu, Andreica, 2015, Foroghi, Monadiemi, 2011, Fijorek, Grotowski, 2012)

Apyvartinis kapitalas / Turtas
Nepaskirstytas pelnas / Turtas
EBIT / Turtas
Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai
Įsipareigojimai / Turtas
Grynasis pelnas / Turtas
Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos

Mokslininkų atliktuose tyrimuose nagrinėjamų finansinių santykinų rodiklių skaičius svyruoja nuo 12 iki 33 skirtingų finansinių rodiklių. Yra teigiama, kad ne visi finansiniai santykiniai rodikliai yra reikšmingi norint vertinti įmonių finansinę būklę, nes kartais vieni iš jų būna geri, o kiti pasiekę kritinę ribą. Buvo nustatyta, jog įmonių bankroto tikimybei vertinti yra tinkami Mackevičiaus (2010) bei Miliauskės, Paliulytės (2013) išskiriami finansiniai santykiniai rodikliai, kurie parodo įmonių mokumo ir pelningumo galimybes – bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo rodikliai. Tuo tarpu bankroto prognozavimo modeliams sudaryti tinkamiausiais rodikliais yra laikomi apyvartinio kapitalo / turto, nepaskirstyto pelno / turto, EBIT / turto, nuosavo kapitalo / įsipareigojimų, įsipareigojimų / turto, grynojo pelno / turto bei grynojo pelno / pardavimo pajamų finansiniai santykiniai rodikliai. Šie rodikliai buvo pripažinti svarbiais sudarant dirbtinio intelekto

bankroto prognozavimo modelius ir šie rodikliai pasikartojo bent trijuose skirtingų mokslininkų tyrimuose.

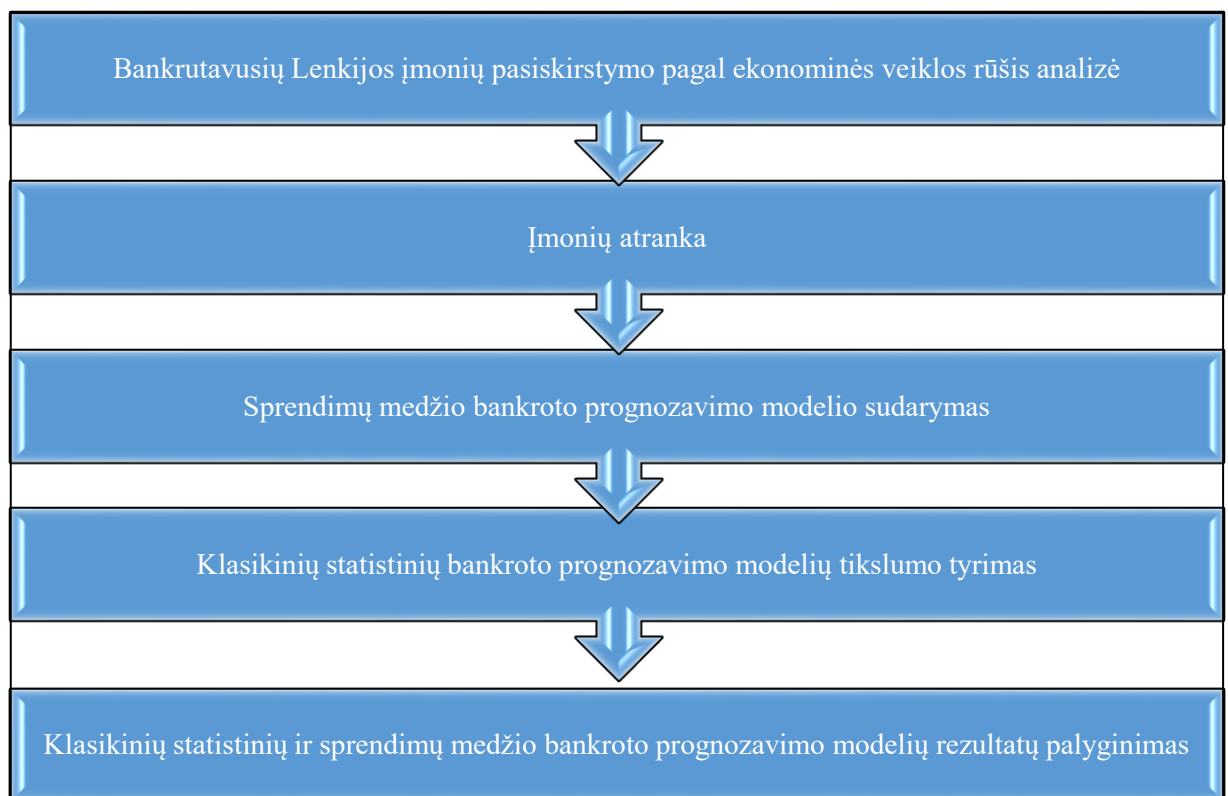
Apibendrinamas bankroto prognozavimo modelius ir jų taikymo aspektus, galiu teigti, kad mokslininkų nesutarimai patvirtina faktą, kad tikslinga ir toliau tęsti empirinius bankroto prognozavimo modelių tyrimus. Klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai yra naudojami dažniau dėl savo paprastumo, lyginant su dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliais, tačiau atlikti mokslininkų tyrimai parodo, kad dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių tikslumas yra geresnis nei klasikinių bankroto prognozavimo modelių. Taip pat klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai buvo sukurti daugiau nei prieš 20 metų, todėl kyla klausimas dėl modelių tinkamumo šių dienų įmonių bankroto diagnostikai. Tuo tarpu dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelių taikymas yra sudėtingesnis, norint taikyti šiuos modelius reikalinga didelė įmonių finansinės informacijos duomenų bazė. Verta paminėti, kad taikant dirbtinio intelekto modelius yra reikalinga speciali programinė įranga, kuri tinkamai apdorotų didelį duomenų masyvą. Šios programos yra mokamos, todėl ne kiekvienas žmogus gali jas įsigyti. Praktikoje egzistuoja dviejų rūšių dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliai – neuronų tinklų ir sprendimų medžio. Sprendimų medžio modeliai yra praktiškesni, lyginant su dirbtinių neuronų tinklų modeliais, nes jų pagalba gauti rezultatai yra lengviau interpretuojami bei modelio sudarymas yra paprastesnis. Dėl šios priežasties empirinį tyrimą buvo nuspręsta atlikti taikant sprendimų medžio metodą. Atlikta finansinių santykinių rodiklių analizė parodė, kad įmonių bankroto tikimybei vertinti mokslininkai siūlo naudoti bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo rodiklius. Tuo tarpu bankroto prognozavimo modeliams sudaryti tinkamiausiais rodikliais yra laikomi apyvartinio kapitalo / turto, nepaskirstyto pelno / turto, EBIT / turto, nuosavo kapitalo / įsipareigojimų, įsipareigojimų / turto, grynojo pelno / turto bei grynojo pelno / pardavimo pajamų finansiniai santykiniai rodikliai. Šie rodikliai mokslininkų yra pripažinti tinkamais, norint sukurti bankroto prognozavimo modelius.

3. SPRENDIMŲ MEDŽIO BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIO SUKŪRIMO LENKIJOS ĮMONIŲ PAVYZDŽIU METODOLOGIJA

Tikslas – sudaryti sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį Lenkijos gamybinių įmonių bankroto diagnostikai ir patikrinti šio modelio tinkamumą.

Tyrimui atlikti finansiniai įmonių duomenys buvo gauti iš EMIS duomenų bazės. Sudarytoje įmonių duomenų bazėje yra pateikiama finansinė informacija apie 363 gamybines Lenkijos įmones. Iš kurių 2008–2013 metais: 151 bankrutavo bei 212 ir toliau vykdė savo veiklą. Įmonių finansinių duomenų bazė yra pateikiama 4 priede. Lentelėje esančioje skiltyje „Statusas“, 1 atitinka – bankrutavusias, 0 – veikiančias įmones po vienerių finansinių metų.

7 paveiksle pateikiami empiriniam tyrimui atlikti naudojami etapai.



7 pav. Empirinio tyrimo etapai (sudaryta autoriaus)

Empirinį tyrimą galima suskirstyti į 5 etapus:

1. Bankrutavusių Lenkijos įmonių pasiskirstymo pagal veiklos rūšis analizės tikslas yra išsiaiškinti, kuria veiklos rūšimi užsiimančios įmonės bankrutuoja labiausiai ir tokiu būdu parinkti empiriniam tyrimui sektorių, kuriame aktualiausia bankroto prognozavimo problema.
2. Įmonių atrankos etape įmonės buvo suskirstytos į dvi grupes: sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymui atrinktų įmonių grupę ir klasikinių statistinių bei sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupę. Remiantis Mackevičiaus (2010) ir

Miliauskės, Paliulytės (2012) rekomendacijomis buvo įvertinti įmonių bendrojo trumpalaikio mokumo, greitojo trumpalaikio mokumo, bendrojo skolos bei grynojo pardavimo rodikliai, kurie yra laikomi svarbiais, norint nustatyti įmonės finansinę būklę. Šių rodiklių interpretacija pateikiama 13 lentelėje.

13 lentelė. Bankroto tikimybei vertinti naudojami finansiniai santykiniai rodikliai bei jų interpretavimas (sudaryta remiantis Mackevičius, 2010, Miliauskė, Paliulytė, 2012)

Rodiklis	Reikšmė	
	Bloga	Gera
Bendrojo trumpalaikio mokumo koeficientas	<1	>1
Greitojo trumpalaikio mokumo koeficientas	<0,5	>0,5
Bendrasis skolos koeficientas	>1	<1
Grynasis pardavimo pelningumas	<0	>0

Pagal šiuos rodiklius įmonės buvo priskiriamos į sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymui atrinktų įmonių grupę arba į klasikinių statistinių bei sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupę. Žinodamas įmonių būklės po metų, į klasikinių statistinių bei sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupę atrinkau įmones priklausomai nuo įmonės statuso po metų, t.y. jei po vienerių metų įmonės nebankrutavo – buvo atrenkamos įmonės, kurių bendrojo trumpalaikio mokumo, greitojo trumpalaikio mokumo, bendrojo skolos bei grynojo pardavimo rodikliai buvo geri, jei įmonė po vienerių metų bankrutavo – buvo atrenkamos įmonės, kurių visi minėti rodikliai buvo blogi (žr. 4 priedas).

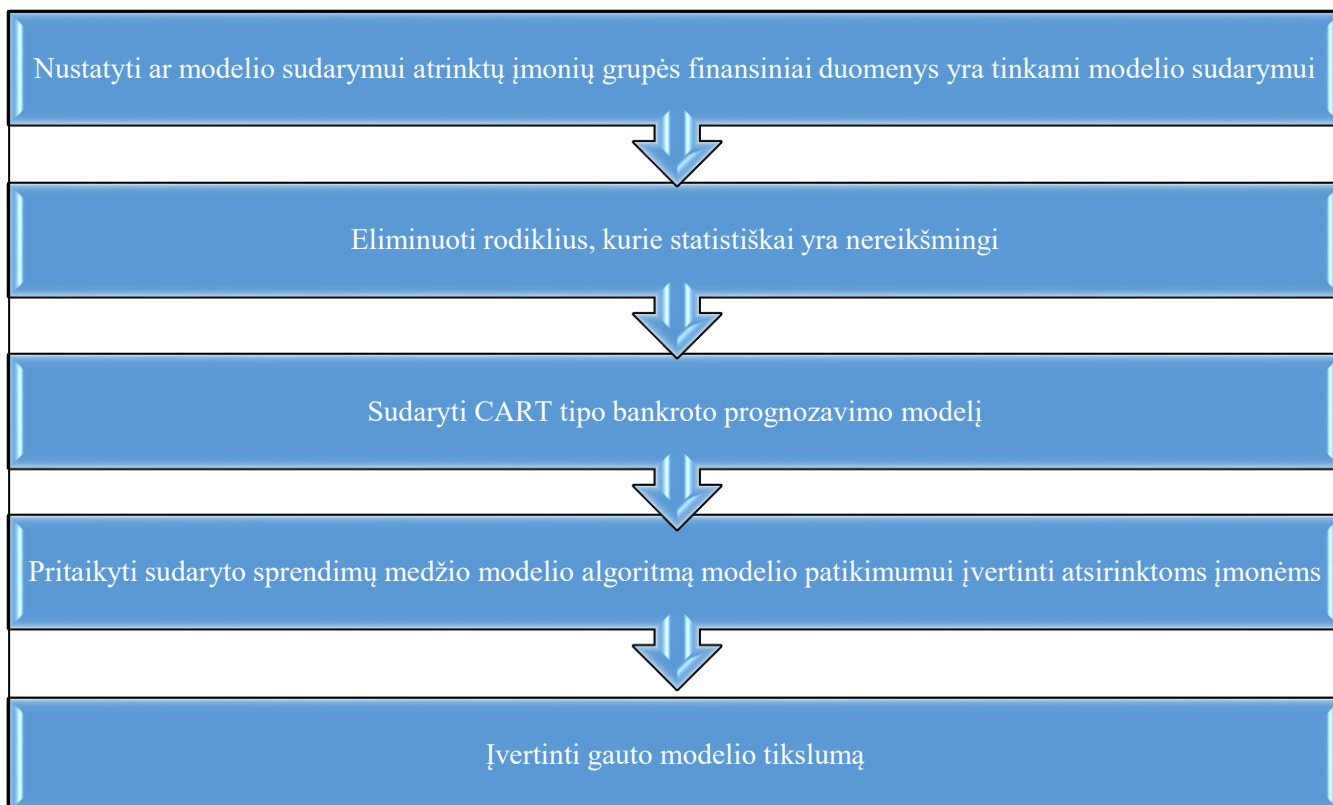
Tokiu principu atsirinkau 50 veikiančių ir 50 bankrutavusių įmonių, kurias naudosiu klasikinių statistinių bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui atlikti. Su likusiomis 263 įmonėmis bus sudaromas sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis.

3. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymo etape buvo naudojami sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymui atrinktų įmonių grupės duomenys. Modeliui sudaryti buvo pasirinkti 14 finansinių santykinųjų rodiklių, kurie yra naudojami pasirinktuose klasikiniuose statistiniuose modeliuose bei rodikliai, kurie mokslininkų buvo pripažinti tinkamais, norint sudaryti dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius. Darbe naudojami finansiniai santykiniai rodikliai pateikiami 14 lentelėje.

14 lentelė. Tyrime naudojami finansiniai santykiniai rodikliai (sudaryta autoriaus)

X1 – Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai
X2 – (Trumpalaikis turtas - atsargos) / Trumpalaikiai įsipareigojimai
X3 – Įsipareigojimai / Turtas
X4 – Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos
X5 – Grynasis pelnas / Turtas
X6 – Apyvartinis kapitalas / Turtas
X7 – Nepaskirstytas pelnas / Turtas
X8 – EBIT / Turtas
X9 – Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai
X10 – Pardavimo pajamos / Turtas
X11 – Bendras pelnas / Trumpalaikiai įsipareigojimai
X12 – Trumpalaikis turtas / Įsipareigojimai
X13 – Trumpalaikiai įsipareigojimai / Turtas
X14 – (Greitai realizuojamas turtas – trumpalaikiai įsipareigojimai) / Veiklos sąnaudos

8 paveiksle pateikiama sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymo eiga.



8 pav. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymo etapai (sudaryta autoriaus)

Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymo etape yra ne tik sudaromas modelis, bet ir atliekamas šio modelio patikimumo testavimas su klasikinių statistinių bei sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenimis.

4. Klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių tikslumo etape buvo pasirinkti 3 klasikiniai statistiniai bankroto prognozavimo modeliai – Altmano (skirtas įmonėms, kurių akcijomis nėra prekiaujama akcijų biržose), Tafflerio ir Tisshawo bei Springate'o. Šių modelių pasirinkimą įtakojo 2 darbo dalyje analizuotų mokslininkų gauti klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių rezultatai. Prognozuojant gamybinių įmonių bankrotus, Altmano bankroto prognozavimo modelį taikyti siūlo Butkus, Žakarė ir Cibulskienė (2014), Kohandelas, Fardis ir Javadis (2015), Burganova ir Salahieva (2015). Tafflerio ir Tisshawo – Burganova ir Salahieva (2015). Springate'o – Talebnia, Karmozis ir Rahimis (2016) bei Mohammadis (2016). Šių modelių patikimumas buvo patikrintas su klasikinių statistinių bei sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenimis.
5. Klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių rezultatų palyginimo etape yra palyginami gauti rezultatai bei pateikiamos išvalgos dėl modelių tinkamumo naudoti.

4. SPRENDIMŲ MEDŽIO BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIS LENKIJOS ĮMONĖMS IR JO PATIKIMUMO TYRIMO REZULTATAI

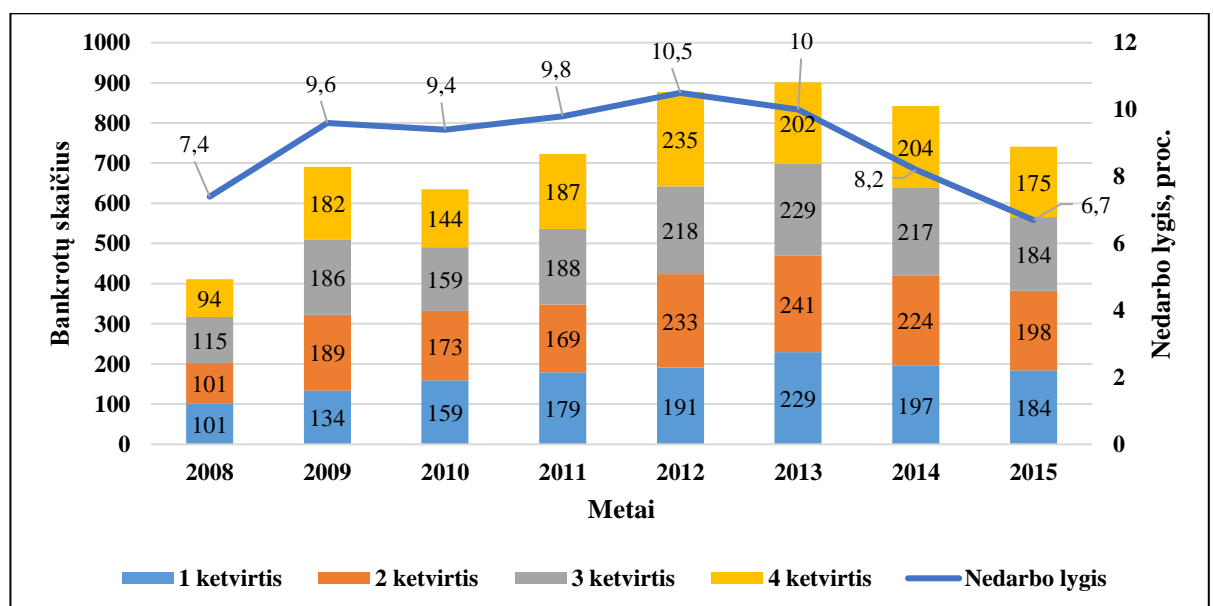
4.1. Bankrutavusių Lenkijos įmonių skaičiaus pokyčiai 2008–2015 metais

Siekiant išsiaiškinti kuria veiklos rūšimi užsiimančios įmonės Lenkijoje bankrutuoja labiausiai, atlikau 2008–2015 metų bankrutavusių Lenkijos įmonių analizę. 2008–2015 metų bankrutavusių Lenkijos įmonių skaičiaus dinamika pateikiama 15 lentelėje.

15 lentelė. Bankrutavusių įmonių skaičius Lenkijoje 2008–2015 metais. (sudaryta remiantis Copaco duomenų baze)

Metai	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Viso:	411	691	635	723	877	901	842	741

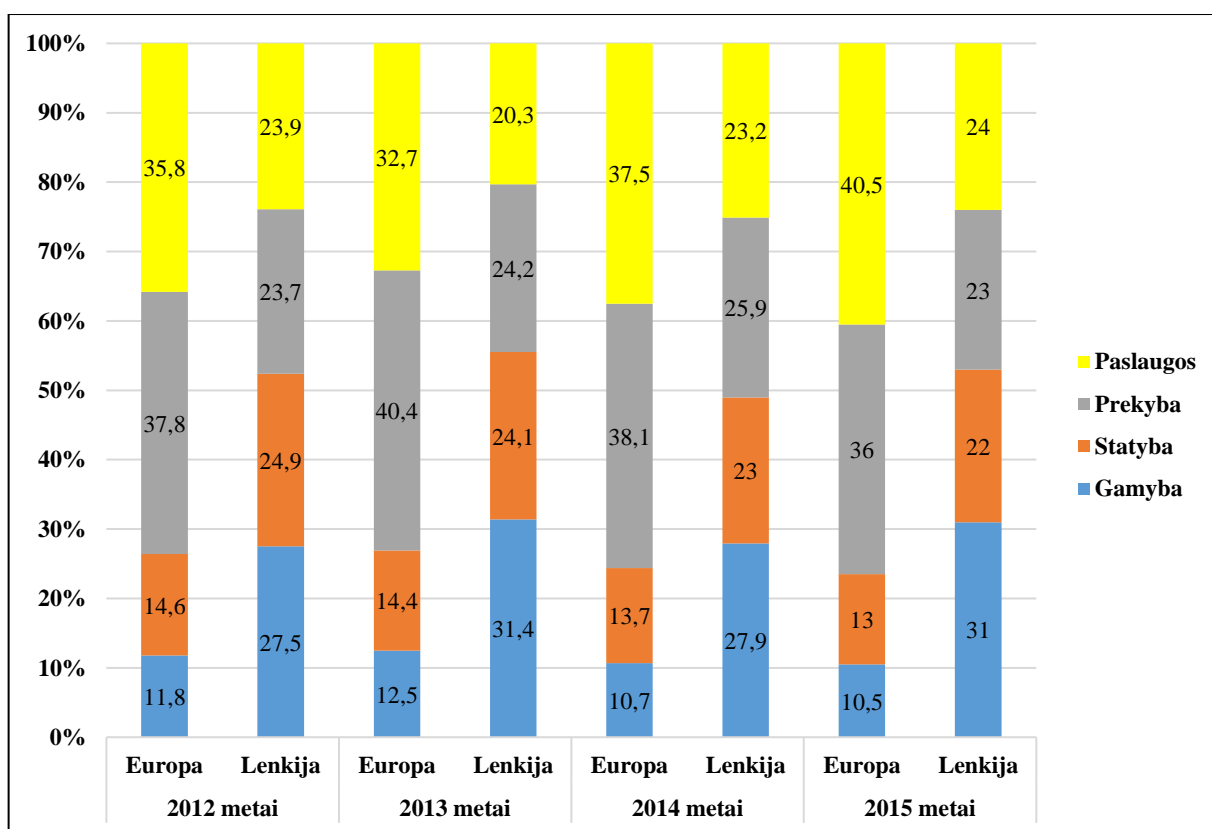
Matome, kad per analizuojamą 2008–2015 metų laikotarpį, Lenkijos įmonių bankrotų skaičius išaugo 80,3 proc. 2009 metais fiksuojamas ženklus bankrotų padidėjimas šalyje, lyginant su 2008 metais, išaugimas siekė – 68,1 proc., tam įtakos turėjo 2008 metais prasidėjusi pasaulinė finansų krizė, kuri paveikė ir Lenkijos ekonomiką. 2010 metais bankrotų skaičius sumažėjo, atrodo, kad šalis atsigauna po krizės, tačiau 2011–2013 metais buvo pastebimas tolimesnis bankrutavusių įmonių skaičiaus augimas. Grafiškai 2008–2015 metų bankrutavusių Lenkijos įmonių skaičiaus pagal ketvirčius dinamika bei metinio nedarbo lygio kitimas yra pateikiami 9 paveiksle.



