

VILNIAUS UNIVERSITETAS
EKONOMIKOS IR VERSLO ADMINISTRAVIMO FAKULTETAS

FINANSAI IR BANKININKYSTĖ

Kornelija Andrijauskaitė
MAGISTRO BAIGIAMASIS DARBAS

**BANKROTO PROGNOZAVIMAS STATYBŲ
SEKTORIUJE EKONOMINIO NUOSMUKIO
METU: MAKROEKONOMINIŲ
KINTAMŲJŲ NAUDOJIMAS**

**BANKRUPTCY PREDICTION IN THE
CONSTRUCTION SECTOR DURING
ECONOMIC DOWNTURN: THE USE OF
MACROECONOMIC VARIABLES**

Darbo vadovė: Prof. Dr. (HP) Rasa Kanapickienė

Vilnius, 2026

TURINYS

TURINYS	2
LENTELIŲ SĄRAŠAS	3
PAVEIKSLŲ SĄRAŠAS	4
ĮVADAS	5
1. BANKROTO PROGNOZAVIMO TEORINĖ ANALIZĖ IR MODELIAI	9
1.1 Bankrotų samprata ir atsiradimo priežastys.....	9
1.2 Bankroto prognozavimo modeliai ir jų vertinimas.....	14
1.3 Ekonominių ciklų ir makroekonominių rodiklių įtaka skirtingiems sektoriams	25
1.4 Bankroto prognozavimo modelių taikymo analizė statybų sektoriuje	31
2. STATYBŲ SEKTORIAUS BANKROTO PROGNOZAVIMO EKONOMINIO NUOSMUKIO METU, ĮTRAUKIANT MAKROEKONOMINIUS KINTAMUOSIUS METODOLOGIJĄ	35
2.1. Tyrimo organizavimas ir eiga	37
3. BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIO KŪRIMAS.....	48
3.1. Makroekonominių kintamųjų įtakos įmonių bankrotų dažnumui vertinimas	48
3.2. Logistinės regresijos modelio sudarymas bei interpretacija.....	49
3.3. Modelio tinkamumo bei prognozavimo kokybės vertinimas	57
IŠVADOS IR PASIŪLYMAI	64
LITERATŪRA	67
SANTRAUKA.....	74
SUMMARY.....	76

LENTELIŲ SĄRAŠAS

- 1 lentelė. Skirtingų autorių bankroto sąvokų apibrėžimai
- 2 lentelė. Priežastys lemiančios įmonių bankrotus
- 3 lentelė. Įmonių bankroto prognozavimo metodų palyginimas
- 4 lentelė. Finansiniai veiklos rodikliai bei jų apibūdinimas
- 5 lentelė. Ekonominio ciklo koncepcijos pagal skirtingus šaltinius
- 6 lentelė. Koreliacijos koeficiento vertinimo diapazonas
- 7 lentelė. Bankroto prognozavimo modelių finansinių rodiklių palyginimas
- 8 lentelė. Makroekonominių kintamųjų ir bankrutavusių statybų sektoriaus įmonių ryšys
- 9 lentelė. Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (pirmas testas)
- 10 lentelė. Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (galutinis testas)
- 11 lentelė. Logistinės regresijos galutiniai rezultatai

PAVEIKSLŲ SĄRAŠAS

- 1 paveikslas. Bankroto prognozavimo modelių suskirstymas
- 2 paveikslas. Skirtingų bankroto modelių pranašumai ir trūkumai
- 3 paveikslas. Ekonominio ciklo etapai: kilimo ir nuosmukio fazės
- 4 paveikslas. Lietuvos sektoriai patyrę daugiausiai bankrotų nuo 2020 m. iki 2024 m. III ketvirčio
- 5 paveikslas. Įmonių veiklos trukmė iki bankroto Lietuvoje pagal kategorijas (2024 metų pirmasis ketvirtis)
- 6 paveikslas. Tyrimo organizavimo etapai
- 7 paveikslas. MissForest modelio veikimas
- 8 paveikslas. Trūkstamos reikšmės prieš MissForest
- 9 paveikslas. Trūkstamos reikšmės po MissForest
- 10 paveikslas. Winsorizacijos poveikis rodikliui „Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimų pajamos“
- 11 paveikslas. Winsorizacijos poveikis rodikliui „Pelnas iki apmokestinimo/Turtas“
- 12 paveikslas. Winsorizacijos poveikis rodikliui „Nuosavas kapitalas/Turtas“
- 13 paveikslas. Logistinės regresijos modelio ROC kreivė bankroto prognozavimui
- 14 paveikslas. Logistinės regresijos modelio tikslumo ir jautrumo kreivė bankroto prognozavimui
- 15 paveikslas. Logistinės regresijos kalibracijos kreivė
- 16 paveikslas. Logistinės regresijos modelio Homer-Lemeshow testo rezultatai
- 17 paveikslas. Klaidų matricos rezultatai, modelio tikslumas

IVADAS

Darbo temos aktualumas. Pagrindinių veiksmių, kurie lemia finansinius sunkumus bei bankrotą ekonominio nuosmukio metu tema ir šiomis dienomis išlieka aktuali. Ši tema yra svarbi ekonomikos studijų krypties nagrinėjama tema. Nemokumo prognozavimas darosi vis labiau populiarus bei su bankrotais susijusių tyrimų apimtys kiekvienais metais vis didėja (Charalambous, Martzoukos & Taoushianis, 2022). Nemokumo temą išryškino ir 2007-2009 metais vykusį pasaulinę finansų krizę. Ši pasaulinė finansų krizė išryškino didelius kredito rizikos valdymo trūkumus, kas paskatino reguliuotojus sugriežtinti finansų institucijų priežiūrą. Taip pat apriboti lengvą skolinimą, padidinti bankų privalomus kapitalo rezervus bei sustiprinti rizikos vertinimo procesus. Tokia kritika buvo daugiausiai nukreipta į bankų skolinimo praktiką, o ne į pačių investuotojų kontrolę (Hudson, 2023). Šioje vietoje būtų galima paminėti rizikingas NINJA (angl. „No Income, No Job, and No Assets“) paskolas, kurios suteikiamos asmenims be jokių pajamų, darbo ar turto. NINJA paskolos buvo itin rizikingos ne todėl, kad skolininkai vėliau negalėjo grąžinti skolų. Tačiau todėl, kad prieš jas suteikiant apskritai nebuvo vertinamos skolininko pajamos, kredito istorija ar turimas turtas. Tai reiškia, kad bankai skolino asmenims, kurie neturėjo galimybių prisiimti tokius finansinius įsipareigojimus. Todėl tokios paskolos ir kėlė itin aukštą kredito riziką ir prisidėjo prie 2008 metų finansų krizės (Hudson, 2023).

Pastaraisiais metais bankrotų rizikų vertinimas tapo ir vėl aktualus. Kai pasaulio ekonomiką sukrėtė Covid - 19 pandemija. Gana ryškiai šie iššūkiai pasireiškė ir statybos sektoriuje, nes čia statybų įmonės susidūrė su sunkumais. Tokiais kaip tiekimų grandinių sutrikimai, projektų užbaigimo vėlavimai, išaugusios medžiagų, darbo užmokesčio sąnaudos (Ramdoo, 2020). Pasaulyje prasidėjusi Covid - 19 pandemija smarkiai paveikė tiek individų gyvenimus, tiek atskleidė platesnes rizikos vertinimo galimybes. Pandemija sutrikdė ne tik veiklą visame pasaulyje, bet paveikė ir ekonomiką. Kas įmonėms sukėlė iššūkius norint toliau plėtoti savo veiklą ir augti rinkoje. Ekonomika visame pasaulyje patyrė šoką, dėl kurio verslo operacijos tapo sunkiau prognozuojamos ir nepastovios. Dėl ko įmonių bankrotų nagrinėjimas tapo norimu geriau suprasti bei vertinti įmonių rizikos veiksnius. Įskaitant investuotojus, centrinius bankus, reguliavimo institucijas bei vyriausybes (Karim & Shetu, 2023). Pasaulinė Covid - 19 pandemija padarė didelę bei ilgalaikę žalą pasaulio ekonomikai. O tai leido visiems apgalvoti, jog anksčiau buvo nevertinamos tokios svarbios rizikos, kaip verslo atsparumas netikėtomis sąlygomis (Liu & Li, 2024). Bankroto rizika sutrikdo veiklos procesus rinkoje bei kelia grėsmę tiek kreditoriams, tiek investuotojų interesams (Liu & Li, 2024). Statybų sektorius yra vienas iš pagrindinių pasaulio ekonomikos šakų. Šiame sektoriuje dirba apie 7 procentus pasaulio darbo jėgos bei sudaro apie 13 procentų pasaulio bendrojo vidaus produkto (BVP). Statybų sektorius yra didelė ekonomikos

dalį, kadangi šiame sektoriuje dirba daug žmonių bei jis atlieka svarbų vaidmenį ekonomikos augime. Taip pat statybų sektoriaus pramonė susiduria su iššūkiais, pavyzdžiui, darbo jėgos trūkumas, makroekonominiais svyravimais, kurie daro šį sektorių ypatingai pažeidžiamu (King & Lamontagne, 2021).

Makroekonominiai kintamieji rodikliai taip pat yra gana svarbūs, kai yra analizuojamos nemokumo problemos. Dėl jų gali kilti įmonių sąnaudų ar atsirasti pinigų srautų problemos, o tai lemia įmonėms finansinius sunkumus. Ekonominio nestabilumo metu įmonės gali turėti didesnių įsipareigojimų nevykdymo problemų, sumažėjusios paklausos problemų (Ayat, Malikah & Kang, 2021). Ayat ir kitų bendraautorių (2021) tyrime pabrėžiama statybų sektoriaus priklausomybė nuo išorės tiekėjų, nedarbo, medžiagų kainų, kas daro šį sektorių ypatingai pažeidžiamą nuosmukio metu (Ayat, Malikah & Kang, 2021). Atsižvelgiant į makroekonominius kintamuosius, įmonėms tai suteikia galimybes tiksliau identifikuoti bei vertinti rizikas, būsimus ekonominius ciklus, numatyti galimus finansinius iššūkius ir priimti atitinkamus, racionalius sprendimus. Tokius kaip resursų perskirstymas, ribotų išteklių naudojimas, tenkinant įmonės poreikius, kurie būtų orientuoti besikeičiančioje ekonominėje aplinkoje (Toback ir kt., 2014).

Temos ištyrimo lygis. Bankroto prognozavimo modeliai yra labai svarbi įmonių veiklos vertinimo dalis, kadangi šie modeliai leidžia įmonėms įvertinti nemokumo tikimybę. Mokslininkai bankroto prognozavimo modelius nuolat tyrinėja bei tobulina, jog pagerintų modelių tikslumą bei modelių pritaikomumą. Šie modeliai naudoja finansinius bei kitus rodiklius, jog įvertintų įmonės bankroto tikimybę, jog būtų galima imtis prevencinių veiksmų, kad būtų pažabotos nemokumo problemos. Įmonių nemokumo klausimai tiriami bei analizuojami įvairiose mokslo srityse, tokiose kaip finansai, ekonomika, vadyba, teisė (Seymour, 2022). Tyrimų kryptys yra orientuotos į bankroto prognozavimo modelius, jų atsiradimo priežastis bei poveikį ekonomikai ir įmonių finansiniam stabilumui. Yra bankroto prognozavimo modelių, kurie yra labai populiarūs ir žinomi. Čia galima paminėti, Altmano Z balo modelį, Taffler ir Tishaw modelį, nes jie padeda gana patikimai vertinti įmonės bankroto riziką. Bankroto prognozavimo modeliai yra aktualūs investuotojams, kreditoriams, finansų analitikams, kitiems suinteresuotiems asmenimis. Kadangi suteikia galimybę dažnai laiku identifikuoti įmonės bankroto riziką, imtis prevencinių priemonių, siekiant sušvelninti galimus nuostolius (Almeida, 2023).

Darbo naujumas. Įvairiuose akademiniuose šaltiniuose yra nagrinėjamos bankroto atsiradimo priežastys, veiksniais sukeliantys bankrotą (Kuttner ir kt., 2023; Mućko & Adamczyk, 2023; Dhillon, Mahajan & Kaur, 2023; Fasano ir kt., 2025), bankroto prognozavimo modeliai (Bozkurt & Kaya, 2023; Rija & Ippolito, 2023; Altman, 2019; Bobitan & Dumitrescu, 2024; Rahman & Zhu, 2024; Kembi ir kt., 2024; Anwar & Utami, 2022), leidžiantys analizuoti bankroto tikimybę įvairiose regionuose bei skirtingose pramonės šakose. Mokslinėje literatūroje yra gan

platus bankroto prognozavimo modelių spektras. Tačiau yra labai svarbu rasti, kuris modelis yra efektyviausias bei optimaliausias prognozuojant pasirinkto sektoriaus bankroto rizikas ekonominio nuosmukio metu. Ekonominio nuosmukio metu daugelis sektorių yra paveikiami sumažėjusiomis pajamomis, išaugusiomis skolomis, ar negalėjimu jas padengti laiku, o tai didina nemokumo riziką. Jei ekonomika smunka ir matome, kuri įmonė gali bankrutuoti, tai ši įmonė turi šansų laiku susiimti. Atsisakyti nereikalingų išlaidų, persiderėti su tiekėjais, ieškoti naujų finansavimo šaltinių ar net sumažinti apimtis, kol dar nevėlu. Tokios prognozės duoda laiko bandyti pataisyti situaciją.

Statybų sektoriaus analizė yra gana svarbi, kadangi šis sektorius yra vienas iš jautresnių sektorių, kuris reaguoja į ekonominius ciklus. Šio sektoriaus įmonės dažnai susiduria su gana didele priklausomybe nuo kreditavimo sąlygų ar net paklausos svyravimų statybų rinkose. Dėl šių priežasčių yra svarbu analizuoti šį sektorių bei jo nemokumo problemas. Ir nedideli makroekonominiai pokyčiai šiam sektoriui turi įtakos bei gali veikti šio sektoriaus finansinį stabilumą. Staigūs ekonominiai pokyčiai tokie kaip krizės ar rinkų sukrėtimai, dažniausiai gali sukelti finansinių sunkumų įmonėms bei turėti įtakos jų finansinei būklei. Todėl reikia atlikti išsamias įmonių finansinės būklės analizes bei prognozuoti galimas įmonių bankroto rizikos veiksnių tikimybes (King & Lamontagne, 2021). Taip pat verta paminėti, kad besikeičiant ekonomikai, atsiranda vis naujų dalykų, apie kuriuos seniau nebūtume net pagalvoję. Tai geopolitiniai konfliktai, pandemijos, dirbtinis intelektas ar klimato ribojimai. Dėl to bankroto rizikos tema neišblės, bet priešingai, ji bus dar labiau aktuali. Nes kuo greičiau keičiasi aplinka, tai tuo daugiau atsiranda rizikų ir nepastovumo. O įmonių gebėjimas laiku įvertinti galimą bankrotą tampa itin svarbus.

Darbo problema - aukšti statybų sektoriaus bankroto rodikliai pabrėžia poreikį tobulinti bankroto prognozavimo metodus. Todėl reikia ieškoti naujų metodų ir sukurti pažangius bankroto prognozavimo modelius ir ekonominio nuosmukio metu, kurie apimtų ir makroekonominius kintamuosius bei būtų pritaikyti statybų sektoriui.

Darbo tikslas - sukurti statybų sektoriaus bankroto prognozavimo modelį, kuris įtrauktų makroekonominius kintamuosius, siekiant prognozuoti bankrotų tikimybę ekonominio nuosmukio metu.

Darbo uždaviniai:

1. Išanalizuoti mokslinę literatūrą nagrinėjančią įmonių bankrotus bei bankrotų atsiradimo priežastis.
2. Išnagrinėti bankroto prognozavimo modelių teorinę klasifikaciją ir jų taikymo galimybes.
3. Įvertinti ekonominių ciklų ir makroekonominių rodiklių įtaką skirtingiems

sektoriams.

4. Išnagrinėti bankroto prognozavimo modelių naudojimą statybų sektoriuje.

5. Sudaryti tyrimo metodologinę dalį, pagal kurią bus kuriamas bankroto prognozavimo modelis statybų sektoriuje ekonominio nuosmukio metu, įtraukiant makroekonominius kintamuosius.

6. Pagal parengtą tyrimo metodiką sukurti bankroto prognozavimo modelį statybų sektoriuje ekonominio nuosmukio metu, įtraukiant makroekonominius kintamuosius.

Darbo metodai: mokslinės literatūros šaltinių sisteminė ir palyginamoji analizė, bankroto prognozavimo modelio kūrimui naudojama logistinė regresija, gautų rezultatų analizavimas, vertinimas bei apibendrinimas.

Darbo struktūra. Teorinėje darbo dalyje aptariama veiklos tęstinumo svarba, bankroto koncepcija, priežastys. Taip pat pabrėžiamas bankroto prognozavimo aktualumas, nagrinėjami bankroto prognozavimo modeliai, apibendrinami jų privalumai ir trūkumai, analizuojama ekonominių ciklų ir makroekonominių kintamųjų įtaka bankrotams. Metodologinėje darbo dalyje nurodomi tyrimo organizavimo etapai, kuriais bus remiantis ir atliekamas sekantis skyrius, kuriame bus skaičiuojama koreliacija tarp makroekonominių kintamųjų bei statybų sektoriaus bankrotų. Taip pat bus kuriamas statybų sektoriaus bankroto prognozavimo modelis ekonominio nuosmukio metu, naudojant makroekonominius kintamuosius. Trečioje tyrimo dalyje kuriamas bankroto prognozavimo modelis, naudojant logistinę regresiją bei atliekami modelio vertinimo testai.

1. BANKROTO PROGNOZAVIMO TEORINĖ ANALIZĖ IR MODELIAI

Moksliniuose šaltiniuose pateikiamos panašios nuomonės apie bankroto koncepciją, bankroto atsiradimo priežastis, bankroto prognozavimo modelių naudojimą bei apie makroekonominių kintamųjų įtaką bankrotams. Įmonės bankrotas yra teisinis procesas, kurio metu įmonės, kurios negali įvykdyti savo turimų finansinių įsipareigojimų, dažnu atveju pagal įstatymą yra likviduojamos ar reorganizuojamos. Įmonės bankroto procesas paprastai atsiranda dėl įvairiausių veiksnių, tokių kaip įmonės mažėjančios pajamos, didelis įsiskolinimas, prastas bendrovės finansų valdymas, ekonominis nuosmukis bei kt. Tačiau nėra vieno bendro konsensuso, kaip būtų galima identifikuoti veiksmingiausią bankroto prognozavimo modelį konkrečiam sektoriui. Pirmas magistro darbo skyrius yra koncentruotas į bankroto sampratą, atsiradimo priežastis, bankroto prognozavimo modelius, ekonominius ciklus, makroekonominius kintamuosius bei mokslinės literatūros atliktų tyrimų analizę.

1.1 Bankrotų samprata ir atsiradimo priežastys

Bankroto koncepcija yra susijusi su įvairiais terminais, tokiais kaip finansinis žlugimas, įmonės likvidavimas, reorganizavimas, nemokumas, nesugebėjimas vykdyti finansinių įsipareigojimų (Kumar & Rout, 2022). Vis dėlto daugelis mokslininkų pripažįsta, kad ši sąvoka išlieka tiksliai neapibrėžta ir gali būti įvairiai interpretuotina skirtingų autorių. Norint tinkamai įsigilinti į analizuojamą temą, yra būtina suvokti bankroto sąvoką, tai yra būtina įsigilinti bei teisingai suprasti šios koncepcijos pagrindinę reikšmę bei tikslą. Todėl 1 - oje lentelėje yra pateikiami skirtingų autorių, skirtingų metų bankroto sąvokos apibrėžimai:

1 lentelė

Skirtingų autorių bankroto sąvokų apibrėžimai

Koncepcija	Autorius, metai
Bankrotas reiškia įmonės nesugebėjimą laiku įvykdyti savo turimų finansinių įsipareigojimų. Altmanas pažymi, kad nemokumas tampa teisiniu klausimu, kai įmonė tampa nemoki bei negali padengti savo skolų, o kreditoriai privalo imtis teisinių veiksmų.	Altman, 1968
Bankrotas yra teisinis procesas, kurio metu įmonės susidūrusios su finansiniais sunkumais, gali restruktūrizuoti ar panaikinti skolas, siekdamos atkurti savo finansinį stabilumą, kai negali vykdyti finansinių įsipareigojimų, kaip buvo susitarta.	American Bar Association, n.d.

1 lentelės tęsinys

Skirtingų autorių bankroto sąvokų apibrėžimai

Bankrotas identifikuojamas kaip teisinis procesas, kurio metu įmonė neturi galimybių įvykdyti savo finansinių įsipareigojimų ir siekia pradėti restruktūrizuoti arba likviduoti savo turtą, jog padengtų skolas.	Visvanathan, 2021
Bankrotas suprantamas kaip įmonės nesugebėjimas vykdyti savo finansinių įsipareigojimų, dėl šios priežasties yra pradedamas teisinis procesas, kuris apima likvidavimą arba reorganizavimą, kurio tikslas yra atkurti įmonės finansinį stabilumą.	Kumar & Rout, 2022
Bankrotas apibrėžiamas kaip teisinis procesas, kurį naudoja įmonės ar subjektai susiduriantys su finansiniais sunkumais, bankroto tikimybė kelia grėsmę atsakovo finansiniam stabilumui bei veiklos tęstinumui.	Foohey & Odinet, 2023
Bankrotas yra situacija, kai įmonė neįstengia įvykdyti savo finansinių įsipareigojimų ir pradeda oficialų teisinį procesą, kuris dažnai apima reorganizavimą, siekiant atkurti finansinį stabilumą arba turto pardavimą kreditorių reikalavimams patenkinti.	Nguyen & Tran, 2023

Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis Altman, 1968; American Bar Association, n.d.; Visvanathan, 2021; Kumar & Rout, 2022; Foohey & Odinet, 2023; Nguyen & Tran, 2023.

Atlikus įvairių mokslinių šaltinių analizę apie bankroto apibrėžimą galime teigti, jog nepaisant skirtingų laikotarpių ir šaltinių bankroto apibrėžimai šiek tiek skiriasi, tačiau turi tą pačią reikšmę. Bankrotas yra apibrėžiamas, kaip finansinių įsipareigojimų nevykdymas. Tokių kaip laiku nemokamos skolos, nesugebėjimas grąžinti paskolų, mokesčių nemokėjimas ar nemokami atlyginimai ir kt. Ir todėl pradedami teisiniai procesai, kurie gali apimti įmonės likvidavimą ar reorganizavimą (Kumar & Rout, 2022). Bankroto procesą reglamentuoja įstatymai bei teisės aktai, kurie yra skirtingi priklausomai nuo jurisdikcijos, kurioje yra vykdoma įmonės veikla. Paprastai tai jau apima teisinį procesą. Kurio metu siekiama tinkamai įvertinti skolininko finansinę padėtį ir jeigu yra būtinybė, tuomet imtis atitinkamų veiksmų, reorganizavimo ar likvidavimo (Nguyen & Tran, 2023).

Išanalizavus bankroto reikšmę yra būtina suvokti ir priežastis, kurios turi įtakos bankroto

iškėlimo procesui, 2 - oje lentelėje pateikiamos priežastys, kurios turi įtakos bankroto iškėlimo procesui.

2 lentelė

Priežastys lemiančios įmonių bankrotus

Bankrotų priežastys	Autorius ir metai
1. Kreditoriaus iniciatyva - kreditoriai pradeda imtis veiksmų, norėdami atgauti skolas. 2. Įsiskolinimas - negebėjimas grąžinti skolų. 3. Vadovybės pareiškimas - įmonės vadovybė gali savo noru inicijuoti bankroto iškėlimo bylą dėl svarių priežasčių.	Lietuvos Respublikos juridinių asmenų nemokumo įstatymas, 2020
1. Išorinės priežastys - pandemijos, krizės, rinkos pokyčiai gali netikėtai sutrikdyti verslų veiklą. 2. Valdymo nesėkmės - prastas vadovavimas, neefektyvūs sprendimai, įmonės vizijos nebuvimas.	Kuttner, Mayr, Mitter, & Duller, 2023
1. Duomenų kokybė - finansinėse ataskaitose pasitaiko klaidų, kurios gali būti tyčinės ar netyčinės bei neatskleisti tikros įmonės finansinės padėties. 2. Išorinė aplinka - staigūs, netikėti įvykiai, kurie sukelia ekonominius šokus rinkoje.	Mučko & Adamczyk, 2023
1. Finansiniai veiksniai - likvidumo problemos, sumažėjęs pelnas. 2. Elgsenos ekonomika - klientų elgsenos pokyčiai.	Dhillon, Mahajan & Kaur, 2023
1. Finansiniai apribojimai - riboti ištekliai, nesugebėjimas investuoti į naujoves. 2. Pinigų srautų problemos - neefektyvus veiklos išlaidų bei skolinių įsipareigojimų valdymas. 3. Ekonominiai veiksniai - krizės, ekonomikos nuosmukis, kurie turi įtakos rinkos sąlygoms.	Fasano, Adornetto, Zahid, La Rocca, Montaleone, Greco & Cariola, 2025

Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis Lietuvos Respublikos juridinių asmenų nemokumo įstatymu, Kuttner, Mayr, Mitter, & Duller, 2023; Mučko & Adamczyk, 2023; Dhillon, Mahajan & Kaur, 2023; Fasano, Adornetto, Zahid, La Rocca, Montaleone, Greco & Cariola, 2025.

Bankroto procesas gali įvykti tiek dėl vidinių, tiek dėl išorinių veiksnių derinio. Vidiniai

veiksniai apima prastą įmonės finansų valdymą, neefektyvią verslo praktiką, pinigų srautų problemas ir kt. (Fasano ir kt., 2025). O išorinės priežastys apima ekonomikos nuosmukį, rinkos pokyčius, nenumatytus įvykius (Kuttner, ir kt., 2023). Statybų sektoriaus įmonėms šie veiksniai gali būti lengvai pastebimi, atsižvelgiant į statybų sektoriaus veiklos cikliškumą ir priklausomybę nuo makroekonominių sąlygų (Geremew & Gourio, 2018). Įmonė laikoma nemokia bei įsiskolinusia, kai ji nesugeba laiku įvykdyti savo skolinių įsipareigojimų. Tam įtakos gali turėti įmonės pinigų srautų problemos, tai reiškia, jog įmonė negeba mokėti skolų laiku, arba dėl balanso nemokumo, tai yra, jog įmonės turimi įsipareigojimai viršija įmonės turimą turtą, kas leidžia daryti prielaidą, jog įmonė susiduria su finansiniu nestabilumu (Fasano ir kt., 2025). Tai yra būdinga ypač ankstyvose jų veiklos stadijose, kai įmonės dar tik pradeda plėtoti savo veiklą ir investuoja į plėtrą, tačiau neturi pakankamai pajamų bei turto. Dažniausiai tokios įmonės remiasi išoriniu finansavimu, pavyzdžiui, paskolomis ar investuotojų finansavimu. Jog galėtų vykdyti savo veiklą bei augti rinkoje. Vadovybės pareiškimas reiškia, jog įmonės vadovybė gali savo noru inicijuoti bankroto iškelimo bylą dėl svarių priežasčių, jei yra numatoma, jog įmonė ateityje neturi galimybių rinkoje veikti finansiškai stabiliai (Lietuvos Respublikos juridinių asmenų nemokumo įstatymas, 2020). Kai įmonė negali užtikrinti, jog bus vykdomi įmonės finansiniai įsipareigojimai, kreditorius turi pilną teisę kreiptis į teismą, jog įmonei būtų keliama bankroto byla. Tai galima padaryti tuo atveju, jei kreditorius dėjo pagrįstas pastangas, jog būtų susigrąžintos lėšos, tačiau mano, kad įmonė yra nemoki ir negali sumokėti savo skolų. Dažniausiai šių veiksmų imamasi tada, kai kiti skolos išieškojimo būdai nėra veiksmingi ir nepasiteisina (Dhillon, Mahajan & Kaur, 2023).

Kreditorius inicijuodamas bankrotą tikisi užtikrinti skolų grąžinimą, likviduojant įmonės turtą arba vykdant reorganizavimo procesą, kurį prižiūri teismas. Bankrotas gali būti inicijuojamas ir kitu atveju, jei įmonė nemoka darbo užmokesčio ilgiau nei du mėnesius, darbuotojai turi teisę kreiptis į teismą dėl bankroto bylos iškelimo. Įmonės darbuotojai šiomis priemonėmis siekia susigrąžinti neišmokėtus atlyginimus, ar stebėti, kaip bendrovei yra pradedamas restruktūrizavimo, ar likvidavimo procesas, kurį prižiūri teismas. Ši įstatymo nuostata gina darbuotojų teisę, interesus, kai yra užsitęsęs darbo užmokesčio nemokėjimas įmonėje (Lietuvos Respublikos juridinių asmenų nemokumo įstatymas, 2020). Elgsenos ekonomika taip pat gali turėti įtakos įmonių nemokumo problemoms. Dhillon ir kt. (2023) savo darbe pastebėjo, kad ši Covid - 19 pandemija lėmė tiek vartotojų psichologinius, tiek ir elgesio pokyčius. Tai pasireiškė per žmonių ar įmonių atsargumą leisti pinigus, kadangi jie nėra užtikrinti ateitimi. Buvo atsisakyta neesminių pirkinių, atšaukti planuoti dideli užsakymai, vėluojama atsiskaityti. Šis staigus perkamosios jėgos kritimas gali lemti pardavimų mažėjimą. O tai gali paveikti pinigų srautus ir padidinti bankroto riziką (Dhillon, Mahajan & Kaur, 2023).

Kaip ir yra numatyta įstatymuose, kad tam tikromis aplinkybėmis teismas gali inicijuoti

priverstinius bankrotus. Pasitaiko atvejų, kuomet nereikia nei įmonės, nei kreditorių pareiškimo. Kartais pakanka to, jog teismas pastebėtų akivaizdų nemokumą ir tuomet gali pradėti procedūrą. Paprastai taip nutinka, kai teismas nustato pagrįstas tokio veiksmo teisinės priežastis, paprastai pagrįstas įrodymais, kad įmonė yra finansiškai nepajėgi ir nemoki. Teismo sprendimas pradėti priverstinį bankrotą yra skirtas apsaugoti kreditorių, darbuotojų bei kitų suinteresuotų asmenų interesus. Užtikrinant, kad būtų pradėti teisiniai procesai, tokie kaip likvidavimas ar restruktūrizavimas. Šis mechanizmas sugeba valdyti finansinį nestabilumą, kai nebuvo ieškoma kitų galimybių (Lietuvos Respublikos juridinių asmenų nemokumo įstatymas, 2020).

Prieš pradedant analizuoti bankroto prognozavimo modelius ir jų vertinimo metodus, pirmiausiai yra būtina suvokti bankroto tyrimo svarbą bei naudą. Bankrotų numatymas yra suteikia vertingų, pagrįstų įžvalgų bei yra svarbus. Tai turi poveikį įmonės investuotojams, vadovams, savininkams. Investuotojams jie padeda identifikuoti ankstyvą riziką, leidžia efektyviau valdyti portfelį bei priimti racionalius sprendimus. Kada parduoti akcijas, ar pereiti prie mažiau rizikingesnių aktyvų ar investicijų. Vadovų lygmenyje bankrotų modeliai gali būti naudojami priimant strateginius sprendimus. Siekiant laiku įgyvendinti kaštų mažinimo ar restruktūrizavimo veiksmus. Savininkams bankrotų prognozavimas suteikia galimybes ankstyvoje stadijoje numatyti galimas problemas, priimti sprendimus dėl verslo pardavimo, kapitalo pritraukimo, jog būtų išvengti galimi nuostoliai (Visvanathan, 2021). Tikslūs, pagrįsti skaičiavimais prognozavimo modeliai suteikia ankstyvo įspėjimo signalus, kurie įmonėms, reguliuotojams leidžia imtis aktyvių prevencinių priemonių. Gali imtis tokių priemonių kaip finansinių sunkumų stebėseną ar įmonių veiklos pokyčių skatinimas. Jog per tai būtų pažabojami finansiniai sunkumai, restruktūrizuotos skolos bei įgyvendinti atitinkami įmonės veiklos pokyčiai, kurie leistų sumažinti įmonės nemokumo atsiradimo tikimybę bei pažabotų galimą riziką (Charalambous, Martzoukos & Taoushianis, 2022). Investuotojams bankroto prognozavimo modeliai suteikia galimybes priimti pagrįstus sprendimus dėl investavimo rizikos, taip optimizuojant portfelio valdymą ir sumažinant galimus ateities nuostolius. Kai įmonėje yra išvelgiami finansinio nestabilumo požymiai, suinteresuotosios šalys gali imtis vertinti finansinius rodiklius, atlikti įmonės auditą bei rekomenduoti veiksmus. Kurie galėtų įgyvendinti skolų grąžinimą, strategijos keitimą, sumažinti portfelio riziką, likviduojant pozicijas arba diversifikuoti investicijas, taip apsaugodamos kapitalą (Billios ir kt., 2024).

Apibendrinant galima teigti, jog bankrotas yra teisinis procesas, kurio metu įmonė negali įvykdyti savo finansinių įsipareigojimų, todėl turtas likviduojamas arba reorganizuojamas. Norint, kad įmonė grąžintų savo turimas negrąžintas skolas. Iš tiesų nemokumas tampa rimta problema, kuri paliečia ne tik pačias įmones, bet ir visą ekonomiką. Jis yra nulemtas vidinių veiksnių, tokių kaip prastas finansų valdymas bei kt. Taip pat gali prisidėti išoriniai veiksniai, tokie kaip

ekonomikos nuosmukis, vartotojų paklausos pokyčiai ar taisyklių pokyčiai.

1.2 Bankroto prognozavimo modeliai ir jų vertinimas

Domėjimasis bankroto prognozavimu atsirado prieš daugelį metų. Būtų galima paminėti vieną iš geriausiai žinomų pradininkų įmonių bankroto prognozavimo modelių kūrimo srityje, tai yra Edwardas Altmanas. Šis asmuo išgarsėjo su savo sukurtu Altmano Z balo modeliu. Mokslininkas sukūrė modelį, kuris geba sujungti keletą skirtingų finansinių rodiklių likvidumo, kapitalo ar pelningumo. Ir sugeba įvertinti įmonės finansinę būklę, siekiant prognozuoti gresiančią įmonės bankroto tikimybę (Bozkurt & Kaya, 2023).

Pastaruoju metu vis aiškiau matoma, kaip yra svarbu vertinti, ar įmonės galės sėkmingai plėtoti savo verslą ir toliau. Ir labai tai išryškėja ekonominio šoko metu, kur matome, jog dažnu atveju rinkoje kyla įmonių bankrotų skaičius (Rija & Ippolito, 2023).

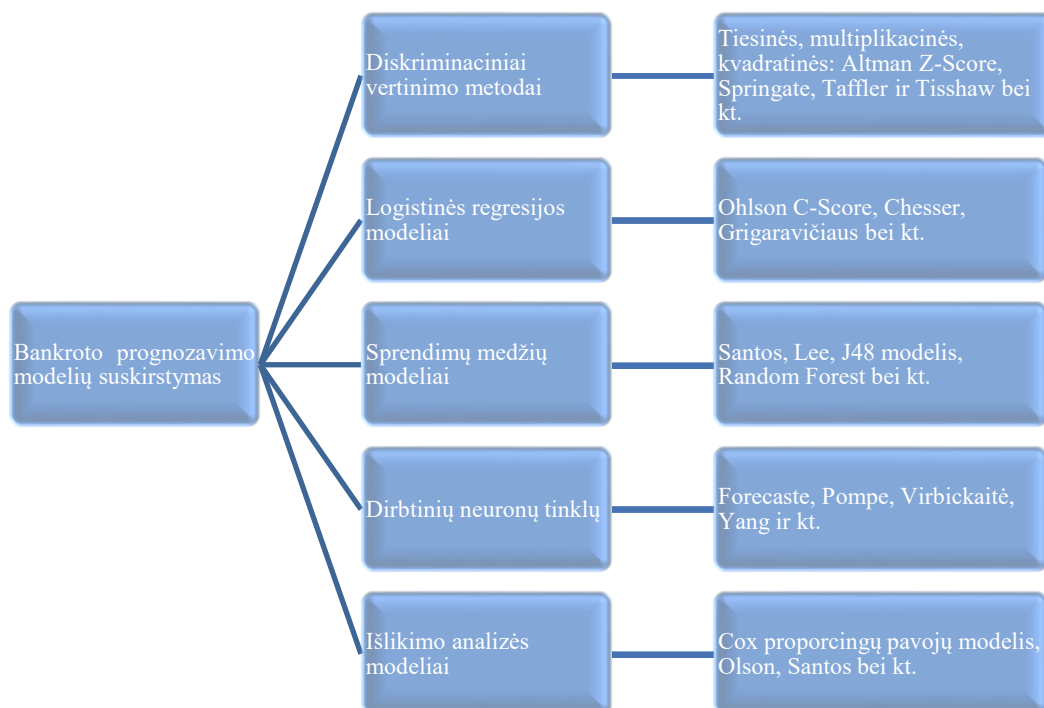
Prasidėjusi pasaulinė Covid - 19 pandemija buvo susijusi su prekybos apimčių mažėjimu, padidėjusiu rinkos nepastovumu, įmonių finansavimo sutrikimais ir dideliu neapibrėžtumu. Tai leidžia manyti, jog Covid - 19 pandemija paveikė įmonių gebėjimą išlaikyti veiklos tęstinumą, sutrikdė verslų veiklas bei padidino bankroto rizikos tikimybes. Verslų nemokumo supratimas, vertinimas tapo reikšmingesnis. Įmonės turi gerinti savo pasirengimą netikėtoms ar ekstremalioms situacijoms, kurios gali trikdyti, paveikti įprastą įmonių veiklą (Karim & Shetu, 2023).

Bankroto prognozavimas ir jo suvokimas yra labai svarbi ekonomikos sudedamoji dalis. Tai yra viena iš pagrindinių priemonių, kuri gali sumažinti ir šiek tiek pažaboti krizės riziką. Pavyzdžiui, tokios kaip 2008-2009 metų krizės atsiradimą ateityje. Šiandieniniame kontekste, kai ekonomika yra gana nepastovimame lygyje tiek dėl makroekonominių, tiek dėl mikroekonominių veiksnių. Tai ankstyvas bankrotų prognozavimas, leidžia įmonėms, investuotojams, kreditoriams, centriniams bankams, politikos formuotojams veikti aktyviau bei imtis prevencinių priemonių. Jog būtų sumažinami galimi nuostoliai bei būtų bandoma apginti savus interesus. Bankrotų prognozavimas yra viena iš galimų apsaugos priemonių tiek finansų įstaigoms, tiek reguliavimo institucijoms. Norint reguliuoti pagrindinius bankroto riziką sukeliančius veiksnus, kurie gali destabilizuoti rinkas ar ekonomiką (Bocková ir kt., 2024).

Yra sukurta daugelis bankrotų prognozavimo modelių, tačiau nepaisant daugybės modelių, pritaikytų konkrečioms situacijoms bei įvairiems ekonominiams kontekstams. Bankroto prognozavimo sudėtingumas gali slypėti pritaikant prognozavimo modelius, kurie atspindėtų tiek makroekonominę, tiek vidinę verslo dinamiką (Bobitan & Dumitrescu, 2024). 1 - ame paveiksle pateikiamas bankroto prognozavimo modelių suskirstymas.

1 paveikslas

Bankroto prognozavimo modelių suskirstymas



Šaltinis: sudarytas darbo autorės, remiantis Alam ir kt., 2021; Zelenkov, 2020; Paulionytė ir Budrionytė 2016.

Altman Z balas yra finansinis modelis pripažintas visame pasaulyje, kurį 1968 m. sukūrė Edwardas Altmanas. Mokslininkas kurdamas šitą modelį norėjo identifikuoti įmonės bankroto rizikos tikimybę (Rija & Ippolito, 2023). Altmano sukurtas Z balas naudoja diskriminacinę analizę ir statistinį analizės būdą. Tai suteikia galimybę klasifikuoti įmones pagal jų bankroto rizikos tikimybes (Altman, 2019). Šis prognozavimo modelis yra tikrai gan plačiai naudojamas. Dėl šios modelio savybės, jog jis sujungia kelis finansinius rodiklius, kad būtų galima analizuoti galimus finansinius bendrovės sunkumus (Bobitan & Dumitrescu, 2024). Ir investuotojai, ir analitikai, ir kreditoriai dažnai naudoja Altmano modelį, kadangi juo siekia įvertinti įmonės finansinę būklę bei įvertinti galimą įmonės bankroto tikimybės riziką. Žinoma svarbus aspektas, tai jog šis modelis yra gana primityvus ir lengvai pritaikomas. Jei pritaikius šį modelį yra gaunamas mažas balas, tai gali reikšti ženklą, jog įmonei gali kilti finansiniai sunkumai (Karim & Shetu, 2023). Intervalas tarp dviejų verčių yra vadinamoji pilkumo zona, neapibrėžtumo zona (Rija & Ippolito, 2023).

Altman Z balo modelyje yra naudojamas daugiamatis diskriminacinės analizės metodas, kurio tikslas yra integruoti keletą finansinių rodiklių į vieną sudėtinį balą, jog būtų galima įvertinti analizuojamos įmonės mokumą bei finansinio nestabilumo potencialią grėsmę (Karim & Shetu, 2023). Mokslininkas sukūrė šį modelį įvertindamas 22 kintamuosius gautus iš finansinių ataskaitų,

supaprastinant juos iki 5 pagrindinių finansinių rodiklių. Tai būtų: apyvartinio kapitalo ir viso turto, nepaskirstyto pelno ir viso turto, pelnas prieš palūkanas ir mokesčius (EBIT) nuo viso turto, nuosavas kapitalas ir visas turtas, pardavimo pajamos ir visas turtas.

Šie rodikliai atspindi esminius pelningumo, likvidumo, skolų valdymo, finansinio stabilumo bei veiklos efektyvumo aspektus, kurie leidžia modeliui pateikti detalų, pagrįstą įmonės finansinės būklės vertinimą bei bankroto riziką (Saji, 2018). Dėl modelio paprastumo ir efektyvumo jis plačiai naudojamas rizikos vertinimui įvairiose pramonės šakose ir įmonėse, kaip ir buvo minėta anksčiau analizuotų autorių, įskaitant pritaikymą negamybinėms ir privačioms įmonėms. Naujausi tyrimai patvirtina jo svarbą, įrodydami jo pritaikymą ir tikslumą įvairiose ekonominėse aplinkose. Šis modelis naudingas ypač viešai parduodamoms gamybos įmonėms (Altman, 2019).

Altman bankroto prognozavimo modelis

Mokslinėje literatūroje Altman modelis apibūdinamas, kaip veiklos testavimo matas, kadangi jis yra racionalus bei tiksliai atspindi įmonės finansinę būklę (Karim & Shetu, 2023). Balas apskaičiuojamas naudojant šią lygtį (1) formulę, pateikiamas 1983 metų modelis, kuris pritaikytas nebiržinėms įmonėms:

$$Z = 0,717 * X1 + 0,847 * X2 + 3,107 * X3 + 0,420 * X4 + 0,998 * X5 \quad (1)$$

Kur X reikšmės reiškia:

- X1 - (Trumpalaikis turtas - Trumpalaikiai įsipareigojimai) / Turtas iš viso;
- X2 - Nepaskirstytas pelnas / Turtas iš viso;
- X3 - Pelnas neatskaičius palūkanų ir mokesčių / Turtas iš viso;
- X4 - Nuosavas kapitalas / Įsipareigojimai iš viso;
- X5 - Pardavimo pajamos / Turtas iš viso.

Altman Z balas yra gana plačiai naudojamas, kurį naudoja tiek investuotojai, tiek analitikai, tiek kreditoriai bei kiti suinteresuoti asmenys, siekdami įvertinti įmonės finansinę būklę bei egzistuojančią bankroto tikimybės riziką. Žemesnė Z balo reikšmė rodo didesnę finansinių sunkumų bei galimo nemokumo tikimybę. Mažesnė Z balo reikšmė nei 1,8 rodo, jog yra didelė finansinių sunkumų tikimybė bei yra manoma, jog šiame diapazone esančioms įmonėms nemokumo rizika yra labai didelė. Z balas nuo 1,8 iki 2,99 reiškia pilkąją zoną, tai identifikuoja įmonių vidutinę bankroto rizikos tikimybę. Didesnis Z balas nei 3 rodo, kad įmonė yra finansiškai stabili bei bankroto rizika yra labai žemame lygyje (Karim & Shetu, 2023).

Springate bankroto prognozavimo modelis

Springate bankroto prognozavimo modelį 1978 metais sukūrė Gordonas L.V. Springate. Šis modelis yra pagrįstas daugialypės diskriminacijos analize ir savo struktūra yra iš dalies panašus į Altmano Z balo modelį (Anwar & Utami, 2022). Tačiau Springate modelyje yra naudojamas šiek tiek kitoks finansinių rodiklių ar svorių rinkinys (Anwar & Utami, 2022). Springate modelis dar kitaip yra vadinamas kaip balo modelis. Jis geba vertinti įmonės finansinę būklę derindamas keturis finansinius rodiklius, kurie parodo įmonės nemokumo tikimybę (Vukčević ir kt., 2024). Šis modelis yra gana paprastas ir efektyvus, kai yra norima gauti greitus įmonės finansinio nestabilumo rezultatus. Tai ypač padeda atliekant trumpalaikius vertinimus, kurie leidžia suprasti, ar įmonės veiklos efektyvumo ir likvidumo rodikliai yra leistinose ribose. Apibendrinant ar įmonė gali tapti nemoki (Anwar & Utami, 2022). Tačiau šis bankroto prognozavimo modelis pasižymi tam tikrais tikslumo apribojimais lyginant su kitais modeliais. Kai jis yra panaudojamas įvairiuose sektoriuose ir įvairiose ekonominėse sąlygose. Taigi, jis dažnai kombinuojamas kartu su kitais modeliais. Tokiais kaip Altman Z balo modeliu, siekiant, jog bankroto prognozavimo analizė būtų kuo tikslesnė bei patikimesnė (Marsenne ir kt., 2024).

Springate bankroto prognozavimo modelis buvo sukurtas tuomet esamų modelių, tokių kaip, Altmano bankroto prognozavimo modelio patobulinimas. Jis yra pritaikytas pateikti paprastesnį, bet gana veiksmingą įmonės finansinių sunkumų prognozavimo metodą. Šis modelis yra skirtas greitai bei efektyviai įvertinti įmonės finansinę būklę, kai turima mažai duomenų ir galime panaudoti minimalų kintamųjų skaičių, dėl šios priežasties jis yra gan paklausus ir lengvai prieinamas (Fauzi, Sudjono & Saluy, 2021). Prognozavimo modelis telkia dėmesį į keletą reikšmingų finansinių rodiklių, modelis siūlo supaprastintą finansinio stabilumo vertinimo metodą, orientuotą į likvidumą, pelningumą ir veiklos efektyvumą. Šis modelis dėl savo paprastų metodų yra tinkamas vertinti daugybę skirtingų verslo sektorių (Rahman & Zhu, 2024). Pagal šį bankroto prognozavimo modelį įmonių, kurių balas yra mažesnis nei 0,862, tai šios įmonės yra priskiriamos prie finansiškai nestabilių, kurioms egzistuoja didesnė rizika bankrutuoti. Įmonių, kurių balas yra lygus ar didesnis nei 0,862, tai šios įmonės yra laikomos aktyviomis rinkos dalyvėmis. Autoriai pamini, jog šis modelis nuo kitų modelių skiriasi tuo, jog Springate prognozavimo modelis neturi pilkosios zonos (Rahman & Zhu, 2024). Tačiau kiti autoriai pažymi, jog Springate bankroto prognozavimo modelis turi ir tam tikrų apribojimų. Jis gali būti ne taip universaliai taikomas įvairiose pramonės šakose ar ekonominėje aplinkoje, kaip sudėtingesni modeliai, tokie kaip Altmano Z balas, todėl geriausiai yra vertinti modelius kartu, jog būtų gaunamas patikimesnis rezultatas. Modelis dėmesį skiria tam tikriems finansiniams rodikliams. Tai reiškia, jog jis gali nepastebėti platesnių rinkos tendencijų arba išorinių ekonominių poveikių,

galinčių turėti įtakos įmonės finansinei padėčiai nustatyti. Jis yra dažnai naudojamas kartu su kitais modeliais, siekiant pateikti išsamesnę analizę ir veiklos efektyvumą (Kembi ir kt., 2024).

Modelis analizuoja tokius veiksnius kaip apyvartinis kapitalas, pardavimo pajamos, trumpalaikiai įsipareigojimai ir kt., modelis pateikia balą, kuris leidžia įvertinti galimą bankroto prognozavimo riziką. Autorius Kembi ir kiti bendraautoriai (2024) savo moksliniame tyrime pateikia šią bankroto prognozavimo formulę:

$$S \text{ balas} = 1,03 * X1 + 3,07 * X2 + 0,66 * X3 + 0,40 * X4 \quad (2)$$

Kur X reikšmės reiškia:

- X1 - Apyvartinis kapitalas/ Visas turtas;
- X2 -Grynasis pelnas prieš palūkanas ir mokesčius/ Visas turtas;
- X3 - Grynasis pelnas prieš mokesčius/ Trumpalaikiai įsipareigojimai;
- X4 - Pardavimų pajamos / Visas turtas.

Springate bankroto prognozavimo modelis yra naudinga bankroto rizikos vertinimo priemonė, pagrįsta pagrindiniais finansiniais rodikliais. Žemesnis nei 0,862 balas rodo didelę bankroto rizikos tikimybę, balas nuo 0,862 iki 1 rodo, jog bankroto tikimybė yra vidutinė, o balas virš 1 mažą bankroto riziką bei leidžia vertinti, jog įmonė veikia stabiliai (Kembi ir kt, 2024).

Taffler ir Tishaw bankroto prognozavimo modelis

Taffler ir Tisshaw bankroto prognozavimo modelis, kurį 1997 metais sukūrė Richardas Taffleris ir H. Tishaw, kaip alternatyvą kitiems esamiems modeliams, pvz., Altmano Z balui. Šis analizuojamas modelis dažnu atveju yra identifikuojamas kaip Taffler modelis, tačiau prie šio modelio dirbo abu mokslininkai bei įdėjo vienodas pastangas į šį bankroto prognozavimo modelį. Analizuojamas bankroto prognozavimo modelis dėmesį telkia į keturis svarbiausius aspektus, tai būtų likvidumas, pelningumas, finansinė rizika bei apyvartinio kapitalo padėtis. Mokslininkai pažymi, jog pelningumas yra įvardijamas kaip vienas iš reikšmingiausių veiksnių, kuris sudaro apie 53 proc. modelio prognozės stiprumo. Analizuojamasis modelis geba objektyviai vertinti galimus finansinius įmonių sunkumus, šis modelis užtikrina patikimą ir atkartojamą proceso vertinimą (Al - Kassar & Soileau, 2014).

Modelis kiekvienam santykiui priskiria svorį taip sukurdamas visapusišką balą, leidžiantį vertinti įmonės bankroto tikimybę. Mažesnis balas parodo didesnę bankroto atsiradimo riziką, o didesnis balas rodo įmonės finansinį stabilumą. Pagal analizuojamus autorius Giannopoulo ir kt. (2022) Taffler ir Tisshaw bankroto prognozavimo modelis yra gan veiksmingas nustatant žlungančias įmones. Naujausi tyrimai patvirtina, jog modelis užtikrina patikimą finansinės būklės įvertinimą.

Autoriai pabrėžia šio modelio paprastumą ir primityvumą, kaip vieną iš pagrindinių

privalumų. Modelio dėmesys yra telkiamas įmonių likvidumui, pelningumui, kurie ir yra vieni iš kritinių finansinio nestabilumo rodiklių (Giannopoulou ir kt., 2022). Modelis yra vertinamas dėl savo galimybių leidžiančių bankroto riziką identifikuoti dar ankstyvoje stadijoje, kas leidžia įmonėms imtis prevencinių priemonių prieš įvykstant galimam nemokumui (Giannopoulou ir kt., 2022).

Giannopoulou ir kiti autoriai (2022) mini, jog šis modelis buvo integruotas į įvairias rizikos valdymo sistemas, jog būtų galima nustatyti artėjantį bendrovės nemokumą (Giannopoulou ir kt., 2022). Taffler ir Tishaw. Taffler ir Tishaw bankroto prognozavimo modelis suteikia alternatyvų įmonės bankroto prognozavimo metodą, telkiant dėmesį į finansinių rodiklių rinkinį, atspindint įmonės finansinę būklę rinkoje.

Pagal autorės Stankevičiene ir Prazdeckaite (2021) žemiau pateikiama Taffler ir Tishaw bankroto prognozavimo lygtis:

$$Z = 0,53 * X1 + 0,13 * X2 + 0,18 * X3 + 0,16 * X4 \quad (3)$$

Kur X reikšmės reiškia:

- X1 - Pelnas prieš mokesčius / Trumpalaikiai įsipareigojimai;
- X2 - Trumpalaikis turtas / Įsipareigojimai iš viso;
- X3 - Trumpalaikiai įsipareigojimai / Visas turtas;
- X4 - (Trumpalaikis turtas - Trumpalaikiai įsipareigojimai) / Veiklos sąnaudos.

Taffler ir Tishaw bankroto prognozavimo modelis naudoja keletą finansinių rodiklių identifikuoti bankroto riziką. Žemesnis nei 0,2 balas reiškia, jog bankroto tikimybė yra didelė ir įmonėms gresia finansiniai sunkumai. Nuo 0,2 iki 0,3 balas rodo, jog įmonė susiduria su vidutiniais sunkumais ir yra vidutinio lygio rizika. O didesnis balas nei 0,3 reiškia mažą riziką ir leidžia vertinti, jog įmonė yra finansiškai stabili. Šis bankroto prognozavimo modelis leidžia vertinti bankroto tikimybę remiantis pagrindiniais finansiniais rodikliais (Stankevičiene ir Prazdeckaite, 2021).

Logistinės regresijos modelių grupei yra priskiriamas Chesser bankroto prognozavimo modelis, kurį 1974 m. sukūrė Rich Chesser, naudoja logistinės regresijos metodą, jog galėtų įvertinti tikimybę, kada įmonė gali susidurti su finansiniais sunkumais. Skirtingai nuo ankstesnių modelių, pvz., Altmano Z balo, kurie yra paremti diskriminacine analize, Chesser modelis taiko tikimybines sistemas, įvertinant santykį tarp finansinių rodiklių ir galimos nesėkmės tikimybės. Modelis apima įvairius finansinius rodiklius, tokius kaip pelningumo, sverto ir likvidumo rodikliai, integruojant šiuos veiksnius įmonės bankroto tikimybei apskaičiuoti (Giriūnienė ir kt., 2019).

Šis prognozavimo metodas leidžia dinamiškai įvertinti įmonės finansinę būklę, todėl jis yra tinkamas įvairioms pramonės šakoms. Taip pat Chesser buvo pažymėtas dėl savo tikslumo ir pritaikomumo, ypač kai naudojamas kartu su kitais modeliais (Giriūnienė ir kt., 2019). 3 - oje

lentelėje palyginami anksčiau minėti bankroto prognozavimo modeliai.

3 lentelė

Įmonių bankroto prognozavimo metodų palyginimas

Modelis	Formulė	Kritinė reikšmė	Komentaras
Altman	$Z = 0,717 * X1 + 0,847 * X2 + 3,107 * X3 + 0,420 * X4 + 0,998 * X5$	<1,8	Modelio patikimumas yra gan didelis, modelis sukurtas remiantis vidutinio dydžio įmonėmis.
Springate	$S\ balas = 1,03 * X1 + 3,07 * X2 + 0,66 * X3 + 0,40 * X4$	<0,862	Modelio tikslumas priklauso nuo ekonominės situacijos bei pramonės sektorių.
Taffler and Tisshaw	$Z = 0,53 * X1 + 0,13 * X2 + 0,18 * X3 + 0,16 * X4$	<0,2	Šis modelis gali turėti apribojimų, priklausomai nuo šalių bei rinkų.

Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis: Krusinskas, Lakstutiene ir Stankeviciene, 2014; Karim & Shetu, 2023; Stankevičiene ir Prazdeckaite, 2021; Kembi ir kt, 2024.

Skirtingi bankroto prognozavimo modeliai skiriasi savo pritaikomumu bei patikimumu. Altman modelis yra gan plačiai naudojamas, žinomas, jis yra laikomas gana patikimu vidutinio dydžio įmonėms. Šio modelio kritinė reikšmė, kai Z yra mažiau nei 1,8, tada egzistuoja tikimybė, jog įmonė gali susidurti su nemokumo problemomis ir įmonei yra potenciali bankroto rizika (Krusinskas, Lakstutiene ir Stankeviciene, 2014).