9 pav. 2008–2015 metais bankrutavusių įmonių bei nedarbo lygio kitimo dinamika Lenkijoje (adaptuota pagal Copaco, 2016)

Stebint bankrutavusių įmonių statistiką pagal ketvirčius galime pastebėti įdomų niuansą, jog kiekvienais metais įmonės dažniau bankrutuoja antrąjį bei trečiąjį ketvirtį, lyginant su pirmuoju bei ketvirtuoju ketvirčiais. Taip pat grafike matome, kad įmonių bankrotų skaičius kinta ta pačia kryptimi kaip ir nedarbo lygis. Nedarbo lygiui didėjant, auga ir bankrotų skaičius. Copaco (2016) pateiktoje ataskaitoje yra teigiama, kad įmonių bankrotui Lenkijoje didelę įtaką daro ne tik nedarbo lygio pokyčiai, bet ir privatus vartojimas bei eksportas: jei eksportas auga ir kuo daugiau žmonės yra linkę išleisti pinigų, tuo mažiau bankrutuoja įmonės. 2009 ir 2011–2013 metais sumažėjus eksportui bei privačiam vartojimui – išaugo bankrotų skaičius, tuo tarpu 2010, 2014 bei 2015 metais šiems faktoriams padidėjus – sumažėjo bankrotų skaičius.

Atlikus Lenkijos įmonių bankrotų analizę pastebėtas įdomus faktas, jog šioje šalyje daugiausiai bankrutuoja gamybinės įmonės, priešingai nei kitose vidurio Europos šalyse. Vidurio Europos šalyse labiausiai bankrutavo paslaugų ir prekybos įmonės. Visais analizuotais metais, išskyrus 2015 metus, prekybinių įmonių bankrotai sudarė didžiausią visų bankrotų procentinę dalį pagal veiklos pobūdį. Vidurio Europos bei Lenkijos 2012–2015 metų bankrutavusių įmonių skaičiaus pasiskirstymas pagal veiklos rūšį pateikiamas 10 paveiksle.



10 pav. 2012–2015 metais Vidurio Europos šalių bei Lenkijos bankrutavusių įmonių skaičiaus dinamika pagal veiklos rūšį (adaptuota pagal Creditreform bei Copaco)

Vidurio Europoje prekybina veikla užsiimančios įmonės bankrutavo labiausiai. Remiantis Creditreform duomenimis, jų dalis bendrame bankrutavusių įmonių skaičiuje per analizuojamą laikotarpį sumažėjo nuo 37,8 proc. iki 36 proc. Antroje vietoje pagal veiklos pobūdį seka paslaugų įmonės, kurių dalis bendrame bankrutavusių įmonių skaičiuje per analizuojamą laikotarpį padidėjo nuo 35,8 proc. iki 40,5 proc. Mažiausiai bankrutavo gamybinė veikla užsiimančios įmonės. Šių įmonių dalis bendrame bankrutavusių įmonių skaičiuje sumažėjo nuo 11,8 proc. iki 10,5 proc. Yra laikoma, jog vienu iš svarbiausių sektorių yra statybų sektorius, nes jis pirmasis visame pasaulyje atspindi ekonomikos augimo arba lėtėjimo tendencijas. Per analizuojamą laikotarpį statybų sektoriuje bankrotų skaičius sumažėjo. Pagrindinėmis statybų sektoriaus bankroto priežastimis tampa makroekonominiai rodikliai, tokie kaip: BVP pokyčiai, infliacija, nedarbo lygis, investicijos, kreditavimo apimtys ir sąlygos.

Kalbant apie Lenkiją, 2012–2015 metais daugiausia bankrotų buvo fiksuojama gamybiniame sektoriuje, metalo apdirbimo pramonėje veiklą vykdančiose įmonėse. Nuolatos kylant žaliavų kainoms, mažėjant paklausai, vadovybės nenorui investuoti į naujesnes technologijas ir mašinas bei didėjant konkurencijai, gamybiniame sektoriuje dirbančios įmonės nesugebėjo laiku atsiskaityti tiekėjams, kreditoriams ar darbuotojams ir galiausiai buvo priverstos skelbti bankrotus. Kituose Lenkijos sektoriuose pastebima panaši tendencija, lyginant su 2012 metais – paslaugų veiklą vykdančių įmonių dalis bendrame bankrutavusių įmonių skaičiuje padidėjo 0,1 proc., tuo tarpu prekybiniame bei statybiniame sektoriuje esančių įmonių dalis bendrame bankrutavusių įmonių skaičiuje sumažėjo, atitinkamai 0,7 proc. ir 2,9 proc.

Apibendrinant Lenkijos įmonių bankrotų statistiką galima teigti, kad bankrotų skaičiaus kitimas daugiausiai priklauso nuo trijų pagrindinių dalykų – nedarbo lygio, privataus vartojimo bei eksporto. Šiems veiksniams gerėjant įmonių bankrotų skaičius mažėja ir priešingai, jei rodikliai blogėja, bankrotų skaičius – didėja. Galima išskirti 2010–2013 metų laikotarpį, kuomet bankrutuojančių įmonių skaičius kasmet augo. Taip pat lyginant su vidurio Europos šalimis, Lenkijoje daugiausia bankrotų buvo užfiksuojama įmonėse, kurios savo veiklą vykdė gamybiniame sektoriuje. Remiantis šiomis išvaidomis, tyrimas bus atliekamas su 2008–2013 metų Lenkijos įmonėmis, kurios priklauso gamybiniam sektoriui.

4.2. Bankroto tikimybei vertinti naudojamų finansinių santykinų rodiklių analizė

Tyrimui atlikti buvo naudojami 363 įmonių finansiniai duomenys. Iš kurių po vienerių metų – 151 bankrutavo ir 212 toliau vykdė savo veiklą. Teorinėje darbo dalyje buvo nustatyta, kad įmonių bankroto tikimybei vertinti yra siūlomi naudoti Mackevičiaus (2010) bei Miliuskės, Paliulytės (2013) išskiriami finansiniai santykiniai rodikliai, kurie parodo įmonių mokumo ir pelningumo galimybes – bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo rodikliai. Šių finansinių santykinų rodiklių vidutinės, minimalios ir maksimalios reikšmės po vienerių metų bankrutavusių bei nebankrutavusių įmonių yra pateikiamos 16 lentelėje.

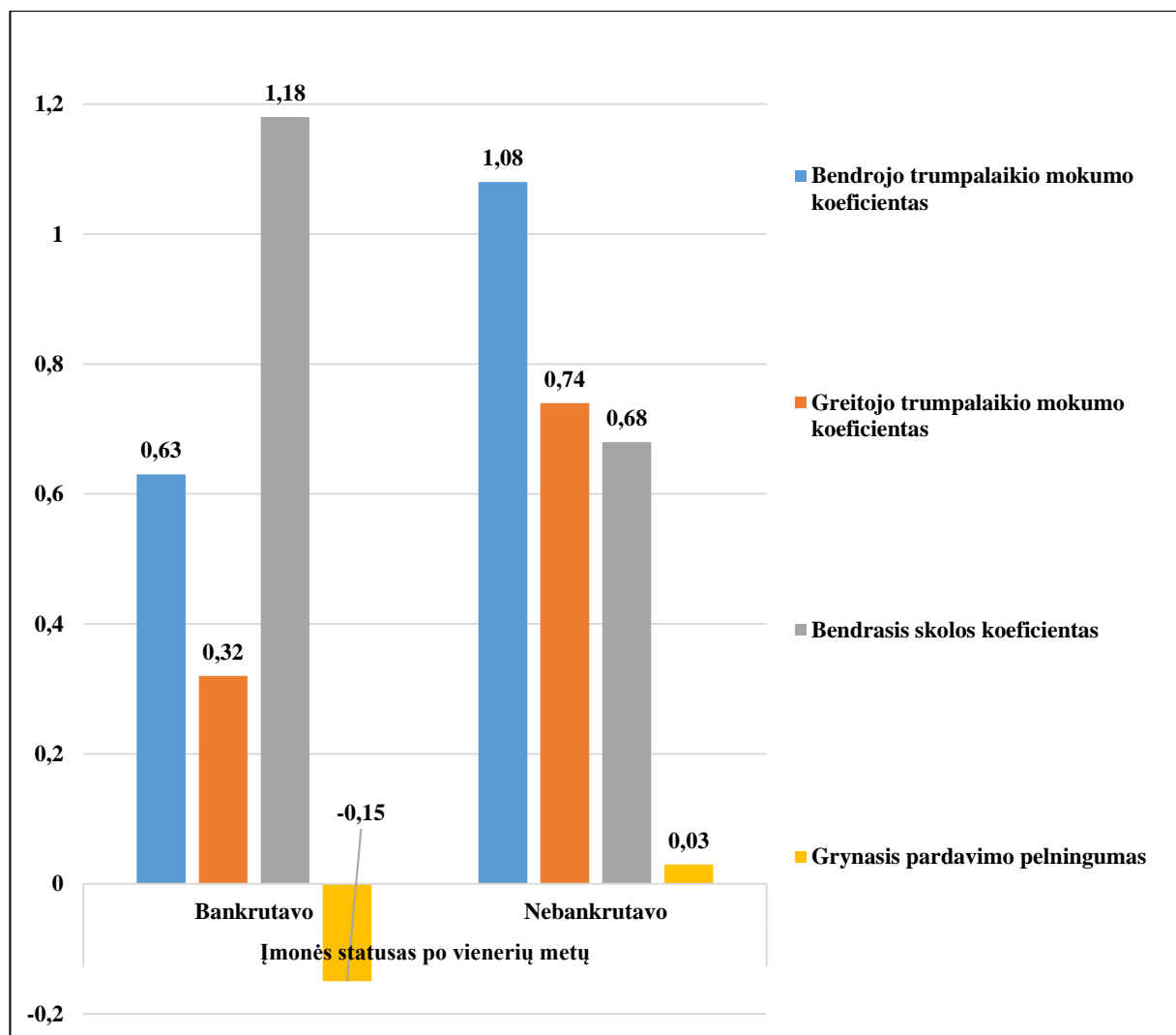
16 lentelė. Bankrutavusių bei nebankrutavusių įmonių finansinių santykinų rodiklių vidutinės bei minimalios ir maksimalios reikšmės (sudaryta autoriaus)

Finansiniai santykiniai rodikliai	Įmonės statusas po vienerių metų					
	Bankrutavo			Nebankrutavo		
	Vidutinė reikšmė	Minimali reikšmė	Maksimali reikšmė	Vidutinė reikšmė	Minimali reikšmė	Maksimali reikšmė
Bendrojo trumpalaikio mokumo koeficientas	0,63	0,02	1,1	1,08	0,60	2,00
Greitojo trumpalaikio mokumo koeficientas	0,32	0,002	0,87	0,74	0,40	1,62
Bendrasis skolos koeficientas	1,18	0,41	4,81	0,68	0,27	1,06
Grynasis pardavimo pelningumas, proc.	-15	-88	12	3	-2	27

Matome, kad naudojant mokslininkų išskiriamas rodiklius galima įžvelgti esminių skirtumų tarp įmonių, kurios po vienerių metų bankrutavo bei įmonių, kurios po vienerių metų – nebankrutavo. Bankrutavusių įmonių bendrojo trumpalaikio mokumo koeficiento reikšmė svyravo 0,02–1,1 intervale, vidutinė bendrojo trumpalaikio mokumo reikšmė siekė 0,63, tai reiškia, kad įmonių sugebėjimas įvykdyti trumpalaikius įsipareigojimus, naudojant trumpalaikį turtą yra sąlyginai žemas, tuo tarpu nebankrutavusių įmonių bendrojo trumpalaikio mokumo reikšmė svyravo 0,60–2,00 intervale, vidutinė bendrojo trumpalaikio mokumo reikšmė siekė 1,08, kas reiškia, kad įmonės yra pajėgesnės trumpalaikius įsipareigojimus padengti trumpalaikiu turtu. Bankrutavusių įmonių greitojo trumpalaikio mokumo koeficiento reikšmė svyravo 0,002–0,87 intervale, vidutinė greitojo trumpalaikio mokumo reikšmė siekė 0,32. Yra laikoma, kad jei šio rodiklio reikšmė yra mažesnė už 0,5, įmonėms gali grėsti mokumo problemos. Nebankrutavusių įmonių greitojo trumpalaikio mokumo koeficiento reikšmė svyravo 0,40–1,62 intervale, vidutinė greitojo trumpalaikio mokumo reikšmė siekė 0,74. Tai parodo, kad šių įmonių greitojo mokumo galimybės yra geresnės. Bankrutavusių įmonių bendrojo skolos koeficiento reikšmė svyravo 0,4–4,81 intervale, vidutinė bendrojo skolos koeficiento reikšmė siekė 1,18. Tai parodo, kad įmonių įsipareigojimai yra didesni už jos turtą. Tuo tarpu nebankrutavusių įmonių bendrojo skolos koeficiento reikšmė svyravo 0,27–1,06 intervale, vidutinė bendrojo skolos koeficiento reikšmė siekė 0,68. Tai parodo, kad įmonės yra „saugesnės“, jų turimas turtas yra didesnis už įsipareigojimus. Bankrutavusių įmonių grynojo pardavimo pelningumo reikšmė svyravo –88–12 proc. intervale, vidutinė grynojo pardavimo pelningumo reikšmė siekė –15 proc. Tai parodo, kad šių įmonių

veiklos efektyvumas yra žemas. Nebankrutavusių įmonių grynojo pardavimo pelningumo reikšmė svyravo –2–27 proc. intervale, grynojo pardavimo pelningumo reikšmė siekė 3 proc. Tai reiškia, kad šių įmonių veikla efektyvesnė.

11 paveiksle grafiškai pateikiami bankrutavusių ir nebankrutavusių įmonių bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo finansinių santykinų rodiklių vidutinės reikšmės.



11 pav. Bankrutavusių ir nebankrutavusių įmonių bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo finansinių santykinų rodiklių vidutinės reikšmės (sudaryta autoriaus)

Vidutiniai bendrojo trumpalaikio mokumo, greitojo trumpalaikio mokumo koeficientai nebankrutavusių įmonių buvo geresni, atitinkamai 1,71 bei 2,31 karto. Vidutinis bendrojo skolos koeficientas bankrutavusių įmonių buvo 1,73 karto didesnis. Tuo tarpu vidutinis grynasis pardavimo pelningumas nebankrutavusių įmonių 18 procentų didesnis. Tai parodo, kad remiantis Mackevičiaus (2010) bei Miliauskės, Paliulytės (2012) rekomendacijomis šie rodikliai yra tinkami vertinant įmonių

bankrotą, nes jie parodo akivaizdžius skirtumus tarp po vienerių metų bankrutavusių bei veikiančių įmonių.

Remiantis šiais rodikliais įmonės buvo suskirstytos į dvi grupes – sprendimų medžio modelio sudarymui atrinktų įmonių grupė bei klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupė. Į klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupę pagal minėtus rodiklius pateko 50 veikiančių ir 50 bankrutavusių įmonių. 5 priede pateikiamos įmonės su kuriomis bus tikrinamas klasikinių statistinių bei sudaryto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumas. Su likusiomis įmonėmis bus sudaromas sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis.

Apibendrinamas po vienerių metų bankrutavusių ir nebankrutavusių įmonių vidutines bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos bei pardavimo pelningumo rodiklių reikšmes, galiu sutikti su Mackevičiaus (2010) bei Miliauskės, Paliulytės (2013) nuomone, jog šie rodikliai yra tinkami naudoti, siekiant įvertinti galimą bankroto tikimybę, nes jie parodo akivaizdžius skirtumus tarp po vienerių metų bankrutavusių ir veikiančių įmonių.

4.3. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis ir jo taikymo rezultatai

Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis buvo kuriamas su modelio sudarymui atrinkta įmonių grupe: 101 – bankrutavusiomis ir 162 nebankrutavusiomis įmonėmis. Visų pirma buvo nustatoma, ar modelio sudarymui atrinktos įmonių grupės duomenys yra tinkami tyrimui atlikti. Analizei atlikti pasirinktas SPSS 17 programinės įrangos paketas.

Duomenų tinkamumui nustatyti buvo atliekama faktorinė analizė siekiant išsiaiškinti, kuriuos finansinius santykinus rodiklius įtraukti, sudarant sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį. Šiai analizei atlikti yra naudojamas KMO ir Bartlett testas. KMO reikšmė visada būna intervale nuo 0 iki 1. Doolatabadis, Hoseinis, Tahmasebis (2013) teigia, kad jei KMO kriterijaus reikšmė yra mažesnė už 0,5, tai duomenys yra netinkami analizei atlikti. Ribinė šio rodiklio riba – 0,6. Atlikto KMO ir Bartlett testo rezultatai yra pateikiami 17 lentelėje.

17 lentelė. KMO ir Bartlett testo rezultatai (sudaryta autoriaus)

KMO reikšmė		0,652
Bartlett testas	Approx. Chi-Square	4108,474
	df	91
	Sig.	0,000

Matome, kad Bartlett kriterijaus reikšmė yra $<0,05$ bei KMO rodiklis siekia 0,652, tai parodo, kad duomenys analizei atlikti yra tinkami – tarp pasirinktų kintamųjų egzistuoja statistinis ryšys. Taip pat

buvo apskaičiuotas imties adekvatumo matas – MSA. Pukėnas (2009) teigia, kad kintamuosius su mažomis MSA reikšmėmis yra tikslinga iš analizės pašalinti. 18 lentelėje yra pateikiama dalinių koreliacijos koeficientų matrica, jos įstrižainėje yra nurodytos apskaičiuotos MSA reikšmės.

18 lentelė. Dalinių koeficientų matrica (sudaryta autoriaus)

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
X1	0,655 ^a	-0,280	-0,627	-0,005	0,114	-0,151	0,052	-0,101	-0,018	0,037	-0,107	-0,604	0,499	-0,020
X2	-0,280	0,888 ^a	-0,030	-0,175	-0,081	-0,089	-0,076	0,073	-0,009	0,026	0,072	0,067	-0,038	0,111
X3	-0,627	-0,030	0,613 ^a	0,157	0,073	-0,011	0,024	-0,092	0,292	-0,170	-0,099	0,623	-0,625	-0,016
X4	-0,005	-0,175	0,157	0,847 ^a	-0,265	0,077	0,001	0,216	0,225	-0,221	-0,343	0,012	0,022	-0,113
X5	0,114	-0,081	0,073	-0,265	0,706 ^a	-0,213	0,066	-0,969	0,007	0,255	-0,184	0,037	-0,077	-0,043
X6	-0,151	-0,089	-0,011	0,077	-0,213	0,625 ^a	0,003	0,246	0,617	-0,241	-0,071	-0,597	0,660	-0,020
X7	0,0052	-0,076	0,024	0,001	0,066	0,003	0,502 ^a	-0,076	0,036	0,057	-0,015	-0,030	0,003	-0,011
X8	-0,101	0,073	-0,092	0,216	-0,969	0,246	-0,076	0,694 ^a	0,011	-0,312	0,007	-0,066	0,109	0,025
X9	-0,018	-0,009	0,292	0,225	0,007	0,617	0,036	0,011	0,630 ^a	-0,227	-0,298	-0,425	0,468	-0,038
X10	0,037	0,026	-0,170	-0,221	0,255	-0,241	0,057	-0,312	-0,227	0,603 ^a	0,216	0,053	-0,162	0,017
X11	-0,107	0,072	-0,099	-0,343	-0,184	-0,071	-0,015	0,007	-0,298	0,216	0,894 ^a	0,065	-0,083	0,037
X12	-0,604	0,067	0,623	0,012	0,037	-0,597	-0,030	-0,066	-0,425	0,053	0,065	0,377 ^a	-0,939	-0,003
X13	0,499	-0,038	-0,625	0,022	-0,077	0,660	0,003	0,109	0,468	-0,162	-0,083	-0,939	0,458 ^a	-0,001
X14	-0,020	0,111	-0,016	-0,113	-0,043	-0,020	-0,011	0,025	-0,038	0,017	0,037	-0,003	-0,001	0,914 ^a

Šio tyrimo atveju, galima išskirti dviejų santykinų finansinių rodiklių MSA reikšmes, kurios yra mažesnės už kitų, todėl iš tolimesnės analizės eliminuoti X12 – trumpalaikio turto ir įsipareigojimų bei

X13 – trumpalaikių įsipareigojimų ir turto rodikliai, kurie kitų rodiklių atžvilgiu yra mažiau statistiškai reikšmingi.

19 lentelėje pateikiamas naujas KMO ir Bartlett testas, kuris buvo atliekamas be eliminuotų rodiklių.

19 lentelė. KMO ir Bartlett testo rezultatai be eliminuotų įmonių (sudaryta autoriaus)

KMO reikšmė		0,667
Bartlett testas	Approx. Chi-Square	3047,534
	df	66
	Patikimumas	0,000

Gauti rezultatai su pašalintais rodikliais yra geresni, KMO rodiklis nežymiai, bet padidėjo, Bartlett kriterijaus reikšmė išliko gera. 20 lentelėje pateikiami atsirinktų rodiklių bendrumai – tai bendraisiais faktoriais paaiškinamos pradinių kintamųjų (finansinių santykinių rodiklių) dalys. Jie yra svarbūs, nes jais remiantis yra formuojami faktoriai.

20 lentelė. Kintamųjų bendrumai (sudaryta autoriaus)

Rodiklis	Tikrinė reikšmė	Bendrumas
X1	1,000	0,859
X2	1,000	0,724
X3	1,000	0,902
X4	1,000	0,749
X5	1,000	0,945
X6	1,000	0,876
X7	1,000	0,970
X8	1,000	0,934
X9	1,000	0,793
X10	1,000	0,531
X11	1,000	0,889
X14	1,000	0,169

Yra laikoma, kad jei bent vieno kintamojo bendrumas yra mažesnis už 0,2, jis yra netinkamas tyrimui. Matome, kad X14 rodiklio paaiškinta faktoriais sklaidos dalis yra labai nedidelė, išsiskiria iš kitų, todėl X14 – (greitai realizuojamo turto – trumpalaikių įsipareigojimų) ir veiklos sąnaudų rodiklis taip pat yra netinkamas analizei atlikti, todėl jis irgi eliminuotas iš tolimesnio tyrimo. Kitų rodiklių bendrumai yra geri, svyruoja nuo 0,531–0,945 ribose. Eliminavus X12 – trumpalaikio turto ir įsipareigojimų, X13 – trumpalaikių įsipareigojimų ir turto bei X14 – (greitai realizuojamo turto –

trumpalaikių įsipareigojimų) ir veiklos sąnaudų rodiklius, buvo sudaryta faktoriaus svorių matrica kuri parodo statistinį ryšį tarp faktoriaus ir santykinų finansinių rodiklių. Faktoriaus svorių matrica pateikiama 21 lentelėje.