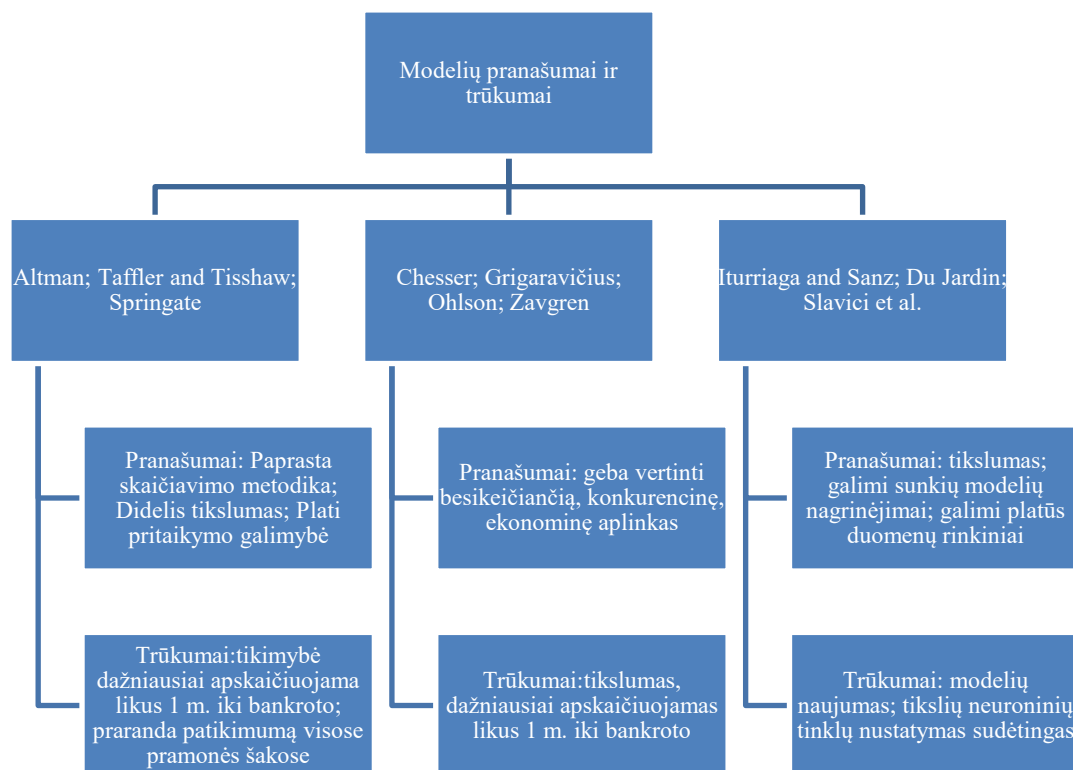
Springate bankroto prognozavimo modelio tikslumas priklauso nuo ekonominės padėties bei pramonės šakos. Lyginant Altman bei Springate kritinę reikšmes, tai Springate modelio reikšmė yra ženkliai mažesnė, tačiau būtina atsižvelgti ir į skirtingus rodiklius naudojamus bankroto prognozavimo modeliuose. Springate rodiklio reikšmė laikoma bloga, kai ji yra mažesnė nei 0,862 (Kembi ir kt, 2024).

Taffler ir Tisshaw modelis gali turėti apribojimų. Apribojimai gali būti susiję, kai modelį yra norima pritaikyti konkrečioms šalims ir rinkoms. Kiekvienas iš analizuotų bankroto prognozavimo modelių turi stipriąsias bei silpnąsias puses, o jų naudojimas priklauso nuo tokių veiksnių kaip įmonės dydis, ekonominės sąlygos ar rinkos specifika (Krusinskas, Lakstutiene ir Stankeviciene, 2014).

Skirtingi bankroto prognozavimo modeliai gali turėti savų privalumų bei savų trūkumų, žemiau 2 - ame paveiksle, pateikiami bankroto prognozavimo modelių pranašumai ir trūkumai, šie modeliai sugrupuoti į tris grupes, diskriminacinės analizės modeliai, logistinės regresijos modeliai bei neuroninių tinklų modeliai.

2 paveikslas

Skirtingų bankroto modelių pranašumai ir trūkumai



Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis Giriūnienė ir kt., 2019; Vukčević ir kt., 2024; Anwar & Utami, 2022; Iturriaga & Sanz, 2015; Buczynski & Chlebus, 2024.

Bankroto prognozavimo modeliai turi tiek trūkumų, tiek pranašumų. Tradiciniai modeliai, tokie kaip Altmano Z balas ir diskriminacinė analizė, yra mėgstami dėl jų paprastumo ir patikimumo trumpuoju laikotarpiu. Šie modeliai paprastai reikalauja paprastų finansinių rodiklių, todėl jie yra prieinami ir plačiai naudojami. Dėl santykinai didelio tikslumo iki bankroto įvykių jie yra vertingi įrankiai, padedantys nustatyti neišvengiamus finansinius sunkumus, ypač kai įmonei gresia nemokumo problemos (Vukčević ir kt., 2024). Šių modelių efektyvumas gali sumažėti, kai įmonės yra veikiančios specifinėse pramonės šakose ar kai yra ekonominis nepastovumas. Alternatyvūs modeliai, įskaitant logistinę regresiją ir dirbtiniu intelektu pagrįstus metodus, pagerina prognozavimo galimybes, ypač sudėtingose bei dinamiškose rinkose. Pavyzdžiui, logistinės regresijos modeliai gali lanksčiau prisitaikyti prie skirtingų ekonominių kontekstų ir pramonės šakų (Giriūnienė ir kt., 2019).

Alternatyvūs modeliai yra išskirti dėl didelio patikimumo ir tikslumo (Giriūnienė ir kt., 2019). Šie metodai gali apdoroti netiesinius ryšius dideliuose duomenų rinkiniuose, o tai gali

pasiūlyti tikslesnes prognozes įvairiuose scenarijuose. Bet yra tam tikrų apribojimų, juos sunkiau pritaikyti mažesnės įmonės. Šiems modeliams reikia daug duomenų, skaičiavimų, kas apsunkina, jei tai norima įgyvendinti praktiškai (Buczynski & Chlebus, 2024). Dirbtinio intelekto modeliai dar nėra iki galo ištirti, todėl jų rezultatai tam tikrose pramonės šakose yra mažiau nuspėjami, tai juos taikant reikėtų vertinti atsargiai gautą informaciją. Neuroninių tinklų modeliai gali aptikti apie 96 proc. bankroto tikimybę, tad tuo jie pranoksta tradicinius modelius (Iturriaga & Sanz, 2015). Didžiausias trūkumas, kuris išvelgiamas, tai jog yra ribotas pritaikymas sektoriams. Jei taikysime bendruosius modelius statybų sektoriuje, tai gali atsirasti netikslumų dėl specifinių finansinių ar veiklos subtilybių (Giriūnienė ir kt., 2019).

Gilinantis bei žvelgiant iš ekonominės perspektyvos, ankstyvas galimų bankrotų nustatymas gali leisti stabilizuoti sektorių. Kas prisidės prie sisteminės rizikos mažinimo ir leis užkirsti kelią situacijoms, kai bankrotai gali plisti didesniu mastu sektoriuje. Tikslūs, patikimi bankroto prognozavimo modeliai gali veikti kaip bankų ar kredito įstaigų tam tikrų rizikų valdymo priemonės, kurios leidžia priimti pagrįstus sprendimus dėl skolinimo bei sumažinti neveiksnių paskolų atsiradimo priežastis (Chawla ir kt., 2002).

Galime paminėti reitingų agentūras, tokias kaip Moody's ir S&P, kurios nustato įmonių kredito reitingus. Šie yra vienas iš esminių kriterijų vertinant įmonės kreditingumą bei finansinį stabilumą rinkoje. Reitingai padeda investuotojams, įskaitant ir pensijų fondus, įvertinti investicijų riziką bei galimos grąžos ateityje potencialą (Nascimento & Neto, 2024). Jei gaunami aukšti įmonių reitingai, tai reiškia, jog įmonę galim vertinti teigiamai. Ir teigti, jog ji yra finansiškai stabili ar mažiau rizikinga. Dėl šios priežasties jos patrauklios potencialiems investuotojams, norintiems ne rizikingos grąžos. Priešingai, žemi įmonių reitingai identifikuoja apie galimą didesnę riziką bei galimus įmonės finansinius sunkumus (Nascimento & Neto, 2024). Naudodami prognozavimo modelius kreditoriai gali pakoreguoti palūkanų normas, peržiūrėti kredito sąlygas ar atsisakyti rizikingų paskolų prieš patiriant nuostolius (Chawla ir kt., 2002).

Įmonių bankroto prognozės yra svarbios ir politikos formuotojams. Kadangi atliekant prognozes galima laiku stebėti rizikingesnes tendencijas rinkoje, ko pasekoje, galima priimti atitinkamus įstatymų pakeičius. Vyriausybės stebėdamos sektorių finansinę būklę gali įgyvendinti politikas, kurios gali būti susijusios ir su pažeidžiamų sektorių rėmimu. O tai leistų užkirsti kelią sisteminiams nesėkmėms, labai svarbu ekonominio nuosmukio ar krizių metų, tokių kaip 2008 metais vykusio krizė (Charalambous, Martzoukos & Taoushianis, 2022), ar pasaulinės Covid - 19 pandemija.

Bankroto prognozavimas yra itin svarbi priemonė finansų sektoriuje. Ši priemonė suteikia galimybes vadovams, akcininkams anksti išvelgti finansinių sunkumų požymius, o kai išvelgiama imtis prevencinių veiksmų prieš bankroto atsiradimo procesą. Įmonės, kreditoriai bei investuotojai

gauna naudos iš tikslų bankroto prognozių. Nes tai padeda valdyti su bankrotu susijusią riziką bei priimti atitinkamus, korektiškus sprendimus. Ankstyvoje fazėje nustatytas finansinis nestabilumas gali būti suvaldytas, jei yra imamasi aktyvių veiksmų greitu metu. Tokių kaip restruktūrizavimo, skolų sumažinimo, strategijų koregavimo, jog būtų galima išvengti nemokumo problemų. Tai tampa ypač svarbu ekonominio neapibrėžtumo laikotarpiais. Kurių metu finansinės sistemos yra labiau pažeidžiamos. Taip pat svarbūs yra šalies makroekonominiai rodikliai tokie kaip bendrasis vidaus produktas (BVP), nedarbas bei kiti (Bozkurt & Kaya, 2023).

Bankroto prognozavimas yra rizikų valdymo sudedamoji dalis, kuri yra naudojama daugelyje ekonomikos sričių. Bankroto prognozavimo modeliai padeda įmonėms įvertinti dabartinę padėtį ir sukurti veiksmingas strategijas bei valdymo priemones. Taip yra užtikrinamas stabilumas bei išskiriami svarbiausi veiksniai, kurie gali nulemti nemokumo atsiradimo tikimybę (Noh, 2023).

Bankroto prognozavimo modeliai taiko skirtingus kintamuosius bei skirtingus statistikos metodus. Vieni modeliai skaičiuodami nemokumo tikimybę gali remtis finansiniais rodikliais, bet dėl to jie gali būti mažiau tikslūs specifinėje šakoje. Kitokie modeliai yra sukurti tam tikroms šakoms, todėl jų tikslumas gaunasi kitoks. Dėl šios priežasties prognozavimo tikslumas gali skirtis, apskaičiavus skirtingais metodais.

Dalis modelių remiasi finansiniais rodikliais, pavyzdžiui, tokiais kaip likvidumas, pelningumas ir kt. kartu su makroekonominiais kintamaisiais (Noh, 2023). Issa ir kt. (2024) pabrėžia finansinių rodiklių, tokių kaip likvidumas, mokumas, pelningumas ir skolos sudėtis, įtraukimo į prognozuojamus modelius svarbą bei analizės būtinybę.

Šie modeliai padeda įvertinti įmonės bankroto riziką. Tai suteikia galimybes investuotojams bei finansų institucijoms priimti skaičiavimais pagrįstus sprendimus, tai pradedama dažniau naudoti ekonominio nestabilumo laikotarpiu. Per didelė skola gali sumažinti pelningumą ir sukelti didesnę tikimybę bankroto atsiradimo rizikai (Issa ir kt., 2024). Finansinius rodiklius galime apibrėžti kaip kiekybinius matus. Kuriuos naudojame įmonės ekonominei ar finansinei būklei vertinti.

Finansiniai rodikliai, tokie kaip pelningumo, likvidumo, sverto, veiklos efektyvumo rodikliai, pateikiami 4 - oje lentelėje. Jų pagalba galime suprasti, kaip įmonė gali generuoti pelną, valdyti turtą, įsipareigojimus bei išlaikyti finansinį stabilumą rinkoje (Kulwizira Lukanima, 2023).

4 lentelė

Finansiniai veiklos rodikliai bei jų apibūdinimas

Rodikliai	Apibūdinimas
Pelningumo	Pelningumo rodikliai tai yra finansiniai rodikliai, kurie padeda vertinti įmonės gebėjimą generuoti pelną, palyginti su pajamomis, turtu ar nuosavu kapitalu. Svarbūs vertinant įmonės finansinius rezultatus, priimant investicinius ar valdymo sprendimus.
Likvidumo	Likvidumo rodikliai tai yra finansiniai rodikliai, kuriais yra matuojamas įmonės gebėjimas įvykdyti trumpalaikius finansinius įsipareigojimus naudojant turtą. Ši rodiklių grupė yra būtina vertinant įmonės finansinį stabilumą, įmonės išlaidas ar ekonominius nuosmukį.
Sverto	Sverto koeficientai parodo, kiek įmonės veiklos finansavimas yra priklausomas nuo skolintų lėšų. Aktualūs siekiant suvokti įmonės rizikos profilį bei gebėjimą valdyti skolas.
Veiklos efektyvumo	Veiklos efektyvumo rodikliai įvertina, ar įmonė gerai naudoja savo turtą bei išteklius pardavimui ar pelno siekimui. Šių rodiklių grupė svarbi norint vertinti, ar įmonė tinkamai valdo savo išteklius, siekdama optimizuoti pelną bei veiklos rezultatus.

Šaltinis sudarytas autorės, remiantis Kulwizira Lukanima, 2023; Beltrame & Sclip, 2023; Brusov, Filatova & Orekhova, 2023.

Šie rodikliai yra būtini, jei yra norima tinkamai vertinti įmonės veiklą. Bei identifikuoti įmonės rizikas, kurios leis priimti pagrįstus sprendimus dėl investicijų finansavimo. Finansinių rodiklių analizė padeda suprasti įmonės veiklos efektyvumą, finansinį atsparumą bei galimą augimo potencialą ateityje (Beltrame & Sclip, 2023). Viena iš rodiklių grupių, tai būtų pelningumo rodiklių grupė. Šiai grupei priklauso tokie rodikliai kaip turto grąža (ROA), nuosavybės grąža (ROE) ir kiti. Šie rodikliai padeda įvertinti, kaip įmonė geba uždirbti pelną ir palyginti su jos turto ar akcininkų nuosavybe (Kulwizira Lukanima, 2023). Likvidumo rodiklių grupė suteikia informacijos apie įmonės gebėjimą įvykdyti savo turimus trumpalaikius įsipareigojimus panaudojant savo turimą turtą (Brusov, Filatova & Orekhova, 2023). Sekanti grupė būtų sverto

rodiklių. Tai šiai grupei priklauso tokie rodikliai kaip skolos ir nuosavybės santykis. Šis santykis vertina, kokia dalis įmonės finansuojamos veiklos yra priklausoma nuo pasiskolintų lėšų (Kulwizira Lukanima, 2023). Dar viena svarbi grupė, tai veiklos efektyvumo rodiklių grupė. Kuriai priklauso, tokie rodikliai kaip atsargų ar turto apyvartumai. Šie apyvartumai geba vertinti kaip įmonė efektyviai naudoja savo turimus išteklius pardavimams ir pelnui sugeneruoti (Brusov, Filatova & Orekhova, 2023).

Galime teigti, jog bankroto prognozavimas yra itin svarbi priemonė finansų sektoriuje, suteikianti galimybes vadovams, akcininkams galimybę aptikti ankstyvus finansinių sunkumų požymius ir imtis priemonių prieš įmonei bankrutuojant. Modeliai remiasi finansiniais rodikliais, tokiais kaip likvidumas, pelningumas ir kt., kurie suteikia vertingų įžvalgų apie įmonės gebėjimą vykdyti finansinius įsipareigojimus. Taip pat kiekvienas bankroto prognozavimo modelis turi savų privalumų bei savų trūkumų.

1.3 Ekonominių ciklų ir makroekonominių rodiklių įtaka skirtingiems sektoriams

Makroekonominių rodiklių bei ekonomikos ciklų vertinimas yra vienas iš esminių veiksmų. Todėl kad tiek makroekonominių rodiklių, tiek ekonominių ciklų vertinimas suteikia galimybes priimti pagrįstus sprendimus ekonomikoje. Makroekonominiais rodikliais bei ekonominiais ciklais remiasi tiek centriniai bankai, tiek vyriausybės. Tai suteikia galimybes sukurti efektyvesnes politikas, kurios stabilizuoja augimą, mažina infliacijos lygį, nedarbą ir kt. (Kang & Marmer, 2023).

Ekonominių ciklų fazių žinojimas yra gan pravartus ir įmonėms. Nes tai jos žinodamos, gali imtis prevencinių priemonių ir kurti strateginius planus, kurie leistų valdyti rizikas ar naudotis galimybėmis esant ekonominio nuosmukio ar piko etapais (Kang & Marmer, 2023). Atkreipiamas dėmesys į tai, jog skirtingi sektoriai, įskaitant ir statybų sektorių, skirtingai reaguoja į ekonominius ciklus, kas atrodo normalu. Tai priklauso nuo įvairių dalykų, tokių kaip užimtumo lygio, investicijų apimtys bei kitų makroekonominių kintamųjų (Erokhin, Tianming & Andrei, 2023).

Statybų sektorius dažnu atveju gan jautriai reaguoja į ekonominius pasikeitimus. Nes jo veikla tiesiogiai priklauso nuo investicijų dydžio ar vartotojų pasitikėjimo bei finansinių šaltinių prieinamumo. Tai lemia, jog ekonominiai pakilimai, nuosmukiai gali staigiai paveikti statybų projektų apimtį. Aišku, kad toks poveikimas turi neigiamą įtaką įmonių finansiniams rezultatams. Tai atskleidžia statybų sektoriaus jautrumą į makroekonominių kintamųjų pokyčius. Šis supratimas gali būti naudojamas toliau analizuojant makroekonominių kintamųjų įtaką prognozuojant bankrotus statybų sektoriuje (Erokhin, Tianming & Andrei, 2023).

Investuotojams taipogi yra pažymima, kad vertėtų atsižvelgti į ekonominio ciklo fazes

investuojant, optimizuoti potencialią grąžą ir imtis priemonių valdant potencialias rizikas. Pavyzdžiui, nuosmukio metu, investuotojai gali įsigyti gana stabilų įmonių už patrauklią kainą ir pasikeitus situacijai ekonomikoje tikėtis realizuoti tą pelną. Be to, ekonominių fazių vertinimas yra pravartus, kai norima prognozuoti ateities tendencijas. Taip pat skatina kurti atsparesnę ekonominę aplinką bei sušvelninti neigiamo nuosmukio padarinius, bei gali prisidėti prie švelnesnės finansų krizės (Kang & Marmer, 2023). 5 - oje lentelėje yra pateikiamos skirtingų autorių, skirtingų metų ekonominio ciklo apibrėžimai.

5 lentelė

Ekonominio ciklo koncepcijos pagal skirtingus šaltinius

Sąvoka	Autorius, metai
Verslo ciklai yra pasikartojantys ekonomikos augimo (plėtos) ir nuosmukio (recesijos) modeliai, kurie atsiranda laikui bėgant.	Congressional Research Service, 2007
Ekonominis ciklas, tai pasikartojančios ekonominės veiklos, plėtos bei susitraukimo fazės laikui bėgant.	Blanchard & Johnson, 2013
Ekonominiai ciklai arba verslo ciklai reiškia pasikartojančius ekonominės veiklos pokyčius, kuriuos laikui bėgant patiria ekonomika.	Miranda-Agrippino & Rey, 2020
Ekonominis ciklas apibrėžiamas kaip ekonomikos perėjimas iš vienos makroekonominės pusiausvyros būsenos į kitą.	Erokhi, Tianming & Andrei, 2023
Ekonominiai ciklai arba verslo ciklai rodo pasikartojančius ekonominės veiklos svyravimus laikui bėgant.	Franke, Kukacka & Sacht, 2024

Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis Miranda-Agrippino & Rey, 2020; Blanchard, & Johnson, 2013; Franke, Kukacka & Sacht, 2024; Erokhin, Tianming & Andrei, 2023.

Išanalizavus skirtingų autorių ekonominių ciklų sąvokas galime teigti, jog nepaisant laikotarpių visi autoriai ekonominio ciklo koncepciją interpretuoja labai panašiai. Jog ekonominis ciklas yra ekonomikos svyravimas tarp augimo ir recesijos, kuris apima keturias ekonominių ciklų fazes. Šie ciklai paprastai yra skirstomi į keturis pagrindinius etapus. Tokius kaip augimą, viršūnę, stagnaciją ir krizę. Žemiau yra išvardinamos ekonominio ciklo fazės bei aprašymai:

- **Kilimas** - šis etapas pasižymi didėjančiu ekonominiu aktyvumu rinkoje. Augimo ciklo fazėje bendrasis vidaus produktas (BVP), užimtumo lygis ir pramonės gamyba didėja, parodo stiprų ekonomikos augimą (Kang & Marmer, 2023). Šis ciklas pasižymi gerėjančiomis ekonomikos augimo tendencijomis. Ekonominės sąlygos taip pat gerėja, dėl verslo plėtros, vartotojų pozityvių lūkesčių bei didėjančių investicijų (Dufrénót, 2023). Technologinis proveržis, veiklos automatizavimas, padidėjęs produktyvumas tiesiogiai prisideda prie kilimo fazės ilgėjimo. Kadangi tai mažina sąnaudas, didina įmonių efektyvumą, skatina investicijas (Montevirgen, 2022).

- **Viršūnė** - šiame etape ekonominiai rodikliai pasiekia aukščiausią veiklos tašką. Šioje ciklo fazėje pajėgumai dažnu atveju yra didesnio lygio, o augimas sulėtėja. Kai didėja infliacija, tuomet kyla ir palūkanų normos lygis, kas palaipsniui mažina ekonomikos augimo tempą. Dėl to aukštesnės palūkanų normos pabrangina skolinimąsi, tai tas veda, jog mažėja vartotojų vartojimas ar investicijos. Todėl ekonomika po truputį juda link viršūnės, o vėliau prie nuosmukio (Montevirgen, 2022). Didžiausias taškas rodo aukščiausią ciklo fazę, tai yra piką. Kaip ir buvo minėta po kurio šie rodikliai pradeda kristi, pereinant į nuosmukio fazę, kuri paprastai pasižymi išaugusiu nedarbo lygiu, sumažėjusiomis vartotojų išlaidomis ar smunkančiu pelnu (Kang & Marmer, 2023).

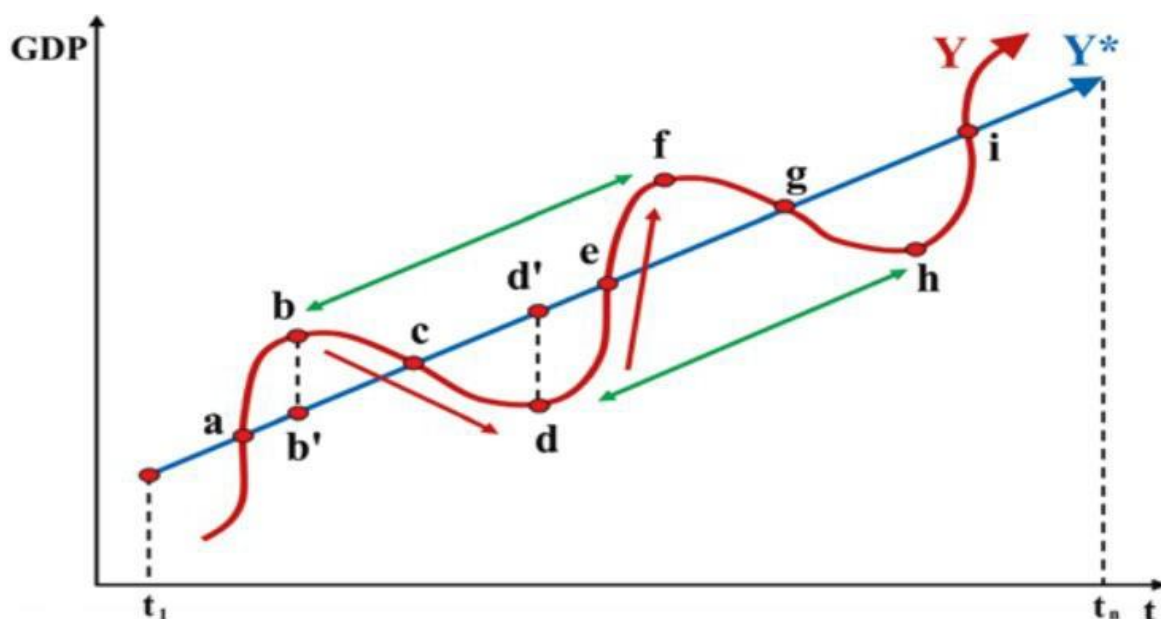
- **Nuosmukis** - šiam etapui yra būdingas ekonominės veiklos sumažėjimas ar dalinė stagnacija. Nuosmukio fazė tendencingai veikia makroekonominius kintamuosius. Tuo metu mažėja BVP, didėja nedarbo lygis, mažėja vartotojų išlaidos (Dufrénót, 2023). Tai ši užsitęsusi recesija gali nulemti, tai jog ekonomika pereitų į stagnacijos laikotarpį (Montevirgen, 2022).

- **Krizė** - žemiausias ekonominio ciklo fazės taškas. Šiame taške visa ekonominė veikla jau yra pasiekusi recesijos etapą. Dažniausiai šioje fazėje įmonių pelnai pradeda mažėti, didėti bankrotų skaičius, mažėti BPV, mažėti vartojimas ar mažėja investicijos (Dufrénót, 2023). Pasibaigus krizės ekonominiam ciklui, tai po jo jau seka ekonomikos atsigavimas. O po ekonomikos atsigavimo ir vėl naujo ciklo pradžia. Šalyse ekonomika palaipsniui stabilizuojasi (Montevirgen, 2022).

Ekonominių ciklų ir makroekonominių kintamųjų analizavimas yra viena iš pamatinių priemonių. Kai yra norima tinkamai suprasti ekonominės veiklos svyravimus, kadangi šie padeda numatyti augimo ar nuosmukio laikotarpius. Ciklų ir makroekonominių rodiklių analizė, gali padėti vertinti potencialias rizikas ar galimybes ekonomikoje. Pavyzdžiui, įmonių bankroto tikimybę ekonominio nuosmukio metu (Erokhin, Tianming & Andrei, 2023). 3-ame paveiksle pavaizduoti ekonominio nuosmukių ciklo etapai, pavaizduoti kintantys realaus bendrojo vidaus produkto (BVP) plėtros ir mažėjimo laikotarpiai.

3 paveikslas

Ekonominio ciklo etapai: kilimo ir nuosmukio fazės



Šaltinis: sudarytas autorių Erokhin, Tianming & Andrei, 2023.

Pateiktame autorių grafike dabartinis BVP yra pavaizduotas raudona kreive, kontrastuojamas su potencialiu BVP, kuris pavaizduotas mėlyna tendencijos linija, kuris yra naudojamas kaip ekonomikos veiklos vertinimo matas. Žaliomis rodyklėmis žymimos ekonomikos augimo fazės, kurios pereina į nuosmukio etapus. Grafike taškai, kurie yra pažymėti raidėmis (a, b, c, d, e, f, g, h, i), vaizduoja ekonomikos ciklo etapus nuo kilimo fazės iki nuosmukio ir vėl atgal į kilimo fazę. Atstumas nuo taško b iki taško f rodo ekonominių fazių trukmę.

Ekonominio ciklo metu parodoma, kaip realus BVP svyruoja aplink ilgalaikę tendenciją. Augimo metu jis geba viršyti potencialų BVP. O susitraukimo laikotarpiu nukrenta žemiau jo. Ekonominiam kontekste gana pravartu yra žinoti ekonominius ciklus. Kadangi šie yra susiję su įmonių nemokumu ekonominio nestabilumo metu bei veikia bendras ekonomines sąlygas (Erokhin, Tianming & Andrei, 2023).

Autoriai Blanchard ir Johnson (2013) pabrėžia, kad ekonominių ciklų analizavimas bei supratimas yra viena iš esminių priemonių. Kuria gali remtis ir panaudoti ekonomistai, analitikai, vyriausybė ar įmonės. Kadangi tai leidžia vertinti ekonomikos plėtros bei susitraukimų poveikius. Analizuodami ekonominis ciklus politikos atstovai gali laiku imtis ir įgyvendinti atitinkamas priemones, kurios būtų skirtos pažaboti ekonominės veiklos svyravimus bei padėti išvengti reikšmingo nuosmukio ir galimų sisteminių bankrotų. Žinojimas kokioje fazėje yra ekonominis ciklas leidžia laiku vyriausybėms koreguoti fiskalinę politiką, pavyzdžiui, vyriausybės išlaidų bei mokesčių politiką. Taip pat ekonominiai ciklai yra vertingi ir centriniam bankui, kadangi centrinis bankas vykdydamas savo mandatą, imasi koreguoti palūkanų normas, norėdamas skatinti ar

lėtinti ekonomiką. Verslai naudojami ekonominių ciklų įžvalgomis, kad galėtų priimti strateginius sprendimus dėl investicijų, atsargų valdymo ir kt., užtikrindamos atitiktį dėl vyraujančių ekonominių tendencijų. Taip pat ciklai yra glaudžiai susiję ir su makroekonominiais kintamaisiais, užimtumo lygiu, infliacija ir kt., o skirtingos fazės turi jiems įtakos. Ekonominių ciklų supratimas ir tinkamų fazių identifikavimas yra labai aktualus, siekiant skatinti augimą, sumažinti neigiamą ekonomikos svyravimų poveikį bei užtikrinti subalansuotą ekonomikos plėtrą (Blanchard & Johnson, 2013).

Remiantis autoriais Geremew ir Gourio, sezoniškumas bei ekonominiai ciklai veikia tokius sektorius kaip statyba, žemės ūkis, turizmas, mažmeninė prekyba, švietimas, kadangi skatina ciklinius užimtumo ir gamybos svyravimus (Geremew & Gourio, 2018). Vėsesniu metų laikotarpiu paprastai statybos sektoriaus veiklos apimtys sumažėja. Statybos sektoriaus yra labai priklausomas nuo ekonominių ciklų, nuosmukio metu statybos sektorius lėtėja, kadangi yra investicijų svyravimai, keičiasi statybų projektų paklausos. Turizmo sektoriaus veikla taip pat yra priklausanti nuo ekonominių ciklų, paklausa paprastai yra didėjanti ekonomikos augimo laikotarpiu, o mažėjanti nuosmukio metu dėl vartotojų išlaidų ir kelionių pasirinkimų pokyčių (Geremew & Gourio, 2018). Ketvirtąjį metų ketvirtį mažmeninė prekyba paprastai siekia piką, kadangi vyksta intensyvūs apsipirkimai prieš šventes, šiuo laikotarpiu didėja ir darbo vietų skaičius, tačiau būtų galima paminėti 2008 metų ketvirtį, kadangi šis laikotarpis išsiskyrė dėl tokių veiksnių kaip, pasaulinė finansų krizė, prekybos apimčių smukimas, pasaulinio masto ekonominis nuosmukis. Dėl nuspėjamų veiklos svyravimų įmonės turi efektyviai valdyti išteklius ir perskirstyti resursus (Geremew & Gourio, 2018).

Statybų sektorius yra pripažintas vienu iš jautriausių ekonominiams svyravimams sektorių. Statybų sektorių galima priskirti prie vidutinės pridėtinės vertės sektorių. Nes jis gana artimai susijęs su nacionaliniu BVP. Dėl šios priežasties statybų sektoriaus pokyčiai atspindi ir bendrus ekonominius svyravimus. Statybų sektorius savo svyravimais dažnai primena kitus jautrius sektorius, pavyzdžiui, žemės ūkį ar gamybą, nes jie visi stipriai reaguoja į ekonomikos ciklus. Iš šių sektorių didžiausią regresijos koeficientą turi statybų sektorius, o tai pabrėžia, jog statybų sektorius turi ryškų cikliškumą. Galime daryti išvadą, jog ekonominės plėtros laikotarpiais statybų sektoriaus veikla turi tendenciją ženkliai išaugti, o ekonominio nuosmukio metu gan ženkliai susitraukti. Autorė taip pat pažymi, jog statybų sektoriaus veikla palaiko BVP augimą ekonomikos pakilimo metu, tačiau didelis šio sektoriaus jautrumas gali prisidėti neigiamai prie ekonominio nestabilumo recesijos metu (Umbrasiene, 2014).

Lietuvoje statybų sektoriui, kaip ir daugeliui kitų šalies sektorių, įtakos turi bendras ekonomikos augimas, esant kilimo fazėje bei verslo patalpų paklausa, pavyzdžiui, ateinantis naujas tinkas į Lietuvos rinką gali užsisakyti daug naujų patalpų. Ekonominio augimo laikotarpiu šalyje

didėja šalies gyventojų perkamoji galia, todėl šalyje didėja būsto paklausa, taigi ir daugiau statybos projektų (OECD, 2022). Taip pat galime paminėti, jog gerėjančios skolinimosi galimybės gyventojams, paskatina statybų sektoriaus augimą. O ekonominio nuosmukio metu statybų sektoriaus projektai yra linkę lėtėti dėl sumažėjusios paklausos. Tačiau nestabilumo laikotarpiu centriniai bankai imasi priemonių ekonomikai stimuliuoti, todėl skolinimosi sąlygos būna palankesnės, kas padeda sektoriui šiek tiek atsigauti (OECD, 2022).

Tokie makroekonominiai rodikliai, kaip nedarbo lygis, BVP ar valstybės skola daro tiesioginį poveikį statybų sektoriaus veiklai. Kai ekonomika smunka, tai nedarbas didėja, mažėja gyventojų pajamos bei žinoma vartojimas. Dėl šių priežasčių statybų sektoriaus paklausa mažėja. Pavyzdžiui, nestabilumo metu didėja nedarbo lygis ir jis dažnu atveju sutampa su mažėjančiu BVP, kadangi ekonomika nepakankamai naudoja darbo jėgą ar kapitalą. Tuomet pradeda kristi vartotojų paklausa, kas lemia mažėjančias statybų sektoriaus veiklos apimtis. Blogėjančios skolinimosi sąlygos blogina vartotojų paklausą bei lėtina statybų sektorių plėtrą. Ekonominiai rodikliai makro lygmeniu yra svarbūs vertinant bankroto riziką statybų pramonėje. Kur pinigų srautai dažnu atveju yra jautrūs paklausos svyravimams bei finansavimo prieinamumui ekonominio nuosmukio laikotarpiu (Erokhin, Tianming & Andrei, 2023). Tiek gamybos, tiek prekybos sektoriai yra gan žinomi dėl savo atsparumo ekonominio nestabilumo laikotarpiu.

Remiantis Miltono Friedmano (1960) plėšimo teorija (angl. plucking theory), gamybos ir prekybos sektoriai po ekonominio nuosmukio paprastai greitai grįžta į iki recesijos buvusį lygį (Salerno, 2023). Plėšimo teorija yra ekonomisto Miltono Friedmano suformuluota ekonomikos samprata. Ja yra siekiama paaiškinti, kaip ekonomika atsigauna po nuosmukio. Teorija ekonominį nuosmukį lygina su ekonominės veiklos „nuplėšimu“ į apačią. Tačiau ekonomika įprastai grįžta į įprastą gamybos lygį (Salerno, 2023). Dažnu atveju sukelti recesijos trumpalaikiai nuostoliai gali būti kompensuojami per spartesnį atsigavimo tempą. Jog būtų galima aiškiai suprasti šį efektą galime aptarti gamybos sektorių, kadangi jis yra vienas iš aiškiausių šio reiškinio pavyzdžių. Gamybos sektorius po nuosmukio dažnu atveju greitai atsigauna. Ir yra linkęs grįžti į prieš krizę buvusį lygį. Tai puikiai iliustruoja „nuplėšimo“ efektą, kai ekonomika sugrįžta atgal į buvusį lygį (Salerno, 2023). Modelio analizė parodo sektorių tendenciją atsigauti po nuosmukio, kuri gali būti nesunkiai prognozuojama. Dauguma sektorių po nestabilumų įprastai atsigauna (Kohlscheen ir kt., 2023). Darbe analizuojamas statybų sektorius, yra labiau linkęs veikti priešingai. Statybų sektorius yra labiau pažeidžiamas dėl spekuliacijų būsto rinkoje, priklausomybės nuo išorinio finansavimo. Statybų pramonės tendencijos turi įtakos ekonomikos nepastovumui. Kilimo fazėje gamybos ir prekybos sektoriai yra linkę atsigauti sąlyginai greitai. Tačiau statybų sektoriaus veikla neatsigauna taip greitai, nes ekonominis nuosmukis dažnai statybų sektoriuje sukelia užsitęsusią stagnaciją. Recesijos laikotarpiu statybų sektorius susiduria su ribota atsigavimo galimybe. Dėl

tokių veiksmų kaip rinkoje sumažėjusi nekilnojamojo turto paklausa, griežtesnės ar apribotos skolinimosi galimybės (Kohlscheen ir kt., 2023).

2020 metais buvo atliktas Iyetomi ir kitų autorių tyrimas. Kurio metu buvo tiriamas ryšys tarp makroekonominių rodiklių ir JAV ekonomikos ciklų. Buvo atlikta detali 57 skirtingų ekonominių rodiklių analizė, išryškinant jų tarpusavio ryšį formuojant verslo ciklus. Tyrimo metu buvo analizuojami pagrindiniai rodikliai, tokie kaip palūkanų normos, BVP, nedarbo lygis, infliacija, vartotojų išlaidos ir kt. Buvo siekiama suvokti, kaip kiekvienas tiriamas kintamasis gali turėti įtakos ekonominiams ciklams. Šis tyrimas suteikė gana vertingų įžvalgų apie sudėtingas sąveikas. Šios gali lemti ekonomikos svyravimus, o tai leidžia išsamiau suprasti ekonomikos augimo bei nuosmukio jėgas (Iyetomi ir kt., 2020).

Atlikus tyrimą buvo identifikuota pagrindinė išvada, kad makroekonominių rodiklių ryšys dažniausiai yra sudėtingas ir nelinijinis. Kas leidžia daryti išvadą, jog jų ryšys turi įtakos ekonominiams ciklams. Ekonominės aplinkos rodiklių pokyčiai gali sukelti dideles pasekmes. Taip pat minima, jog palūkanų normų pokyčiai, kurie yra nulemti centrinio banko politikos, turėjo uždelstą, tačiau itin reikšmingą poveikį infliacijai bei perkamosios galios pokyčiams (Iyetomi ir kt., 2020). Darbo išvados patvirtino makroekonominių rodiklių tarpusavio tamprumą. Rodikliai reaguoja vienas į kito pokyčius, tuomet formuoja bendrą ekonomikos ciklų dinamiką (Iyetomi ir kt., 2020). Nustačius šias tarpusavio priklausomybes, tyrimas suteikė svarius argumentus prognozuoti ekonomikos ciklo pokyčius. Galime padaryti išvadą, kad makroekonominiai rodikliai yra labai svarbūs prognozuojant ekonominį stabilumą. Taipogi, ieškant būdų, kaip būtų galima sušvelninti neigiamą ekonominių fazių poveikį skirtingiems sektoriams (Iyetomi ir kt., 2020).

Apibendrinant galime teigti, jog makroekonominių rodiklių analizė ir ekonominių ciklų vertinimas yra vienas iš esminių aspektų. Norint priimti pagrįstus bei racionalius sprendimus. Ekonominų ciklų fazės, kurios apima augimą, viršūnę, nuosmukį, krizę yra neatsiejama dalis nuo rinkoje esančių tendencijų. Todėl makroekonominių kintamųjų, tokių kaip BVP, nedarbo lygis, infliacija ir kitų, analizavimas padeda suprasti pokyčius ar dinamiką, kai yra skirtingi ciklo etapai. Pabrėžiama, jog statybų sektorius yra jautrus ekonominiams ciklams bei makroekonominiams kintamiesiems.

1.4 Bankroto prognozavimo modelių taikymo analizė statybų sektoriuje

Empiriniai tyrimai yra neatskiriami bei atlieka svarų vaidmenį atliekant bankrotų prognozes. Kadangi jie suteikia tvirtų, įrodymais pagrįstų įžvalgų bei patvirtina ar paneigia teorinius modelius. Empiriniai tyrimai naudoja realius duomenis, kad patvirtintų arba paneigtų iškeliamas hipotezes. Realiojo duomenų naudojimas mokslininkams gali padėti įvertinti veiksmus,

kurie lemia finansinį nestabilumą ar didina nemokumo riziką. O tai padėtų tobulinti prognozavimo modelius didinant jų tikslumą.

Tyrimuose dažnai taikomi tokie metodai kaip regresinė analizė arba diskriminacinė analizė. Šių tyrimų metodai dažnai apima didelių duomenų rinkinių analizes su įvairiais tiek finansiniais, tiek makroekonominiais rodikliais. Dimitrios Billios, Dimitra Seretidou ir Antonios Stavropoulos (2024) teigimu, ekonominiai svyravimai daro didelę neigiamą įtaką bankroto prognozavimo modelių patikimumui. Autoriai pabrėžia, kad modeliai, kurie dažnai remiasi finansiniais rodikliais ir makroekonominiais kintamaisiais, yra kuriami naudojant duomenis iš konkrečios ekonominės aplinkos (Billios ir kt., 2024). Dėl tokios priežasties, kai keičiasi ekonominis kontekstas, tai modelių tikslumas neatitinka realių duomenų. Galime paimti Covid-19 kontekstą. Jei modelis sukurtas prieš pandemiją, tai jis nebūtinai tiks pandemijos metu. Kadangi pandemijos metu buvo visiškai kitokios ekonominės sąlygos. Pavyzdžiui, jei modelis yra sukurtas ekonominio stabilumo laikotarpiu, tai jis gali neatsižvelgti į staigaus nuosmukio padarinius. Padariniai gali būti susiję su vartotojų paklausos sumažėjimu ar padidėjusiomis palūkanų normomis. Visa tai gali pakeisti įmonių finansinę būklę. Dėl šio neatitikimo gali atsirasti netikslumų numatant bankrotą pagal netinkamus ekonominius ciklus (Billios ir kt., 2024). Empiriniai tyrimai rodo, jog nepriklausomų kintamųjų naudojimas modelyje pavyzdžiui, tokių kaip palūkanų normos, bendrojo vidaus produkto (BVP) augimas, kurie yra integruoti į bankroto prognozavimo modelius, gali padidinti bankroto modelių nuspėjamąją galią ekonominio nestabilumo metu (Narvekar & Guha, 2021).

Statybų sektoriaus veikla ekonominio nuosmukio metu yra jautri ir pažeidžiama makroekonominių veiksnių bei veiksnių svyravimų. Statybų pramonė dažniausiai viena iš pirmųjų pajaučia ekonominio nuosmukio padarinius, kadangi ji labai priklauso nuo kreditų prieinamumo ir investicijų, kurie ekonominio nuosmukio metu yra linkę blogėti. Daugelyje šalių statybos sektorius ir jo apimtys yra laikomos pagrindiniu pasaulinės ekonominės veiklos pažangos rodikliu, kuris paprastai sudaro 5-10% viso bendrojo vidaus produkto (BVP). Statybų sektorius atlieka reikšmingą vaidmenį Europos Sąjungos (ES) ekonomikoje, kadangi jis sudaro apie 9 proc. bendrojo vidaus produkto (BVP), sukuria apie 18 mln. darbo vietų bei susideda iš 3 mln. įmonių (KPMG, 2020).

Užsienio autorių atliktas tyrimas suteikia vertingų įžvalgų apie bankroto prognozavimo modelius, ypač apie Altmano Z balo, vertinant įmonių veiklos tęstinumo prielaidas. Tyrime autoriai nagrinėja Italijos vertybinių popierių biržoje kotiruojamas bendroves, 2015-2020 metų laikotarpyje, kurios yra įtrauktos į pilkąjį bei juodąjį sąrašus, šiuose sąrašuose įmonės atitinka tam tikrus rizikos, įtarimų kriterijus, pavyzdžiui, yra nemokios, turi teisinių problemų, elgiasi neskaidriai bei kt. Statybų sektorius autorių tyrime vaidina svarbų vaidmenį, kadangi apima keletą

kritiškiausių jų tyrime analizuotų finansinio nestabilumo atvejų (Rija & Ippolito, 2023). Darbe daugiausia dėmesio buvo skirta šioms statybų įmonėms: „Astaldi S.p.A.“ - įmonės kapitalizacija buvo 640,9 mln. Eur., „Trevi S.p.A.“ - kapitalizacija 86,63 mln. Eur. ir „PLC S.p.A.“, kurios kapitalizacija 39,46 mln. Eur. Šios įmonės dėl patirtų finansinių sunkumų 2015-2020 metų laikotarpiu, didėjo skolos, krito pajamos. Todėl yra tinkamos vertinant Altmano Z balo modelio pritaikymą, kai yra siekiama numatyti įmonių tęstinumo iššūkius ekonominio nuosmukio metu (Rija & Ippolito, 2023).

Atliktas Maurizio Rija ir Dominga Anna Ippolito (2023) tyrimas atskleidė ryškius Z balų skirtumus laikui bėgant. Kai kurių įmonių balai vienais metais kilo, o kitais metais ženkliai krito, tai pasimatė pandemijos laikotarpiu. Covid - 19 pandemija turėjo didelį poveikį statybų sektoriui, labiausiai tai paveikė įmonių finansinius rodiklius ar veiklos tęstinumą. Pandemija pagilino esamus sektoriaus iššūkius, įskaitant didelį finansinį deficitą, likvidumo problemas bei veiklos neapibrėžtumą (Rija & Ippolito, 2023). Šis atliktas tyrimas atskleidė, jog statybų sektorius buvo gana jautrus ekonominiam nuosmukiui, kurį sukėlė Covid - 19. Pandemijos laikotarpiu mažėjantys Z balai identifikavo pablogėjusią įmonių finansinę būklę. Pandemija ne tik leido įvertinti pažeidžiamus sektorius, tačiau ir parodė, kodėl yra tokie svarbūs bankroto prognozavimo modeliai. Kai staiga pasikeičia rinkos sąlygos, įmonės susiduria su pajamų mažėjimu, padidėjusia nemokumo rizika. Todėl yra gana svarbu įsivertinti įmonių finansinį atsparumą tokiu metu (Rija & Ippolito, 2023).

Tyrėjai gan palankiai vertina tradicinius bankroto prognozavimo metodus. Kurie apima tokius kaip diskriminacinė analizė ir logistinė regresija. Wang ir kt. (2024 m.) dėmesys yra telkiamas į padidėjusį statybų sektoriaus pažeidžiamumą ekonominio nestabilumo laikotarpiu. Kadangi šis sektorius labai pažeidžiamas dėl sumažėjusios nekilnojamojo turto paklausos ar griežtų skolinimosi sąlygų. Tyrime pabrėžiama, kad ilgalaikiai, sudėtingi statybų projektai, tiesiogiai didina sektoriaus riziką. Makroekonominės sąlygos turi gana didelę įtaką, kadangi šie projektai yra gana priklausomi nuo ilgalaikio finansavimo. Todėl ekonominių rodiklių, tokių kaip BVP augimas, palūkanų normos ir būsto rinkos tendencijos, skirtumai gali labai paveikti statybos įmonių finansinį stabilumą ir padidinti jų bankroto riziką (Wang ir kt., 2024). Galima pateikti dar vieną mokslinį darbą, kuriame nagrinėjama Lietuvos statybų sektoriui pritaikyti bankroto prognozavimo modeliai. Tokie kaip logistinė regresija, dirbtiniai neuroniniai tikrai ir kt. Darbo autoriai integravo statybų sektoriui aktualius finansinius ir makroekonominius rodiklius. Taip pat pabrėžė, jog tam tikrų rodiklių įtraukimas, pagerina prognozuojamų modelių tikslumą. Įtraukus makroekonominius kintamuosius rodiklius (BVP, infliacija ir kt.), tuomet modelių rezultatai tapo tikslesni. Kadangi jų įtraukimas atspindėjo platesnį ekonominį kontekstą, o tai daro tiesioginę įtaką statybų pramonės veiklai (Kanapickienė ir kt., 2023). Tradiciniai bankroto prognozavimo

modeliai, tokie kaip logistinė regresija buvo papildyti pažangiais metodais. Tai būtų neuroninių tinklų metodu, buvo siekiama padidinti modelio tikslumą. Neuroninių tinklų modeliai yra gana perspektyvūs. Bet atliktas tyrimas parodė, kad logistinės regresijos modeliai yra tikslesni. Į šį modelį įtraukus makroekonominis rodiklius modelio tikslumas pagerėjo. Lietuvos statybų sektoriuje reikia taikyti bankroto prognozavimo modelius. Tačiau reikia atsižvelgti, jog jie būtų pritaikomi prie kintančių ekonominių sąlygų. Kadangi šis sektorius pasižymi gana dideliu jautrumu makroekonominiams svyravimams bei rinkos cikliškumui (Kanapickienė ir kt., 2023). Per ekonomikos nuosmukį, pavyzdžiui, Covid - 19 pandemiją. Lietuvos statybų įmonės susidūrė su sumažėjusiais pinigų srautais ir padidėjusia įsipareigojimų nevykdymo rizika. Ši situacija parodė, kad yra svarbus turėti tikslius bankroto prognozavimo modelius, kurie apimtų ir makroekonominis rodiklius. Savickienės ir Biliūnės straipsnyje „Finansinių sunkumų nustatymas statybos sektoriaus įmonėse“ nagrinėjami finansinių sunkumų statybos pramonėje prognozavimo modeliai. Šie straipsnyje nagrinėjami modeliai akcentuoja, jog svarbu anksti aptikti galimas nemokumo problemas. Tas leidžia anksčiau reaguoti į situaciją ir ją spręsti. Darbe buvo peržiūrėti keli modelių tipai. Įskaitant ir visiems gerai žinomus klasikinius modelius. Tokius kaip logistinė regresija ar Altmano Z balo modelis. (Savickienė ir Biliūnė, 2021). Autorės sukūrė specialiai statybų sektoriui pritaiktą logistinės regresijos modelį. Šis modelis buvo sukurtas remiantis dažniausiai literatūroje naudojamais finansiniais rodikliais bei papildytas dviem statybų sektoriui būdingais rodikliais. Tai modifikuotu įsiskolinimo koeficientu bei padengimo likvidžiu turtu rodikliais. Šių rodiklių įtraukimas pagerino modelio tikslumą (kuris siekia 93,8 proc.) ir suteikė galimybę tiksliau nustatyti galimą nemokumo riziką. Kadangi buvo atsižvelgta į unikalias pramonės finansines charakteristikas. Autorių teigimu, šis modelis geba tiksliai identifikuoti nemokumą ir gali padėti statybų sektoriaus įmonėms spręsti grėšiančias ateities problemas, bandant suvaldyti riziką (Savickienė ir Biliūnė, 2021).

Apibendrinant galime teigti, jog tiek Lietuvoje, tiek užsienyje atliktų empirinių tyrimų analizės identifikuoja gana ryškią makroekonominių kintamųjų svarbą. Kai yra siekiama atlikti įmonių nemokumo prognozę ekonominių sunkumų metu. Tokie rodikliai kaip BVP, nedarbo lygis, infliacija veikia įmonių finansinę būklę bei turi įtakos bankroto tikimybei. Statybų sektorius yra gana jautrus ekonominiams svyravimams. Todėl jei yra norima padidinti bankrotų prognozavimo modelių tikslumą yra pravartu įtraukti ir makroekonominis kintamuosius rodiklius. Covid-19 pandemijos laikotarpiu atlikti tyrimai tik patvirtino, jog statybų sektorius yra labai pažeidžiamas makroekonominių sukrėtimų.

2. STATYBŲ SEKTORIAUS BANKROTO PROGNOZAVIMO EKONOMINIO NUOSMUKIO METU, ĮTRAUKIANT MAKROEKONOMINIUS KINTAMUOSIUS METODOLOGIJA

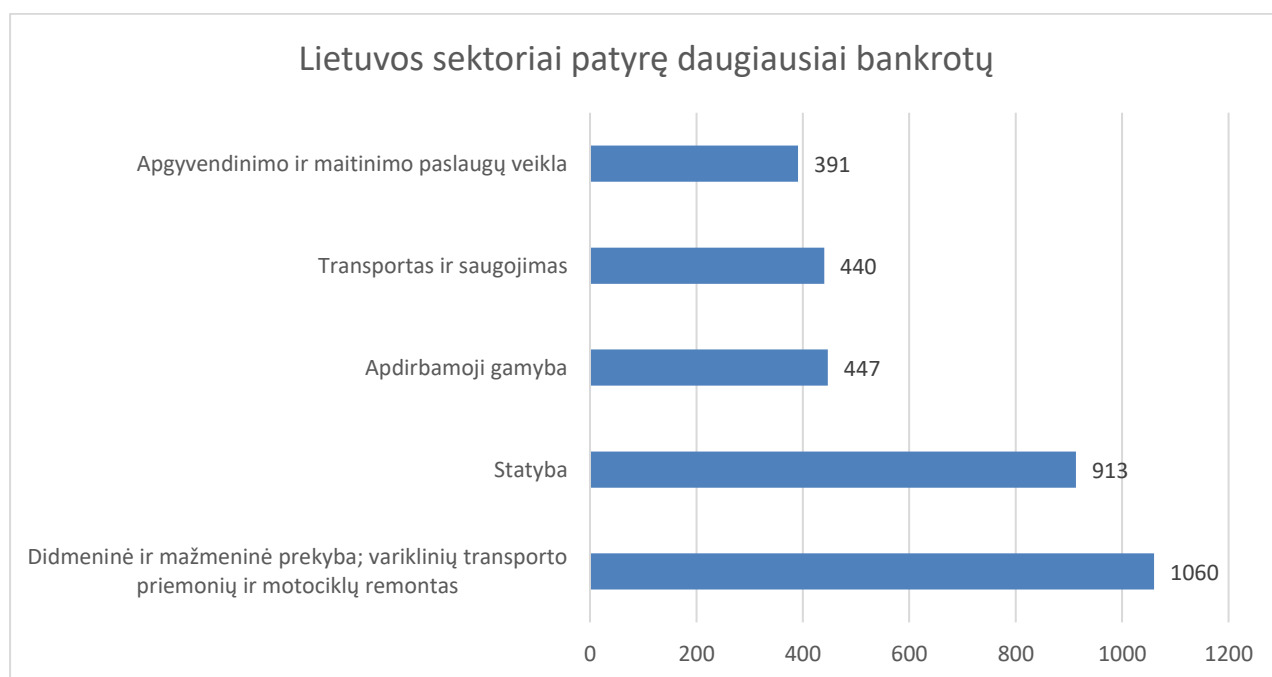
Statybų sektorius yra viena iš jautriausių ekonomikos ciklams priklausančių pramonės šakų. Dėl šio jautrumo turime analizuoti ne vien dabartinę sektoriaus būklę. Tačiau ir įvertinti galimus šio sektoriaus pokyčius ateityje. Šis sektorius yra gana reikšmingas šalies ekonomikai. Kadangi tai vienas iš sektorių, kuris geba kurti didelę pridėtinę vertę, kurti darbo vietas rinkoje, skatinti investicijas. Statybų sektorius kuria kapitalą, reikšminga dalimi prisideda ir prie BVP. Lietuvoje vidutiniškai statybų sektorius sudaro apie 7-8 procentus BVP, o kitose šalyse vidutiniškai apie 12 procentų BVP.

Statybų sektoriaus bankroto prognozavimas gali padėti laiku rasti galimas įmonių finansines problemas. Kurios ypač pasidaro jautresnės ekonominio nestabilumo laikotarpiu. Šio sektoriaus veikla yra gana glaudžiai susijusi su makroekonominiais kintamaisiais. Tokiais kaip BVP, infliacija bei kiti rodikliai. Kaip ir buvo aptarta teorinėje dalyje, tai šių rodiklių įtraukimas į bankroto prognozavimo modelius, leidžia tiksliau nustatyti įmonių pažeidžiamumą. Kai yra nepalankios sąlygos, tokios kaip ekonominis nuosmukis.

4 - ame paveiksle pavaizduoti penki Lietuvos sektoriai, kurie patyrė daugiausiai bankrotų nuo 2020 metų iki 2024 metų III ketvirčio, remiantis valstybės agentūros duomenimis.

4 paveikslas

Lietuvos sektoriai patyrę daugiausiai bankrotų nuo 2020 m. iki 2024 m. III ketvirčio



Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis valstybės duomenų agentūra, n.d.