21 lentelė. Faktoriaus svorių matrica (sudaryta autoriaus)

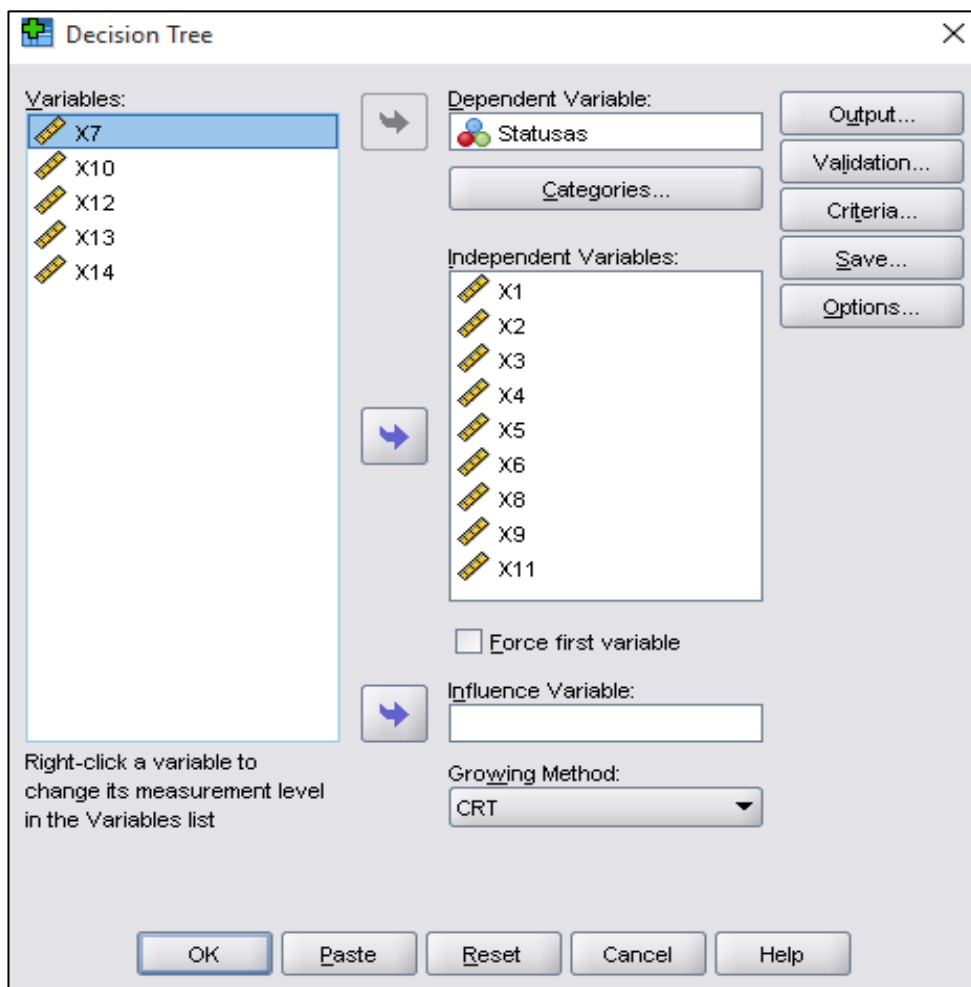
Rodiklis	Svarbumas
X1	0,636
X2	0,542
X3	-0,423
X4	0,806
X5	0,869
X6	0,569
X7	0,084
X8	0,835
X9	0,503
X10	0,057
X11	0,881

Gauti rezultatai parodo, kad galime eliminuoti dar du rodiklius, kurie sudarytame faktoriuje turi labai mažus svorius – X7 nepaskirstyto pelno ir turto bei X10 pardavimo pajamų ir turto rodiklius. Visi kiti rodikliai yra tinkami. Taigi, sudaryti sprendimų medžio bankroto prognozavimo modeliui buvo pasirinkti 22 lentelėje pateikti rodikliai.

22 lentelė. Sprendimų medžio modelio sudarymui naudojami finansiniai santykiniai rodikliai (sudaryta autoriaus)

X1 – Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai
X2 – (Trumpalaikis turtas - atsargos) / Trumpalaikiai įsipareigojimai
X3 – Įsipareigojimai / Turtas
X4 – Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos
X5 – Grynasis pelnas / Turtas
X6 – Apyvartinis kapitalas / Turtas
X8 – EBIT / Turtas
X9 – Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai
X11 – Bendras pelnas / Trumpalaikiai įsipareigojimai

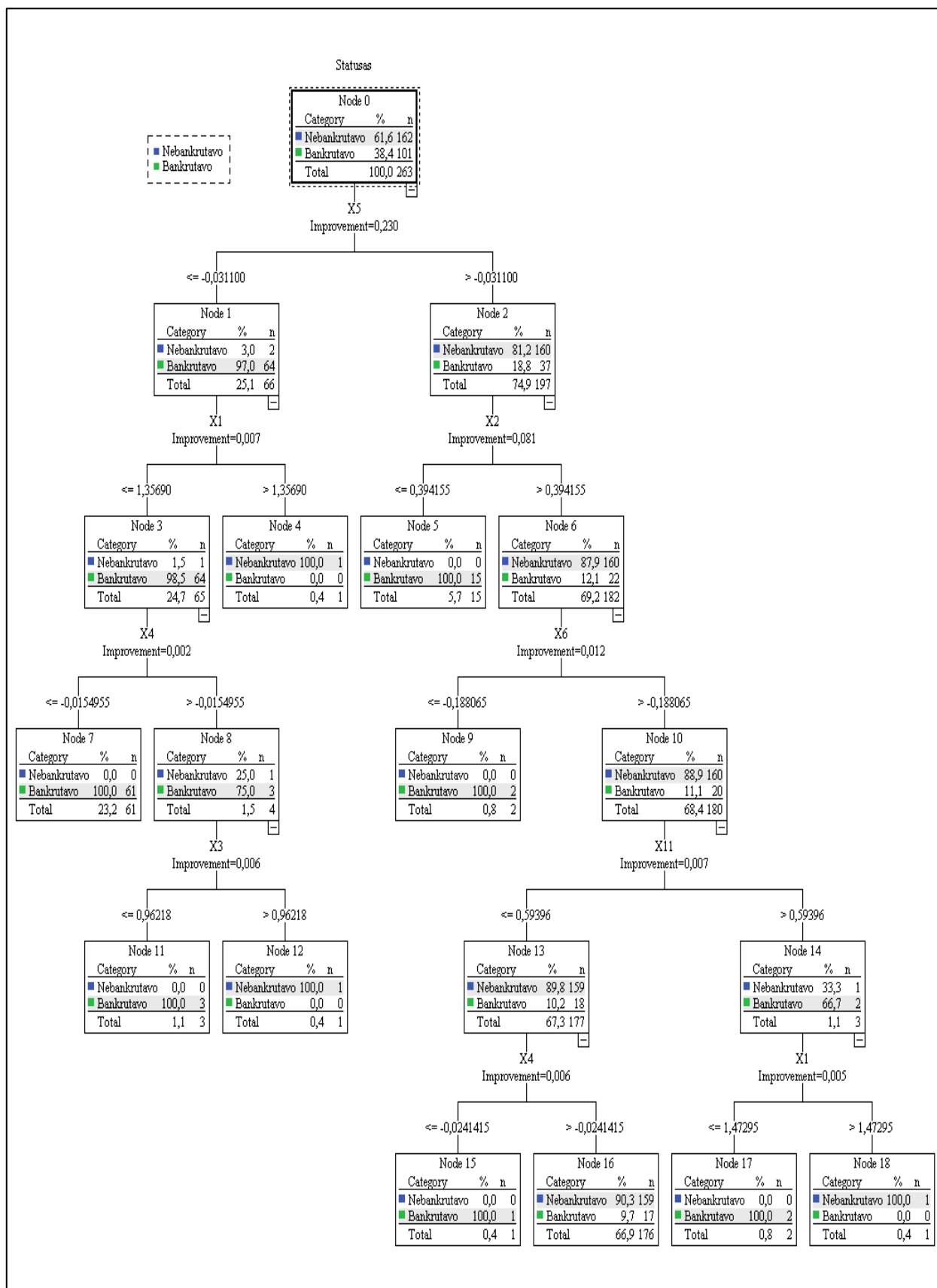
Išsiaiškinius, kurie rodikliai yra tinkami, buvo nuspręsta kurti CART metodu paremtu sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį, kuris yra laikomas neparimetriniu statistiniu modeliavimo metodu. Šis modelis atsižvelgia į kitų kintamųjų reikšmes. Modelio kūrimui buvo naudojami įmonių, kurios buvo atrinktos sprendimų medžio bankroto prognozavimo modeliui sudaryti, duomenys. SPSS 17 programos, sprendimų medžio pagrindiniame lange, pasirinkti rodikliai buvo įtraukti į nepriklausomų kintamųjų laukelį, tuo tarpu įmonių būklė po metų – į priklausomojo kintamojo laukelį. 12 paveiksle pateikiamas pagrindinis sprendimų medžio modelio sudarymo langas.



12 pav. Sprendimų medžio modelio pagrindinis langas (sudaryta autoriaus)

Buvo pasirinktas „Crossvalidation“ gautų rezultatų įverčio metodas pagal kurį tiriamų įmonių imtis yra padalinama į dalines imtis ir tokiu principu yra sudaromi sprendimų medžio modeliai. Pagal dalines imtis sudarytus modelius yra apskaičiuojama klaidingos klasifikacijos rizika. Modeliui sudaryti buvo pasirinktas didžiausias galimas dalinių imčių skaičius – 25. Kriterijaus laukelyje buvo pasirinktas Gini homogeniškumo laipsnio įverčio matas, kuris yra būdingas tik CART modelio tipui, taip pat pasirinktas sprendimų medžio „apgenėjimas“, siekiant išvengti sudaryto modelio permokymo. Šio

„apgenėjimo“ rizikos reikšmė nustatyta lygi 0, norint gauti „apgenėta“ medį su mažiausia rizika. Sudarytas bankroto prognozavimo sprendimų medis naudojant CART analizę pateikiamas 13 paveiksle.



13 pav. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis (sudaryta autoriaus)

Sudarytą sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį sudaro maksimaliai galimas CART metode – 5 sluoksnių gylis, 19 vidinių mazgų, kur yra priimami sprendimai bei 10 vidinių mazgų, iš kurių neišeina nei viena šaka. Šie mazgai parodo galutinį sprendimų medžio modelio rezultatą, kitaip sakant, įmonės yra suklasifikuojamos į dvi kategorijas pagal pasirinktus finansinius santykinus rodiklius: į bankrutavusias ir į nebankrutavusias.

Pirmasis padalijimas atliekamas pagal svarbiausią kintamąjį X5 (grynasis pelnas / turtas). Jei turto pelningumo rodiklis yra mažesnis nei – 3,11 proc. įmonės priskiriamos prie bankrutuojančių, priešingu atveju – prie nebankrutuojančių. Tai galima matyti iš įmonių patekusių į pirmuosius du mazgus. Atlikus anksčiau aptartą padalijimą, toliau įmonės yra dalijamos pirmame ir antrame mazguose. Į pirmąjį mazgą patekusios, didesnį nei – 3,11 proc. turto pelningumą turinčios įmonės yra padalijamos pagal kintamąjį X1 (trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai). Jei bendrojo trumpalaikio mokumo koeficientas yra didesnis už 1,36 – įmonės nebankrutuoja, tuo tarpu jei bendrojo trumpalaikio mokumo koeficientas mažesnis už 1,36 – įmonės priskiriamos prie bankrutuojančių. Trečiame mazge įmonės dar kartą yra padalijamos pagal kintamąjį X4 (grynasis pelnas / pardavimo pajamos). Įmonės, kurių grynojo pelningumo rodiklis yra mažesnis nei – 1,55 proc. bankrutuoja, o įmonių, kurių šis rodiklis yra didesnis už – 1,55 proc. yra dar kartą padalijamos aštuntame mazge pagal kintamąjį X3 (įsipareigojimai / turtas). Jei bendrojo skolos rodiklio reikšmė mažesnė už 0,96 įmonės bankrutuoja, jei ši reikšmė didesnė už 0,96 – nebankrutuoja. Atrodo nelabai logiška, kad įmonės, kurių bendrojo skolos rodiklio reikšmės yra mažesnės yra priskiriamos prie bankrutuojančių įmonių, tačiau šis skirstymas buvo atliekamas tik su 4 įmonėmis ir tik viena įmonė turinti didesni bendrojo skolos rodiklio reikšmę buvo priskiriama prie nebankrutuojančių. Į antrąjį mazgą patekusios įmonės yra padalijamos pagal kintamąjį X2 ((trumpalaikis turtas – atsargos) / trumpalaikiai įsipareigojimai). Įmonės, kurių greitojo trumpalaikio mokumo rodiklis yra mažesnis už 0,39 yra priskiriamos prie bankrutuojančių, o įmonės, kurių šis rodiklis didesnis už 0,39, šeštame mazge yra padalijamos pagal kintamąjį X6 (apyvartinis kapitalas / turtas). Įmonėse, kuriuose apyvartinis kapitalas yra neigiamas, lyginant su turtu yra priskiriamos prie bankrutuojančių, jei šis rodiklis yra mažesnis nei – 18,9 proc., tuo tarpu jei šis rodiklis yra didesnis, dešimtame mazge įmonės yra dar kartą padalijamos pagal kintamąjį X11 (bendras pelnas / trumpalaikiai įsipareigojimai). Įmonėse, kuriuose bendro pelno ir įsipareigojimų santykis yra mažesnis už 0,59, 13 mazge yra padalijamos pagal kintamąjį X4 (grynasis pelnas / pardavimo pajamos), jei didesnis už 0,59 – 14 mazge, pagal kintamąjį X1 (trumpalaikis turtas / trumpalaikiai įsipareigojimai). 13 mazge įmonės, kurių grynasis pardavimo pelningumas yra didesnis nei – 2,4 proc. yra priskiriamos prie nebankrutuojančių, tuo tarpu jei mažesnis – prie bankrutuojančių. 14 mazge, įmonėse, kurių trumpalaikio turto ir trumpalaikių įsipareigojimų rodiklis yra mažesnis už 1,47, priskiriamos prie bankrutuojančių, jei didesnis už 1,47 – prie veikiančių.

23 lentelėje pateikiamas rizikos klaidingai numatyti įmonių būklę po vienerių metų įvertinimas.

23 lentelė. Modelio rizikos įvertis ir jo standartinė paklaida (sudaryta autoriaus)

Metodas	Rizikos įvertis	Standartinė paklaida
Crossvalidation	0,065	0,015

Matome, kad rizikos įvertis yra 0,065, t.y. 6,5 proc. visų spėjimų bus klaidingi. 24 lentelėje pateikiamas sudarytas sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis lentelės forma.

24 lentelė. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai (sudaryta autoriaus)

Vidiniai mazgai	Nebankrutavo		Bankrutavo		Viso		Prognozė	Pirminis mazgas	Kintamasis	Vidiniai mazgai
	N	%	N	%	N	%				
0	162	61,60%	101	38,40%	263	100,00%				
1	2	3,00%	64	97,00%	66	25,10%	Bankrutavo	0	X5	<= -0,03
2	160	81,20%	37	18,80%	197	74,90%	Nebankrutavo	0	X5	> -0,03
3	1	1,50%	64	98,50%	65	24,70%	Bankrutavo	1	X1	<= 1,36
4	1	100,00%	0	0,00%	1	0,40%	Nebankrutavo	1	X1	> 1,36
5	0	0,00%	15	100,00%	15	5,70%	Bankrutavo	2	X2	<= 0,39
6	160	87,90%	22	12,10%	182	69,20%	Nebankrutavo	2	X2	> 0,39
7	0	0,00%	61	100,00%	61	23,20%	Bankrutavo	3	X4	<= -0,02
8	1	25,00%	3	75,00%	4	1,50%	Bankrutavo	3	X4	> -0,02
9	0	0,00%	2	100,00%	2	0,80%	Bankrutavo	6	X6	<= -0,19
10	160	88,90%	20	11,10%	180	68,40%	Nebankrutavo	6	X6	> -0,19
11	0	0,00%	3	100,00%	3	1,10%	Bankrutavo	8	X3	<= 0,96
12	1	100,00%	0	0,00%	1	0,40%	Nebankrutavo	8	X3	> 0,96
13	159	89,80%	18	10,20%	177	67,30%	Nebankrutavo	10	X11	<= 0,59
14	1	33,30%	2	66,70%	3	1,10%	Bankrutavo	10	X11	> 0,59
15	0	0,00%	1	100,00%	1	0,40%	Bankrutavo	13	X4	<= -0,02
16	159	90,30%	17	9,70%	176	66,90%	Nebankrutavo	13	X4	> -0,02
17	0	0,00%	2	100,00%	2	0,80%	Bankrutavo	14	X1	<= 1,47
18	1	100,00%	0	0,00%	1	0,40%	Nebankrutavo	14	X1	> 1,47

Šioje lentelėje pateikiamas lentelės formato sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis. Vidinių mazgų stulpelyje yra įvardinami visi mazgai – jų yra 19. Viso stulpelyje yra nurodyti įmonių skaičiai, kurie buvo panaudojami išskirtuose mazguose. Pirminio mazgo stulpelyje yra nurodomi pirminiai mazgai pagal kuriuos buvo išskiriami vidiniai mazgai. Kintamojo stulpelyje nurodomi finansiniai santykiniai rodikliai pagal kuriuos buvo skirstomos įmonės į mazgus bei rodiklio reikšmės stulpelyje – nurodomos finansinių santykinių ribų reikšmės. Tarkime, į pirmą mazgą patenka 66 įmonės,

iš kurių: 2 nebankrutavo bei 64 bankrutavo. Šio mazgo pirminis mazgas yra nulinis mazgas ir šios įmonės buvo suskirstytos pagal nulinio mazgo kintamąjį X5 (grynasis pelnas / turtas). Antrą mazgą sudaro 197 įmonės, iš kurių 160 nebankrutavo bei 37 bankrutavo. Šio mazgo pirminis mazgas yra nulinis mazgas ir šios įmonės buvo suskirstytos pagal nulinio mazgo kintamąjį X5 (grynasis pelnas / turtas). Kitų vidinių mazgų paaiškinimas yra analogiškas.

Sudaryto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio gautas patikimumas su modelio sudarymui atrinktų įmonių grupe pateikiamas 25 lentelėje.

25 lentelė. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai (sudaryta autoriaus)

Stebiniai	Prognozė		
	Nebankrutavo	Bankrutavo	Tikslumas
Nebankrutavo	162	0	100,0%
Bankrutavo	17	84	83,2%
Viso:	68,1%	31,9%	93,5%

Iš viso modeliui sudaryti buvo naudojami 263 įmonių finansiniai duomenys, iš kurių po vienerių metų: 162 nebankrutavo bei 101 bankrutavo. Sudarytas modelis įmonių veiklos tęstinumą numatė 100 proc. – nepadarė nei vienos klaidos, tuo tarpu įmonių, kurios po vienerių metų bankrutavo tikslumas buvo gautas mažesnis – 83,2 proc (17 klaidų), tačiau bendras modelio tikslumas išliko labai aukštas – 93,5 proc.

Siekiant išsiaiškinti šio modelio patikimumą su kita įmonių grupe, sudaryto modelio algoritmas buvo pritaikytas įmonėms, kurios buvo pasirinktos pagal Mackevičiaus (2010) bei Miliauskės, Paliulytės (2013) rekomendacijas. Šio modelio algoritmas yra pateikiamas 6 priede. Sudaryto modelio rezultatai su klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenimis yra pateikiami 26 lentelėje.

26 lentelė. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai su klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenimis (sudaryta autoriaus)

Stebiniai	Prognozė		
	Nebankrutavo	Bankrutavo	Tikslumas
Nebankrutavo	46	4	92%
Bankrutavo	1	49	98%
Viso:	47%	53%	95%

Pritaikius sukurto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio algoritmą įmonėms, kurios buvo atsirinktos modelio tikslumui įvertinti, buvo gautas 95 proc. bendras modelio patikimumo lygis. Sudaryto modelio algoritmas vos 5 kartus iš 100 neteisingai nuspėjo įmonių būsimą statusą po vienerių metų. Galima teigti, kad sudarytas modelis yra tinkamas, norint prognozuoti gamybinių Lenkijos įmonių bankrotų tikimybę, nes sukurto bei su kitomis įmonėmis patikrinto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai buvo gauti aukšti.

4.4. Klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių tinkamumas Lenkijos įmonėms

Nagrinėjant gamybinių Lenkijos įmonių bankrotus buvo naudojami trys klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai – Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo. Siekdamas įvertinti ar šie modeliai yra patikimi pritaikysiu juos klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenis. Šiais modeliais apskaičiuotos bankroto prognozavimo modelių Z reikšmės pateikiamos 5 priede. Šių modelių rezultatų interpretavimas pateikiamas 27 lentelėje.

27 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo modelių rezultatų interpretavimas (sudaryta remiantis Miliauskė, Paliulytė, 2013)

Modelis	Z Rodiklio reikšmė		
	Bloga	Gera	Neapibrėžtumas
Altman	<1,23	>2,9	1,23<Z<2,9
Springate	<0,862	>0,862	
Taffler ir Tisshaw	<0,3	>0,3	

Matome, kad su Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo modeliais galima nesunkiai interpretuoti gautus rezultatus, tačiau Altmano modelis turi Z rodiklio reikšmę, kuri reiškia neapibrėžtumą, jei gauta Z reikšmė yra tarp 1,23 bei 2,9. Gauti rezultatai rodo, kad yra įmonių, kurios patenka į šį intervalą, todėl vertindamas šio modelio rezultatus, įmonės, kurios patenka į šį intervalą skaidysiu į dvi dalis: jei rodiklis didesnis už 2 priskirsiu prie geros Z reikšmės, jei mažesnis už du – prie blogos, kuri reiškia bankrotą.

Taigi, 28 lentelėje yra pateikiami gauti rezultatai su Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modeliais, taikant klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupės duomenis.

28 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių taikymo bankrutavusioms įmonėms rezultatai (sudaryta autoriaus)

Modelis	Teisingai nustatyta	Viso įmonių	Tikslumo procentas
Altman	44	50	88
Springate	47	50	94
Taffler ir Tisshaw	14	50	28

Patikimiausiai įmonių ateitį nuspėjo Springate'o – 94 proc. bei Altmano – 88 proc. bankroto prognozavimo modeliai. Tafflerio ir Tisshawo modelio tikslumas siekė vos 28 proc. Tam įtakos turėjo modelyje naudojamų finansinių santykinių rodiklių reikšmės. Gautas Springate'o bankroto prognozavimo modelio patikimumas 6 proc. didesnis, lyginant su Altmano bei net 66 proc, lyginant su Tafflerio ir Tisshawo modeliu. Įvertinus analizuojamų bankroto prognozavimo modelių patikimumą su įmonėmis, kurios po metų bankrutavo, toliau bus analizuojamos įmonės, kurios po metų nebankrutavo, t.y. toliau vykdė savo veiklą.

29 lentelėje yra pateikiami gauti rezultatai su Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modeliais, naudojant įmonių, kurios po metų nebankrutavo, duomenis.

29 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių taikymo nebankrutavusioms įmonėms rezultatai (sudaryta autoriaus)

Modelis	Teisingai nustatyta	Viso įmonių	Tikslumo procentas
Altman	40	50	80
Springate	42	50	84
Taffler ir Tisshaw	41	50	82

Lyginant su prieš tai gautais rezultatais, šį kartą vėl geriausiai įmonių ateitį nuspėjo Springate'o bankroto prognozavimo modelis. Jo patikimumas taikant įmonėms, kurios po metų nebankrutavo buvo 84 proc. Altmano bei Tafflerio ir Tisshawo modelių tikslumai buvo gauti labai panašūs, bankrutavusias įmones mažiausiu tikslumu identifikavusio Tafflerio ir Tisshawo modelio tikslumas – 82 proc., Altmano – 80 proc. Gautas Springate'o bankroto prognozavimo modelio patikimumas 2 proc. didesnis, lyginant su Tafflerio ir Tisshawo modeliu bei 4 proc. nei Altmano modelio. Išanalizavus šių modelių patikimumą,

taikant juos bankrutavusioms bei veikiančioms įmonėms, 30 lentelėje pateikiami apibendrinti Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių rezultatai.

30 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių rezultatai
(sudaryta autoriaus)

Modelis	Teisingai nustatyta	Viso įmonių	Tikslumo procentas
Altman	84	100	84
Springate	89	100	89
Taffler ir Tisshaw	55	100	55

Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių tikslumas svyruoja nuo 55 iki 89 proc. Altmano modelis teisingai identifikavo 84, Springate'o – 89 bei Tafflerio ir Tisshawo – 55 įmones. Gauti rezultatai parodo, jog tiksliausias modelis – Springate'o, kurio patikimumas siekia 89 proc. Antroje vietoje – Altmano modelis, kurio patikimumas siekia 84 proc., trečioje – Tafflerio ir Tisshawo, patikimumas – 55 proc.

Atlikus klasikinių bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimą yra tikslinga gautus rezultatus palyginti su mokslininkų gautais rezultatais. 31 lentelėje pateikiamas tirtų bankroto prognozavimo modelių gautų rezultatų palyginimas su mokslininkų gautais rezultatais.

31 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modelių rezultatų palyginimas su kitų mokslininkų rezultatais (sudaryta autoriaus)

Modelis	Butkus, Žakarė Cibulskienė (2014)	Kohandel Fardi Javadi (2015)	Mohammadi (2016)	Burganova Salahieva (2015)	Talebnia Karmozi Rahimi (2016)	Gauti rezultatai
Altman	73	91,4	-	73,1	-	84
Springate	69	81,7	81,42	-	69	89
Taffler ir Tisshaw	67	-	-	73,1	-	55

Apibendrinamas Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modeliais gautus mokslininkų bei savo rezultatus, galiu teigti, kad tinkamiausias gamybinių įmonių bankroto prognozavimo modelis yra Springate'o, kurio patikimumas siekė 89 proc., mažiausiai

patikimas – Tafflerio ir Tisshawo, kurio patikimumas siekė 55 proc. Verta paminėti, kad tik Kohandelis, Fardis, Javadis (2015) pasiekė modelio kūrėjo gautą patikimumą (žr. 5 lentelę), kitų mokslininkų atliktų tyrimų rezultatai buvo ženkliai prastesni už pačių bankroto prognozavimo modelių autorių rezultatus.

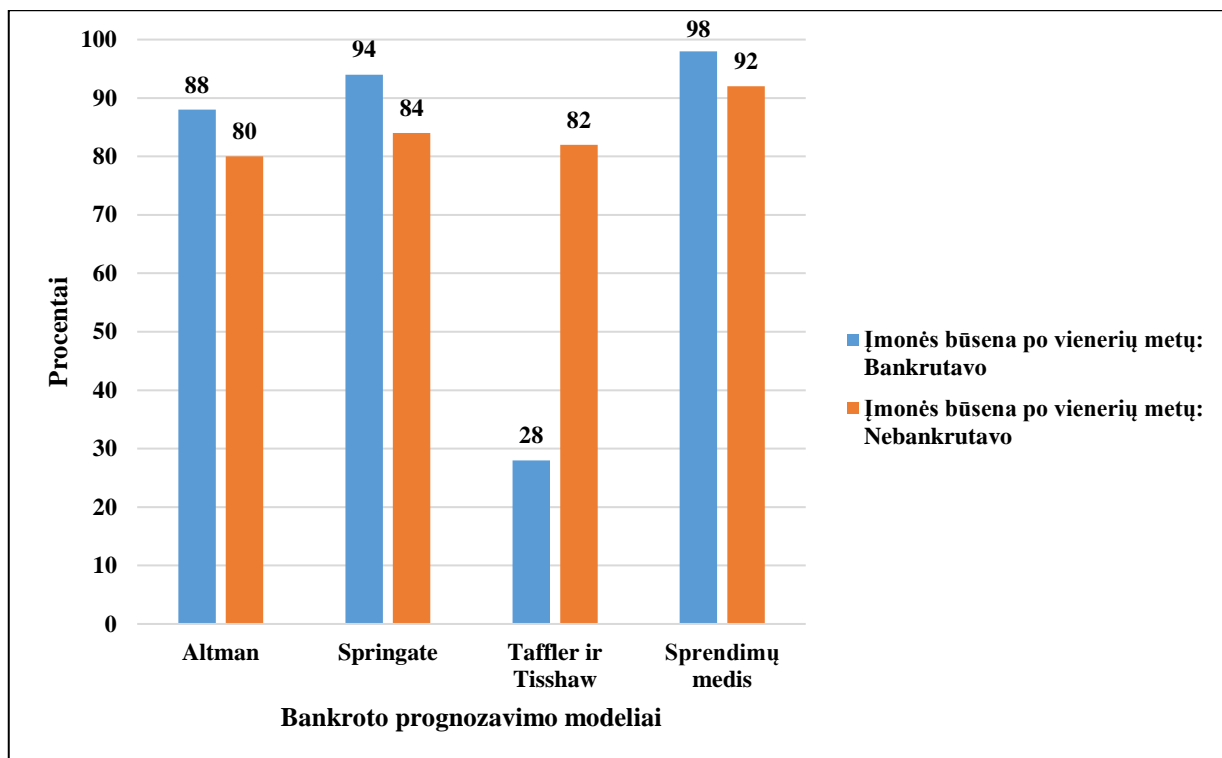
4.5. Klasikinių statistinių bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių gautų rezultatų palyginimas

Atlikus tyrimą su pasirinktais – Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo bankroto prognozavimo modeliais yra tikslinga palyginti gautus rezultatus su sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatais. 32 lentelėje pateikiami apibendrinti Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių rezultatai su įmonėmis, kurios buvo atsirinktos klasikinių statistinių ir sudaryto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių tikslumui nustatyti.

32 lentelė. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio rezultatai su įmonėmis, kurios buvo pasirinktos modelių tikslumui nustatyti (sudaryta autoriaus)

Modelis	Teisingai nustatyta	Viso įmonių	Tikslumo procentas
Altman	84	100	84,00
Springate	89	100	89,00
Taffler ir Tisshaw	55	100	55,00
Sprendimų medis	95	100	95,00

Gauti rezultatai parodo, kad sudaryto sprendimų medžio modelio patikimumas yra geresnis už Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo modeliais gautus rezultatus. Lyginant su antroje vietoje esančiu Springate'o modeliu, sprendimų medžio modelio tikslumas yra 6 proc. didesnis., lyginant su Altmano modeliu – 11 proc., bei su Tafflerio ir Tisshawo – 40 proc. 14 paveiksle pateikiamas grafinis šių modelių tikslumo rezultatų palyginimas, išskiriant bankrutavusių ir nebankrutavusių įmonių gautą patikimumą.



14 pav. Altmano, Springate'o, Tafflerio ir Tisshawo bei sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių rezultatų palyginimas (sudaryta autoriaus)

Apibendrinamas tyrimą, galima teigti, kad su įmonėmis, kurios buvo pasirinktos sprendimų medžio modeliui sudaryti, gautas sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio tikslumas buvo 93,5 proc. Tuo tarpu pritaikius modelį įmonėms, kurios buvo pasirinktos klasikinių statistinių ir sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelių tikslumui nustatyti, šis tikslumas išaugo iki 95 proc. Tai parodo, kad sudarytas modelis yra puiki priemonė, tinkanti prognozuoti gamybinių Lenkijos įmonių bankrotus. Palyginus gautus rezultatus su klasikiais bankroto prognozavimo modeliais – Altmano, Springate'o bei Tafflerio ir Tisshawo, sudaryto sprendimų medžio modelio patikimumas buvo gautas geresnis. Galima pritarti Burganovos ir Salahievos (2015) nuomonei, kad klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai gali būti naudojami, tačiau tik kaip pagalbinė priemonė, sukurto modelio palyginimui.

IŠVADOS IR REKOMENDACIJOS

1. Išanalizavus mokslininkų tyrimus, galima teigti, kad įmonių bankrotai sukelia ne tik neigiamus padarinius šalies ekonomikai. Įmonių bankrotai skatina šalies apsivalymą nuo nemokių įmonių, tačiau neigiamos jų pasekmės daro didelę įtaką šalies konkurencingumui su kitomis šalimis. Tai parodo bankroto prognozavimo svarbą ir reikalingumą, todėl kiekvienos įmonės veiklos tęstinumu turi būti suinteresuoti ne tik įmonių vadovai ar jos akcininkai, bet ir valstybė. Apibendrinant nagrinėtus mokslinius tyrimus, galima išskirti tris pagrindinius mokslininkų požiūrius susijusius su bankroto prognozavimo modeliais – vieni teigia, kad klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai yra tinkami vertinant įmonių bankroto tikimybes, kiti mano, kad tik pakoregavus šiuos modelius, jie gali būti pritaikomi, tretis pasisako už naujų bankroto prognozavimo modelių kūrimą, naudojant neuronų tinklą bei sprendimų medžio metodus. Mokslininkų nesutarimai patvirtina tolimesnį bankroto prognozavimo modelių tyrinėjimo reikalingumą.
2. Ištyrus mokslininkų taikomus metodus bankroto tikimybei vertinti galima teigti, kad nors klasikiniai statistiniai bankroto prognozavimo modeliai buvo sukurti daugiau nei prieš 20 metų, mokslininkai ir dabar atlieka šių bankroto prognozavimo modelių patikimumo tyrimus, tačiau neprieina bendros išvados dėl modelių tikslumo ar jų tinkamumo naudoti, prognozuojant įmonių bankrotus. Dažnai mokslininkai gauna prieštarigus rezultatus. Dėl šios priežasties sparčiai populiarėja dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modeliai. Remiantis mokslininkų atliktais tyrimais jie yra patikimesni, tačiau, lyginant su klasikineis bankroto prognozavimo modeliais, jų naudojimas yra sudėtingesnis. Negalima vienareikšmiškai teigti, kuris dirbtinio intelekto – sprendimų medžio ar neuronų tinklų bankroto prognozavimo modelis yra tinkamesnis naudoti, tačiau mokslininkai pabrėžia, kad sprendimų medžio rezultatus yra lengviau interpretuoti, lyginant su neuronų tinklų pagalba gautais rezultatais. Atlikta finansinių santykinių rodiklių analizė parodė, kurie rodikliai yra tinkamiausi norint įvertinti finansinę įmonės būklę bei kuriuos rodiklius naudoti sudarant dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelius.
3. Atsižvelgiant į mokslininkų rekomendacijas buvo parengta empirinio tyrimo metodologija, kurią sudaro 5 pagrindiniai etapai – pradedant nuo bankrutavusių Lenkijos įmonių pasiskirstymo pagal ekonominės veiklos rūšis analizės, baigiant sudaryto sprendimų medžio modelio rezultatų palyginimo su klasikinių bankroto prognozavimo modelių rezultatais. Pagal mokslininkų siūlomus įmonių bankrotų tikimybei vertinti rodiklius įmonės buvo suskirstytos į dvi grupes: sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio sudarymui atrinktų įmonių grupę ir klasikinių statistinių bei sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių grupę. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelis buvo sudaromas su rodikliais, kurie

mokslininkų buvo pripažinti tinkamais, norint sudaryti dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelį.

4. Atlikto tyrimo rezultatai parodė, kad Lenkijoje labiausiai bankrutuoja gamybine veikla užsiimančios įmonės, todėl tyrimas buvo atliekamas su šio sektoriaus įmonėmis. Iš modelio sudarymui naudotų finansinių santykinų rodiklių buvo eliminuoti 5 rodikliai, kurie statistiškai yra mažiausiai reikšmingi. Sukurto sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio patikimumas su modelio sudarymui atrinktų įmonių grupės duomenimis siekia 93,5 proc. Pritaikius sukurto modelio algoritmą kitai įmonių grupei buvo gautas 95 procentų tikslumas. Tai parodo, kad sudarytas bei patikrintas sprendimų medžio modelis yra puiki priemonė, tinkanti prognozuoti gamybinių Lenkijos įmonių bankrotus. Palyginus gautus rezultatus su klasikiniais bankroto prognozavimo modeliais sudaryto sprendimų medžio modelio patikimumas buvo gautas geresnis. Taigi galima daryti išvadą, kad klasikiniai bankroto prognozavimo modeliai gali būti naudojami, tačiau tik kaip pagalbini priemonė, sukurto modelio palyginimui.
5. Gamybinių įmonių bankrotų prognozavimo modelių sudarymui siūlyčiau naudoti bendrojo trumpalaikio, greitojo trumpalaikio, bendrojo skolos, turto pelningumo, pardavimo pelningumo, apyvartinio kapitalo / turto, bendro pelno / trumpalaikių įsipareigojimų finansinius santykinus rodiklius, nes atlikto tyrimo metu šie rodikliai buvo nustatyti reikšmingais bei pateko į sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelį pagal kurį galima gana tiksliai identifikuoti gamybinių Lenkijos įmonių statusą po vienerių metų.

LITERATŪROS SĄRAŠAS

1. Alaminos, D., Del Castillo, A., Fernandez, M. A. (2016). A Global Model for Bankruptcy Prediction. *PloS one*, 11(11), e0166693.
2. Andriulevičiūtė, R., Survilaitė, R. (2009). Bankroto reglamentavimo dabartis ir ateitis Lietuvoje. *Apskaitos ir mokesčių apžvalga*, 74-79.
3. Aziz, M., Dar, A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand?. *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6(1), 18-33.
4. Bakar, S., Kiong, I. T. W., Nassir, A. M. (2012). Examining and validating a bankruptcy prediction models in Malaysia. In *Statistics in Science, Business, and Engineering (ICSSBE), 2012 International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.
5. Bapat, V., Nagale, A. (2014). Comparison of bankruptcy prediction models: evidence from india. *Accounting and Finance Research*, 3(4), 91.
6. Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial education*, 1-42.
7. Budrikienė, R., Paliulytė, I. (2012). Bankroto prognozavimo modelių pritaikomumas skirtingo mokumo ir pelningumo įmonėms. *Ekonomika ir vadyba: aktualijos ir perspektyvos*, 2 (26), p. 90-103.
8. Burganova, R. A., Salahieva, M. F. (2015). Z-score for bankruptcy forecasting of the companies producing building materials. *Asian Social Science*, 11(11), 109-114.
9. Butkus, M., Žakarė, S., Cibulskienė, D. (2014). Bankroto diagnostikos modelis ir jo pritaikymas bankroto tikimybei Lietuvos įmonėse prognozuoti. *Taikomoji ekonomika: sisteminiai tyrimai*, (8/1), 111-132.
10. Cao, Q., Parry, M. (2009). Neural network earnings per share forecasting models. *Decision Support Systems* 47 (2), p. 32-45.
11. Charitonovas, V. (2004). Įmonių bankroto prevencija. Metodologinis Aspektas. *Organizacijų vadyba: sisteminiai tyrimai*, (30), 67-80.
12. Chen, M. Y. (2012). Comparing traditional statistics, decision tree classification and support vector machine techniques for financial bankruptcy prediction. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 18(1), 65-73.
13. Copaco. (2016). Panorama Poland Insolvencies. [Interaktyvus]. Peržiūrėta 2016 m. gruodžio 21 d. Adresu: <http://www.coface.lt/en/News-Publications/Publications/Panorama-Poland-insolvencies>
14. Creditreform. (2015). Corporate insolvencies in Europe. [Interaktyvus]. Peržiūrėta 2016 m. gruodžio 21 d. Adresu: http://www.creditreform.lt/fileadmin/user_upload/CR-International/local_documents/lt/Documents/2016-Corporate_Insolvencies_in_Europe_2015-2016.pdf.

15. Darškuvienė, V. (2010). Įmonių finansinė analizė. Rodiklių skaičiavimo metodika [Financial analysis for companies. Methodology of ratios]. NASDAQ OMX. Vilnius. *NASDAQ OMX. Vilnius. ISBN 978-609-95195-0-0. de Administration*, 27(2), 164-182.
16. Delen, D., Kuzey, C., Uyar, A. (2013). Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. *Expert Systems with Applications*, 40(10), 3970-3983.
17. Devine, J. (2009). What is Corporate Bankruptcy? [Interaktyvus]. Peržiūrėta 2016 m. gruodžio 21 d. Adresu:
<http://ezinearticles.com/?What-is-Corporate-Bankruptcy?&id=2530996>
18. Doolatabadi, H. R., Hoseini, S. M., Tahmasebi, R. (2013). Using decision tree model and logistic regression to predict companies financial bankruptcy in Tehran stock exchanges. *International Journal of Emerging Research in Management & Technology*, 2(9), 7-16.
19. Du Jardin, P. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*, 73(10), 2047-2060.
20. Du Jardin, P. (2016). A two-stage classification technique for bankruptcy prediction. *European Journal of Operational Research*, 254(1), 236-252.
21. Džikevičius, A., Jonaitienė, B. (2015). Finansinių santykinių rodiklių, geriausiai įvertinančių skirtinguose Lietuvos sektoriuose veikiančias įmones, paieška. *Verslas: teorija ir praktika*, 16 (2), p. 174-184.
22. Foroghi, D., Monadjemi, A. (2011, June). Applying decision tree to predict bankruptcy. In *Computer Science and Automation Engineering (CSAE), 2011 IEEE International Conference on* (Vol. 4, pp. 165-169). IEEE.
23. Gadoiu, M. (2015). Statistical and mathematical models used to establish the company bankruptcy risk diagnosis. *Luclari Stintifice* 17 (3), p. 149-154.
24. Garškaitė, K. (2008). Įmonių bankroto prognozavimo modelių taikymas. *Verslas: teorija ir praktika*, 9 (4), p. 281-294.
25. Yim, J., Mitchell, H. (2009). A comparison of corporate distress prediction models in Brazil: hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis. *Nova Economia*, 15(1).
26. Jakimuk, J., Žigienė, G. (2011). Infliacijos įtaka bankroto prognozavimo modelių tikslumui. *Ekonomika ir vadyba: aktualijos ir perspektyvos*, 1 (21), p. 26-36.
27. Janovič V. (2012). Įmonių perspektyvinė finansinė analizė esant neapibrėžtumui. *Business systems and Economics*, 2(1), ISSN 2029-8234.
28. Jouzbarkand, M., Aghajani, V., Khodadadi, M., Sameni, F. (2013). Creation Bankruptcy Prediction Model with Using Ohlson and Shirata Models. *Journal of Basic and Applied Scientific Research*.

29. Kanapickienė, R. (2014). Bankroto prognozavimo modelių taikymo tyrimas Lietuvos transporto ir saugojimo sektoriuje. *Ekonomika ir Vadyba: Aktualijos ir Perspektyvos*, 1(35), 35-43.
30. Karamzadeh, M. S. (2013). Application and comparison of Altman and Ohlson models to predict bankruptcy of companies. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 5(6), 2007-2011.
31. Kėdaitis, V., Žilinskas, E. (2013). Lietuvos kredito unijų veiklos rizikingumo vertinimas. *Lithuanian Journal of Statistics*, 52(1), 72-86.
32. Kohandel, Z., Fardi, K., Javadi, H. K. (2015). Predicting financial crisis happening by using data envelopment technique (a comparative study using Springate, Altman, Ohleson, Zimmesky, Shirata) in Tehran Stock Exchange. *Cumhuriyet Science Journal*, 36(3), 1761-1775.
33. Kumar, P. R., Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review. *European journal of operational research*, 180(1), 1-28.
34. Lee, W. C. (2006). Genetic Programming Decision Tree for Bankruptcy Prediction. In *JCIS*.
35. Lyandres, E., Zhdanov, A. (2013). Investment opportunities and bankruptcy prediction. *Journal of Financial Markets*, 16(3), 439-476.
36. Lietuvos Respublikos įmonių bankroto įstatymas (2001). [Interaktyvus]. Peržiūrėta 2016 m. gruodžio 21 d. Adresu:
<https://www.e-tar.lt/portal/lt/legalAct/TAR.0808D5C392B2>
37. Mackevičius, J. (2006). Finansinių santykinių rodiklių skaičiavimas ir grupavimas. *Ekonomika*, 75, 20-33.
38. Mackevičius, J. (2010). Integruota įmonių bankrotų prognozavimo metodika. *Verslo ir teisės aktualijos*, 5, 123-138.
39. Mackevičius, J., Silvanavičiūtė, S. (2006). Įmonių bankroto prognozavimo modelių tinkamumo nustatymas. *Verslas: teorija ir praktika*, 4, p. 195,197.
40. Mikuckienė, V. (2008). Bankroto proceso samprata. *Jurisprudencija*, 109(7), 30-38.
41. Miliauskė, E., Paliulytė, I. (2013). Bankroto prognozavimo metodų pritaikomumas pasirinktų gamybinių įmonių pavyzdžiu. *Ekonomika ir vadyba: aktualijos ir perspektyvos*, 1(29), 72-82.
42. Misund, B. (2016). Financial ratios and prediction on corporate bankruptcy in the Atlantic salmon industry. *Aquaculture Economics & Management*, 1-20.
43. Mohammadi, S. (2016). Studying the Efficiency and the Power of Predicting Bankruptcy of Firms Listed on the Stock Exchange using Springate, Fulmer, and Zavgren Models. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, 7 (4), 124-130.
44. Olson, D., Delen, D., Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems* 52 (2), p. 464-473.