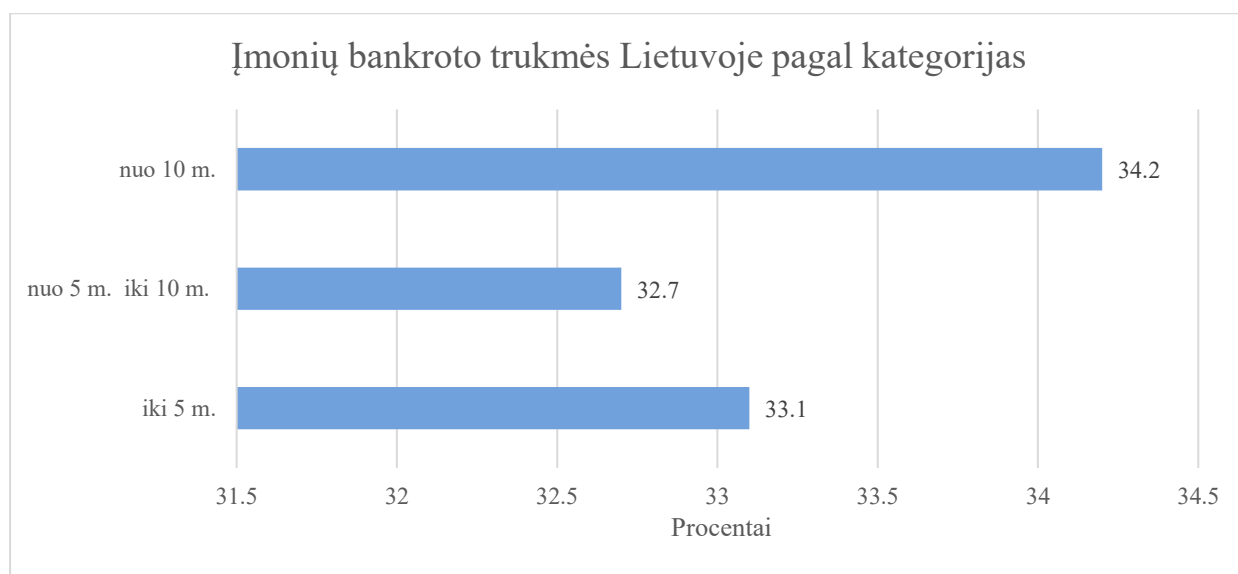
Grafike matyti, jog analizuojamu laikotarpiu daugiausiai bankrotų kyla didmeninės ir mažmeninės; variklinių transporto priemonių ir motociklų remonto sektoriuje - 1 060 bankrotų, antroje vietoje taip pat aukštą bankrotų skaičių patiria statybų sektorius - 913 bankrotų (valstybės duomenų agentūra, n.d.). Reikšmingas bankrotų skaičius šiuose sektoriuose gali kilti dėl daugelio priežasčių, tokių kaip prastas finansų valdymas, išorinių ekonominių sukrėtimų poveikis, pavyzdžiui, Covid - 19 pandemija, konkretaus sektoriaus problemos bei kt. (Siripurapu & Masters, 2021).

Pagal atliktą analizę, kurios duomenys imti iš duomenų agentūros nustatyta, kad pirmauja didmeninės ir mažmeninės; variklinių transporto priemonių ir motociklų remonto sektorius. Tačiau pasirinkta darbe analizuoti statybų sektorių. Kadangi statybų sektoriaus reikšmė šalies ekonomikai yra kur kas didesnė. Statybų sektorius turi tiesioginį poveikį BVP, šalies kapitalo formavimui, užimtumui ar investicijų pritraukimui. Dėl šios priežasties jo analizė turi platesnes pasekmes ekonominiu lygmeniu. Taip pat kaip ir buvo nustatyta teorinėje dalyje statybų sektorius yra labai jautrus makroekonominiais rodikliais. Bei statybų sektorius yra pažeidžiamas išorinių veiksnių, tokių kaip rinkos svyravimai (King, & Lamontagne, 2021). Todėl statybų sektorius leis įvertinti ne tik finansinę nemokumo riziką, bet ir įtraukiant makroekonominis rodiklius.

5 - ame paveiksle pavaizduotos 2024 m. pirmojo ketvirčio įmonių bankroto trukmės kategorijos Lietuvoje.

5 paveikslas

Įmonių veiklos trukmė iki bankroto Lietuvoje pagal kategorijas (2024 metų pirmasis ketvirtis)



Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis Nemokumo valdymo tarnybos prie Lietuvos Respublikos finansų ministerijos duomenimis, 2024.

Iš pateiktos diagramos matyti, jog bankrutuojančių įmonių pasiskirstymas pagal veiklos

trukmę yra gana panašus. Vis dėlto šiek tiek grafike išsiskiria viena kategorija. Daugiausiai bankrutuojančių įmonių patenka į 10 ir daugiau metų veikiančių įmonių grupę - 34,2 proc. Mažesni skaičių sudaro iki 5 metų veikiančios įmonės - 33,1 proc., o mažiausia dalis priskiriama 5-10 metų veiklos kategorijai - 32,7 proc. Šie grafiko rezultatai rodo, jog nemokumas nėra būdingas tik naujoms įmonėms. Didelė bankrotų dalis fiksuojama ir tarp daugiau nei dešimt metų veikusių įmonių. Ilgalaikiai finansiniai sunkumai ar netinkama valdymo metodika gali būti reikšmingi veiksniai didinantys nemokumo tikimybės riziką. Vertinant bankroto riziką svarbu atsižvelgti į įmonės amžių bei finansinę įmonės istoriją (Nemokumo valdymo tarnyba prie Lietuvos Respublikos finansų ministerijos, 2024). Šia analize buvo siekiama suprasti Lietuvos rinkos tendencijas bei įvertinti, ar įmonės veiklos trukmė gali būti svarbus nemokumo rizikos veiksnys. Tačiau atlikus analizę nebuvo aiškios tendencijos, skirtumai tarp kategorijų yra minimalūs. Dėl to modelyje bus apimtos visos įmonės, nepriklausomai nuo jų veiklos trukmės.

2.1. Tyrimo organizavimas ir eiga

Tyrimo tikslas - sukurti statybų sektoriaus bankroto prognozavimo modelį ekonominio nuosmukio metu, įtraukiant makroekonominčius kintamuosius.

Tyrimo objektas - Bankrotų prognozavimo modelis.

Tyrimo hipotezės:

1. H1. Sukurtas logistinės regresijos modelis, įtraukiantis finansinius rodiklius ir ekonominius makroekonominčius kintamuosius ekonominiu nuosmukio metu, gali patikimai prognozuoti statybų sektoriaus įmonių bankrotą, pasiekdamas bent 60 proc. prognozavimo tikslumą.
2. H2. Tyrime sukurtas bankroto prognozavimo modelis pasižymi aukštu diskriminaciniu pajėgumu, modelio ROC ir AUC yra daugiau nei 0,8 ir tinkamai atspindi faktines bankroto tikimybes.
3. H3.1. Bendrojo vidaus produkto (BVP) pokyčiai Covid - 19 ekonominio nuosmukio laikotarpiu turi statistiškai reikšmingą neigiamą poveikį įmonių bankroto prognozavimo tikimybei.
4. H3.2. Vartotojų kainų indeksas Covid - 19 ekonominio nuosmukio laikotarpiu turi statistiškai reikšmingą teigiamą poveikį įmonių bankroto prognozavimo tikimybei.
5. H3.3. Nedarbo lygis Covid - 19 ekonominio nuosmukio laikotarpiu turi statistiškai reikšmingą teigiamą poveikį įmonių bankroto prognozavimo tikimybei.
6. H3.4. Bazinė palūkanų norma Covid - 19 ekonominio nuosmukio laikotarpiu turi statistiškai reikšmingą teigiamą poveikį įmonių bankroto prognozavimo tikimybei.
7. H3.5. Eksportas Covid - 19 ekonominio nuosmukio laikotarpiu turi statistiškai reikšmingą neigiamą poveikį įmonių bankroto prognozavimo tikimybei.

Tyrimo klausimas. Kaip tiksliai finansiniai rodikliai bei makroekonominiai kintamieji gali prognozuoti bankroto tikimybę, naudojant logistinės regresijos modelį?

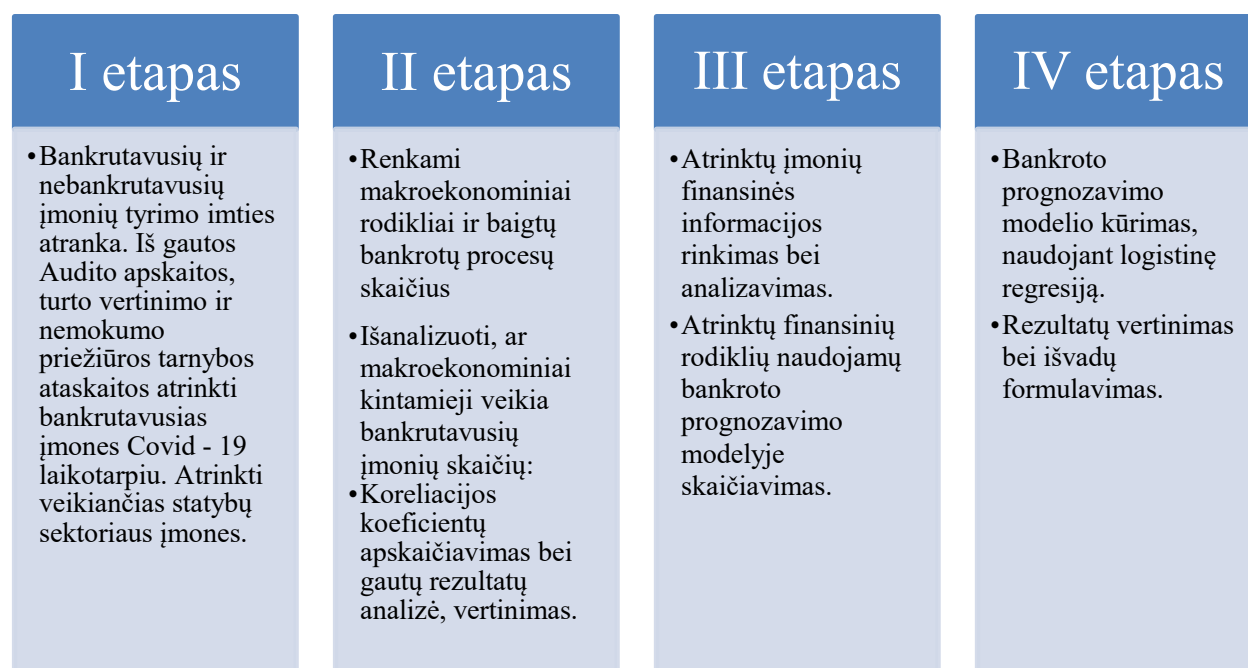
Tyrimo metodai. Atliekant bankroto prognozavimą statybų sektoriuje analizuojamu laikotarpiu yra pasirinkta taikyti logistinę regresiją bei atlikti koreliacinę analizę, siekiant identifikuoti, ar makroekonominiai kintamieji veikia bankrutavusių įmonių skaičių.

Tyrimo nagrinėjamas laikotarpis. Tyrimo analizuojamas ekonominio nuosmukio laikotarpis yra Covid - 19 pandemijos laikotarpis, kuris truko nuo 2019 iki 2022 metų.

Tyrimo organizavimo etapai. Norint sukurti bankroto prognozavimo modelį statybos sektoriuje ekonominio nuosmukio metu (Covid-19), įtraukiant makroekonominius kintamuosius yra sudaryta tyrimo metodika. Šia metodika bus remiamasi kuriant bankroto prognozavimo modelį statybų sektoriuje ekonominio nuosmukio metu, pridedant makroekonominius kintamuosius, pateikiama 6 - ame paveiksle.

6 paveikslas

Tyrimo organizavimo etapai



Šaltinis: sudarytas darbo autorės

I etapas. Bankrutavusių ir nebankrutavusių įmonių tyrimo imties ir tiriamojo laikotarpio atranka

Įmonių imtis. Bankroto procedūras inicijavusių įmonių sąrašas gautas iš Audito, apskaitos, turto vertinimo ir nemokumo priežiūros tarnybos. Veikiančios statybų sektoriaus

įmonės yra atrinktos iš Rekvizitai.lt tinklapio. Analizuojamo sektoriaus įmonių bankroto rizikai įvertinti yra naudojami viešai prieinami finansiniai duomenys iš „Okredo“ platformos bei iš Rekvizitai.lt puslapio. Atlikus analizę yra atrinkta 30 bankrutavusių įmonių, kurių finansines ataskaitas analizuojamu laikotarpiu yra prieinamos bei atrinkta 30 veikiančių statybos sektoriaus įmonių, kurių finansines ataskaitas taip pat yra viešai prieinamos. Modelis kuriamas naudojant tiek bankrutavusių, tiek nebankrutavusių įmonių duomenis. Kadangi darbe pasirinkta analizuoti vieną konkretų sektorių - statybų. Tai imties dydį riboja viešai prieinamų ir pilnai suformuotų finansinių ataskaitų trūkumas analizuojamuoju laikotarpiu, ypač bankrutavusių įmonių grupėje. Dėl šios priežasties tyrime pasirinkta 30 bankrutavusių ir 30 veikiančių statybų sektoriaus įmonių. Bankroto prognozavimo modeliuose yra įprasta taikyti vienodo dydžio imtis. Kad būtų užtikrinamas duomenų palyginamumas bei išvengta klasių disporcijos. Todėl pasirinkta imtis yra tinkama ir pakankama siekiant sudaryti bankroto prognozavimo modelį.

Laikotarpio parinkimas. Kalbant apie tyrimui atrinktas bankrutavusias įmones, planuojama jas suskirstyti į tris grupes. Pagal skirtingus laikotarpius (įmonių finansiniai duomenys bus imami ir ankstesnių metų, kadangi bankrotai yra vėluojantis procesas, įmonių sąrašas paimtas iš Audito, apskaitos, turto vertinimo ir nemokumo priežiūros tarnybos):

- Įmonės, kurioms bankroto byla buvo iškelta 2019 metais, kadangi 2019 metų pabaigoje prasidėjo pirmieji Covid - 19 atvejai bei viruso plitimas iki pandemijos paskelbimo. Šis laikotarpis apims įprastinį laikotarpį prieš Covid - 19 apribojimus, kai bankroto prognozavimo modelių veikimas vertinamas įprastomis sąlygomis dar nesant ekonominiam nestabilumui.
- Įmonės, kurioms bankroto bylos iškėlimo sprendimas buvo priimtas 2020 metais. Šis laikotarpis pasirinktas, kadangi šiuo laikotarpiu prasideda karantino suvaržymai, įvairūs ribojimai daugelyje pasaulio šalių, reikšmingi statybų sektoriaus apribojimai bei trikdžiai tiekimo grandinėse, ekonominių pagalbos priemonių pradžia. Šiuo analizuojamu laikotarpiu įmonėms bankroto bylos galėjo būti inicijuojamos tiek dėl ankstesnių veiklos nestabilumo procesų, tiek dėl staigių pandemijos suvaržymų.
- Įmonės, kurioms bankroto byla buvo pradėta laikotarpiu 2021-2022 m., įskaitant abu šiuos metus. Šiuo laikotarpiu vyrauja pandemijos ribojimai, vakcinacijos, statybų sektoriaus veiklos atnaujinimas, tačiau susiduriama su infliacija bei žaliavų stygiumi rinkoje. Šiuo analizuojamu laikotarpiu įmonių rodiklių analizės rezultatai suteiks galimybes išanalizuoti, kaip bankrutuojančios įmonės reagavo į Covid - 19 sukeltą ekonominį šoką. Bei parodys, ar bankroto prognozavimo modeliai veikia efektyviai ekonominio nuosmukio metu.

II etapas. Makroekonominių kintamųjų ryšio su statybų sektoriaus bankrotais analizė

Norint identifikuoti, ar makroekonominiai kintamieji turi įtakos įmonių nemokumo pokyčiams yra itin svarbu išanalizuoti fundamentalius šių rodiklių ryšius. Jog būtų išsiaiškinta, ar yra ryšys tarp analizuojamų kintamųjų. Todėl atliekama pasirinktų rodiklių koreliacinė analizė bei jos vertinimas 2019-2022 metų laikotarpiu. Ši analizė pasirenkama tam, kad būtų galima statistiškai įvertinti bei kiekybiškai išmatuoti ryšio stiprumą ir kryptį (Prematunga, 2012). Šiame tyrime pasirinkta koreliacinė analizė, kadangi ji leidžia įvertinti makroekonominių rodiklių tarpusavio ryšį. Kuriant bankroto prognozavimo modelį, tai yra labai svarbu, nes yra siekiama suprasti, ar makroekonominiai rodikliai gali būti reikšmingi atliekant statybų sektoriaus nemokumo prognozę. Lyginant su kitais metodais koreliacinė analizė yra tinkamiausia, kadangi ji nereikalauja sudėtingų modelių analizavimo. Ji leidžia greitai ir tiksliai identifikuoti statistinius ryšius, kurie toliau yra nagrinėjami detaliau.

Kiti autoriai koreliaciją apibrėžia, kaip statistinį metodą, kuris yra naudojamas dviejų ar daugiau kintamųjų ryšių stiprumui įvertinti. Koreliacija yra svarbi mokslinių tyrimų dalis, kadangi ji leidžia tyrėjams nustatyti ryšius tarp kintamųjų, kurie gali būtų labai svarbūs priimant pagrįstus bei atitinkamus sprendimus (Khatoon, Daud & Amjad, 2024).

Žemiau 6 - oje lentelėje pateikiama dviejų kintamųjų ryšio stiprumo klasifikacija pagal jų koreliacijos koeficientą (r). Santykio intensyvumas yra apibrėžiamas taip: jei mažesnis nei 0,2, tai koreliacijos koeficientas rodo labai silpną ryšį, nuo 0,2 iki 0,4 reiškia silpną ryšį, nuo 0,4 iki 0,7 reiškia vidutinį ryšį, nuo 0,7 iki 0,9 reiškia stiprų ryšį, o koreliacijos koeficientas lygu arba didesnis nei 0,9 reiškia, jog ryšys yra stiprus.

6 lentelė

Koreliacijos koeficiento vertinimo diapazonas

Koreliacijos koeficientas	$r < 0,2$	$0,2 \leq r \leq 0,4$	$0,4 \leq r \leq 0,7$	$0,7 \leq r \leq 0,9$	$r \geq 0,9$
Ryšio intensyvumo apibūdinimas	Labai silpnas	Silpnas	Vidutinis	Stiprus	Labai stiprus

Šaltinis: sudarytas autorės, remiantis Johnston, 2023.

Tyrime tiriamas ryšys tarp makroekonominių kintamųjų ir įmonių bankrotų skaičiaus. Teorinėje dalyje ištyrus makroekonominius rodiklius, atrinkti žemiau pateikiami rodikliai:

- Bendrasis vidaus produktas.
- Valdžios sektoriaus skola.

- Tiesioginės užsienio investicijos.
- Vartotojų kainų indeksas.
- Nedarbo lygis.
- Bazinė palūkanų norma.
- Eksportas.

III etapas. Sukurtų bankroto prognozavimo modelių analizė

Analizuojant klasikinius bankroto prognozavimo modelius, galima įvertinti, kokie rodikliai sudaro šiuos modelius bei kokius rodiklius būtų galima naudoti kuriant savo bankroto prognozavimo modelį. Tačiau su turimais įmonių duomenimis galima apskaičiuoti ne visus rodiklius, kurie yra analizuoti kitų autorių bankroto prognozavimo modeliuose. 7-oje lentelėje pateikiama bankroto prognozavimo modelių finansinių rodiklių palyginimas.

7 lentelė

Bankroto prognozavimo modelių finansinių rodiklių palyginimas

Rodiklis	Altman	Springate	Taffler and Tisshaw	Tyrimui atrinkti
Apyvartinis kapitalas/Turtas	+	+		
Nepaskirstytas pelnas/ Turtas	+			
Pelnas iki apmokestinimo /Turtas	+			+
Pardavimo pajamos/Turtas	+	+		+
Nuosavas kapitalas/ Įsipareigojimai iš viso	+			+
Grynasis pelnas prieš palūkanas ir mokesčius/ Turtas		+		
Grynasis pelnas prieš mokesčius/ Trumpalaikiai įsipareigojimai		+	+	
Trumpalaikis turtas / Įsipareigojimai iš viso			+	+
Trumpalaikiai įsipareigojimai / Turtas			+	
(Trumpalaikis turtas - Trumpalaikiai įsipareigojimai) / Veiklos sąnaudos			+	
Pelnas iki apmokestinimo/ Pardavimo pajamos				+
Grynasis pelnas (nuostoliai)/ Pardavimų pajamos				+
Įsipareigojimai/ Turtas				+
Nuosavas kapitalas/ Turtas				+

Šaltinis: sudarytas darbo autorės

Lentelėje pateikti tyrime naudojami finansiniai rodikliai. Tyrimui atrinkti rodikliai atspindi pagrindinės finansinės veiklos aspektus. Atrinktos pelningumo, kapitalo struktūros, likvidumo bei efektyvumo grupės.

Atlikus analizę pasirinkta taip pat į bankroto prognozavimo modelį įtraukti pardavimo

pajamų/ turto santykį. Šis rodiklis pasirinktas, kadangi suteikia informacijos apie tai ar įmonė naudoja turimą turtą pajamoms generuoti. Statybų sektoriuje turto struktūra yra gana imli kapitalui. Todėl šis rodiklis leidžia laiku pamatyti mažėjantį įmonės veiklos efektyvumą bei grėšiančius galimus finansinius sunkumus. Šis rodiklis taip pat yra naudojamas tiek Springate, tiek Altman modeliuose.

Sekantis svarbus rodiklis, kuris buvo parinktas naudoti kuriant bankroto prognozavimo modelį yra grynasis pelningumas (Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimų pajamos). Grynasis pelningumas yra vienas iš esminių veiksnių bankroto prognozavimo modeliuose, kadangi jis leidžia suprasti įmonės pelningumą ir gebėjimą gauti pelną iš vykdomos veiklos. Mažas ar neigiamas rodiklis rodo didesnę bankroto rizikos tikimybę. Taip pat į modelį įtraukti pelno iki apmokestinimo ir turto santykis bei pelno iki apmokestinimo ir pardavimo pajamų santykis. Šie rodikliai traukiami į modelį, kadangi jie leidžia vertinti įmonės gebėjimą generuoti pelną. Tiek iš turimo įmonės turto, tiek iš įmonės pardavimų pajamų. Statybų sektorius pasižymi gana didele turto baze bei jautriu pelningumu. Todėl mažėjantis turto grąžos ar pardavimų pelningumo rodiklis gali būti ankstyvas neefektyvios veiklos indikatorius bei nemokumo rizikos signalas.

Kuriant bankroto prognozavimo modelį nuspręsta įtraukti nuosavo kapitalo ir turto santykį. Žema šio rodiklio reikšmė signalizuoja apie potencialią bankroto tikimybę, kadangi rodo, jog skolos viršija nuosavą kapitalą bei trūksta išteklių įsipareigojimams padengti. Nuosavo kapitalo ir turto santykis atspindi, kiek turimo turto yra finansuojama nuosavu kapitalu. Taip pat įtraukta įsipareigojimų ir turto santykis, kadangi šis rodiklis rodo, kiek įmonės turto gali būti finansuojama skolomis, kuo šio rodiklio reikšmė didesnė, tai tuo įmonės bankroto tikimybė yra didesnė.

Sekantis rodiklis, kuris įtraukiamas, tai yra nuosavo kapitalo ir įsipareigojimų santykis. Šis rodiklis matuoja savininkų kapitalo ir skolintų lėšų pusiausvyrą, kur rodoma, kiek įmonės skolų galima padengti iš nuosavo kapitalo. Ši rodiklių grupė padeda įvertinti įmonės mokumą bei finansinių sunkumų tikimybę. Jis labai yra aktualus statybų sektoriuje, kadangi jame kuriami projektai yra gana imlūs kapitalui. Dėl šios priežasties įsiskolinimo lygis turi didelę įtaką įmonės finansiniam stabilumui.

Siekiant padengti likvidumo rodiklių grupę, buvo įtrauktas trumpalaikio turto ir įsipareigojimų santykis. Šis rodiklis parodo įmonės gebėjimą padengti įsipareigojimus naudojant trumpalaikį turtą. Mažesnė šio rodiklio reikšmė identifikuoja galimas pinigų srautų problemas ar sunkumus dengiant įmonės įsipareigojimus, kas yra vienas iš finansinių sunkumų signalų. Taip pat šis rodiklis pasirinktas, kadangi statybų sektoriaus įmonės dažnai susiduria su nelygiais pinigų srautais bei gana dideliais trumpalaikiais įsipareigojimais. Todėl likvidumo problemos šiame sektoriuje gali lemti įmonių finansinius sunkumus.

Remiantis surinktais duomenimis iš įmonių finansinių ataskaitų yra apskaičiuojami šie

finansiniai rodikliai, kurie bus naudojami kuriant bankroto prognozavimo modelį:

- Pelnas iki apmokestinimo /Turtas
- Pardavimo pajamos/Turtas
- Nuosavas kapitalas/ Įsipareigojimai iš viso
- Trumpalaikis turtas / Įsipareigojimai iš viso
- Pelnas iki apmokestinimo/ Pardavimo pajamos
- Grynasis pelnas/ Pardavimų pajamos
- Įsipareigojimai/ Turtas
- Nuosavas kapitalas/ Turtas

IV etapas. Logistinės regresijos metodo taikymas tyrime

Siekiant sukurti bankroto prognozavimo modelį bus naudojama regresija, kadangi regresija yra vienas iš lengviausių, bet tuo pačiu ir ganėtinai patikimų ekonometrinių modelių patvirtinti ar paneigti hipotezei. Regresija leidžia ištirti matematinę ryšį tarp kintamųjų bei kiekybiškai įvertinti vieno ar kelių nepriklausomų kintamųjų įtaką priklausomam kintamajam (Li & Wan, 2022). Pagrindiniai regresijos tipai yra: tiesinė regresija, logistinė regresija.

Logistinė regresija, tai yra statistinis metodas, kuris yra skirtas analizuoti duomenų rinkinius su priklausomu kintamuoju. Dažnu atveju tai gali būti dvejetainis, pavyzdžiui, bankrutavęs, nebankrutavęs. Pagrindinis logistinės regresijos bruožas yra tai, jog logistinės funkcijos naudojimas, apriboja reikšmes nuo 0 iki 1. Dėl šios priežasties jas galima suprasti kaip tikimybes. Svarbu yra paminėti, jog bankrotas yra kategoriškas įvykis, todėl logistinė regresija yra labai tinkama, kadangi pagal įvairius finansinius rodiklius bei pagal makroekonominčius kintamuosius įvertina įvykio tikimybę (Geng, Yang & Qiu, 2024). Priešingai nei tiesinė regresija, kuri gali sukelti neteisingas prognozes už 0 ar 1 diapazonų ribų, logistinė regresija naudoja logistinę funkciją. Kad būtų užtikrinta, jog numatomos reikšmės yra tarp 0 ir 1, dėl šios priežasties jas galima interpretuoti kaip tikimybes. Logistinė regresija yra labai naudinga tais atvejais, kai priklausomas kintamasis yra dvejetainis, pavyzdžiui, įmonė bankrutuoja (1) arba nebankrutuoja (0), tai reiškia dvejetainį kintamąjį. Pagrindiniai modelio pranašumai yra tai, jog logistinės regresijos modelis yra paprastas, lengvai interpretuojamas ir suteikia galimybes pateikti klasifikavimo tikimybes (Nugues, 2024).

Kitų autorių teigimu lyginant logistinę regresiją su tiesine regresija, tai logistinė regresija geriau tinka klasifikavimo problemoms spręsti (Čėkanavičius, Murauskas, 2014). Kadangi yra išvengiama problemų, kurios yra susijusios su neįmanomų verčių nustatymu, pavyzdžiui tikimybės didesnės nei 1 arba mažesnės nei 0, kurios gali atsirasti naudojant tiesinės regresijos

modelius (Čekanavičius, Murauskas, 2014). Žemiau pateikiama logistinės regresijos lygtis:

$$\ln \frac{P(Y=1)}{P(Y=0)} = C + b_1X + b_2Z + b_3W \quad (4)$$

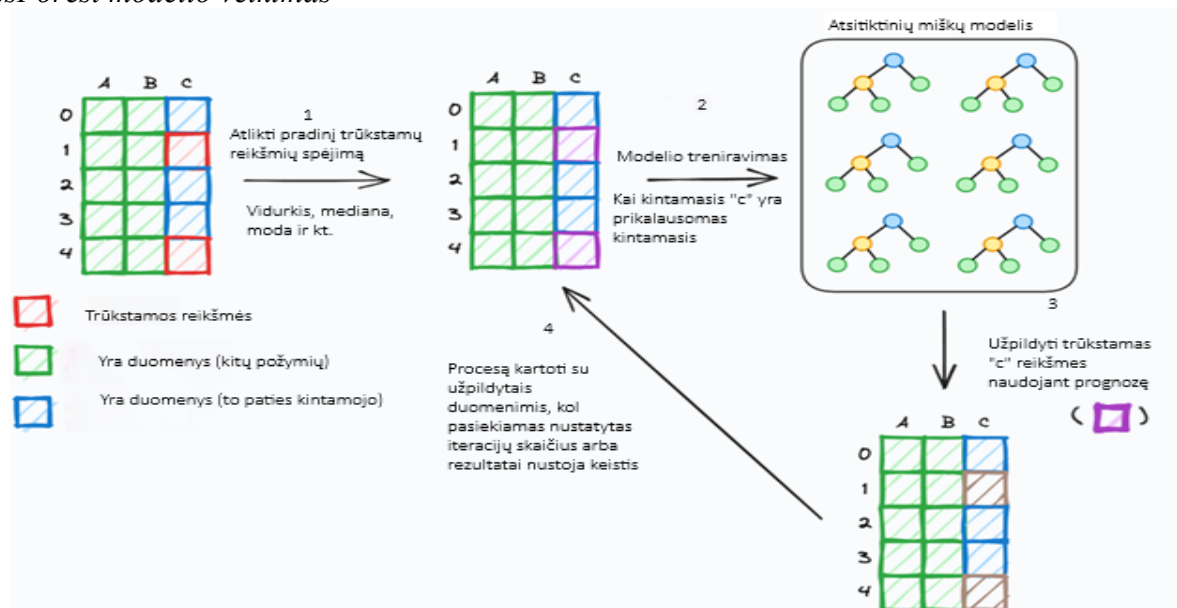
Šaltinis: Čekanauskas, Murauskas, 2014.

Bankroto prognozavimo modelis kuriamas naudojant logistinės regresijos lygtį. Tyrime naudojamas priklausomas kintamasis, tai yra įmonės bankroto tikimybė. Tikimybė yra laikoma dvejetainiu kintamuoju, interpretuojama, jog įmonė bankrutuoja (1) arba nebankrutuoja (0). Bankroto prognozavimo modelis prognozuojant bankroto tikimybę, atsižvelgia į kitus nepriklausomus kintamuosius. Nepriklausomi kintamieji, tai yra finansiniai bei makroekonominiai rodikliai, kurie gali turėti įtakos įmonių bankrotui.

Apskaičiavus įmonių finansinius rodiklius pastebėta, jog duomenys turi trūkstamų reikšmių, todėl tyrime pasirinkta taikyti angl. MissForest metodą. MissForest, tai yra mašininio mokymosi pagrindu sukurtas metodas. Kuris yra naudojamas trūkstamoms reikšmėms užpildyti duomenų rinkiniuose. MissForest įterpimo metodas yra pagrįstas atsitiktinių miškų angl. „Random forest“ algoritmu. Kiekvienas medžio mazgas įvertina duomenų panašumą, o galutinė reikšmė gaunama pagal daugelio medžių prognozių vidurkį. Ši procedūra sumažina paklaidą ir leidžia gauti statistiškai patikimesnes įvestas reikšmes (Aracri, Bianco, Quattrone & Sarica, 2025), žiūrėti 7-ame paveiksle.

7 paveikslas.

MissForest modelio veikimas



Šaltinis: sudarytas autorės remiantis Chawla, 2023.

Šis metodas visų pirma naudoja pagrindinius metodus, tokius, kaip vidurkis, mediana ir kt., jog galėtų preliminarai atspėti trūkstamas rinkinio reikšmes (Rosado-Galindo & Dávila-Padilla,

2020). Vėliau modelis kartoja bei nuosekliai tobulina savo spėjimus, reikšmės yra tikslinamos, naudojant informaciją iš kitų duomenų stulpelių. Skirtingai nei vidurkis, ar mediana, tai MissForest imputuoja trūkstamas reikšmes, atsižvelgiant į analizuojamųjų kintamųjų informaciją. MissForest konfigūracija nustatyta taip, kad būtų naudojami 200 sprendimų medžių, kurių kiekvienos medžio gylis yra 20. Todėl yra išsaugoma duomenų struktūra, variacija bei ryšys tarp kintamųjų. Tai yra labai svarbu, kai analizuojami finansiniai duomenys, kur paprasti metodai dažnai iškreipia duomenų pasiskirstymą. Šis procesas yra pakartojamas iki tol, kol modelio prognozės beveik nesikeičia (Aracri, Bianco, Quattrone & Sarica, 2025). Taikant MissForest metodą išsaugotas pilnas duomenų rinkinys. Svarbu paminėti, jog MissForest suteikia galimybę išsaugoti duomenų struktūrą bei ryšius tarp finansinių rodiklių. Priešingai nei trūkstamos reikšmės būtų pakeičiamos vidurkiu, mediana, MissForest modelis yra pranašesnis, nes geba įvertinti sudėtingesnius ryšius tarp analizuojamųjų finansinių kintamųjų (Aracri, Bianco, Quattrone & Sarica, 2025).

Analizuojant duomenų rinkinius dažnai pasitaiko, jog duomenų rinkinyje vienos gaunamos reikšmės yra per didelės arba gali būti per mažos nei kiti rinkinio duomenys. Ekstremalias reikšmes galime apibrėžti kaip duomenų taškus. Kurie yra statistiškai reikšmingai nukrypę nuo bendro pasiskirstymo, dažniausiai jie randami naudojant procentilių ribas (Nyitrai & Virag, 2019). Šios reikšmės gali sugadinti rezultatus, o dėl jų kuriamas modelis gali nurodyti netikslius sąryšius ar jų stiprumus. Taip pat modelis gali būti ribotai pritaikomas dėl jo didelės paklaidos, reziümė padarant modelį neefektyvų ar bevertį. Winsorizacija (angl. winsorization), tai yra metodas, kuris skirtas apdoroti ekstremalias reikšmes duomenų rinkinyje. Šis metodas pašalina ekstremalias reikšmes iki jam nustatytų ribų. Tuomet jis jas pakeičia artimiausiomis procentilių reikšmėmis, jog ekstremumai neiškraipytų atliekamos analizės (Mekelburg & Strauss, 2024). Šis metodas bus taikomas, kadangi finansiniai duomenys turi ekstremalių reikšmių, siekiama sumažinti ekstremalių reikšmių įtaką analizės rezultatams. Winsorizacija naudoja ribines vertes, pavyzdžiui, jei naudojame 5 proc. vertę. Tai visos reikšmės mažesnės už 5-ąją procentilį yra pakeičiamos 5-ojo procentilio verte. O visos reikšmės, kurios didesnės už 95 -ąją procentilį yra pakeičiamos 95 -ojo procentilio verte (Mekelburg & Strauss, 2024). Winsorizacijos metodo privalumas yra tai, jog bendra duomenų struktūra ir sklaida išlieka, bet ekstremalios vertės neiškreipia rezultatų bei nedominoja rezultatuose (Nyitrai & Virag, 2019).

Siekiant, jog būtų užtikrinamas kuriamo modelio rezultatų patikimumas, pilnumas bei pagrįstumas yra būtina atlikti ekonometrinius testus. Ekonometrinių testų atlikimas, gali padėti nustatyti kuriamo modelio problemas. Pavyzdžiui, multikolinearumas, kuris gali iškreipti modelio vertinimus bei lemti modelio netikslias prognozes. Išanalizavus bei išsprendus ekonometrines problemas, mūsų bankroto prognozavimo modelis yra statistiškai teisingas bei tinkamas naudoti

prognozėse. Taip pat tai užtikrina, jog kintamųjų ryšiai būtų prasmingi, o ne nulemti tam tikrų duomenų anomalijų.

Multikolinearumas yra dažna regresija pagrįstų modelių problema, kuri atsiranda, kai du ar daugiau nepriklausomų kintamųjų koreliuoja tarpusavyje, dėl šios priežasties yra gana sunku įvertinti jų individualų poveikį analizuojamam priklausomam kintamajam (Lindner, Puck & Verbeke, 2020). Dėl šios priežasties regresijos modelis tampa nestabilus bei nėra toks patikimas ir pagrįstas. Priklausomai nuo pasirinkto modelio multikolinearumas gali lemti, kad nebus tiksliai nustatyti sąryšiai tarp nepriklausomų ir priklausomų kintamųjų, kas padarys modelį statistiškai neteisingu bei praktikoje nepritaikomu. Dėl multikolinearumo modelis nebegali patikimai įvertinti kiekvieno nepriklausomojo kintamojo vienetinės įtakos priklausomam kintamajam. Todėl yra iškraipomi koeficientai ir mažėja modelio interpretacinė vertė. Jei nėra atsižvelgiama į multikolinearumo problemą darbe gali būti padarytos klaidingos išvados bei sukurtas nepagrįstas modelis dėl klaidingų ryšių tarp kintamųjų. Taip pat šis nestabilumas gali sumažinti modelio prognozių bei interpretacijų patikimumą (Čekanavičius, Murauskas, 2014). Plačiai naudojamas multikolinearumo nustatymo metodas yra dispersijos infliacijos koeficientas (angl. Variance Inflation Factor (VIF)), kuris vertina, kiek kintamojo standartinė klaida yra padidėjusi dėl to, jog šis kintamasis koreliuoja su kitais modelio kintamaisiais. Dažniausiai, jei VIF viršija 5, tai rodo, jog analizuojamas kintamasis stipriai koreliuoja su kitais kintamaisiais, todėl šis kintamasis gali sukelti problemų vertinant kitų kintamųjų poveikį analizėje. Todėl prieš kuriant bankroto prognozavimo modelį yra būtina atlikti multikolinearumo testą, jog bankroto prognozavimo modelis būtų ekonomiškai teisingas ir galiausiai tinkamas naudoti (Lindner, Puck & Verbeke, 2020).

Taip pat, siekiant nustatyti, ar kiekvienas darbe analizuojamas kintamasis yra reikšmingas prognozuojant priklausomą kintamąjį yra tikslinga darbe atlikti Wald testą. Šis testas vertina, ar regresijos koeficientas statistiškai skiriasi nuo nulio. Tai reiškia, ar kintamasis turi reikšmingą įtaką nemokumo tikimybei. Wald testas apskaičiuoja santykį tarp įvertinto koeficiento ir jo standartinės paklaidos, gaudamas z rodiklį. Gauta p reikšmė parodo, ar analizuojamas kintamasis turi reikšmingą poveikį analizuojamam reiškiniui, ar neturi. Jei atlikus analizę, gaunama p reikšmė $<0,05$, tai vertinama, jog kintamasis statistiškai yra reikšmingas modelyje (Fan & Shi, 2023).

Dar vienas iš reikšmingų testų logistinei regresijai yra McFaddeno Pseudo R^2 testas. Šis testas suteikia galimybę identifikuoti, kiek tinkamai modelis gali paaiškinti priklausomojo kintamojo bankroto variaciją. Gauta reikšmė suteikia galimybę spręsti, ar sukurtas logistinės regresijos modelis gali turėti tvirtą prognozinį tikslumą, atliekant įmonių bankrotų tikimybės prognozes (Hemmert, Schons, Wieseke & Schimmelpfennig, 2018). Šio rodiklio reikšmė yra interpretuotina gera, jei ji viršija 0,2, o jei modelio reikšmė viršija 0,4, tai laikoma labai gera ir

galima teigti, jog analizuojamas modelis turi aukštą paaiškinamąją galią. Taip pat šis testas turėtų būti vertinamas kartu su kitais testais, tokiais kaip, AUC ir ROC (angl. Area Under the Curve, Receiver Operating Characteristic), jog būtų atmetamos klaidingos išvados dėl modelio prognozės galios ir būtų surinkti pagrįsti įrodymai (Hemmert, Schons, Wieseke & Schimmelpfennig, 2018). Grafike yra atvaizduojamas modelio gebėjimas atskirti klases, pavyzdžiui, bankrutavusias ir nebankrutavusias įmones. Kuo didesnė reikšmė, tai reiškia, jog sukurtas modelis tiksliau identifikuoja bankrutuojančią bei nebankrutuojančią įmonę (Habibzadeh, 2024). Taip pat sukurto modelio prognozavimo kokybė vertinama naudojant tikslumo, jautrumo (angl. Precision-Recall) kreivę, kalibracijos kreivę, Hosmer-Lemeshow atitikimo testą bei klaidų matricą (angl. Confusion matrix).

3. BANKROTO PROGNOZAVIMO MODELIO KŪRIMAS

3.1. Makroekonominių kintamųjų įtakos įmonių bankrotų dažnumui vertinimas

Norint sukurti bankroto prognozavimo modelį statybų sektoriuje ekonominio nuosmukio metu, kuriame būtų įtraukti ir makroekonominiai kintamieji, pirmiausia yra būtina įvertinti makroekonominių rodiklių ryšį su bankrutavusiomis statybų sektoriaus įmonėmis. Nagrinėjamas ryšys tarp pagrindinių makroekonominių kintamųjų, kurie buvo išnagrinėti teorinėje dalyje: BVP, eksportas, palūkanų norma, vartotojų kainų indeksas, nedarbo lygis, tiesioginės užsienio investicijos, valdžios sektoriaus skola ir bankrotų dažnis statybų sektoriuje. 8 - oje lentelėje apibendrinami empiriniai koreliaciniai ryšiai 2019-2022 metų laikotarpiu.

8 lentelė

Makroekonominių kintamųjų ir bankrutavusių statybų sektoriaus įmonių ryšys

Makroekonominis kintamasis	Koreliacijos koeficientas	Ryšio stiprumas
Bendras vidaus produktas (BVP)	0,8150	Stiprus
Valdžios sektoriaus skola	0,4938	Vidutinis
Tiesioginės užsienio investicijos	0,2926	Silpnas
Vartotojų kainų indeksas	0,9152	Labai stiprus
Nedarbo lygis	0,710	Stiprus
Bazinė palūkanų norma	0,9713	Labai stiprus
Eksportas	0,8158	Stiprus

Šaltinis: sudarytas autorės remiantis Lietuvos statistikos departamento ir Eurostat duomenimis

Atlikus makroekonominių kintamųjų ir bankrutavusių statybų sektoriaus įmonių koreliacinę analizę, žr. 1 priedą, yra nustatyta, jog labai stiprus ryšys yra tarp bazinės palūkanų normos ($r=0,9713$) bei vartotojų kainų indekso ($r=0,9152$). Tai rodo, jog palūkanų normų augimas ir infliacijos didėjimas tiesiogiai didina įmonių finansinį spaudimą bei kartu didina ir bankroto riziką. Gauti analizės rezultatai rodo, jog stiprus ryšys taip pat pastebimas tarp BVP ($r=0,8150$), nedarbo lygio ($r=0,710$) bei eksporto ($r=0,8158$). Šie gauti rezultatai rodo, kad šalies ekonomikos augimas, užimtumas, eksportas turi nemažą įtaką statybų sektoriaus veiklai. Kai šalyje BVP ir eksportas didėja, tai dažniausiai statybų sektorius tampa aktyvesnis. Kalbant apie nedarbo lygį, tai jis gali rodyti mažėjančią vidaus paklausą bei investicijas, dėl šios priežasties gali didėti įmonių bankrotų rizika. Silpnas ryšys nustatytas tarp valstybės sektoriaus skolos ($r=0,4938$) ir tiesioginių užsienio investicijų ($r=0,2926$), tai reiškia, jog šie veiksniai turi mažesnę tiesioginę įtaką bankrotų tikimybei statybų sektoriuje. Taip pat tai parodo, jog iš mūsų duomenų aibės negalime nustatyti reikšmingos koreliacijos ir negalime teigti, jog egzistuoja koreliacija tarp šių kintamųjų.

Apibendrinant galime teigti, jog statybų sektoriaus veikla yra gana glaudžiai susijusi su makroekonominiais kintamaisiais, ypač su rinkų pokyčiais, tokiais kaip palūkanų normos,

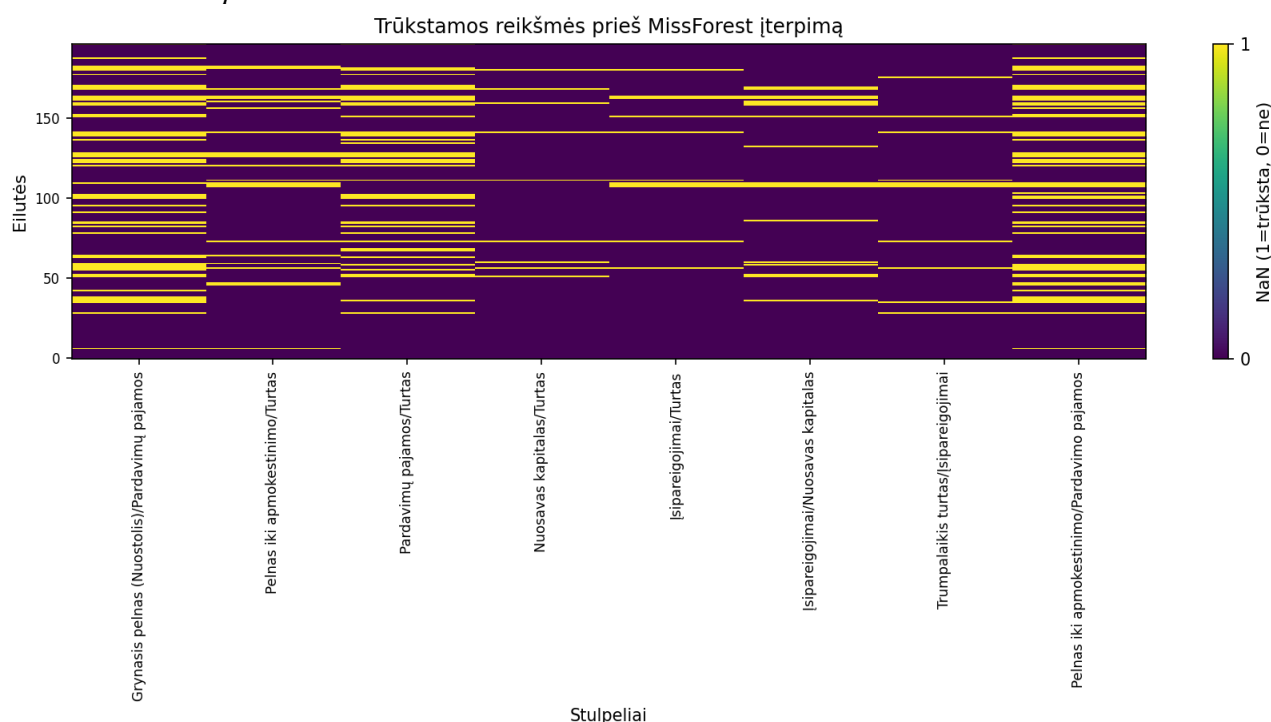
infliacija ir ekonomikos augimas. Atliktos analizės rezultatai parodo, kad statybų sektoriaus veikla yra jautri įvairiems makroekonominiams svyravimams. Stiprūs ryšiai su tokiais rodikliais kaip infliacija, palūkanų normos, nedarbo lygis, BVP ir eksportas patvirtina, jog statybų sektoriaus stabilumas yra tiesiogiai priklausomas nuo bendros šalies ekonominės situacijos.

3.2. Logistinės regresijos modelio sudarymas bei interpretacija

8 - ame paveiksle atvaizduota trūkstamų reikšmių pasiskirstymas prieš pritaikant „MissForest“ algoritmą, papildomai žiūrėti 2 priedą.

8 paveikslas

Trūkstamos reikšmės prieš MissForest



Šaltinis sudarytas autorės

Diagramoje kiekviename stulpelyje yra pažymėtas finansinis rodiklis, kuris bus naudojamas tolimesnėje analizėje. Geltonomis linijomis pažymėti trūkstami duomenys, o violetinė spalva žymi jau turimus finansinius duomenis. Iš diagramos yra matoma, jog trūkstamos reikšmės nėra tik viename kintamajame, tačiau trūkstamų reikšmių yra visame duomenų rinkinyje. Daugiausiai trūkstamų reikšmių yra tokiose finansiniuose rodikliuose, kaip grynasis pelnas (nuostoliai)/pardavimų pajamos, pardavimų pajamos/turtas, pelnas iki apmokestinimo/pardavimų pajamos.

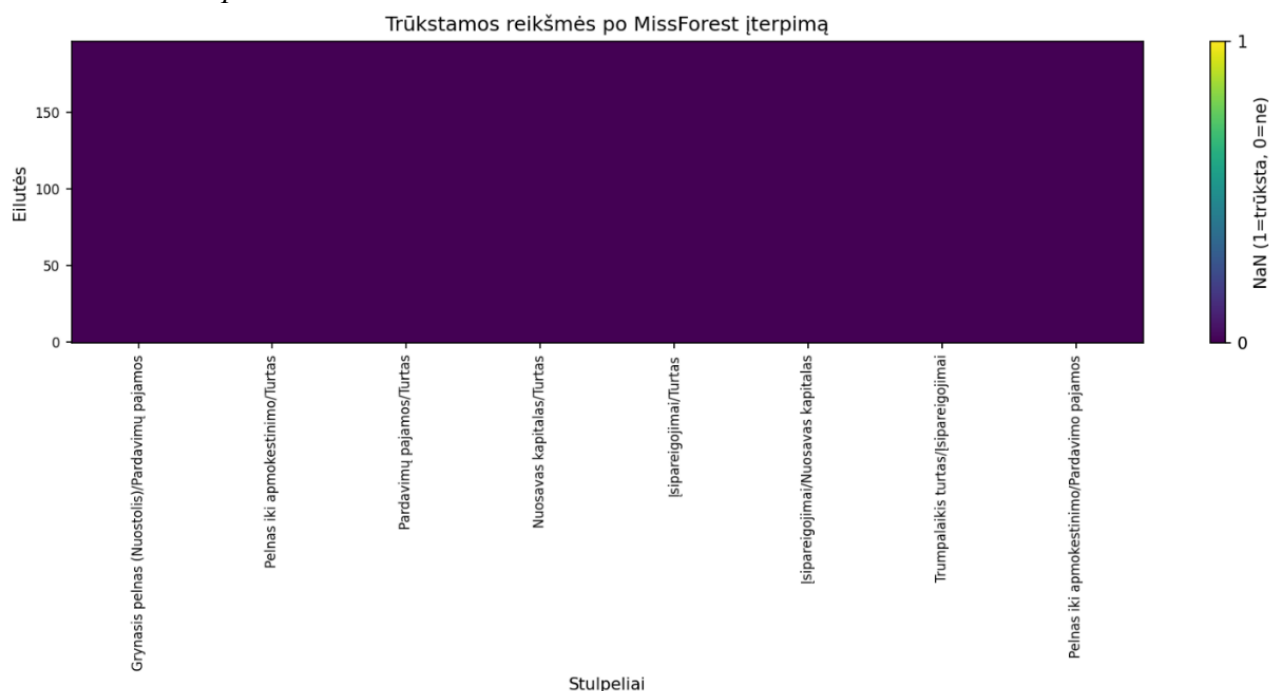
Trūkstamos reikšmės atsiranda, kadangi viešai prieinamuose finansiniuose duomenyse pasitaikė atvejų, jog nebūna pateikto vieno ar keleto rodiklių kintamųjų, todėl nebuvo galimybės

apskaičiuoti tam tikrų finansinių rodiklių. Kadangi trūkstančių reikšmių mastas yra ženklus, tai kelia riziką analizės patikimumui bei pagrįstumui.

Jeigu būtų pasirinktas paprastas sprendimas, pašalinti rodiklius, kurių reikšmių trūka labiausiai, tai sumažintų imties dydį bei neparodyti platesnių sąryšių tarp kintamųjų. Todėl buvo atsisakyta šio sprendimo. Nes šalinant reikšmes yra prarandama dalis informacijos, kas tyrimui yra svarbu. Dėl šios priežasties koreliacijos tarp kintamųjų galėtų nebeatspindėti tikrų sąsajų. Ypač, jei tarp jų egzistuoja multikolinearumo problema. Todėl atliekamos analizės rezultatai taptų nevisai patikimi bei kuriamas nemokumo prognozavimo modelis prarastų tikslumą. Buvo būtina atlikti trūkstančių reikšmių analizę bei pavaizduoti grafiškai, jog būtų pabrėžiama MissForest metodo taikymo būtinybė ir svarba. 9 - ame paveiksle pateikiamos trūkstamos reikšmės po MissForest pritaikymo, 3 priedas.

9 paveikslas

Trūkstamos reikšmės po MissForest



Šaltinis sudarytas autorės

Palyginus prieš tai buvusią diagramą su šia diagrama yra matyti, jog nebėra geltonų linijų, kurios rodė trūkstamas finansinių rodiklių reikšmes, šios reikšmės buvo įvertintos bei įterptos. Ši diagrama įrodo MissForest modelio pritaikymo efektyvumą, šis modelis trūkstamoms reikšmėms pasitelkę atsitiktinių miškų metodą ir prognozavo trūkstamas reikšmes, remiantis kitų finansinių kintamųjų tarpusavio ryšiais.

Pritaikius MissForest metodą darbe yra gaunamos pilnas duomenų rinkinys. Todėl galima toliau tinkamai taikyti regresijos modelius ir nepažeisti kintamųjų tarpusavio ryšio bei duomenų

struktūros.

Duomenims pritaikius MissForest metodą, užsipildžius trūkstamas reikšmes, buvo išanalizuoti finansiniai duomenys. Atlikus analizę identifikuota, jog kai kurie finansiniai rodikliai turi ekstremalių reikšmių (angl. outliers), (pavyzdžiui, trumpalaikio turto ir įsipareigojimų santykis, grynasis pelningumas ar kt.). Šios reikšmės ryškiai nukrypo nuo bendro duomenų pasiskirstymo. Todėl buvo nuspręsta pritaikyti Winsorizacijos metodą (angl. winsorization).

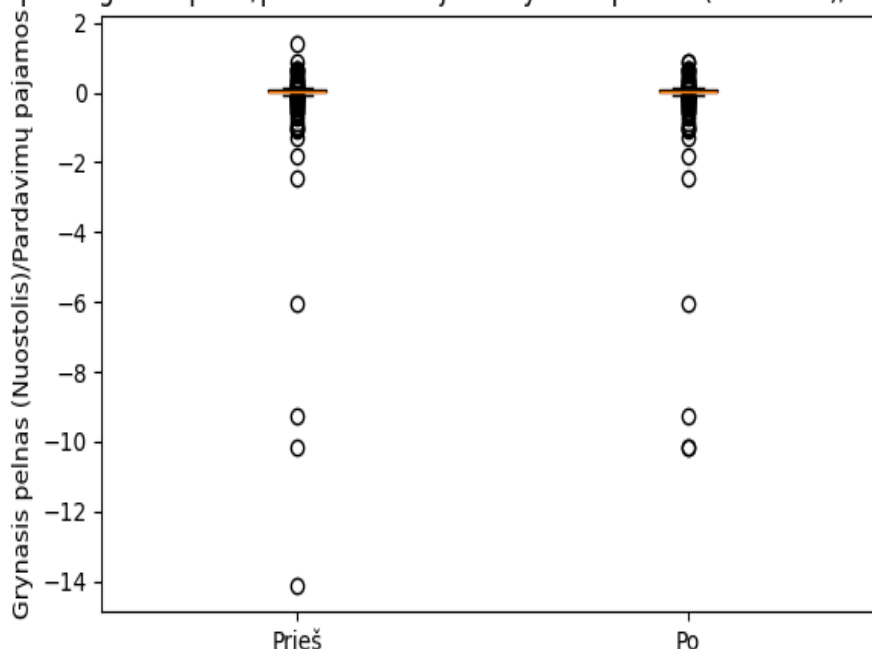
Autoriai Nyitrai ir Virag (2019) pabrėžia, jog dažnai būna, jog finansiniai rodikliai būna iškreipti dėl ekstremalių reikšmių, pavyzdžiui, tai gali nutikti, kai įmonė turi didelį nuostolį arba neįprastą skolų santykį. Vietoje to, kad būtų pašalinami ekstremalūs duomenys, galima pritaikyti Winsorizacijos metodą, kas leis išsaugoti duomenis ir pakeis ekstremalias reikšmes iki priimtinesnio lygio.

Atliekant Winsorizacijos testą tyrime buvo taikoma dvipusė 1 procento winsorizacija. Pasirinkta 1 procento winsorizacija, kadangi duomenų imtis darbe nėra labai didelė, tai tiksliausiai leidžia atlikti šį testą neiškreipiant analizės rezultatų, bet pašalinant ekstremalias reikšmes. Žemiau 10 - ame paveiksle pateikiama stačiakampė diagrama (angl. boxplot), kuri iliustruoja grynojo pelno (nuostolio)/pardavimo pajamų santykio reikšmes prieš ir po atlikto Winsorizacijos testo.