45. Ooghe, H., Balcaen, S. (2007). Are failure prediction models widely usable? An empirical study using a Belgian dataset.
46. Oxford Reference Online. (2009). Bankruptcy. [Interaktyvus]. Peržiūrėta 2016 m. gruodžio 21 d. Adresu:
http://www.oxfordreference.com/views/SEARCH_RESULTS.html?searchnumber=1&q=bankruptcy&timelines=0&category=s6&ssid=41233828&scope=subject&time=0.850359038268113%3E
47. Paulionytė, B. (2016). Bankroto prognozavimo modelių tinkamumo įvertinimas statybų sektoriaus įmonėms Lietuvoje. In *VU EF studentų mokslinės draugijos konferencija: straipsnių rinkinys, 2015* (p. 159-166). Vilniaus universitetas.
48. Pukėnas, K. (2009). Kokybinių duomenų analizė SPSS programa. *Kaunas: Lietuvos kūno kultūros akademija*, 94.
49. Pukėnas, K. (2009). Kokybinių duomenų analizė SPSS programa. *Kaunas: Lietuvos kūno kultūros akademija*.
50. Singh, B. P., Mishra, A. K. (2016). Re-estimation and comparisons of alternative accounting based bankruptcy prediction models for Indian companies. *Financial Innovation*, 2(1), 6.
51. Sprengers, A. (2005). Bankruptcy prediction using classification and regression trees. *Bachelor Thesis Informatics and Economics, Faculty of Economics, Erasmus University Rotterdam*.
52. Talebnia, G., Karmozzi, F., Rahimi, S. (2016). Evaluating and comparing the ability to predict the bankruptcy prediction models of Zavgren and Springate in companies accepted in Tehran Stock Exchange. *Marketing and Branding Research*, 3, 137-143.
53. Tsai, C. F., Hsu, Y. F., Yen, D. C. (2014). A comparative study of classifier ensembles for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 24, 977-984.
54. Tudor, L., Popescu, M. E., Andreica, M. (2015). A Decision Support System to Predict Financial Distress. The Case Of Romania. *Journal for Economic Forecasting*, (4), 170-179.
55. Valackienė, A. (2005). Krizės valdymas ir sprendimų priėmimas. Kaunas: KTU leidykla.
56. Virag, M., Kristof, T. (2005). Neural networks in bankruptcy prediction – A comparative study on the basis of the first Hungarian bankruptcy model. *Acta Oeconomica*, 55(4), 403-426.
57. Višinskis, V., Driukas, A. (2006). Nemokumo samprata ir jos teisinio reglamentavimo analizė? [Interaktyvus]. Peržiūrėta 2016 m. gruodžio 21 d. Adresu:
<http://www.ukmin.lt/lt/svv/doc/nemokumo%20studija.doc>.

PRIEDAI

1 PRIEDAS. Klasikinių bankroto prognozavimo modelių sukūrimui naudotos
įmonių imtys

Modelis	Įmonės būklė	Tirtų įmonių skaičius
Altman	Bankrutavusi	33
	Veikianti	33
Taffler ir Tisshaw	Bankrutavusi	46
	Veikianti	46
Springate	Bankrutavusi	20
	Veikianti	20
Chesser	Bankrutavusi	37
	Veikianti	37
Zmijewski	Bankrutavusi	40
	Veikianti	800

2 PRIEDAS. Klasikinių statistinių bankroto prognozavimo modelių formulėse esančių elementų palyginamoji analizė

Santykiniai rodikliai	Bankroto prognozavimo modeliai									Rodiklio dažnumas
	Altman (1968)	Altman (1983)	Altman (1993)	Taffler ir Tisshaw	Springate	Lis	Zavgren	Chesser	Zmijewski	
Apyvartinis kapitalas / Turtas	+	+	+		+	+				5
Nepaskirstytas pelnas / Turtas	+	+	+			+				4
EBIT / Turtas	+	+	+		+			+	+	6
Nuosavo kapitalo rinkos vertė / Įsipareigojimai	+									1
Pardavimo pajamos / Turtas	+	+			+		+			4
Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai		+	+			+				3
Bendras pelnas / Trumpalaikiai įsipareigojimai				+	+					2
Trumpalaikis turtas / Įsipareigojimai				+						1
Trumpalaikiai įsipareigojimai / Turtas				+						1
(Greitai realizuojamas turtas - trumpalaikiai įsipareigojimai) / Veiklos sąnaudos				+						1
Bendras pelnas / Turtas						+				1
Atsargos / Pardavimo pajamos							+			1
Gautinos sumos / Atsargos							+			1
Pinigai / Turtas							+	+		2
Pinigai / Trumpalaikiai įsipareigojimai							+			1
Įprastinės veiklos pelnas / (Kapitalas - Trumpalaikiai įsipareigojimai)							+			1
Ilgalaikiai įsipareigojimai / (Kapitalas - Trumpalaikiai įsipareigojimai)							+			1
Pardavimo pajamos / Pinigai								+		1
Įsipareigojimai / Turtas								+	+	2
IMT / Nuosavas kapitalas								+		1
Apyvartinis kapitalas / Pardavimo pajamos								+		1
Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai									+	1

3 PRIEDAS. Dirbtinio intelekto bankroto prognozavimo modelio kūrimui naudotų finansinių santykinų rodiklių palyginamoji analizė

Finansiniai santykiniai rodikliai	Heo, Yang (2014)	Doolatabadi, Hoseini, Tahmasebi (2013)	Tudor, Popescu, Andreica (2015)	Foroghi, Monadjemi (2011)	Fijorek, Grotowski (2012)	Rodiklio dažnumas
Apyvartinis kapitalas / Turtas	+			+	+	3
Nepaskirstytas pelnas / Turtas		+		+	+	3
EBIT / Turtas	+	+		+	+	4
Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai	+			+	+	3
Pardavimo pajamos / Turtas	+					1
Trumpalaikiai įsipareigojimai / Turtas					+	1
Įsipareigojimai / Turtas	+		+	+		3
Grynasis pelnas / Turtas	+	+	+	+	+	5
Grynasis pelnas / Pardavimo pajamos		+	+		+	3
Nepaskirstytas pelnas / Nuosavas kapitalas		+				1
EBITDA / Pardavimo pajamos		+				1
Bendras pelnas / Pardavimo pajamos		+				1
Grynasis pelnas / Įsipareigojimai		+				1
EBIT / Palūkanų išlaidos				+		1
Pinigų srantai / Ilgalaikiai įsipareigojimai				+		1
Ilgalaikiai įsipareigojimai / Nuosavas kapitalas				+	+	2
Pardavimo pajamos / Trumpalaikiai įsipareigojimai	+			+		2
Apyvartinis kapitalas / pardavimo pajamos	+					1
Trumpalaikis turtas / Turtas	+					1
Trumpalaikis turtas / Trumpalaikiai įsipareigojimai	+				+	2
Pinigai / Turtas	+					1
Pinigai / Trumpalaikiai įsipareigojimai	+					1
Veiklos pelnas / pardavimo pajamos					+	1
(Trumpalaikis turtas - atsargos) / Trumpalaikiai įsipareigojimai					+	1
Pardavimo pajamos / Gautinos sumos					+	1

4 PRIEDAS. Bankrutavusių bei veikiančių įmonių finansiniai rodikliai

Įmonė	Finansiniai santykiniai rodikliai														Statusas
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	
1	1,86	0,44	0,27	0,09	0,24	0,18	0,56	0,24	2,55	1,09	1,13	1,44	0,21	0,34	0
2	1,68	0,40	0,44	0,06	0,14	0,24	0,02	0,17	1,28	2,16	0,47	1,37	0,36	0,24	0
3	1,68	0,40	0,44	0,06	0,14	0,24	0,02	0,17	1,28	2,16	0,47	1,37	0,36	0,24	0
4	1,62	1,62	0,58	-0,01	-0,06	0,36	0,00	-0,05	0,74	5,68	-0,08	1,62	0,58	-0,13	0
5	1,61	1,45	0,96	0,00	-0,01	0,20	-0,01	0,02	0,04	2,02	0,06	0,56	0,33	-0,15	0
6	1,61	1,34	0,76	-0,01	-0,02	0,27	0,00	-0,01	0,32	1,04	-0,01	0,95	0,45	-0,06	0
7	1,60	1,28	0,62	-0,01	-0,02	0,36	-0,66	-0,02	0,61	2,58	-0,03	1,56	0,61	-0,05	0
8	1,55	1,02	0,62	0,00	-0,01	0,33	-0,14	-0,01	0,61	3,60	-0,01	1,51	0,61	-0,02	0
9	1,53	1,00	0,64	0,00	0,00	0,19	-0,27	0,00	0,56	0,89	-0,01	0,85	0,36	-0,01	0
10	1,51	1,24	0,72	-0,02	-0,01	0,10	0,05	-0,01	0,31	1,10	-0,07	0,41	0,20	-0,06	0
11	1,45	1,27	0,83	0,00	0,00	0,16	-0,10	-0,02	0,20	1,02	-0,05	0,62	0,35	-0,01	0
12	1,39	0,53	1,06	0,00	-0,01	0,25	-0,08	0,00	-0,05	2,50	0,00	0,85	0,65	0,21	0
13	1,26	0,64	1,05	0,00	0,00	0,19	-0,18	0,01	-0,04	1,69	0,02	0,87	0,72	-0,04	0
14	1,23	0,62	0,48	-0,02	-0,03	0,11	-0,17	-0,04	0,74	0,99	-0,09	1,23	0,48	-0,08	0
15	1,15	0,94	1,02	0,03	0,08	0,13	-0,25	0,08	-0,02	2,35	0,09	0,96	0,85	-3,88	0
16	1,14	0,43	0,73	-0,01	-0,02	0,09	0,13	-0,02	0,28	1,06	-0,04	0,99	0,64	-0,09	0
17	1,10	0,57	0,53	0,03	0,08	0,05	0,08	0,08	0,90	1,04	0,15	1,07	0,51	0,16	1
18	1,10	0,78	0,58	0,02	0,02	0,06	0,13	0,02	0,73	0,92	0,03	1,07	0,56	0,05	1
19	1,09	0,87	0,72	-0,05	-0,12	0,07	-0,38	-0,12	0,39	2,41	-0,17	1,09	0,72	-0,44	1
20	1,09	0,61	0,56	0,07	0,18	0,03	0,18	0,23	0,70	1,09	0,62	0,71	0,37	0,47	1
21	1,09	0,77	0,74	-0,14	-0,11	0,02	-0,11	-0,11	0,13	0,85	-0,62	0,26	0,18	-1,17	1
22	1,08	0,69	0,80	-0,03	-0,06	0,07	-0,06	-0,05	0,17	1,00	-0,06	1,08	0,80	-0,42	1
23	1,08	0,47	0,77	0,04	0,09	0,06	0,07	0,11	0,30	2,00	0,14	1,08	0,77	0,37	0
24	1,08	0,84	0,82	0,03	0,06	0,06	-0,05	0,08	0,22	2,20	0,10	0,98	0,75	0,32	1
25	1,07	0,46	0,65	0,07	0,08	0,04	0,15	0,10	0,53	1,14	0,17	1,01	0,61	0,24	0
26	1,07	0,46	0,65	0,07	0,08	0,04	0,00	0,10	0,53	1,26	0,17	1,01	0,61	0,24	0
27	1,07	0,14	1,01	-0,03	-0,21	0,06	-0,03	-0,21	-0,01	6,74	-0,24	0,90	0,85	15,26	1

28	1,07	0,72	1,00	-0,04	-0,11	0,05	-0,11	-0,11	0,00	2,50	-0,14	0,82	0,76	-38,52	1
29	1,06	0,65	0,46	0,12	0,22	0,02	0,22	0,27	1,09	1,16	0,79	0,82	0,35	0,44	1
30	1,05	0,62	0,66	0,00	0,00	0,03	-0,07	0,00	0,53	1,22	0,00	1,05	0,66	0,00	1
31	1,04	0,23	0,81	-0,04	-0,06	0,02	-0,06	-0,07	0,12	0,98	-0,12	0,74	0,58	-0,57	1
32	1,03	0,82	1,03	0,00	0,00	0,02	-0,05	0,00	-0,03	1,43	0,00	0,90	0,90	-0,05	1
33	1,02	0,69	0,91	-0,14	-0,20	0,02	0,00	-0,20	0,10	1,47	-0,25	0,92	0,81	-2,12	1
34	1,02	0,74	1,00	0,00	0,00	0,02	-0,22	0,00	0,00	2,24	0,00	0,84	0,83	-0,36	0
35	1,02	0,60	0,64	-0,13	-0,18	0,01	-0,18	-0,20	0,55	0,95	-0,46	0,71	0,44	-0,52	1
36	1,00	0,33	0,78	0,09	0,26	0,00	0,26	0,35	0,28	1,02	0,45	1,00	0,78	1,16	1
37	1,00	0,79	0,70	0,02	0,09	0,00	0,21	0,09	0,41	1,02	0,15	0,82	0,57	0,30	0
38	1,00	0,65	0,82	0,01	0,02	0,00	-0,04	0,04	0,21	1,02	0,04	0,99	0,82	0,14	0
39	1,00	0,39	0,70	0,00	0,00	0,00	-0,02	0,01	0,43	1,30	0,02	0,62	0,43	0,01	1
40	1,00	0,47	0,61	0,01	0,01	0,00	0,03	0,02	0,49	1,04	0,04	0,81	0,50	0,05	0
41	1,00	0,51	0,49	0,02	0,02	0,00	0,07	0,03	1,05	1,06	0,10	0,68	0,33	0,04	0
42	1,00	0,74	0,64	0,03	0,08	0,00	0,19	0,10	0,51	1,05	0,22	0,68	0,44	0,24	0
43	1,00	0,87	0,79	-0,01	-0,01	0,00	0,01	-0,01	0,20	1,04	-0,01	0,93	0,74	-0,08	0
44	0,99	0,50	0,73	0,02	0,02	0,00	0,12	0,02	0,37	1,43	0,08	0,42	0,31	0,09	0
45	0,99	0,62	0,70	0,06	0,07	0,00	0,23	0,09	0,39	1,11	0,14	0,94	0,66	0,27	0
46	0,99	0,60	0,66	0,06	0,08	0,00	0,14	0,08	0,52	1,15	0,17	0,77	0,51	0,24	0
47	0,99	0,75	0,62	0,01	0,02	0,00	0,07	0,02	0,59	1,01	0,03	0,99	0,62	0,06	0
48	0,99	0,44	0,66	-0,06	-0,09	-0,01	-0,05	-0,09	0,51	1,49	-0,14	0,98	0,66	-0,28	1
49	0,99	0,93	0,65	0,02	0,01	0,00	-0,41	0,02	0,54	0,65	0,06	0,47	0,31	0,04	0
50	0,99	0,71	0,72	0,00	0,00	-0,01	0,06	0,00	0,35	1,02	0,00	0,99	0,72	0,00	0
51	0,98	0,54	0,70	0,02	0,04	-0,01	0,09	0,05	0,40	1,04	0,09	0,79	0,56	0,15	0
52	0,98	0,78	0,55	0,08	0,14	-0,01	0,26	0,17	0,79	1,12	0,56	0,54	0,30	0,31	0
53	0,98	0,41	0,77	0,00	0,00	-0,02	-0,75	0,00	0,31	1,81	0,00	0,98	0,77	0,00	0
54	0,98	0,71	0,52	0,15	0,15	-0,01	0,37	0,15	0,89	1,23	0,56	0,50	0,26	0,32	0
55	0,98	0,64	0,49	0,04	0,05	-0,01	0,16	0,06	1,03	1,08	0,20	0,57	0,29	0,09	0
56	0,98	0,59	0,65	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,00	0,49	1,02	0,01	0,70	0,47	0,01	1
57	0,98	0,44	0,79	0,01	0,01	-0,02	0,04	0,02	0,20	1,03	0,02	0,98	0,79	0,09	0
58	0,97	0,54	0,64	-0,11	-0,11	-0,01	-0,11	-0,11	0,46	0,94	-0,25	0,67	0,44	-0,36	1

59	0,97	0,45	0,46	0,01	0,01	-0,01	0,01	0,00	0,36	1,05	0,01	0,68	0,32	0,03	0
60	0,97	0,45	0,46	0,01	0,01	-0,01	0,01	0,00	0,36	1,05	0,01	0,68	0,32	0,03	1
61	0,97	0,70	1,00	0,00	0,00	-0,03	-0,19	0,00	0,00	2,75	0,00	0,91	0,93	-2,64	0
62	0,97	0,45	0,74	0,00	0,01	-0,01	0,00	0,01	0,34	1,56	0,03	0,39	0,30	0,03	0
63	0,97	0,35	0,80	0,01	0,01	-0,02	0,01	0,01	0,12	1,03	0,03	0,62	0,51	0,13	1
64	0,97	0,44	0,47	-0,16	-0,20	-0,01	-0,20	-0,19	1,11	0,90	-0,46	0,85	0,41	-0,39	1
65	0,97	0,70	0,51	0,01	0,02	-0,02	-0,03	0,02	0,90	1,00	0,04	0,94	0,49	0,05	0
66	0,63	0,24	1,51	-0,07	-0,78	-0,56	-1,38	-0,78	-0,34	11,16	-0,51	0,63	1,51	1,51	1
67	0,97	0,80	0,73	0,01	0,03	-0,03	0,14	0,02	0,36	1,02	0,03	0,96	0,73	0,12	0
68	0,96	0,74	0,51	0,11	0,22	-0,02	0,49	0,23	0,96	1,11	0,45	0,96	0,51	0,45	0
69	0,96	0,94	1,04	0,01	0,07	-0,04	-0,13	0,09	-0,04	5,46	0,09	0,96	1,04	-1,87	0
70	0,96	0,94	1,04	0,01	0,07	-0,04	-0,13	0,09	-0,04	5,46	0,09	0,96	1,04	-1,87	0
71	0,96	0,63	0,70	0,05	0,08	-0,02	0,34	0,08	0,43	1,09	0,14	0,82	0,59	0,27	0
72	0,96	0,59	0,51	0,01	0,02	-0,02	0,04	0,03	0,92	1,00	0,07	0,81	0,43	0,05	0
73	0,96	0,54	0,80	0,00	0,00	-0,03	0,16	0,00	0,24	1,01	0,01	0,89	0,75	-0,01	0
74	0,96	0,55	0,60	0,06	0,12	-0,02	0,16	0,15	0,61	1,10	0,28	0,82	0,52	0,32	0
75	0,96	0,57	0,54	0,02	0,03	-0,02	0,13	0,04	0,81	1,05	0,07	0,96	0,54	0,07	0
76	0,95	0,64	0,54	0,06	0,12	-0,02	0,17	0,14	0,83	1,08	0,28	0,91	0,52	0,26	0
77	0,95	0,70	0,43	0,11	0,13	-0,02	0,67	0,16	1,27	1,11	0,38	0,95	0,43	0,25	0
78	0,95	0,61	0,49	0,02	0,05	-0,02	0,19	0,06	0,85	1,06	0,13	0,95	0,49	0,11	0
79	0,95	0,34	0,87	0,00	0,00	-0,04	-0,26	0,02	0,16	2,10	0,02	0,95	0,87	0,03	1
80	0,95	0,68	0,60	0,05	0,06	-0,02	0,23	0,08	0,59	1,11	0,17	0,71	0,45	0,16	0
81	0,95	0,68	0,86	0,00	0,00	-0,03	0,02	0,01	0,16	1,03	0,01	0,71	0,64	0,03	0
82	0,95	0,77	0,58	0,01	0,02	-0,01	0,02	0,03	0,56	1,01	0,09	0,43	0,27	0,07	1
83	0,94	0,41	0,98	0,00	0,00	-0,05	0,00	-0,01	0,02	2,71	-0,01	0,94	0,98	-0,13	0
84	0,94	0,55	0,56	0,04	0,07	-0,02	-0,03	0,07	0,78	1,56	0,17	0,65	0,39	0,15	0
85	0,94	0,24	0,87	-0,17	-0,21	-0,04	-0,21	-0,26	0,11	0,90	-0,37	0,77	0,71	-2,24	1
86	0,94	0,65	0,66	0,02	0,05	-0,03	-0,06	0,05	0,52	2,09	0,08	0,85	0,59	0,14	0
87	0,94	0,55	0,69	0,00	0,00	-0,02	-0,11	-0,01	0,45	1,78	-0,01	0,57	0,42	-0,01	0
88	0,94	0,46	0,76	0,01	0,02	-0,04	0,05	0,02	0,27	1,02	0,03	0,93	0,75	0,10	0
89	0,94	0,58	0,58	-0,02	-0,03	-0,03	0,15	-0,03	0,69	1,02	-0,05	0,94	0,58	-0,06	0