10 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Grynasis pelnas (nuostolis)/Pardavimų pajamos“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Grynasis pelnas (Nuostolis)/Pardavimų pajamos



Šaltinis sudarytas darbo autorės

Iš paveikslo yra matoma, jog prieš atliekant Winsorizacijos testą duomenų rinkinyje yra ekstremalių reikšmių, reikšmės siekia -14. Tokios reikšmės gali neigiamai paveikti analizę bei

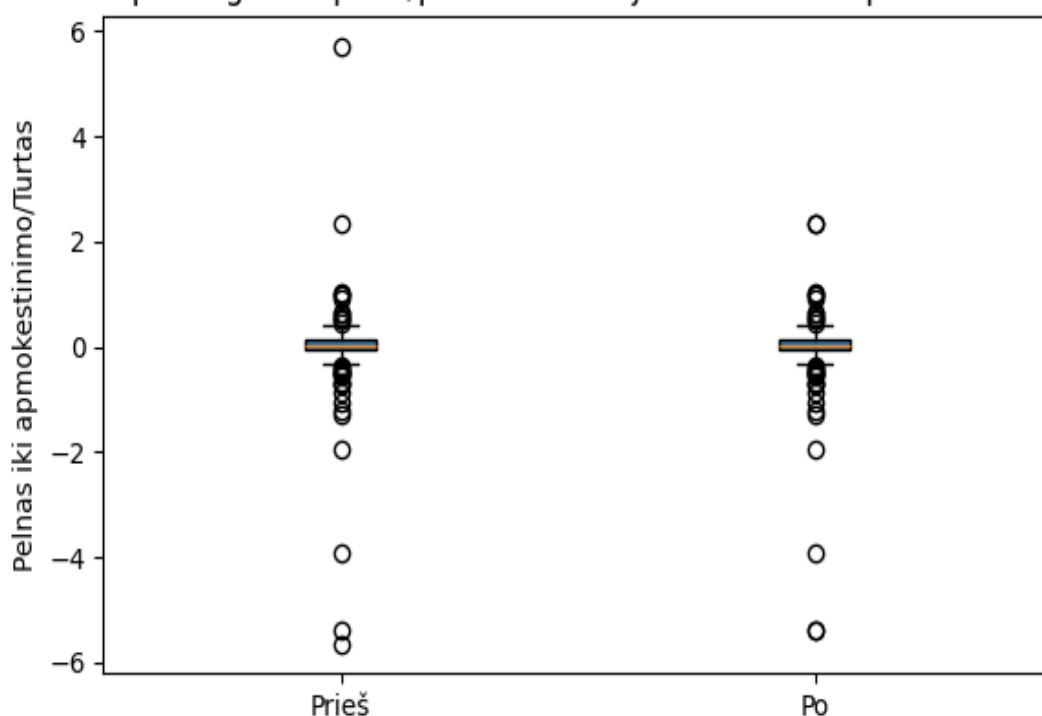
bankroto prognozavimo modeliavimą. Kadangi padidina duomenų dispersiją ar gali lemti gana šališkus įverčius. Po atlikto testo ekstremumų įtaka duomenų rinkiniui sumažinta, dalis ekstremumų yra apribota iki nustatytų procentilių. Dėl to sumažėjo modelio jautrumas išskirtinėms reikšmėms, pagėrėjo duomenų stabilumas bei sudarė sąlygas, jog būtų galima gauti patikimesnius analizės rezultatus.

Žemiau 11 - ame paveiksle pateikiama stačiakampė diagrama, kuri iliustruoja pelno iki apmokestinimo/ turto santykio reikšmes prieš ir po atlikto Winsorizacijos testo.

11 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Pelnas iki apmokestinimo/Turtas“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Pelnas iki apmokestinimo/Turtas



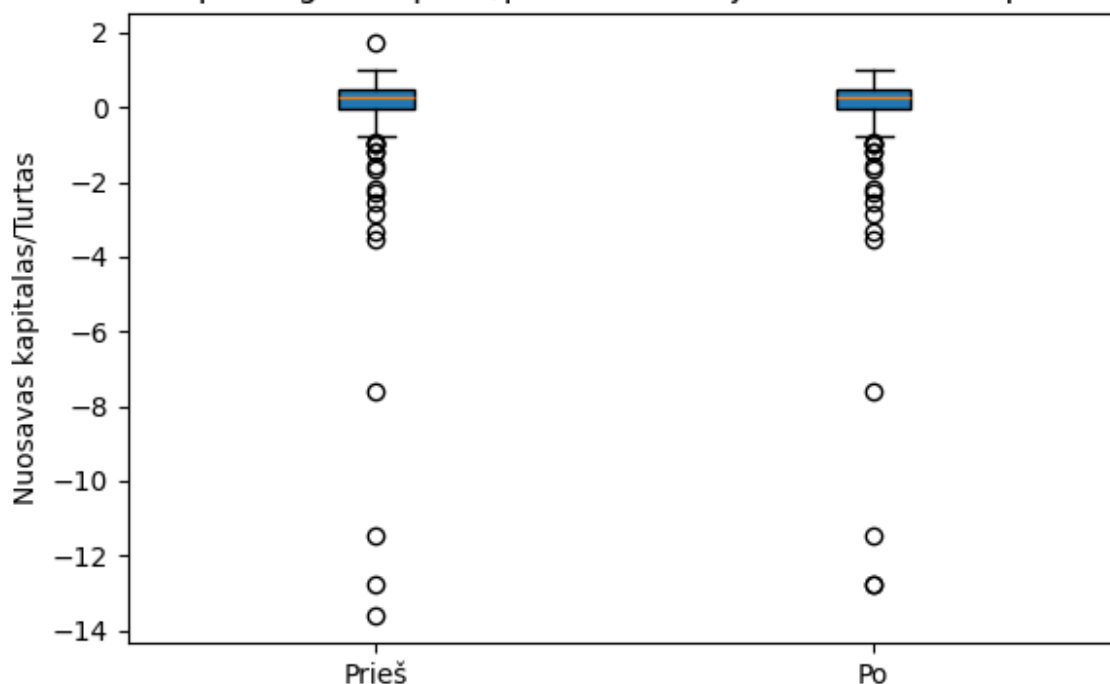
Šaltinis sudarytas darbo autorės

Paveiksle matomos pelno iki apmokestinimo ir turto santykio ekstremalios reikšmės prieš taikant Winsorizacijos testą. Ekstremalios reikšmės yra 6 bei -6, kurios iškreipia modelio rezultatus. Atlikus Winsorizacijos testą modelyje, ekstremalios reikšmės sumažėjo, todėl pasiskirstymas aplink centrinės reikšmės tampa kompaktiškesnis. Nors duomenų rinkinyje kai kurios ekstremalios reikšmės išlieka, tačiau jų įtaka duomenų rinkiniui dabar yra žymiai silpnesnė. Žemiau 12 - ame paveiksle pateikiama stačiakampė diagrama, kuri iliustruoja nuosavo kapitalo/turto santykio reikšmes prieš ir po atlikto Winsorizacijos testo.

12 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Nuosavas kapitalas/Turtas“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Nuosavas kapitalas/Turtas



Šaltinis sudarytas darbo autorės

Pradiniame finansinių duomenų rinkinyje kairėje yra matomos ekstremalios reikšmės, kurios siekia 2 bei apie -14. Šios reikšmės iškreipia skalę bei gali turėti įtakos duomenų rinkiniui, kuris bus naudojamas tolimesnėje analizėje. Pritaikius Winsorizacijos metodą, dešinėje matoma, jog ekstremalios reikšmės sumažėja, nors išlieka nedidelis skaičius ekstremumų. Tačiau išlikusių ekstremumų įtaka duomenų rinkiniui yra žymiai mažesnė nei prieš Winsorizacijos testą.

Darbe aptartos trys stačiakampių diagramų paveikslai, tačiau winsorizacija buvo atliekama visiems finansiniams rodikliams, kurie naudojami šiame tyrime. Visi paveikslai, kurie vaizduoja analizuojamų finansinių rodiklių pasiskirstymą prieš ir po Winsorizacijos metodo pritaikymo, pateikiami 5 - ame priede. Rezultatai buvo gana nuoseklūs tarp analizuojamųjų kintamųjų, kiekvienu nagrinėjamu atveju ekstremalių reikšmių dydis bei įtaka sumažėjo, o bendras duomenų pasiskirstymas nepakito. Tai įrodo, jog Winsorizacijos metodas pagerina duomenų rinkinio patikimumą, sumažindamas iškraipomąjį poveikį rezultatams.

Atlikus Winsorizacijos testą analizuojamiems kintamiesiems, kitas būtinas empirinės analizės žingsnis yra analizuojamųjų kintamųjų multikolinearumo vertinimas. Multikolinearumo testo atlikimas yra labai svarbus siekiant sukurti statistiškai patikimą bankroto prognozavimo modelį. Multikolinearumas atsiranda tada, kai du ar daugiau nepriklausomų kintamųjų yra stipriai koreliuojantys, o tai gali iškreipti rezultatus bei rezultatų patikimumą. Paprastai modelis bando naudoti kelis kintamuosius, kurie matuoja beveik tą patį dalyką. Dėl to yra sunku atskirti kiekvieno

atskiro kintamojo indėlį į priklausomąjį kintamąjį. 9 - oje lentelėje pateikiamas pirmasis multikolinearumo testas ir VIF reikšmių rezultatai bei interpretacija.

9 lentelė

Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (pirmas testas)

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	977,30	>5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	975,63	>5
BVP pokytis	40,86	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	33,83	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,66	>5
Nedarbo lygis	17,90	>5
Vartotojų kainų indeksas	12,80	>5
Eksportas	8,34	>5
ECB bazinė palūkanų norma	3,74	<5
Pelnas iki apmokestinimo/ Turtas	1,45	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,27	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,13	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,03	<5

Šaltinis sudarytas autorės

Atlikus pirmąjį multikolinearumo testą, nustatyta, jog didžioji dalis rodiklių viršija VIF ribą. Ženkliai VIF ribą viršija pelno iki apmokestinimo/pardavimo pajamų santykis, kuris siekia net 977,30, tai aiškiai rodo didelį multikolinearumą. Kiti analizuojamieji kintamieji, tokie kaip grynojo pelno (nuostolio)/ pardavimo pajamų santykis, BVP pokytis, įsipareigojimų/ turto santykis ir kt., taip pat pasižymi didesnėmis VIF reikšmėmis nei priimtina VIF riba.

Gauti rezultatai parodo, jei įtrauksim visus analizuojamuosius kintamuosius į modelį, tai greičiausiai paveiks analizės rezultatus. Prieš atliekant antrą multikolinearumo testą iš analizės yra nuspręsta pašalinti rodiklį, kuris labiausiai viršija VIF reikšmę, tai yra pelno iki apmokestinimo/pardavimo pajamų santykį. Pašaliname tik 1, nes nežinomos kitų kintamųjų sąveikos. T.y. pašalindami kintamąjį su didžiausia VIF reikšme pašaliname ir sąveikas tarp kitų kintamųjų ir šalinamojo. Kas gali reikšti, kad kiti nepriklausomi kintamieji gali patapti po pašalinimo statistiškai teisingi. Todėl reikia po kiekvieno testo praleidimo pašalinti ne daugiau kaip 1 kintamąjį.

Atlikus paeiliui multikolinearumo testus ir pašalinant didžiausias reikšmes, galutinis rezultatas pateikiamas 10 - oje lentelėje.

10 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (galutinis testas)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nedarbo lygis	1,57	<5
Vartotojų kainų indeksas	1,54	<5
Eksportas	1,19	<5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,19	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

Atlikus multikolinearumo testus, gauta galutinė lentelė, visų į galutinį modelį įtrauktų analizuojamųjų kintamųjų VIF reikšmės yra mažesnės už kritinę 5 VIF ribą, tai rodo, jog multikolinearumo problemos tarp analizuojamųjų kintamųjų nebėra. Nedarbo lygis, vartotojų kainų indeksas, eksportas, įsipareigojimų ir turto santykis bei pardavimo pajamų ir turto santykis fiksuoja VIF vertes, kurios artimos 1, kas rodo nereikšmingą tyrimui koreliacijos lygį tarp kintamųjų. Gautas galutinis rezultatas patvirtina, jog po pradinio testo atlikti testai, kurių metu buvo pašalinami rodikliai su didžiausiomis VIF reikšmėmis paeiliui, buvo veiksmingi sprendžiant multikolinearumo problemą.

Galime teigti, jog galutinis kintamųjų rinkinys tinka patikimam ekonometriniam vertinimui. Kadangi multikolinearumo nebuvimas užtikrina, jog koeficientų įverčiai bus stabilūs bei modelio paklaidos turi būti teoriškai mažesnės. Multikolinearumo testai buvo derinami su logistinės regresijos testais. Tai yra pirmiausiai pašalinami rodikliai su didžiausiomis VIF reikšmėmis, tuomet gaunami logistinės regresijos rezultatai ir paeiliui pašalinamos reikšmės, kurių p reikšmė yra didžiausia ir tuomet vėl daromi multikolinearumo testai bei gaunama logistinės regresijos lygtis, kurioje vėl vertinamos p reikšmės, detaliau atlikti testai iš eilės pateikiami 4 - ame priede. Galutinė regresijos lygtis pateikiama 11-oje lentelėje.

11 lentelė*Logistinės regresijos galutiniai rezultatai*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasiklivimo intervalas 95 %
Konstanta	1,80	0,44	4,03	0,000	[0,93; 2,68]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,31	0,29	-4,49	0,000	[-1,89; -0,74]
Įsipareigojimai/ Turtas	5,86	1,16	5,04	0,000	[3,58; 8,14]
Nedarbo lygis	-1,07	0,29	-3,68	0,000	[-1,64; -0,50]
Eksportas	-2,21	0,67	-3,29	0,001	[-3,53; -0,90]
Vartotojų kainų indeksas	-2,12	0,57	-3,68	0,000	[-3,25; -0,99]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

Atlikus McFaddeno Pseudo R^2 testą gaunama reikšmė yra 0,4703, kas reiškia, jog sukurtas bankroto prognozavimo modelis turi aukštą paaiškinamąją galią. Paprastai jei McFaddeno R^2 gaunama $<0,2$ laikoma žema, $0,2 - 0,4$ vidutinė, o daugiau nei $0,4$ jau laikoma aukšta. Todėl remiantis testų bei modelio įverčių rezultatai galime teigti, kad modelis tinkamai geba identifikuoti bankrutuojančias ir nebankrutuojančias įmones. Gauti rezultatai rodo, jog visi į modelį įtraukti kintamieji yra statistiškai reikšmingi, kadangi p - reikšmės yra mažiau nei $0,001$. Tai yra ženkliai mažiau nei įprasta statistinio reikšmingumo riba, kuri yra $p < 0,05$. Kaip matyti lentelėje Z reikšmės yra didelės pagal absoliučią vertę. Todėl gana gerai dera su mažomis p reikšmėmis bei patvirtina koeficientų statistinį reikšmingumą. Todėl galime teigti, jog jų poveikis priklausomam kintamajam yra patikimas.

Gauti logistinės regresijos rezultatai rodo, jog įsipareigojimų ir turto santykis turi reikšmingai didelį teigiamą poveikį bankroto tikimybei. Tai reiškia, jog kuo daugiau įmonė turi įsipareigojimų lyginant su turimu įmonės turtu. Tai tuo labiau, jog didėja tikimybė, jog įmonė bankrutuos. Tai yra labai logiška, kadangi statybų sektoriaus kapitalas gana imlus, pasižymi ilgesniais projektų ciklais ar didesniu finansiniu svertu. Gauti rezultatai sutampa su empiriniais tyrimais, kuriuose nustatyta, jog įmonės su didesniu svertu, turi didesnę nemokumo tikimybę (Nguyen ir Kien, 2022). Gautas pardavimų pajamų ir turto neigiamas santykis rodo, jog didesnis įmonės turimo turto apyvartumas sukurtame modelyje mažina bankroto tikimybę. Šis rezultatas atitinka empirinius tyrimus, kurie taip pat rodo, jog veiklos efektyvumo rodikliai, tokie kaip pardavimų pajamų ir turto santykis yra gana plačiai naudojami nemokumo prognozavimo modeliuose bei padeda atskirti veikiančias ir nemokias įmones (Billios ir kt., 2024).

Kai kurie gauti logistinės regresijos rezultatai dėl savo ženklų gali šiek tiek atrodyti nelogiški. Tačiau juos galime paaiškinti analizuojamo laikotarpio specifinėmis sąlygomis. Atlikus analizę gautas neigiamas nedarbo lygio koeficientas. Kuris gali atrodyti nestandartinis, kadangi dažniausiai didesnis nedarbo lygis didina įmonių nemokumo tikimybę. Darbe analizuojamas laikotarpis yra Covid-19 pandemija. Šiuo analizuojamuoju laikotarpiu nedarbo augimą amortizavo valstybės paramos. Todėl šios leido įmonėms išlikti nepaisant sumažėjusios paklausos. Tiek ir literatūroje yra pabrėžiama, jog mažas nedarbas kelia riziką dėl brangstančios darbo jėgos. Neigiamas nedarbo lygio koeficientas parodo, jog Covid-19 laikotarpiu nedarbo lygio augimas buvo susijęs su mažesne bankroto tikimybe.

Išanalizavus logistinės regresijos rezultatus taip pat yra gautas neigiamas vartotojų kainų indeksas, tai siejama su mažesne bankroto tikimybe. Tai parodo neįprastas sąlygas, kadangi įprastai infliacija didina įmonių sąnaudas bei apsunkina įmonių veiklą. Tačiau pandemijos metu sąlygos buvo kitokios. Kainų pokyčiai ne visuomet galėjo atspindėti didėjančias sąnaudas. Kadangi jie buvo iškraipyti pamažėjusios paklausos ar valstybės paramų, kas ir galėjo amortizuoti

sąnaudų augimą. Taip pat didesnis VKI pandemijos metu galėjo reikšti ne sąnaudų brangimą įmonėms, o ekonomikos atsigavimą.

Toliau paskutinis logistinės regresijos lygtyje analizuojamas paskutinis kintamasis, tai būtų eksportas. Eksportas turi neigiamą poveikį bankrotui, kas reiškia, jog įmonės, kurios daugiau eksportavo, turėjo mažesnę bankroto tikimybę, kas gali būti nesunkiai paaiškinama. Statybų sektoriaus įmonės, kurios pandemijos metu užsiėmė eksportu, pavyzdžiui, vykdė tam tikrus projektus užsienio rinkose, tai jos galėjo išlikti stabilesnės rinkoje. Diversifikacija pajamų per skirtingus regionus apsaugo įmones nuo nemokumo rizikos lyginant su vieno regiono įtaka. Kadangi kai kurios užsienio šalys skirtingai priėmė ribojimus. Anksčiau atnaujino ekonominę veiklą ir sumažino ribojimus. Todėl galime teigti, jog eksportas suteikė papildomą naudą įmonėms bei padėjo diversifikuoti pajamas.

Iš anksčiau gaunamų kintamųjų galime sudaryti bendrą lygtį nemokumo tikimybės reikšmei nustatyti:

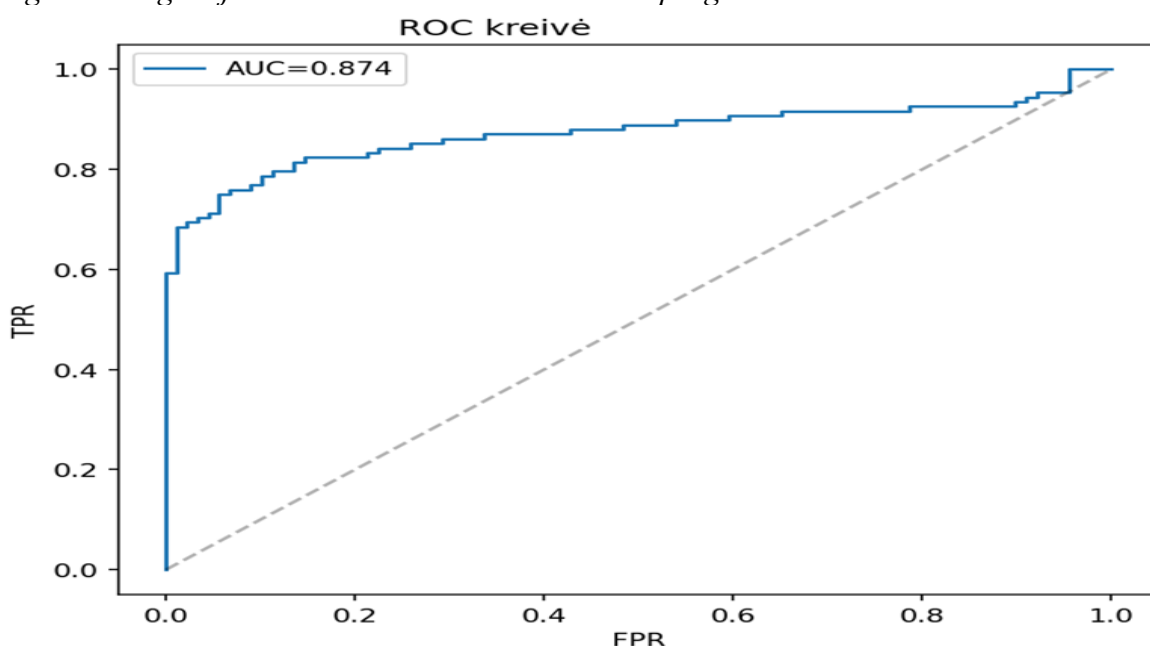
$$\ln \left(\frac{P(\text{bankrotas}=1)}{P(\text{bankrotas}=0)} \right) = 1,80 - 1,31 * \text{pardavimų pajamų ir turto santykis} + 5,86 * \text{įsipareigojimų ir turto santykis} - 1,07 * \text{nedarbo lygis} - 2,21 * \text{eksportas} - 2,12 * \text{vartotojų kainų indeksas}$$

3.3. Modelio tinkamumo bei prognozavimo kokybės vertinimas

Siekiant įvertinti gautus logistinės regresijos rezultatus bei suprasti, kaip gerai sukurtas modelis prognozuoja bankrotą, sukūriau ROC kreivę, matoma 13 - ame paveiksle.

13 paveikslas

Logistinės regresijos modelio ROC kreivė bankroto prognozavimui



Šaltinis sudarytas darbo autorės

ROC kreivė pateikia modelio gebėjimą atskirti bankrutavusias ir nebankrutavusias įmones, kai yra įvairios klasifikavimo ribos. Vertikali ašis žymi teisingai identifikuotų bankrotų dalį (paveiksle žymima TPR, angl. true positive rate), o horizontali ašis klaidingai nebankrutavusioms įmonėms priskirtų įmonių dalį (paveiksle žymima FPR, angl. false positive rate).

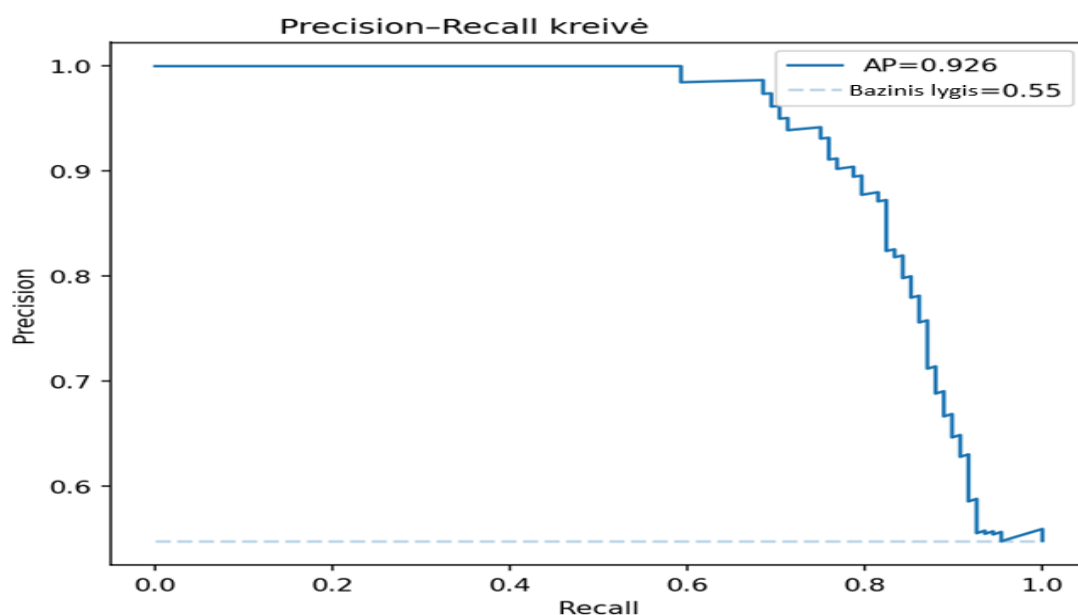
Grafike pavaizduota punktyrinė linija vaizduoja atsitiktinio spėjimo modelį. Tai modelis, kuris neturi jokios prognozavimo galios ir atspėja rezultatus taip lygtais būtų metama moneta. Tokio modelio AUC reikšmė lygi 0,5. Dėl šių priežasčių bet kuri ROC kreivė, kuri yra virš linijos, parodo geresnį nei atsitiktinį klasifikavimą. Ideali ROC kreivė priartėtų prie viršutinio kairiojo kampo. Nes tokia kreivė reikštų tobulą modelio tikslumą, kai visi bankrotai nustatomi teisingai ir nėra klaidingų priskyrimų.

Analizuojamojo modelio ROC kreivė yra gerokai virš atsitiktinio klasifikavimo linijos ir aiškiai kyla link viršutinio kairiojo grafiko kampo. AUC reikšmė yra 0,874, kas rodo aukštą modelio diskriminacinį pajėgumą. Modelis patikimai atskiria bankrutavusias įmones nuo tų, kurios bankroto nepatyrė. Tai leidžia teigti, kad sukurtas logistinės regresijos modelis yra tinkamas nemokumo tikimybei prognozuoti ir turi stiprią praktinę vertę analizuojant statybų sektorių pandemijos laikotarpiu.

Taip pat siekiant geriau identifikuoti, kaip gerai sukurtas logistinės regresijos modelis prognozuoja bankrotą. Sukurta tikslumo ir jautrumo kreivė (angl. Precision-Recall). Ši kreivė parodo, kaip tikslumas (angl. precision) t.y., kiek prognozuotų bankrotų buvo teisingi, kinta priklausomai nuo jautrumo (angl. recall), t.y., kiek realių bankrotų identifikavo darbe sukurtas modelis, pavaizduota 14 - ame paveiksle.

14 paveikslas

Logistinės regresijos modelio tikslumo ir jautrumo kreivė bankroto prognozavimui

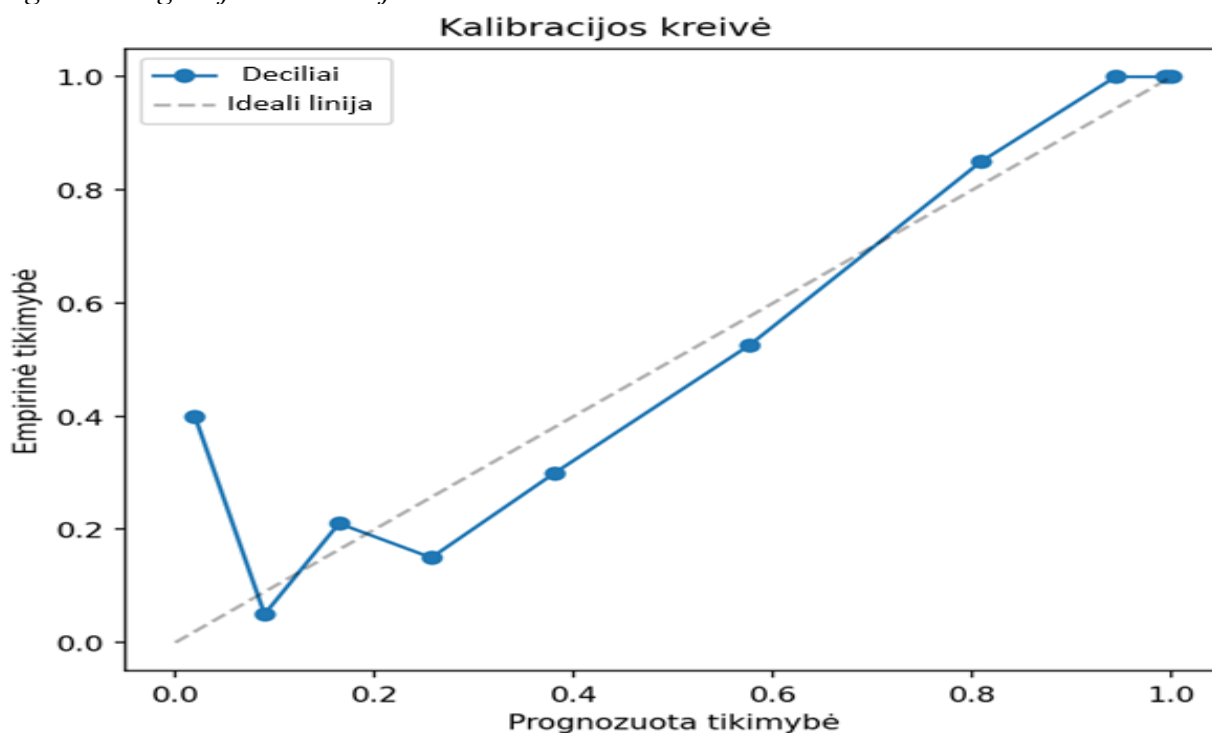


Aukštos šių dviejų rodiklių reikšmės rodo, jog modelis geba tiksliai identifikuoti įmones, kurioms gresia nemokumas. Kartu išlaikydamas gana mažą klaidingų pavojaus signalų skaičių. Taip pat kreivėje pateikiama ir vidutinė tikslumo kreivė (AP angl. average precision), kuri siekia 0,926. Ji apibendrina visą kreivę ir parodo bendrą modelio veikimo kokybę. Kuo reikšmė arčiau 1, tai tuo ji geresnė, nes turi gerą tikslumo ir jautrumo balansą.