90	0,94	0,80	0,93	0,00	0,00	-0,06	-0,01	0,00	0,08	2,53	0,00	0,94	0,93	-0,02	0
91	0,94	0,58	0,52	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,00	0,91	1,96	0,00	0,40	0,22	0,01	1
92	0,94	0,42	1,04	0,00	-0,01	-0,07	-0,08	-0,01	-0,04	3,42	-0,01	0,94	1,04	0,21	0
93	0,93	0,59	0,74	0,00	0,01	-0,05	-0,04	0,04	0,35	3,29	0,05	0,85	0,68	0,05	0
94	0,93	0,77	0,77	0,01	0,01	-0,03	0,00	0,01	0,30	1,23	0,03	0,52	0,43	0,05	0
95	0,93	0,59	0,59	0,02	0,02	-0,03	0,04	0,02	0,69	1,07	0,04	0,78	0,50	0,04	0
96	0,93	0,74	0,57	0,04	0,04	-0,02	0,00	0,06	0,75	0,99	0,18	0,51	0,32	0,10	0
97	0,93	0,78	0,47	0,01	0,03	-0,03	0,09	0,03	1,12	1,01	0,10	0,72	0,37	0,05	0
98	0,93	0,63	0,58	0,01	0,01	-0,02	0,00	0,00	0,74	0,72	0,01	0,50	0,31	0,02	0
99	0,93	0,36	0,75	-0,11	-0,07	-0,03	0,05	-0,07	0,34	0,60	-0,17	0,48	0,39	-0,26	1
100	0,92	0,55	0,85	0,01	0,01	-0,06	0,12	0,02	0,18	1,16	0,02	0,92	0,85	0,09	0
101	0,92	0,66	0,59	0,03	0,04	-0,03	0,17	0,06	0,61	1,06	0,13	0,66	0,42	0,12	0
102	0,92	0,20	0,63	-0,18	-0,18	-0,04	0,00	-0,18	0,59	1,01	-0,34	0,78	0,53	-0,49	1
103	0,92	0,78	0,63	0,10	0,14	-0,04	0,56	0,14	0,57	1,15	0,26	0,81	0,55	0,39	0
104	0,92	0,56	0,97	-0,09	-0,12	-0,07	-0,03	-0,12	0,03	1,32	-0,14	0,83	0,88	-4,49	1
105	0,92	0,51	0,65	0,01	0,02	-0,05	0,11	0,02	0,46	1,01	0,03	0,92	0,65	0,06	0
106	0,92	0,72	0,71	0,05	0,06	-0,04	0,06	0,06	0,34	1,06	0,13	0,62	0,48	0,25	1
107	0,92	0,77	1,06	0,05	0,03	-0,01	-0,21	0,04	-0,05	0,72	0,24	0,15	0,18	-0,56	0
108	0,92	0,77	1,06	0,05	0,03	-0,01	-0,21	0,04	-0,05	0,72	0,24	0,15	0,18	-0,56	0
109	0,92	0,16	0,87	-0,01	-0,03	-0,07	-0,30	-0,03	0,15	2,48	-0,04	0,92	0,87	-0,25	1
110	0,92	0,44	0,49	0,03	0,05	-0,03	0,14	0,06	0,82	1,03	0,15	0,76	0,41	0,12	0
111	0,92	0,48	0,59	0,00	0,00	-0,05	-0,07	0,00	0,70	2,05	0,00	0,92	0,59	0,00	0
112	0,92	0,64	0,59	0,02	0,02	-0,04	0,07	0,02	0,66	1,05	0,05	0,81	0,52	0,06	0
113	0,92	0,59	0,75	0,04	0,11	-0,06	-0,09	0,13	0,32	2,56	0,18	0,89	0,73	0,47	0
114	0,92	0,53	0,99	-0,01	-0,01	-0,07	-0,05	-0,01	0,01	2,25	-0,01	0,79	0,86	-2,19	0
115	0,92	0,56	0,66	0,01	0,01	-0,02	-0,17	0,01	0,52	1,45	0,05	0,34	0,25	0,04	0
116	0,92	0,65	0,81	-0,01	-0,03	-0,04	-0,11	-0,03	0,19	1,01	-0,05	0,59	0,53	-0,17	0
117	0,91	0,57	0,54	-0,07	-0,11	-0,05	-0,11	-0,11	0,86	0,95	-0,21	0,91	0,53	-0,23	1
118	0,91	0,68	0,66	0,01	0,02	-0,06	0,01	0,02	0,50	1,03	0,03	0,91	0,66	0,06	0
119	0,91	0,79	0,43	0,05	0,09	-0,03	0,27	0,06	1,23	1,03	0,15	0,84	0,40	0,16	0
120	0,91	0,61	1,04	-0,01	-0,02	-0,05	-0,28	-0,02	-0,04	1,43	-0,03	0,50	0,57	0,45	0

121	0,91	0,61	1,04	-0,01	-0,02	-0,05	-0,28	-0,02	-0,04	1,43	-0,03	0,50	0,57	0,45	0
122	0,91	0,61	1,04	-0,01	-0,02	-0,05	-0,28	-0,02	-0,04	1,43	-0,03	0,50	0,57	0,45	0
123	0,91	0,41	1,05	0,01	0,02	-0,09	-0,09	0,02	-0,05	3,44	0,02	0,91	1,05	-0,41	0
124	0,91	0,41	1,05	0,01	0,02	-0,09	-0,09	0,02	-0,05	3,44	0,02	0,91	1,05	-0,41	0
125	0,91	0,42	0,66	0,00	0,00	-0,05	-0,05	-0,02	0,13	0,99	-0,03	0,85	0,61	-0,02	0
126	0,91	0,74	0,75	0,05	0,07	-0,06	0,17	0,07	0,34	1,61	0,11	0,79	0,65	0,29	0
127	0,91	0,60	0,63	0,00	0,00	-0,05	0,01	0,01	0,55	1,00	0,01	0,80	0,56	0,01	0
128	0,91	0,47	0,77	0,07	0,03	-0,02	0,15	0,03	0,30	0,38	0,14	0,22	0,19	0,12	0
129	0,91	0,69	0,83	0,02	0,07	-0,05	0,05	0,08	0,21	3,35	0,15	0,58	0,53	0,37	0
130	0,91	0,77	0,58	0,01	0,03	-0,05	-0,21	0,06	0,73	3,62	0,10	0,83	0,53	0,08	0
131	0,91	0,61	0,50	0,05	0,06	-0,04	0,14	0,06	0,73	1,05	0,14	0,83	0,45	0,18	0
132	0,91	0,49	0,53	0,02	0,04	-0,05	-0,25	0,04	0,88	2,16	0,08	0,88	0,51	0,09	0
133	0,90	0,52	1,04	-0,02	-0,06	-0,09	-0,10	-0,06	-0,04	3,93	-0,06	0,85	0,98	1,49	0
134	0,90	0,77	1,03	0,00	0,01	-0,10	-0,14	0,01	-0,03	2,63	0,01	0,90	1,03	-0,27	0
135	0,90	0,77	1,03	0,00	0,01	-0,10	-0,14	0,01	-0,03	2,63	0,01	0,90	1,03	-0,27	0
136	0,90	0,51	1,09	-0,06	-0,04	-0,11	-0,07	-0,04	-0,09	0,79	-0,04	0,90	1,09	0,46	1
137	0,90	0,57	0,76	0,01	0,03	-0,08	-0,11	0,03	0,29	1,01	0,03	0,90	0,76	0,14	0
138	0,90	0,54	0,70	0,00	0,00	-0,06	-0,13	0,00	0,32	1,02	0,00	0,84	0,65	0,00	0
139	0,90	0,67	0,56	0,01	0,02	-0,03	0,13	0,02	0,69	1,03	0,08	0,48	0,30	0,04	0
140	0,90	0,83	0,93	-0,01	-0,03	-0,10	-0,09	-0,03	0,07	1,00	-0,03	0,90	0,93	-0,46	0
141	0,90	0,60	0,57	0,01	0,02	-0,05	0,11	0,02	0,39	0,99	0,05	0,71	0,45	0,10	0
142	0,89	0,43	0,53	0,04	0,02	-0,02	0,02	0,01	0,89	1,25	0,09	0,24	0,14	0,04	0
143	0,89	0,62	0,55	0,06	0,06	-0,06	0,09	0,05	0,77	1,13	0,09	0,85	0,53	0,14	0
144	0,89	0,66	0,62	0,05	0,08	-0,06	0,24	0,10	0,53	1,09	0,19	0,72	0,51	0,24	0
145	0,89	0,48	0,72	0,02	0,04	-0,05	0,10	0,05	0,32	1,02	0,10	0,58	0,47	0,15	0
146	0,89	0,68	0,41	0,14	0,16	-0,05	0,27	0,13	1,33	1,13	0,31	0,89	0,41	0,30	0
147	0,89	0,75	0,81	0,07	0,07	-0,08	0,14	0,07	0,23	1,08	0,11	0,74	0,68	0,36	0
148	0,88	0,51	0,66	0,01	0,04	-0,05	0,04	0,05	0,38	1,03	0,10	0,62	0,46	0,15	1
149	0,88	0,68	0,56	0,00	0,00	-0,04	0,06	0,00	0,67	1,08	0,01	0,52	0,33	0,00	0
150	0,88	0,69	0,83	-0,03	-0,02	-0,10	-0,02	-0,02	0,20	0,96	-0,02	0,88	0,83	-0,14	1
151	0,88	0,41	0,81	0,00	0,00	-0,10	0,00	0,00	0,22	1,01	0,00	0,88	0,81	0,00	0

152	0,88	0,31	0,75	-0,09	-0,25	-0,09	0,13	-0,25	0,34	2,96	-0,34	0,88	0,75	-1,00	1
153	0,87	0,66	0,82	0,03	0,04	-0,08	-0,15	0,05	0,23	1,55	0,08	0,71	0,66	0,23	1
154	0,87	0,73	0,79	0,03	0,09	-0,10	-0,16	0,09	0,26	3,01	0,11	0,85	0,77	0,43	0
155	0,87	0,61	0,41	0,01	0,01	-0,03	0,17	0,01	1,43	1,03	0,04	0,52	0,24	0,01	0
156	0,87	0,55	0,61	0,10	0,12	-0,05	0,23	0,12	0,62	1,17	0,30	0,57	0,40	0,32	0
157	0,87	0,75	0,67	0,06	0,13	-0,09	203,15	0,15	0,46	1,08	0,23	0,87	0,67	0,40	0
158	0,87	0,79	0,51	0,01	0,03	-0,07	0,02	0,05	0,97	2,42	0,10	0,87	0,51	0,06	0
159	0,87	0,11	0,88	-0,01	-0,04	-0,07	0,00	-0,04	0,13	3,07	-0,07	0,53	0,53	-0,33	1
160	0,87	0,64	0,51	0,02	0,04	-0,05	-0,01	0,05	0,94	2,08	0,13	0,66	0,39	0,08	0
161	0,87	0,52	0,85	0,00	0,01	-0,11	0,06	0,01	0,12	0,95	0,01	0,85	0,83	0,07	0
162	0,87	0,25	0,69	-0,23	-0,30	-0,09	-0,07	-0,30	0,44	1,31	-0,46	0,81	0,65	-0,98	1
163	0,86	0,47	0,97	-0,01	-0,02	-0,13	-0,16	-0,04	0,03	0,88	-0,04	0,85	0,95	-0,58	0
164	0,86	0,52	0,55	0,11	0,11	-0,07	0,21	0,14	0,66	1,17	0,27	0,77	0,50	0,30	0
165	0,86	0,34	0,67	-0,03	-0,05	-0,09	-0,05	-0,06	0,50	0,98	-0,09	0,82	0,64	-0,16	1
166	0,85	0,66	0,51	0,09	0,17	-0,07	0,55	0,17	0,82	1,07	0,38	0,75	0,45	0,41	0
167	0,85	0,54	0,49	0,00	0,00	-0,04	0,00	0,00	1,01	1,02	0,01	0,49	0,29	0,01	1
168	0,85	0,66	0,70	0,02	0,09	-0,11	0,25	0,11	0,29	1,02	0,16	0,85	0,70	0,45	0
169	0,85	0,66	0,59	0,07	0,10	-0,05	0,30	0,12	0,52	1,09	0,37	0,45	0,31	0,31	0
170	0,85	0,49	0,58	0,03	0,04	-0,07	-0,12	0,04	0,60	1,00	0,08	0,71	0,48	0,11	0
171	0,85	0,49	0,65	0,03	0,04	-0,07	-0,20	0,04	0,54	1,24	0,08	0,63	0,48	0,11	0
172	0,85	0,72	0,81	0,03	0,04	-0,07	0,03	0,05	0,24	1,44	0,13	0,45	0,43	0,21	0
173	0,84	0,73	0,50	0,02	0,03	-0,07	0,08	0,04	0,67	1,02	0,09	0,79	0,47	0,10	0
174	0,84	0,55	0,86	-0,01	-0,02	-0,12	-0,06	-0,02	0,08	0,99	-0,03	0,74	0,75	-0,37	0
175	0,84	0,41	0,65	0,05	0,08	-0,08	0,19	0,08	0,50	1,07	0,15	0,69	0,54	0,25	0
176	0,84	0,79	0,47	0,06	0,22	-0,07	1,02	0,22	1,12	1,06	0,50	0,80	0,45	0,42	0
177	0,84	0,54	0,64	0,01	0,03	-0,08	0,12	0,03	0,55	1,03	0,07	0,63	0,48	0,07	0
178	0,84	0,50	0,50	0,06	0,20	-0,08	0,95	0,25	0,95	1,09	0,53	0,81	0,48	0,42	0
179	0,84	0,57	0,45	0,00	0,01	-0,05	0,14	0,01	1,03	1,01	0,05	0,52	0,28	0,02	0
180	0,84	0,45	0,70	0,02	0,05	-0,09	0,10	0,06	0,42	1,03	0,11	0,63	0,53	0,17	0
181	0,84	0,54	0,59	0,08	0,06	-0,05	-0,02	0,07	0,68	0,71	0,23	0,44	0,32	0,14	0
182	0,84	0,50	0,80	0,00	0,02	-0,13	0,02	0,02	0,24	1,00	0,02	0,84	0,80	0,09	1

183	0,84	0,62	0,81	-0,01	-0,02	-0,13	-0,03	-0,02	0,23	2,16	-0,03	0,83	0,81	-0,11	0
184	0,83	0,76	0,68	-0,04	-0,26	-0,11	-0,26	-0,28	0,42	1,03	-0,42	0,83	0,68	-0,92	1
185	0,83	0,60	0,57	0,14	0,18	-0,09	0,02	0,23	0,76	1,33	0,41	0,83	0,57	0,43	0
186	0,83	0,46	0,77	0,01	0,01	-0,10	0,01	0,01	0,19	1,02	0,02	0,64	0,59	0,04	1
187	0,83	0,46	0,71	0,01	0,03	-0,08	0,12	0,03	0,41	1,01	0,06	0,58	0,50	0,10	0
188	0,83	0,76	0,94	0,01	0,02	-0,15	-0,05	0,03	0,06	1,68	0,03	0,77	0,87	0,39	0
189	0,83	0,72	0,49	0,19	0,19	-0,06	0,00	0,19	1,06	1,00	0,54	0,62	0,36	0,36	0
190	0,83	0,63	0,90	0,01	0,02	-0,15	0,18	0,03	0,09	1,02	0,03	0,82	0,89	0,26	0
191	0,60	0,08	1,20	-0,03	-0,10	-0,41	-0,38	-0,09	-0,17	4,12	-0,09	0,51	1,03	0,49	1
192	0,83	0,41	0,65	0,00	0,01	-0,10	-0,09	0,01	0,50	1,02	0,02	0,75	0,59	0,03	0
193	0,82	0,51	0,90	0,00	0,01	-0,13	0,00	0,02	0,11	2,98	0,02	0,68	0,74	0,12	0
194	0,82	0,59	0,62	-0,01	-0,03	-0,10	-0,03	-0,03	0,59	0,99	-0,06	0,72	0,54	-0,09	1
195	0,82	0,60	0,74	-0,04	-0,12	-0,09	-0,12	-0,12	0,34	0,97	-0,23	0,59	0,53	-0,47	1
196	0,82	0,52	0,75	0,01	0,03	-0,09	0,46	0,03	0,31	1,02	0,06	0,54	0,50	0,13	0
197	0,82	0,46	0,68	0,08	0,08	-0,07	0,04	0,08	0,47	1,12	0,21	0,48	0,40	0,26	0
198	0,82	0,46	0,68	0,08	0,08	-0,07	0,04	0,08	0,47	1,12	0,21	0,48	0,40	0,26	0
199	0,82	0,26	0,79	-0,08	-0,20	-0,15	-0,20	-0,20	0,24	0,78	-0,25	0,82	0,79	-1,04	1
200	0,82	0,55	0,61	0,02	0,03	-0,05	0,14	0,03	0,60	1,02	0,12	0,37	0,28	0,07	0
201	0,81	0,58	0,83	0,00	0,00	-0,10	-0,02	0,01	0,21	1,05	0,01	0,54	0,55	0,00	0
202	0,81	0,70	0,75	0,02	0,03	-0,11	-0,32	0,03	0,34	1,48	0,05	0,63	0,58	0,11	0
203	0,81	0,55	0,75	0,01	0,01	-0,13	0,13	0,01	0,33	1,05	0,02	0,76	0,71	0,04	0
204	0,81	0,62	0,77	-0,01	-0,02	-0,14	0,23	-0,02	0,29	1,41	-0,03	0,75	0,72	-0,09	0
205	0,81	0,03	0,88	0,01	0,06	-0,17	0,03	0,08	0,14	4,63	0,09	0,81	0,88	0,49	1
206	0,80	0,60	0,59	0,05	0,04	-0,09	-0,09	0,04	0,16	0,96	0,08	0,65	0,48	0,42	0
207	0,80	0,64	1,08	0,02	0,08	-0,21	-0,14	0,08	-0,07	4,50	0,07	0,77	1,04	-1,02	1
208	0,80	0,42	0,68	0,06	0,09	-0,11	0,15	0,11	0,45	1,06	0,20	0,64	0,55	0,28	0
209	0,79	0,08	0,42	-0,82	-0,24	-0,09	-0,37	-0,24	1,38	0,29	-0,57	0,79	0,42	-0,41	1
210	0,35	0,32	2,73	-0,05	-0,46	-1,75	-2,72	-0,46	-0,63	10,99	-0,17	0,35	2,70	0,26	1
211	0,78	0,29	0,60	-0,43	-0,43	-0,12	-0,43	-0,43	0,59	0,78	-0,78	0,72	0,55	-1,22	1
212	0,97	0,47	1,02	-0,02	-0,03	-0,03	-0,06	-0,03	-0,02	1,34	-0,03	0,97	1,02	1,21	1
213	0,78	0,36	0,89	-0,51	-0,38	-0,19	-0,38	-0,38	0,09	0,62	-0,43	0,78	0,89	-4,68	1

214	0,76	0,42	0,72	-0,12	-0,10	-0,12	-0,10	-0,10	0,26	0,98	-0,20	0,54	0,51	-0,54	1
215	0,76	0,63	0,87	0,01	0,05	-0,16	0,12	0,05	0,15	1,01	0,07	0,58	0,66	0,37	0
216	0,76	0,50	0,91	0,00	0,00	-0,14	-0,09	0,00	0,10	0,87	0,00	0,49	0,58	0,02	1
217	0,76	0,33	0,62	0,00	0,00	-0,13	0,00	0,01	0,59	1,05	0,02	0,67	0,54	-0,01	1
218	0,76	0,33	0,45	0,07	0,14	-0,11	-0,92	0,14	1,23	2,02	0,31	0,76	0,45	0,26	1
219	0,75	0,43	0,61	-0,06	-0,18	-0,14	-0,18	-0,18	0,62	0,93	-0,31	0,72	0,59	-0,48	1
220	0,75	0,40	0,79	-0,12	-0,19	-0,20	-0,19	-0,19	0,27	0,91	-0,25	0,75	0,79	-0,92	1
221	0,75	0,57	1,26	-0,09	-0,18	-0,28	-0,18	-0,15	-0,26	1,17	-0,14	0,64	1,08	0,55	1
222	0,74	0,43	0,51	-0,02	-0,05	-0,12	-0,05	-0,04	0,92	0,97	-0,09	0,69	0,48	-0,10	1
223	0,74	0,16	0,74	-0,03	-0,05	-0,15	-0,05	-0,05	0,36	1,03	-0,09	0,58	0,58	-0,20	1
224	0,72	0,66	0,88	0,05	0,03	-0,15	-0,13	0,03	0,14	0,71	0,06	0,44	0,54	0,27	0
225	0,55	0,35	1,64	-0,05	-0,23	-0,73	-0,46	-0,23	-0,39	4,68	-0,14	0,54	1,61	0,36	1
226	0,71	0,48	0,77	-0,15	-0,25	-0,12	0,08	-0,25	0,30	1,73	-0,61	0,38	0,41	-1,10	1
227	0,70	0,54	1,13	-0,15	-0,13	-0,33	-0,12	-0,13	-0,11	0,90	-0,12	0,66	1,08	1,03	1
228	0,69	0,23	0,69	0,03	0,04	-0,12	-0,18	0,04	0,45	1,37	0,10	0,39	0,39	0,11	1
229	0,67	0,53	1,33	-0,04	-0,09	-0,31	-1,26	-0,09	-0,25	2,23	-0,09	0,49	0,97	0,27	1
230	0,67	0,51	0,54	0,04	0,04	-0,17	0,04	0,04	0,86	1,03	0,08	0,65	0,51	0,08	1
231	0,67	0,62	1,07	-0,13	-0,22	-0,25	-0,19	-0,22	-0,06	1,70	-0,30	0,47	0,75	3,30	1
232	0,67	0,43	0,83	0,03	0,09	-0,20	0,00	0,11	0,21	2,85	0,18	0,49	0,60	0,51	1
233	0,65	0,01	1,38	-0,05	-0,15	-0,47	-0,38	-0,15	-0,28	2,82	-0,11	0,63	1,33	0,40	1
234	0,66	0,55	0,52	0,17	0,13	-0,17	-0,68	0,09	0,86	1,10	0,18	0,66	0,52	0,30	0
235	0,78	0,14	1,27	-0,07	-0,12	-0,24	-0,24	-0,12	-0,21	1,76	-0,11	0,69	1,13	0,45	1
236	0,65	0,41	0,98	-0,20	-0,28	-0,13	-1,33	-0,28	0,02	1,39	-0,79	0,24	0,36	-12,87	1
237	0,65	0,06	1,59	-0,09	-0,64	-0,49	-0,28	-0,64	-0,37	6,86	-0,45	0,58	1,42	1,09	1
238	0,65	0,35	0,41	0,02	0,03	-0,15	0,03	0,04	1,11	1,04	0,10	0,65	0,41	0,07	1
239	0,64	0,40	0,51	0,02	0,11	-0,18	0,44	0,11	0,82	1,02	0,21	0,63	0,50	0,26	0
240	0,64	0,46	0,60	0,09	0,13	-0,16	-0,25	0,16	0,67	1,40	0,35	0,49	0,45	0,33	0
241	0,63	0,24	0,90	-0,16	-0,27	-0,33	-0,27	-0,27	0,09	0,85	-0,30	0,63	0,90	-3,20	1
242	0,36	0,20	1,42	-0,07	-0,37	-0,88	-0,11	-0,37	-0,30	5,32	-0,27	0,35	1,37	0,89	1
243	0,63	0,59	2,22	-0,27	-0,57	-0,53	-0,92	-0,57	-0,55	2,08	-0,40	0,40	1,43	0,46	1
244	0,61	0,15	0,85	-0,01	-0,01	-0,30	-0,01	0,00	0,18	1,05	0,00	0,57	0,79	-0,07	1

245	0,60	0,43	0,42	0,02	0,18	-0,17	0,93	0,18	1,36	1,02	0,43	0,60	0,42	0,32	0
246	0,67	0,24	1,18	-0,05	-0,07	-0,39	-0,14	-0,07	-0,15	1,26	-0,06	0,66	1,16	0,37	1
247	0,59	0,51	0,61	-0,02	-0,05	-0,25	-0,04	-0,05	0,64	2,14	-0,09	0,59	0,61	-0,12	1
248	0,58	0,42	0,62	-0,17	-0,15	-0,18	-0,02	-0,15	0,61	0,86	-0,34	0,40	0,43	-0,39	1
249	0,56	0,07	0,60	-0,26	-0,23	-0,26	-0,23	-0,23	0,50	0,79	-0,38	0,56	0,60	-0,77	1
250	0,52	0,23	1,20	-0,10	-0,25	-0,54	-0,16	-0,25	-0,17	2,46	-0,22	0,49	1,13	1,25	1
251	0,55	0,25	0,62	-0,23	-0,30	-0,28	-0,30	-0,31	0,56	0,83	-0,49	0,55	0,62	-0,87	1
252	0,55	0,54	0,92	-0,36	-0,36	-0,37	-0,36	-0,36	0,02	0,73	-0,44	0,50	0,83	-16,97	1
253	0,55	0,38	1,71	-0,12	-0,33	-0,38	-0,53	-0,33	-0,41	2,69	-0,38	0,27	0,85	0,46	1
254	0,47	0,29	1,11	-0,13	-0,20	-0,47	-0,93	-0,19	-0,10	1,55	-0,21	0,38	0,89	1,82	1
255	0,52	0,24	1,12	-0,12	-0,32	-0,41	-0,06	-0,32	-0,10	2,64	-0,37	0,40	0,86	2,73	1
256	0,53	0,00	0,73	-0,13	-0,16	-0,34	-0,22	-0,16	0,37	1,18	-0,22	0,53	0,73	-0,59	1
257	0,53	0,33	0,92	-0,30	-0,19	-0,36	-0,63	-0,18	0,09	0,62	-0,23	0,44	0,77	-2,33	1
258	0,16	0,07	1,50	-0,07	-0,32	-1,20	-0,67	-0,32	-0,33	4,38	-0,22	0,15	1,43	0,64	1
259	0,83	0,29	1,02	-0,21	-0,24	-0,17	-0,51	-0,24	-0,02	1,15	-0,24	0,80	0,99	13,71	1
260	0,20	0,14	2,59	-0,06	-0,30	-1,60	-2,52	-0,29	-0,61	4,82	-0,15	0,15	2,00	0,19	1
261	0,43	0,16	1,05	-0,17	-0,22	-0,28	-0,22	-0,22	-0,06	0,87	-0,45	0,20	0,49	3,74	1
262	0,51	0,23	0,84	-0,22	-0,18	-0,29	-0,24	-0,22	0,18	0,83	-0,38	0,36	0,59	-1,18	1
263	0,49	0,12	0,78	-0,20	-0,14	-0,31	-0,29	-0,14	0,28	0,70	-0,24	0,38	0,61	-0,65	1
264	0,48	0,34	0,73	0,00	0,00	-0,22	0,00	0,00	0,26	1,00	0,00	0,28	0,42	-0,01	1
265	0,06	0,02	1,16	-0,46	-0,16	-0,58	-0,16	-0,16	-0,14	0,34	-0,25	0,03	0,62	1,00	1
266	0,15	0,08	1,48	-0,04	-0,06	-1,26	-0,06	-0,06	-0,44	0,93	-0,04	0,15	1,48	0,09	1
267	0,46	0,37	0,81	-0,16	-0,22	-0,42	-0,24	-0,22	0,23	1,34	-0,27	0,45	0,79	-1,15	1
268	0,46	0,27	1,03	-0,34	-0,28	-0,33	-0,21	-0,28	-0,03	0,84	-0,46	0,27	0,61	9,88	1
269	0,45	0,13	1,03	-0,22	-0,36	-0,56	-0,20	-0,36	-0,03	1,62	-0,35	0,45	1,03	13,16	1
270	0,45	0,30	0,97	-0,41	-0,21	-0,40	-0,74	-0,20	0,04	0,50	-0,28	0,34	0,73	-6,05	1
271	0,43	0,32	1,74	0,03	0,11	-0,51	-0,32	0,11	-0,43	3,41	0,12	0,23	0,91	-0,15	1
272	0,79	0,37	1,24	-0,31	-0,58	-0,26	-0,79	-0,58	-0,19	1,89	-0,47	0,79	1,24	2,44	1
273	0,48	0,06	1,30	-0,39	-0,37	-0,68	-0,48	-0,37	-0,23	0,96	-0,29	0,48	1,30	1,24	1
274	0,40	0,17	0,71	-0,14	-0,18	-0,35	-0,18	-0,18	0,25	0,90	-0,31	0,33	0,58	-1,03	1
275	0,40	0,24	0,95	-0,23	-0,23	-0,41	-0,08	-0,23	0,05	1,00	-0,33	0,29	0,69	-4,97	1

276	0,37	0,09	0,56	-0,12	-0,23	-0,21	-0,21	-0,23	0,79	1,90	-0,71	0,22	0,33	-0,53	1
277	0,31	0,04	2,06	-0,19	-0,20	-1,41	-1,33	-0,19	-0,51	1,03	-0,09	0,31	2,04	0,19	1
278	0,52	0,35	1,49	-0,25	-0,52	-0,68	-1,25	-0,52	-0,33	2,06	-0,36	0,50	1,42	1,07	1
279	0,26	0,20	1,83	-0,37	-0,29	-1,03	-0,29	-0,30	-0,45	0,75	-0,22	0,20	1,39	0,35	1
280	0,43	0,15	1,30	-0,84	-0,39	-0,68	-0,07	-0,37	-0,23	0,47	-0,31	0,39	1,19	1,31	1
281	0,26	0,17	1,96	-0,15	-0,43	-1,44	-1,16	-0,45	-0,49	2,94	-0,23	0,26	1,96	0,45	1
282	0,31	0,19	0,96	-0,06	-0,05	-0,63	-0,70	-0,06	0,04	0,77	-0,07	0,30	0,92	-1,22	1
283	0,31	0,13	0,98	-0,10	-0,38	-0,68	0,04	-0,38	0,02	3,72	-0,39	0,31	0,98	-19,87	1
284	0,34	0,19	2,11	-0,18	-0,40	-1,39	-0,74	-0,40	-0,53	2,23	-0,19	0,34	2,11	0,36	1
285	0,31	0,19	0,53	-0,08	-0,23	-0,32	-0,23	-0,23	0,80	0,94	-0,51	0,27	0,46	-0,55	1
286	0,56	0,14	1,79	-0,34	-0,51	-0,79	-0,96	-0,51	-0,44	1,49	-0,28	0,56	1,79	0,64	1
287	0,27	0,27	0,90	-0,02	-0,05	-0,57	-0,77	-0,05	0,11	3,31	-0,07	0,24	0,78	-0,54	1
288	0,27	0,09	0,92	-0,05	-0,04	-0,32	-0,10	-0,04	0,09	0,83	-0,10	0,13	0,43	-0,54	1
289	0,52	0,21	1,42	-0,25	-0,52	-0,68	-0,52	-0,52	-0,34	0,82	-0,36	0,52	1,42	1,07	1
290	0,54	0,38	1,34	-0,17	-0,55	-0,61	-0,55	-0,55	-0,38	0,95	-0,42	0,53	1,32	1,07	1
291	0,18	0,13	1,51	-0,40	-0,44	-1,13	-0,46	-0,44	-0,34	1,10	-0,32	0,16	1,38	0,87	1
292	0,11	0,06	1,53	-0,71	-0,31	-1,36	-1,21	-0,31	-0,34	0,44	-0,20	0,11	1,52	0,59	1
293	0,25	0,12	0,67	-0,30	-0,85	-0,50	-0,85	-0,85	0,44	0,78	-1,28	0,25	0,67	-2,91	1
294	0,24	0,05	2,69	0,08	0,72	-1,65	-0,66	1,02	-0,63	8,83	0,47	0,19	2,17	-0,42	1
295	0,30	0,30	1,13	-0,77	-0,54	-0,76	-2,97	-0,54	-0,12	0,70	-0,50	0,28	1,08	4,02	1
296	0,21	0,21	0,44	0,10	0,02	-0,35	0,02	0,02	1,13	1,10	0,05	0,21	0,44	0,05	1
297	0,25	0,15	2,16	-0,20	-0,41	-1,58	-0,41	-0,41	-0,61	0,87	-0,19	0,25	2,11	0,31	1
298	0,20	0,15	0,64	-0,14	-0,07	-0,43	-0,37	-0,07	0,56	0,46	-0,12	0,16	0,54	-0,19	1
299	0,08	0,04	3,42	-0,72	-0,38	-1,64	-3,66	-0,38	-0,71	0,53	-0,21	0,04	1,78	0,16	1
300	0,18	0,04	2,36	-0,37	-0,44	-1,92	-0,44	-0,44	-0,70	0,77	-0,19	0,18	2,33	0,27	1
301	0,17	0,13	0,97	-0,13	-0,58	-0,80	-0,58	-0,58	-0,40	0,94	-0,60	0,16	0,96	1,48	1
302	0,16	0,10	2,31	0,00	0,00	-1,87	0,00	0,00	-0,72	0,98	0,00	0,16	2,24	0,00	1
303	0,71	0,30	1,42	-0,39	-1,17	-0,40	-0,38	-1,17	-0,29	3,00	-0,86	0,68	1,36	2,81	1
304	0,33	0,02	2,78	-0,74	-0,54	-1,87	-0,54	-0,54	-0,64	0,69	-0,20	0,33	2,78	0,30	1
305	0,37	0,01	1,76	-0,43	-0,80	-1,11	-0,80	-0,80	-0,46	0,78	-0,45	0,37	1,76	0,99	1
306	0,11	0,08	3,04	-0,20	-0,66	-2,67	-2,93	-0,66	-0,67	3,30	-0,22	0,11	3,00	0,32	1

307	0,26	0,11	3,18	-0,50	-0,70	-1,98	-1,65	-0,70	-0,69	1,41	-0,26	0,22	2,67	0,32	1
308	0,16	0,04	3,36	-0,23	-0,49	-2,82	-0,49	-0,49	-0,79	0,90	-0,15	0,16	3,36	0,19	1
309	0,02	0,00	4,03	-0,50	-0,69	-3,30	-2,51	-0,69	-0,75	1,39	-0,21	0,02	3,37	0,23	1
310	0,12	0,08	4,01	-0,50	-0,65	-3,53	-3,73	-0,65	-0,75	1,31	-0,16	0,12	4,01	0,22	1
311	0,21	0,11	2,72	-0,88	-1,46	-2,06	-1,24	-1,46	-0,63	1,66	-0,56	0,21	2,62	0,85	1
312	0,11	0,07	4,28	-0,38	-1,36	-3,77	-6,03	-1,36	-0,77	3,60	-0,32	0,10	4,21	0,41	1
313	0,05	0,01	4,81	-0,88	-1,71	-4,23	-2,27	-1,88	-0,79	1,94	-0,42	0,05	4,47	0,45	1
314	1,36	1,11	0,97	0,06	0,23	0,26	-0,29	0,29	0,03	3,73	0,41	0,99	0,71	7,10	0
315	1,03	0,95	0,96	0,01	0,03	0,03	-0,03	0,03	0,02	1,00	0,03	1,03	0,96	1,75	0
316	1,16	1,16	0,86	0,02	0,06	0,14	-0,17	0,06	0,16	2,92	0,07	1,16	0,86	0,47	0
317	1,15	1,03	0,86	0,05	0,18	0,13	-0,04	0,18	0,17	3,68	0,21	1,15	0,86	1,26	0
318	1,03	0,96	0,85	0,02	0,03	0,02	-0,06	0,03	0,13	1,04	0,03	1,00	0,83	0,26	0
319	1,47	1,47	0,81	0,02	0,01	0,05	-0,14	0,01	0,24	0,42	0,06	0,20	0,11	0,04	0
320	1,27	0,50	0,80	0,13	0,10	0,21	-0,18	0,10	0,25	0,79	0,13	1,21	0,76	0,51	0
321	1,47	0,53	0,79	0,03	0,09	0,28	-0,36	0,12	0,27	3,42	0,19	1,12	0,60	0,44	0
322	1,56	1,31	0,77	0,05	0,04	0,10	0,00	0,05	0,30	0,73	0,28	0,35	0,17	0,17	0
323	1,27	0,72	0,76	0,01	0,03	0,13	-0,06	0,03	0,32	2,71	0,07	0,78	0,47	0,14	0
324	1,25	0,65	0,76	0,06	0,08	0,09	-1,32	0,08	0,32	1,40	0,22	0,59	0,36	0,32	0
325	1,65	0,64	0,74	0,03	0,09	0,30	-0,11	0,09	0,36	2,94	0,19	1,03	0,46	0,33	0
326	1,53	1,49	0,72	0,01	0,03	0,31	-0,12	0,03	0,39	2,99	0,06	1,24	0,58	0,12	0
327	1,63	1,60	0,71	0,06	0,21	0,30	-0,07	0,26	0,41	3,21	0,55	1,10	0,48	0,71	0
328	1,43	1,21	0,70	0,02	0,06	0,30	-0,05	0,07	0,43	2,75	0,09	1,43	0,70	0,22	0
329	1,45	0,79	0,70	0,06	0,15	0,29	-0,08	0,19	0,44	2,43	0,28	1,36	0,66	0,49	0
330	1,42	1,17	0,68	0,02	0,06	0,26	0,00	0,07	0,48	2,93	0,11	1,30	0,62	0,17	0
331	1,50	1,42	0,67	0,03	0,10	0,33	-0,51	0,13	0,48	3,43	0,19	1,46	0,66	0,31	0
332	1,53	1,07	0,67	0,17	0,32	0,23	0,49	0,32	0,44	1,23	0,73	0,99	0,43	1,07	0
333	1,53	1,39	0,65	0,02	0,07	0,34	-0,08	0,09	0,54	2,77	0,14	1,51	0,64	0,19	0
334	1,44	0,86	0,65	0,03	0,02	0,12	-0,01	0,03	0,55	0,74	0,10	0,62	0,28	0,06	0
335	1,60	1,36	0,64	0,01	0,05	0,37	0,24	0,07	0,55	3,53	0,11	1,52	0,62	0,13	0
336	1,70	1,16	0,64	0,01	0,01	0,13	-0,04	0,02	0,55	0,56	0,11	0,48	0,18	0,02	0
337	1,30	1,14	0,64	0,19	0,55	0,19	1,73	0,55	0,50	1,26	0,86	1,30	0,64	1,71	0

338	1,64	0,92	0,62	0,02	0,05	0,34	0,00	0,07	0,61	2,92	0,13	1,40	0,53	0,14	0
339	1,37	1,02	0,61	0,04	0,11	0,21	0,22	0,14	0,63	2,64	0,24	1,24	0,56	0,28	0
340	1,41	0,96	0,60	0,01	0,05	0,23	0,05	0,05	0,66	3,12	0,08	1,30	0,55	0,11	0
341	1,41	1,00	0,59	0,04	0,20	0,22	-0,08	0,25	0,69	4,60	0,47	1,27	0,53	0,48	0
342	1,39	1,06	0,57	0,02	0,06	0,13	0,00	0,07	0,75	2,62	0,21	0,82	0,34	0,13	0
343	1,29	0,56	0,56	0,03	0,06	0,15	0,37	0,09	0,80	2,17	0,17	1,21	0,52	0,14	0
344	1,57	1,15	0,55	0,07	0,28	0,32	-0,01	0,28	0,81	3,92	0,50	1,57	0,55	0,62	0
345	2,00	1,39	0,55	0,15	0,22	0,41	0,32	0,27	0,76	1,23	0,66	1,49	0,41	0,52	0
346	1,39	1,31	0,55	0,01	0,04	0,21	-0,21	0,05	0,83	3,81	0,09	1,37	0,54	0,09	0
347	1,47	1,07	0,54	0,12	0,23	0,20	0,31	0,23	0,85	1,83	0,52	1,18	0,43	0,49	0
348	1,54	1,15	0,54	0,00	0,01	0,29	-0,10	0,01	0,85	3,45	0,02	1,54	0,54	0,01	0
349	1,31	1,11	0,53	0,08	0,16	0,14	0,29	0,16	0,90	2,07	0,35	1,17	0,47	0,35	0
350	1,40	0,78	0,51	0,27	0,35	0,07	0,13	0,35	0,96	1,30	1,97	0,48	0,18	0,71	0
351	1,58	1,25	0,51	0,01	0,03	0,28	0,00	0,03	0,97	2,29	0,06	1,48	0,48	0,06	0
352	1,31	1,26	0,50	0,01	0,03	0,12	0,24	0,03	1,02	2,20	0,08	1,03	0,39	0,06	0
353	1,97	0,80	0,49	0,04	0,12	0,47	0,26	0,14	1,04	3,01	0,28	1,97	0,49	0,23	0
354	1,45	1,21	0,49	0,04	0,07	0,22	0,39	0,09	1,04	2,01	0,19	1,45	0,49	0,15	0
355	1,20	0,87	0,49	0,01	0,05	0,07	0,09	0,07	1,05	3,63	0,18	0,91	0,37	0,10	0
356	1,97	1,25	0,49	0,12	0,39	0,47	0,25	0,39	1,06	3,23	0,79	1,97	0,49	0,75	0
357	1,64	0,61	0,49	0,00	0,00	0,22	-0,20	0,01	0,86	1,03	0,02	1,15	0,34	0,01	0
358	1,63	1,11	0,47	0,05	0,12	0,26	0,20	0,12	1,12	2,30	0,29	1,41	0,41	0,22	0
359	1,51	0,91	0,47	0,09	0,19	0,21	0,54	0,24	1,15	1,14	0,57	1,37	0,42	0,36	0
360	1,23	1,11	0,45	0,01	0,02	0,10	0,08	0,02	1,06	1,02	0,05	1,21	0,45	0,04	0
361	1,35	0,85	0,43	0,14	0,28	0,10	0,63	0,34	1,30	1,19	1,20	0,89	0,28	0,49	0
362	1,99	1,02	0,42	0,13	0,39	0,42	1,24	0,39	1,30	1,16	0,93	1,99	0,42	0,72	0
363	1,47	1,26	0,41	0,17	0,25	0,19	1,10	0,27	1,40	1,06	0,65	1,47	0,41	0,44	0

5 PRIEDAS. Klasikinių statistinių ir sprendimų medžio modelių patikimumo tyrimui naudojamų įmonių bankroto prognozavimo modelių Z reikšmės

Įmonė	Finansiniai santykiniai rodikliai														Statusas	Bankroto prognozavimo modelis		
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14		Altman	Springate	Taffler ir Tisshaw
66	0,63	0,24	1,51	-0,07	-0,78	-0,56	-1,38	-0,78	-0,34	11,16	-0,51	0,63	1,51	1,51	1	7,02	1,17	0,32
191	0,60	0,08	1,20	-0,03	-0,10	-0,41	-0,38	-0,09	-0,17	4,12	-0,09	0,51	1,03	0,49	1	3,15	0,90	0,28
210	0,35	0,32	2,73	-0,05	-0,46	-1,75	-2,72	-0,46	-0,63	10,99	-0,17	0,35	2,70	0,26	1	5,72	1,08	0,48
212	0,97	0,47	1,02	-0,02	-0,03	-0,03	-0,06	-0,03	-0,02	1,34	-0,03	0,97	1,02	1,21	1	1,17	0,40	0,49
225	0,55	0,35	1,64	-0,05	-0,23	-0,73	-0,46	-0,23	-0,39	4,68	-0,14	0,54	1,61	0,36	1	2,88	0,32	0,34
233	0,65	0,01	1,38	-0,05	-0,15	-0,47	-0,38	-0,15	-0,28	2,82	-0,11	0,63	1,33	0,40	1	1,58	0,12	0,33
235	0,78	0,14	1,27	-0,07	-0,12	-0,24	-0,24	-0,12	-0,21	1,76	-0,11	0,69	1,13	0,45	1	0,90	0,01	0,31
237	0,65	0,06	1,59	-0,09	-0,64	-0,49	-0,28	-0,64	-0,37	6,86	-0,45	0,58	1,42	1,09	1	4,11	-0,03	0,27
242	0,36	0,20	1,42	-0,07	-0,37	-0,88	-0,11	-0,37	-0,30	5,32	-0,27	0,35	1,37	0,89	1	3,30	-0,10	0,29
246	0,67	0,24	1,18	-0,05	-0,07	-0,39	-0,14	-0,07	-0,15	1,26	-0,06	0,66	1,16	0,37	1	0,60	-0,14	0,32
250	0,52	0,23	1,20	-0,10	-0,25	-0,54	-0,16	-0,25	-0,17	2,46	-0,22	0,49	1,13	1,25	1	1,08	-0,49	0,35
253	0,55	0,38	1,71	-0,12	-0,33	-0,38	-0,53	-0,33	-0,41	2,69	-0,38	0,27	0,85	0,46	1	0,78	-0,57	0,06
254	0,47	0,29	1,11	-0,13	-0,20	-0,47	-0,93	-0,19	-0,10	1,55	-0,21	0,38	0,89	1,82	1	-0,20	-0,58	0,39
255	0,52	0,24	1,12	-0,12	-0,32	-0,41	-0,06	-0,32	-0,10	2,64	-0,37	0,40	0,86	2,73	1	1,26	-0,58	0,45
258	0,16	0,07	1,50	-0,07	-0,32	-1,20	-0,67	-0,32	-0,33	4,38	-0,22	0,15	1,43	0,64	1	1,81	-0,60	0,26
259	0,83	0,29	1,02	-0,21	-0,24	-0,17	-0,51	-0,24	-0,02	1,15	-0,24	0,80	0,99	13,71	1	-0,16	-0,62	2,35
260	0,20	0,14	2,59	-0,06	-0,30	-1,60	-2,52	-0,29	-0,61	4,82	-0,15	0,15	2,00	0,19	1	0,36	-0,72	0,33
261	0,43	0,16	1,05	-0,17	-0,22	-0,28	-0,22	-0,22	-0,06	0,87	-0,45	0,20	0,49	3,74	1	-0,23	-0,92	0,47
265	0,06	0,02	1,16	-0,46	-0,16	-0,58	-0,16	-0,16	-0,14	0,34	-0,25	0,03	0,62	1,00	1	-0,77	-1,12	0,14
266	0,15	0,08	1,48	-0,04	-0,06	-1,26	-0,06	-0,06	-0,44	0,93	-0,04	0,15	1,48	0,09	1	-0,40	-1,13	0,28
268	0,46	0,27	1,03	-0,34	-0,28	-0,33	-0,21	-0,28	-0,03	0,84	-0,46	0,27	0,61	9,88	1	-0,47	-1,18	1,48
269	0,45	0,13	1,03	-0,22	-0,36	-0,56	-0,20	-0,36	-0,03	1,62	-0,35	0,45	1,03	13,16	1	-0,09	-1,27	2,16
272	0,79	0,37	1,24	-0,31	-0,58	-0,26	-0,79	-0,58	-0,19	1,89	-0,47	0,79	1,24	2,44	1	-0,85	-1,61	0,47
273	0,48	0,06	1,30	-0,39	-0,37	-0,68	-0,48	-0,37	-0,23	0,96	-0,29	0,48	1,30	1,24	1	-1,18	-1,64	0,34
277	0,31	0,04	2,06	-0,19	-0,20	-1,41	-1,33	-0,19	-0,51	1,03	-0,09	0,31	2,04	0,19	1	-1,92	-1,69	0,39
278	0,52	0,35	1,49	-0,25	-0,52	-0,68	-1,25	-0,52	-0,33	2,06	-0,36	0,50	1,42	1,07	1	-1,23	-1,71	0,30
279	0,26	0,20	1,83	-0,37	-0,29	-1,03	-0,29	-0,30	-0,45	0,75	-0,22	0,20	1,39	0,35	1	-1,36	-1,83	0,22

280	0,43	0,15	1,30	-0,84	-0,39	-0,68	-0,07	-0,37	-0,23	0,47	-0,31	0,39	1,19	1,31	1	-1,31	-1,84	0,31
281	0,26	0,17	1,96	-0,15	-0,43	-1,44	-1,16	-0,45	-0,49	2,94	-0,23	0,26	1,96	0,45	1	-0,69	-1,84	0,34
284	0,34	0,19	2,11	-0,18	-0,40	-1,39	-0,74	-0,40	-0,53	2,23	-0,19	0,34	2,11	0,36	1	-0,86	-1,89	0,38
286	0,56	0,14	1,79	-0,34	-0,51	-0,79	-0,96	-0,51	-0,44	1,49	-0,28	0,56	1,79	0,64	1	-1,66	-1,97	0,35
289	0,52	0,21	1,42	-0,25	-0,52	-0,68	-0,52	-0,52	-0,34	0,82	-0,36	0,52	1,42	1,07	1	-1,86	-2,20	0,30
290	0,54	0,38	1,34	-0,17	-0,55	-0,61	-0,55	-0,55	-0,38	0,95	-0,42	0,53	1,32	1,07	1	-1,83	-2,22	0,26
291	0,18	0,13	1,51	-0,40	-0,44	-1,13	-0,46	-0,44	-0,34	1,10	-0,32	0,16	1,38	0,87	1	-1,61	-2,28	0,24
292	0,11	0,06	1,53	-0,71	-0,31	-1,36	-1,21	-0,31	-0,34	0,44	-0,20	0,11	1,52	0,59	1	-2,67	-2,31	0,28
295	0,30	0,30	1,13	-0,77	-0,54	-0,76	-2,97	-0,54	-0,12	0,70	-0,50	0,28	1,08	4,02	1	-4,08	-2,48	0,61
297	0,25	0,15	2,16	-0,20	-0,41	-1,58	-0,41	-0,41	-0,61	0,87	-0,19	0,25	2,11	0,31	1	-2,12	-2,65	0,36
299	0,08	0,04	3,42	-0,72	-0,38	-1,64	-3,66	-0,38	-0,71	0,53	-0,21	0,04	1,78	0,16	1	-5,23	-2,79	0,24
300	0,18	0,04	2,36	-0,37	-0,44	-1,92	-0,44	-0,44	-0,70	0,77	-0,19	0,18	2,33	0,27	1	-2,66	-3,15	0,38
303	0,71	0,30	1,42	-0,39	-1,17	-0,40	-0,38	-1,17	-0,29	3,00	-0,86	0,68	1,36	2,81	1	-1,37	-3,38	0,33
304	0,33	0,02	2,78	-0,74	-0,54	-1,87	-0,54	-0,54	-0,64	0,69	-0,20	0,33	2,78	0,30	1	-3,06	-3,44	0,49
305	0,37	0,01	1,76	-0,43	-0,80	-1,11	-0,80	-0,80	-0,46	0,78	-0,45	0,37	1,76	0,99	1	-3,36	-3,57	0,28
306	0,11	0,08	3,04	-0,20	-0,66	-2,67	-2,93	-0,66	-0,67	3,30	-0,22	0,11	3,00	0,32	1	-3,43	-3,60	0,49
307	0,26	0,11	3,18	-0,50	-0,70	-1,98	-1,65	-0,70	-0,69	1,41	-0,26	0,22	2,67	0,32	1	-3,87	-3,80	0,42
308	0,16	0,04	3,36	-0,23	-0,49	-2,82	-0,49	-0,49	-0,79	0,90	-0,15	0,16	3,36	0,19	1	-3,41	-4,16	0,58
309	0,02	0,00	4,03	-0,50	-0,69	-3,30	-2,51	-0,69	-0,75	1,39	-0,21	0,02	3,37	0,23	1	-5,57	-5,11	0,54
310	0,12	0,08	4,01	-0,50	-0,65	-3,53	-3,73	-0,65	-0,75	1,31	-0,16	0,12	4,01	0,22	1	-6,73	-5,23	0,69
311	0,21	0,11	2,72	-0,88	-1,46	-2,06	-1,24	-1,46	-0,63	1,66	-0,56	0,21	2,62	0,85	1	-5,67	-6,30	0,34
312	0,11	0,07	4,28	-0,38	-1,36	-3,77	-6,03	-1,36	-0,77	3,60	-0,32	0,10	4,21	0,41	1	-8,75	-6,83	0,67
313	0,05	0,01	4,81	-0,88	-1,71	-4,23	-2,27	-1,88	-0,79	1,94	-0,42	0,05	4,47	0,45	1	-9,19	-9,63	0,66
314	1,36	1,11	0,97	0,06	0,23	0,26	-0,29	0,29	0,03	3,73	0,41	0,99	0,71	7,10	0	4,57	2,91	1,61
315	1,03	0,95	0,96	0,01	0,03	0,03	-0,03	0,03	0,02	1,00	0,03	1,03	0,96	1,75	0	1,11	0,56	0,61
316	1,16	1,16	0,86	0,02	0,06	0,14	-0,17	0,06	0,16	2,92	0,07	1,16	0,86	0,47	0	3,13	1,55	0,42
317	1,15	1,03	0,86	0,05	0,18	0,13	-0,04	0,18	0,17	3,68	0,21	1,15	0,86	1,26	0	4,37	2,31	0,62
318	1,03	0,96	0,85	0,02	0,03	0,02	-0,06	0,03	0,13	1,04	0,03	1,00	0,83	0,26	0	1,14	0,54	0,34
319	1,47	1,47	0,81	0,02	0,01	0,05	-0,14	0,01	0,24	0,42	0,06	0,20	0,11	0,04	0	0,46	0,28	0,08
320	1,27	0,50	0,80	0,13	0,10	0,21	-0,18	0,10	0,25	0,79	0,13	1,21	0,76	0,51	0	1,20	0,93	0,45
321	1,47	0,53	0,79	0,03	0,09	0,28	-0,36	0,12	0,27	3,42	0,19	1,12	0,60	0,44	0	3,78	2,14	0,43

322	1,56	1,31	0,77	0,05	0,04	0,10	0,00	0,05	0,30	0,73	0,28	0,35	0,17	0,17	0	1,07	0,72	0,25
323	1,27	0,72	0,76	0,01	0,03	0,13	-0,06	0,03	0,32	2,71	0,07	0,78	0,47	0,14	0	2,98	1,36	0,25
324	1,25	0,65	0,76	0,06	0,08	0,09	-1,32	0,08	0,32	1,40	0,22	0,59	0,36	0,32	0	0,71	1,03	0,31
325	1,65	0,64	0,74	0,03	0,09	0,30	-0,11	0,09	0,36	2,94	0,19	1,03	0,46	0,33	0	3,48	1,87	0,37
326	1,53	1,49	0,72	0,01	0,03	0,31	-0,12	0,03	0,39	2,99	0,06	1,24	0,58	0,12	0	3,37	1,65	0,31
327	1,63	1,60	0,71	0,06	0,21	0,30	-0,07	0,26	0,41	3,21	0,55	1,10	0,48	0,71	0	4,34	2,76	0,63
328	1,43	1,21	0,70	0,02	0,06	0,30	-0,05	0,07	0,43	2,75	0,09	1,43	0,70	0,22	0	3,30	1,67	0,40
329	1,45	0,79	0,70	0,06	0,15	0,29	-0,08	0,19	0,44	2,43	0,28	1,36	0,66	0,49	0	3,32	2,03	0,52
330	1,42	1,17	0,68	0,02	0,06	0,26	0,00	0,07	0,48	2,93	0,11	1,30	0,62	0,17	0	3,51	1,71	0,36
331	1,50	1,42	0,67	0,03	0,10	0,33	-0,51	0,13	0,48	3,43	0,19	1,46	0,66	0,31	0	3,82	2,22	0,46
332	1,53	1,07	0,67	0,17	0,32	0,23	0,49	0,32	0,44	1,23	0,73	0,99	0,43	1,07	0	2,97	2,18	0,76
333	1,53	1,39	0,65	0,02	0,07	0,34	-0,08	0,09	0,54	2,77	0,14	1,51	0,64	0,19	0	3,45	1,83	0,42
334	1,44	0,86	0,65	0,03	0,02	0,12	-0,01	0,03	0,55	0,74	0,10	0,62	0,28	0,06	0	1,14	0,57	0,19
335	1,60	1,36	0,64	0,01	0,05	0,37	0,24	0,07	0,55	3,53	0,11	1,52	0,62	0,13	0	4,42	2,06	0,39
336	1,70	1,16	0,64	0,01	0,01	0,13	-0,04	0,02	0,55	0,56	0,11	0,48	0,18	0,02	0	0,92	0,49	0,16
337	1,30	1,14	0,64	0,19	0,55	0,19	1,73	0,55	0,50	1,26	0,86	1,30	0,64	1,71	0	4,77	2,95	1,01
338	1,64	0,92	0,62	0,02	0,05	0,34	0,00	0,07	0,61	2,92	0,13	1,40	0,53	0,14	0	3,63	1,82	0,37
339	1,37	1,02	0,61	0,04	0,11	0,21	0,22	0,14	0,63	2,64	0,24	1,24	0,56	0,28	0	3,66	1,84	0,44
340	1,41	0,96	0,60	0,01	0,05	0,23	0,05	0,05	0,66	3,12	0,08	1,30	0,55	0,11	0	3,74	1,68	0,33
341	1,41	1,00	0,59	0,04	0,20	0,22	-0,08	0,25	0,69	4,60	0,47	1,27	0,53	0,48	0	5,75	3,13	0,58
342	1,39	1,06	0,57	0,02	0,06	0,13	0,00	0,07	0,75	2,62	0,21	0,82	0,34	0,13	0	3,25	1,55	0,30
343	1,29	0,56	0,56	0,03	0,06	0,15	0,37	0,09	0,80	2,17	0,17	1,21	0,52	0,14	0	3,19	1,40	0,36
344	1,57	1,15	0,55	0,07	0,28	0,32	-0,01	0,28	0,81	3,92	0,50	1,57	0,55	0,62	0	5,34	3,08	0,67
345	2,00	1,39	0,55	0,15	0,22	0,41	0,32	0,27	0,76	1,23	0,66	1,49	0,41	0,52	0	2,95	2,18	0,70
346	1,39	1,31	0,55	0,01	0,04	0,21	-0,21	0,05	0,83	3,81	0,09	1,37	0,54	0,09	0	4,28	1,95	0,34
347	1,47	1,07	0,54	0,12	0,23	0,20	0,31	0,23	0,85	1,83	0,52	1,18	0,43	0,49	0	3,30	1,98	0,58
348	1,54	1,15	0,54	0,00	0,01	0,29	-0,10	0,01	0,85	3,45	0,02	1,54	0,54	0,01	0	3,95	1,72	0,31
349	1,31	1,11	0,53	0,08	0,16	0,14	0,29	0,16	0,90	2,07	0,35	1,17	0,47	0,35	0	3,31	1,72	0,48
350	1,40	0,78	0,51	0,27	0,35	0,07	0,13	0,35	0,96	1,30	1,97	0,48	0,18	0,71	0	2,95	2,96	1,25
351	1,58	1,25	0,51	0,01	0,03	0,28	0,00	0,03	0,97	2,29	0,06	1,48	0,48	0,06	0	2,98	1,32	0,32
352	1,31	1,26	0,50	0,01	0,03	0,12	0,24	0,03	1,02	2,20	0,08	1,03	0,39	0,06	0	3,01	1,15	0,26

353	1,97	0,80	0,49	0,04	0,12	0,47	0,26	0,14	1,04	3,01	0,28	1,97	0,49	0,23	0	4,43	2,31	0,53
354	1,45	1,21	0,49	0,04	0,07	0,22	0,39	0,09	1,04	2,01	0,19	1,45	0,49	0,15	0	3,23	1,45	0,40
355	1,20	0,87	0,49	0,01	0,05	0,07	0,09	0,07	1,05	3,63	0,18	0,91	0,37	0,10	0	4,40	1,85	0,29
356	1,97	1,25	0,49	0,12	0,39	0,47	0,25	0,39	1,06	3,23	0,79	1,97	0,49	0,75	0	5,42	3,49	0,88
357	1,64	0,61	0,49	0,00	0,00	0,22	-0,20	0,01	0,86	1,03	0,02	1,15	0,34	0,01	0	1,41	0,68	0,22
358	1,63	1,11	0,47	0,05	0,12	0,26	0,20	0,12	1,12	2,30	0,29	1,41	0,41	0,22	0	3,48	1,73	0,44
359	1,51	0,91	0,47	0,09	0,19	0,21	0,54	0,24	1,15	1,14	0,57	1,37	0,42	0,36	0	2,98	1,79	0,61
360	1,23	1,11	0,45	0,01	0,02	0,10	0,08	0,02	1,06	1,02	0,05	1,21	0,45	0,04	0	1,68	0,62	0,27
361	1,35	0,85	0,43	0,14	0,28	0,10	0,63	0,34	1,30	1,19	1,20	0,89	0,28	0,49	0	3,39	2,40	0,88
362	1,99	1,02	0,42	0,13	0,39	0,42	1,24	0,39	1,30	1,16	0,93	1,99	0,42	0,72	0	4,27	2,71	0,94
363	1,47	1,26	0,41	0,17	0,25	0,19	1,10	0,27	1,40	1,06	0,65	1,47	0,41	0,44	0	3,55	1,87	0,68

6 PRIEDAS. Sprendimų medžio bankroto prognozavimo modelio algoritmas

/* Node 7 */

```
DO IF (((VALUE(X5) LE -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) LE -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) LE -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) LE -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) LE 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) LE -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) LE 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) LE -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) GT 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X1) LE 1.3569) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X2) LE 1.24795) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X4) LE -0.010494) OR SYSMIS(X4) AND (SYSMIS(X6) OR (VALUE(X6) LE 0.212573)))))) AND (((VALUE(X4) LE -0.0154955) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X5) LE -0.040828) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) LE -0.0399825) OR SYSMIS(X8) AND (SYSMIS(X11) OR (VALUE(X11) LE -0.0640275)))))).
```

```
COMPUTE nod_001 = 7.
```

```
COMPUTE pre_001 = 1.
```

```
COMPUTE prb_001 = 1.000000.
```

```
END IF.
```

```
EXECUTE.
```

/* Node 11 */

```
DO IF (((VALUE(X5) LE -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) LE -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) LE -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) LE -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) LE 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) LE -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) LE 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) LE -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) GT 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X1) LE 1.3569) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X2) LE 1.24795) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X4) LE -0.010494) OR SYSMIS(X4) AND (SYSMIS(X6) OR (VALUE(X6) LE 0.212573)))))) AND (((VALUE(X4) GT -0.0154955) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X5) GT -0.040828) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.0399825) OR SYSMIS(X8) AND (VALUE(X11) GT -0.0640275)))) AND (((VALUE(X3) LE 0.962185) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X4) GT -0.014452) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X5) GT -0.049602) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.049602) OR SYSMIS(X8) AND (SYSMIS(X9) OR (VALUE(X9) GT 0.04621550000000001)))))).
```

```
COMPUTE nod_001 = 11.
```

```
COMPUTE pre_001 = 1.
```

```
COMPUTE prb_001 = 1.000000.
```

```
END IF.
```

```
EXECUTE.
```

/* Node 12 */

```
DO IF (((VALUE(X5) LE -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) LE -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) LE -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) LE -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) LE 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) LE -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) LE 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) LE -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) GT 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X1) LE 1.3569) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X2) LE 1.24795) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X4) LE -0.010494) OR SYSMIS(X4) AND (SYSMIS(X6) OR (VALUE(X6) LE 0.212573)))))) AND (((VALUE(X4) GT -0.0154955) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X5) GT -0.040828) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.0399825) OR SYSMIS(X8) AND (VALUE(X11) GT -0.0640275)))) AND (((VALUE(X3) GT 0.962185) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X4) LE -0.014452) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X5) LE -0.049602) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) LE -0.049602) OR SYSMIS(X8) AND (VALUE(X9) LE 0.04621550000000001)))))).
```

```
COMPUTE nod_001 = 12.
```

```
COMPUTE pre_001 = 0.
```

```
COMPUTE prb_001 = 1.000000.
```

```
END IF.
```

```
EXECUTE.
```

/* Node 4 */

DO IF (((VALUE(X5) LE -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) LE -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) LE -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) LE -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) LE 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) LE -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) LE 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) LE -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) GT 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X1) GT 1.3569) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X2) GT 1.24795) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X4) GT -0.010494) OR SYSMIS(X4) AND (VALUE(X6) GT 0.212573)))))).

COMPUTE nod_001 = 4.

COMPUTE pre_001 = 0.

COMPUTE prb_001 = 1.000000.

END IF.

EXECUTE.

/* Node 5 */

DO IF (((VALUE(X5) GT -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) GT -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) GT -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) GT 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) GT -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X2) LE 0.394155) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) LE -0.212485) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) LE 0.54267) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X3) GT 1.4078) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X9) LE -0.247827) OR SYSMIS(X9) AND ((VALUE(X5) GT 0.247305) OR SYSMIS(X5) AND (VALUE(X8) GT 0.31334)))))))))).

COMPUTE nod_001 = 5.

COMPUTE pre_001 = 1.

COMPUTE prb_001 = 1.000000.

END IF.

EXECUTE.

/* Node 9 */

DO IF (((VALUE(X5) GT -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) GT -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) GT -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) GT 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) GT -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X2) GT 0.394155) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.212485) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.54267) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X3) LE 1.4078) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X9) GT -0.247827) OR SYSMIS(X9) AND ((VALUE(X5) LE 0.247305) OR SYSMIS(X5) AND (SYSMIS(X8) OR (VALUE(X8) LE 0.31334)))))))))) AND (((VALUE(X6) LE -0.188065) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X9) LE -0.06263000000000001) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) GT 1.06685)))))).

COMPUTE nod_001 = 9.

COMPUTE pre_001 = 1.

COMPUTE prb_001 = 1.000000.

END IF.

EXECUTE.

/* Node 15 */

DO IF (((VALUE(X5) GT -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) GT -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) GT -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) GT 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) GT -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X2) GT 0.394155) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.212485) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.54267) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X3) LE 1.4078) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X9) GT -0.247827) OR SYSMIS(X9) AND ((VALUE(X5) LE 0.247305) OR SYSMIS(X5) AND (SYSMIS(X8) OR (VALUE(X8) LE 0.31334)))))))))) AND (((VALUE(X6) GT -0.188065) OR SYSMIS(X6)

AND ((VALUE(X9) GT -0.06263000000000001) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06685)))) AND (((VALUE(X11) LE 0.593965) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X8) LE 0.230105) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X1) LE 1.771) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X5) LE 0.230555) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X9) LE 1.9917) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) GT 0.338635)))))))) AND (VALUE(X4) LE -0.0241415).

COMPUTE nod_001 = 15.

COMPUTE pre_001 = 1.

COMPUTE prb_001 = 1.000000.

END IF.

EXECUTE.

/* Node 16 */

DO IF (((VALUE(X5) GT -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) GT -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) GT -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) GT 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.75421000000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) GT -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X2) GT 0.394155) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.212485) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.54267) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X3) LE 1.4078) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X9) GT -0.247827) OR SYSMIS(X9) AND ((VALUE(X5) LE 0.247305) OR SYSMIS(X5) AND (SYSMIS(X8) OR (VALUE(X8) LE 0.31334)))))))))) AND (((VALUE(X6) GT -0.188065) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X9) GT -0.06263000000000001) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06685)))))) AND (((VALUE(X11) LE 0.593965) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X8) LE 0.230105) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X1) LE 1.771) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X5) LE 0.230555) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X9) LE 1.9917) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) GT 0.338635)))))))) AND (SYSMIS(X4) OR (VALUE(X4) GT -0.0241415)).

COMPUTE nod_001 = 16.

COMPUTE pre_001 = 0.

COMPUTE prb_001 = 0.903409.

END IF.

EXECUTE.

/* Node 17 */

DO IF (((VALUE(X5) GT -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.031007) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) GT -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) GT -0.019953) OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) GT 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.75421000000000001) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X9) GT -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06275)))))))))) AND (((VALUE(X2) GT 0.394155) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT -0.212485) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.54267) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X3) LE 1.4078) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X9) GT -0.247827) OR SYSMIS(X9) AND ((VALUE(X5) LE 0.247305) OR SYSMIS(X5) AND (SYSMIS(X8) OR (VALUE(X8) LE 0.31334)))))))))) AND (((VALUE(X6) GT -0.188065) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X9) GT -0.06263000000000001) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06685)))))) AND (((VALUE(X11) GT 0.593965) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X8) GT 0.230105) OR SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X1) GT 1.771) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X5) GT 0.230555) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X9) GT 1.9917) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) LE 0.338635)))))) AND (((VALUE(X1) LE 1.47295) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X2) GT 0.527865) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X3) GT 0.364085) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X5) LE 0.228845) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X6) LE 0.1063805) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X9) LE 1.82085) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X11) OR (VALUE(X11) LE 0.960215)))))))))).

COMPUTE nod_001 = 17.

COMPUTE pre_001 = 1.

COMPUTE prb_001 = 1.000000.

END IF.

EXECUTE.

/* Node 18 */

```
DO IF (((VALUE(X5) GT -0.0310995) OR SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X8) GT -0.031007) OR
SYSMIS(X8) AND ((VALUE(X11) GT -0.053626) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X4) GT -0.019953)
OR SYSMIS(X4) AND ((VALUE(X2) GT 0.314625) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT
-0.23127) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.7542100000000001) OR SYSMIS(X1) AND
((VALUE(X9) GT -0.078349) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06275))))))))))
AND (((VALUE(X2) GT 0.394155) OR SYSMIS(X2) AND ((VALUE(X6) GT
-0.212485) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X1) GT 0.54267) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X3)
LE 1.4078) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X9) GT -0.247827) OR SYSMIS(X9) AND ((VALUE(X5) LE
0.247305) OR SYSMIS(X5) AND (SYSMIS(X8) OR (VALUE(X8) LE 0.31334))))))))))
) AND (((VALUE(X6) GT -0.188065) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X9) GT -
0.062630000000000001) OR SYSMIS(X9) AND (SYSMIS(X3) OR (VALUE(X3) LE 1.06685)))))) AND
(((VALUE(X11) GT 0.593965) OR SYSMIS(X11) AND ((VALUE(X8) GT 0.230105) OR SYSMIS(X8) AND
((VALUE(X1) GT 1.771) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X5) GT 0.230555) OR SYSMIS(X5) AND
((VALUE(X9) GT 1.9917) OR SYSMIS(X9) AND (VALUE(X3) LE 0.338635)))))) AND (((VALUE(X1)
GT 1.47295) OR SYSMIS(X1) AND ((VALUE(X2) LE 0.527865) OR SYSMIS(X2)
AND ((VALUE(X3) LE 0.364085) OR SYSMIS(X3) AND ((VALUE(X5) GT 0.228845) OR
SYSMIS(X5) AND ((VALUE(X6) GT 0.1063805) OR SYSMIS(X6) AND ((VALUE(X9) GT 1.82085) OR
SYSMIS(X9) AND (VALUE(X11) GT 0.960215))))))))).
COMPUTE nod_001 = 18.
COMPUTE pre_001 = 0.
COMPUTE prb_001 = 1.000000.
END IF.
EXECUTE.
```