Sukurtas logistinės regresijos modelis pasižymi aukštu gebėjimu atskirti bankrutuojančias ir nebankrutuojančias įmones. Kreivėje esanti punktyrinė linija rodo bazinį lygį 0,55. Kuris atspindi atsitiktinio spėjimo atvejį, esant tokiam bankrotų pasiskirstymui duomenyse. Iš paveikslo matome, jog kreivė yra aukščiau, todėl galime daryti išvadą, kad sukurtas prognozavimo modelis prognozuoja tiksliau nei atsitiktinis spėjimas. Taip pat sukūrus modelį, buvo siekiama patikrinti, kiek tiksliai numatytos tikimybės atitinka faktinius rezultatus, todėl buvo sukurta kalibracijos kreivė, pateikiama 15 - ame paveiksle.

15 paveikslas

Logistinės regresijos kalibracijos kreivė



Šaltinis sudarytas darbo autorės

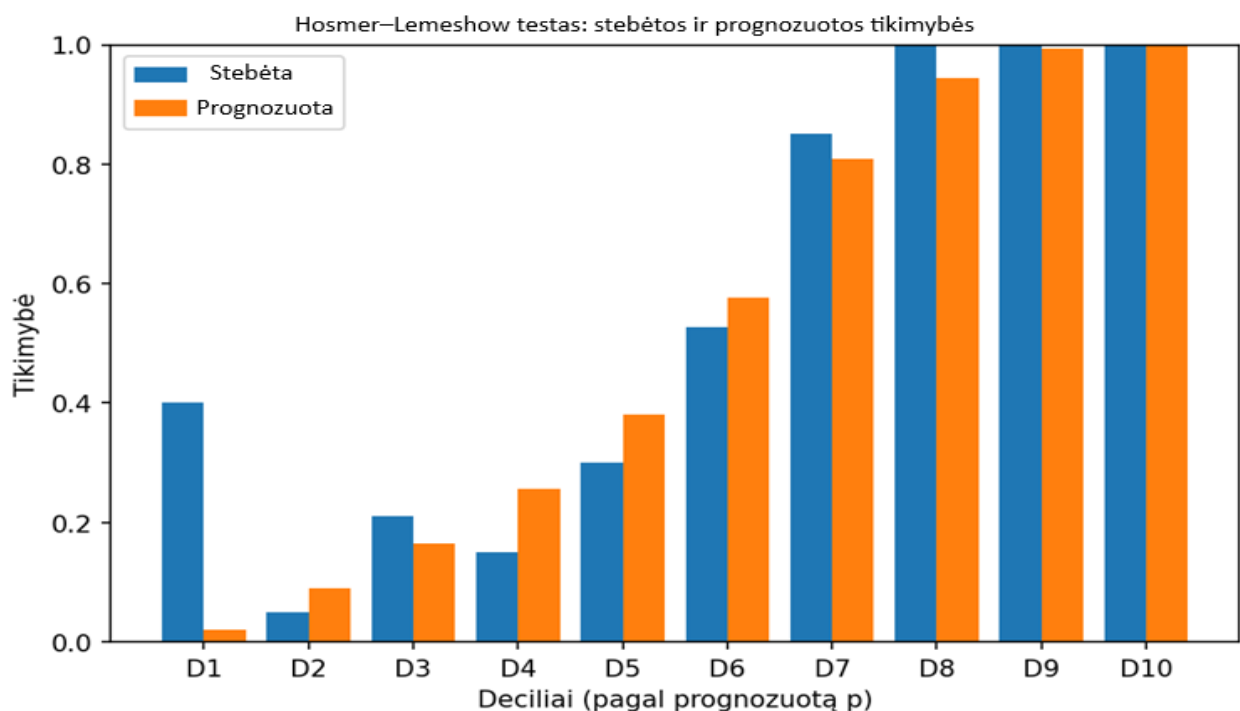
Kalibracijos kreivė yra naudojama įvertinti, ar modelio prognozuotos bankroto tikimybės atitinka realiai stebimas bankroto tikimybės. Tai yra svarbus žingsnis tikimybinio modelio vertinime. Kadangi ir gerai klasifikuojantis modelis gali būti prastai sukalibruotas, kas reiškia, jog jis gali prognozuoti netikslas tikimybės. Grafike pavaizduoti dešimtainiai intervalai (deciliai). Kuriuose sugrupuojami modelio prognozuoti bankroto tikimybių lygiai. Horizontalioji ašis rodo

modelio prognozuotą bankroto tikimybę. Vertikaliąją ašį rodo empirines tikimybes, apskaičiuotas iš realių duomenų tame pačiame decilyje. Grafike punktyrine linija yra žymimas idealiai sukalibruotas modelis. Tokiu atveju visos prognozuotos tikimybės tiksliai atitiktų realias. Tarkime, jei modelis sako, jog įmonės bankroto tikimybė yra 0,3, tai tuomet maždaug 30 proc. tokių įmonių išties turėtų bankrutuoti. Analizuojant kreivę yra matyti, jog daugelyje intervalų modelio taškai yra arti idealios linijos. Tai reiškia, kad modelio prognozuotos tikimybės yra pakankamai tiksliai sukalibruotos. Tai ypač pastebima vidutinių bei aukštesnių tikimybių diapazone. Aukštų tikimybių zonoje 0,8-1,0 modelis gana tiksliai atitinka realius duomenis. Tai yra svarbu identifikuojant didelės rizikos įmones. Mažesnėse tikimybėse kreivė svyruoja. Kalibracijos kreivė parodo, jog modelis gana tiksliai įvertina nemokumo riziką bei nėra linkęs ją sistemingai pervertinti ar nuvertinti.

Siekiant dar geriau patikrinti, kaip sukurtas logistinės regresijos modelis atitinka duomenis, tai buvo panaudotas Hosmer-Lemeshow atitikimo testas, pavaizduota 16 - ame paveiksle.

16 paveikslas

Logistinės regresijos modelio Hosmer-Lemeshow testo rezultatai



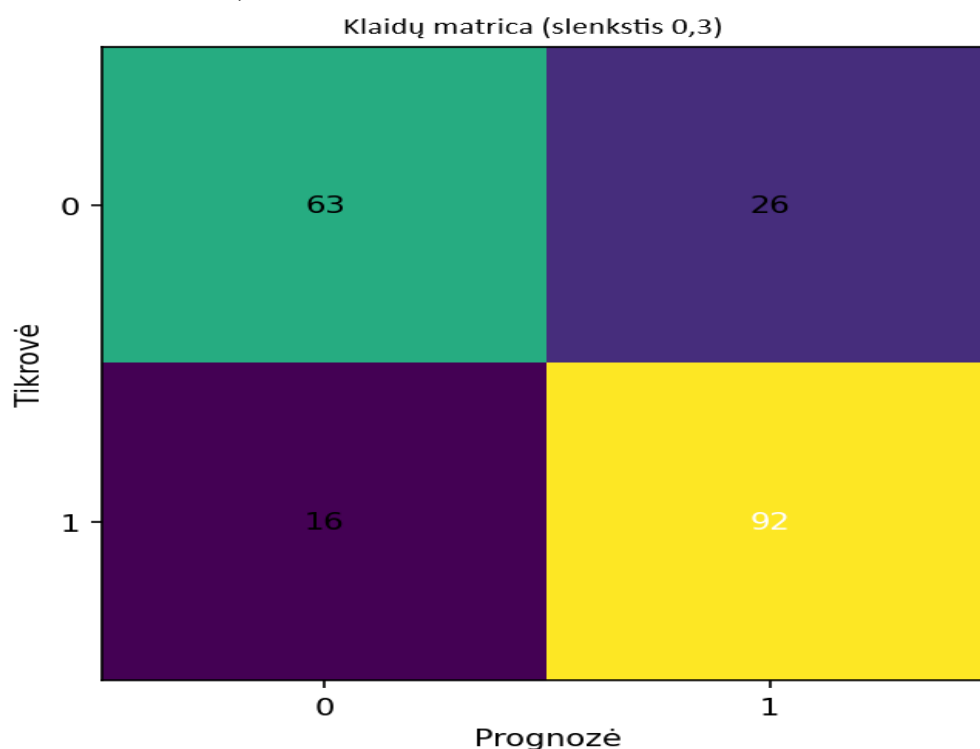
Šaltinis sudarytas darbo autorės

Šis testas yra naudojamas norint įvirinti logistinės regresijos modelio tinkamumą ir patikrinti, ar tikrai modelio prognozuotos tikimybės atitinka realiai stebimus rezultatus. Šiame grafike pateiktas testą papildantis vizualinis palyginimas. Kuriame parodoma, kaip stebėtas bankrotų dažnis skirtinguose tikimybių deciliuose sutampa su modelio prognozuotomis tikimybėmis. Horizontali ašis (D1-D10) žymi dešimt decilių, sudarytų pagal modelio prognozuotas tikimybes.

Nuo mažiausios rizikos įmonių (D1) iki didžiausios rizikos (D10) įmonių. Vertikali ašis rodo tikimybę, kokia įmonių dalis decilyje bankrutavo (mėlynos spalvos stulpeliai) ir kokią tikimybę modelis prognozavo (oranžinės spalvos stulpeliai). Jeigu modelis yra gerai sukalibruotas, tai stebėtos ir prognozuotos tikimybės turėtų būti gana panašios. O mėlynų ir oranžinių juostų aukštis gana artimas vienas kitam kiekviename decilyje. Atlikus grafiko analizę nustatyta, jog daugumoje decilių modelio prognozuotos tikimybės yra artimos realiai stebėtiems duomenims. Tai labiausiai matosi aukštesniuose deciliuose D7-D10. Modelis labai tiksliai atspindi faktinį bankrotų dažnį. Tai kuo didesnė bankroto tikimybė, tai tuo didesnė ir reali bankroto tikimybė. Sukurtas modelis tinkamai atskiria įmones pagal jų rizikos lygį bei teisingai identifikuoja aukštos rizikos įmones. Tačiau kitokia situacija žemesniuose deciliuose D1-D2, čia pastebimos didesnės dispersijos ir skirtumai tarp stebėtos bei prognozuotos tikimybės. Tačiau tai gali būti todėl, kad realių bankrotų atvejų skaičius yra mažas. Nepaisant šių decilių svyravimų, bendra tendencija rodo, jog modelis tinkamai prognozuoja tikimybes visame rizikos diapazone. Siekiant įvertinti modelio tikslumą, buvo sukurta klaidų matrica, ji parodo kaip modelio prognozės sutampa su tikraisiais klasės rezultatais, 17 - ame paveiksle.

17 paveikslas

Klaidų matricos rezultatai, modelio tikslumas



Šaltinis sudarytas darbo autorės

Šią klaidų matrica sudaro keturios dalys. Viršuje kairėje yra teisingi neigiami atvejai, tai yra įmonės, kurios realiai nebankrutavo, o modelis teisingai priskyrė prie nebankrutuojančių. Viršuje

dešinėje yra klaidingi teigiami atvejai. Tai situacijos, kai modelis prognozavo bankrotą, bet įmonė realiai nebankrutavo. Apačioje kairėje yra klaidingi neigiami atvejai. Tai bankrutavusios įmonės, bet modelis neteisingai priskyrė prie nebankrutuojančių. Apačioje dešinėje yra teisingi teigiami atvejai. Čia yra įmonės, kurios realiai bankrutavo bei kurias modelis teisingai priskyrė kaip nemokias.

Gauti rezultatai parodo, jog modelis labai tiksliai identifikavo stabilias, nebankrutavusias įmones, 63 atvejais jos prognozuotos teisingai, bet 26 kartus klaidingai priskyrė bankroto riziką įmonėms, kurios nepatyrė bankroto. Iš 108 realių bankrotų atvejų modelis identifikavo 92, o likusius 16 priskyrė prie ne bankroto klasės.

Tyrime gauta klaidų matrica atspindi modelio veikimą esant klasifikavimo slenksčiui 0,3. Pasirinktas toks slenkstis, kadangi jis geriausiai atitinka šio tyrimo tikslą. Kuris yra aptikti kuo daugiau realių bankrotų. Būtent ties 0,3 modelis pasiekia apie 85 procentus jautrumo ir išlaiko priimtina tikslumo lygį. Šis pasirinktas slenkstis suteikia gana racionalų kompromisą tarp rizikingų įmonių radimo ir klaidingų perspėjimų kiekių. Bendras modelio tikslumas siekia 78,7 proc., tai rodo, jog modelis sugeba gana tiksliai klasifikuoti didžiąją dalį analizuotų įmonių.

Atlikus tyrimą galime patvirtinti hipotezes H1 ir H2. Kadangi esant 0,3 slenksčiui sukurtas modelis siekia 78,7 proc. bendrą tikslumą bei apie 85 proc. geba rasti tikruosius bankrotus. Todėl viršijo hipotezėje iškeltą minimalų prognozavimo tikslumą. Taip pat ROC-AUC siekia 0,874, kas rodo gana gerą gebėjimą atskirti bankrutuojančias bei nebankrutuojančias įmones. Bei gauti kalibracijos rezultatai rodo, kad sukurto modelio tikimybės yra gana tikslios.

Atlikus logistinės regresijos analizę buvo vertinamas makroekonominių kintamųjų poveikis bankroto rizikos tikimybei. Iškeltų H3 hipotezių paneigimas bei patvirtinimas buvo vertinamas regresijos koeficientų statistiniu reikšmingumu $p < 0,05$ bei jų ženklų atitikimu iškeltoms hipotezėms. H3.1, H3.4. hipotezės nepasitvirtino, jos neįtrauktos į galutinį logistinės regresijos modelį, kadangi jų $p > 0,05$, kas rodo, jog neturėjo statistiškai reikšmingo poveikio įmonių bankroto tikimybėms. VKI modelyje yra statistiškai reikšmingas, tačiau jo neigiamas koeficientas. Kas reiškia, jog VKI augimas mažina įmonių bankroto tikimybę, todėl iškelta H3.2. hipotezė apie teigiamą VKI bankroto prognozavimo tikimybei yra nepatvirtinama. Nedarbo lygis taip pat yra statistiškai reikšmingas $p < 0,05$, tačiau nedarbo lygio gautas koeficientas yra neigiamas. Tai prieštarauja H3.3 hipotezėje numatyta poveikio kryptčiai, dėl šios priežasties hipotezė apie teigiamą nedarbo lygio poveikį įmonių bankroto tikimybei nebuvo patvirtinta. Eksporto kintamasis galutiniame logistinės regresijos modelyje yra statistiškai reikšmingas $p < 0,05$, o jo gautas koeficientas yra neigiamas, kas atitinka H3.5. hipotezę. Tai leidžia teigti, jog eksporto augimas Covid - 19 ekonominio nuosmukio metu mažina įmonių bankroto prognozavimo tikimybę, todėl ši hipotezė yra patvirtinama.

Apibendrinus šio tyrimo duomenis galime teigti, jog sukurtas nemokumo prognozavimo

modelis statybų sektoriui Covid-19 metu pasižymi gana pakankamu tikslumu bei patikimumu. Modelio diskriminacinis pajėgumas buvo įvertintas su ROC kreive, šios kreivės AUC siekia net 0,874, kas rodo gerą modelio gebėjimą atskirti bankrutuojančias ir nebankrutuojančias įmones. Kalibracijos bei Hosmer-Lemeshow testai taip pat parodo, jog prognozuojamos tikimybės gana realiai atitinka faktinius duomenis. Sukurtas bankroto prognozavimo modelis yra statistiškai reikšmingas, kadangi jo kintamųjų koeficientų p reikšmės yra mažesnės nei 0,05. Modelio bendras tikslumas siekia 78,7 proc., modelis pasižymi aukštu jautrumu bei jis geba identifikuoti 85 proc. realių bankrotų, o tai yra gana svarbu nemokumo vertinime. Atliktas tyrimas atskleidė keletą gana netikėtų tyrimo įžvalgų. Kurios yra susijusios su Covid-19 sąlygomis bei iškreiptais makroekonominiais rodikliais. Logistinės regresijos modelyje nedarbo lygis ir vartotojų kainų indeksas yra neigiami. Tai reiškia, jog jie turi neigiamą poveikį nemokumo rizikai, tai galima susieti su nestandartinėmis pandemijos ekonominėmis priemonėmis.

IŠVADOS IR PASIŪLYMAI

Išvados:

1. Atlikus mokslinės literatūros analizę nustatyta, jog bankroto prognozavimo tyrimuose didelė dalis autorių pagrinde dėmesį telkia įmonių finansiniams rodikliams. Tačiau ekonominio nestabilumo laikotarpiais makroekonominių rodiklių reikšmė padidėja. Kiekvienais metais nemaža dalis įmonių susiduria su nemokumo problemomis, o statybų sektorius yra vienas iš labiausiai pažeidžiamiausių. Šis sektorius yra gana jautrus makroekonominiams kintamiesiems, išorės finansavimui bei svyruojančiai paklausai. Statybų sektoriuje bankroto analizė yra svarbi visais laikotarpiais, tačiau ekonominio nestabilumo metu, ji tampa dar svarbesnė, siekiant nustatyti galimą nemokumo riziką bei imtis priemonių ją užkirsti. Svarbu įtraukti makroekonominius kintamuosius į bankroto prognozavimo modelį, kadangi išoriniai ekonominiai veiksniai tokie kaip BVP, infliacija ir kt. gali reikšmingai paveikti įmonės finansinį stabilumą. Literatūros analizė parodo, kad makroekonominiai kintamieji gali padidinti bankroto prognozavimo tikslumą bei patikimumą, vertinant tiek išorinę, tiek vidinę aplinkas. Empiriniai tyrimai, kurie analizuotų statybų sektoriaus nemokumo tikimybę Covid - 19 metu įtraukiant makroekonominius kintamuosius yra gana riboti. Šis ribojimas pagrindžia atliekamo tyrimo aktualumą bei mokslinį pagrįstumą.

2. Darbe sudaryta bankroto prognozavimo modelio kūrimo tyrimo metodologija, kuri apima tyrimo tikslą, objektą, hipotezes, pasirinktus tyrimui taikyti metodus. Tyrime analizuojamas ekonominio nuosmukio laikotarpis yra Covid - 19 pandemijos laikotarpis, kuris truko nuo 2019 iki 2022 metų. Modelis kuriamas naudojant tiek bankrutavusių, tiek nebankrutavusių įmonių duomenis. Apskaičiavus įmonių finansinius rodiklius pastebėta, jog duomenys turi trūkstamų reikšmių, todėl nuspręsta tyrime taikyti angl. MissForest metodą. Šis metodas pagrįstas atsitiktinių miškų algoritmu bei užpildo trūkstamas reikšmes atsižvelgiant į analizuojamų kintamųjų informaciją. MissForest konfigūracija nustatyta taip, kad būtų naudojami 200 sprendimų medžių, kurių kiekvienos medžio gylis yra 20. Todėl yra išsaugoma duomenų struktūra, variacija bei ryšys tarp kintamųjų, kadangi paprasti metodai dažnu atveju iškreipia duomenų pasiskirstymą. Darbe pasirinkta analizuoti vieną konkretų sektorių - statybų, kadangi šis sektorius jautrus išoriniams ekonominiams sukrėtimams, tokiems kaip Covid-19. Analizuojant viešai prieinamas duomenų bazines buvo nustatyta, jog imties dydį riboja viešai prieinamų ir pilnai suformuotų finansinių ataskaitų trūkumas analizuojamuoju laikotarpiu, ypač bankrutavusių įmonių grupėje. Atlikus empirinių tyrimų analizę nustatyta, jog logistinės regresijos modeliai yra gana plačiai taikomi bankroto prognozavimo tyrimuose, kadangi jie gana lankstūs ir geba modeliuoti dvejetainį priklausomąjį kintamąjį. Taip pat šie modeliai leidžia įvertinti nemokumo riziką skirtinguose ekonominiuose kontekstuose ar pramonės šakose. Sudarant darbe kuriamą modelį naudojami finansiniai ir makroekonominiai rodikliai, kadangi siekiama įvertinti tiek vidinės, tiek išorinės

aplinkos poveikį įmonių nemokumui.

3. Sėkmingai sukurtas statistiškai patikimas bankroto prognozavimo modelis statybų sektoriui ekonominio nuosmukio (Covid-19) metu, įtraukiant makroekonominis kintamuosius bei finansinius įmonių rodiklius. Galutinėje sukurtoje logistinės regresijos lygtyje liko penki statistiškai reikšmingi kintamieji: įsipareigojimų ir turto santykis, pardavimų pajamų ir turto santykis, nedarbo lygis, vartotojų kainų indeksas bei eksportas. Sukurto bankroto prognozavimo modelio rezultatai rodo, jog kiekvienas kintamasis lygtyje turi skirtingą poveikį nemokumo rizikai. Įsipareigojimų ir turto santykio didėjimas didina įmonės nemokumo riziką, kas reiškia, jog labiau įsiskolinusios statybų sektoriaus įmonės yra labiau linkusios bankrutuoti. Pardavimo pajamų ir turto santykis mažina bankroto tikimybę, kadangi efektyviau naudojamas įmonių turtas joms padeda išlikti finansiškai stabilioms. Atlikus gautos bankroto prognozavimo lygties analizę nustatyta, jog kai kurių makroekonominių rodiklių poveikių kryptys neatitinka teorinių prielaidų. Atliekamame tyrime nustatyta, jog tiek nedarbo lygis, tiek vartotojų kainų indeksas turi neigiamą poveikį nemokumo rizikai, tai yra pasižymi priešinga poveikio kryptimi nei numatyta teorijoje. Šie gauti rezultatai gali būti susiję su Covid-19 laikotarpio specifinėmis sąlygomis. Šiuo laikotarpiu tokie veiksniai kaip įvairios paramos verslams, veiklų ribojimai ar paklausos svyravimai galėjo iškreipti makroekonominių rodiklių ryšius su įmonės nemokumo tikimybe. Gautas eksporto ženklas lygtyje, atitiko ekonomikos teoriją. Eksporto didėjimas mažina nemokumo riziką. Eksportuojančios įmonės nuosmukio metu buvo finansiškai stabilesnės. Modelio diskriminacinis pajėgumas vertinamas pagal ROC-AUC, kuris siekia 0,874, o tai patvirtina, jog modelis efektyviai atskiria bankrutuojančias įmones nuo finansiškai stabilių. Tiek kalibracijos, tiek Hosmer-Lemeshow testų rezultatai parodo, kad prognozuojamos tikimybės gana gerai atitinka realius duomenis. Sukurtas bankroto prognozavimo modelis yra statistiškai reikšmingas, kadangi jo kintamųjų koeficientų p reikšmės yra mažesnės nei 0,05. Modelio bendras tikslumas siekia 78,7 proc., modelis pasižymi aukštu jautrumu bei jis geba identifikuoti 85 proc. realių bankrotų, o tai yra gana svarbu nemokumo vertinime. Šio darbo naujumas pasireiškia tuo, jog sukurtas modelis taikomas statybų sektoriui Covid-19 laikotarpiu, į modelį įtraukiant tiek finansinius, tiek makroekonominis kintamuosius. Sukurtas bankroto prognozavimo modelis gali būti praktiškai taikomas ankstyviems bankrotams nustatyti ekonominio nestabilumo metu.

Pasiūlymai:

1. Bankroto prognozavimo modelis buvo sukurtas statybų sektoriui prognozuoti. Kadangi modelis yra statistiškai patikimas bei parodė gerus rezultatus, todėl modelį būtų galima pabandyti pritaikyti ir kituose sektoriuose, pavyzdžiui, prekybos ar transporto. Prekybos ir transporto sektoriai taip pat yra paveikiami ekonominių nuosmukių, todėl būtų naudinga įvertinti,

ar šis modelis geba sėkmingai prognozuoti nemokumo riziką ir kitame sektoriuje. Tai suteiktų galimybę įvertinti modelio universalumą bei praplėstų pritaikomumą.

2. Bankroto prognozavimo modelis buvo kuriamas naudojant Lietuvos įmonių finansinius duomenis bei Lietuvos makroekonominis kintamuosius. Modelį būtų galima išbandyti pritaikyti kitose šalyse, siekiant įvertinti modelio patikimumą platesniame kontekste. Kiekvienoje šalyje makroekonominių kintamųjų reikšmės bei tendencijos skiriasi, kas gali įtakoti kitokias sąveikas tarp kintamųjų ir bankroto nustatymo. Modelio testavimas už Lietuvos ribų suteiktų galimybę patikrinti, ar modelis veikia efektyviai ne tik Lietuvoje. Atlikta analizė parodytų, ar sukurtas bankroto prognozavimo modelis geba prognozuoti, ar reikėtų koreguoti kiekvienai šaliai atskirai.

3. Bankroto prognozavimo modelis buvo sukurtas, remiantis finansiniais rodikliais ir makroekonominiais kintamaisiais. Į modelį būtų naudinga įtraukti ne finansinius veiksnius, kurie turėtų įtakos įmonės veiklos stabilumui ir bankroto rizikai. Tokie veiksniai kaip įmonės reputacija rinkoje, įmonės vadovo patirtis, įmonės darbuotojų kaita gali lemti įmonės gebėjimą laiku numatyti rizikas ir tinkamai reaguoti į nepalankias ekonomines sąlygas. Pavyzdžiui, neigiama įmonės reputacija gali lemti klientų pasitikėjimo praradimą, kas reiškia, jog įmonėje bus mažesni pardavimai, sumažės pajamos, kas ilgalaikėje perspektyvoje pablogins įmonės finansinę būklę bei didins bankroto tikimybę. Šie duomenys galėtų papildyti finansinius ir makroekonominis rodiklius ir padidinti modelio prognozavimo tikslumą bei universalumą. Svarbu paminėti, jog šių duomenų įtraukimas ir apdorojimas yra gana kompleksiškas.

LITERATŪRA

Al-Kassar, T., & Soileau, J. S. (2014), Financial performance evaluation and bankruptcy prediction (failure), *Arab Economic and Business Journal*, 9(2), 147-155, <https://doi.org/10.1016/j.aebj.2014.05.010>

Almeida L. (2023), Risk and Bankruptcy Research: Mapping the State of the Art, *Journal of Risk and Financial Management*, 16(8):361, <https://doi.org/10.3390/jrfm16080361>

Alam, T. M., Shaukat, K., Mushtaq, M., Ali, Y., Khushi, M., Luo, S., & Wahab, A. (2021), Corporate bankruptcy prediction: An approach towards better corporate world, *The Computer Journal*, 64(11), 1731-1746, <https://doi.org/10.1093/comjnl/bxaa056>

Altman, E. I. (1968), Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609, <https://doi.org/10.2307/2978933>

Altman, E. I. (2019), Edward I, Altman, PhD: Fifty years of Z-scores to predict the probability of corporate bankruptcy, *Journal of Investment Consulting*, 19(1), 15-22. Prieiga per internetą: <https://ssrn.com/abstract=3522672>.

American Bar Association, (n,d), *Pros and cons of bankruptcy*, American Bar Association, Prieiga per internetą: https://www.americanbar.org/groups/public_education/resources/law_issues_for_consumers/everydaylaw0/personal_finance/bankruptcy/pros_and_cons_of_bankruptcy/

Anwar, R., & Restriani Utami, R. (2022), Comparative analysis of Altman, Springate, and Zmijewski models in predicting bankruptcy, *Penanomics: International Journal of Economics*, 1(3), 274-280. Prieiga per internetą: https://eprints.unm.ac.id/29285/1/05%20Anwar_Fe_UNM%2B%281%29.pdf

Aracri, F., Bianco, M. G., Quattrone, A., & Sarica, A. (2025). Bridging the Gap: Missing Data Imputation Methods and Their Effect on Dementia Classification Performance. *Brain Sciences* (2076-3425), 15(6), 639. <https://doi.org/10.3390/brainsci15060639>

Ayat, M., Malikah, & Kang, C. W. (2021), *Effect of the COVID-19 pandemic on the construction sector: A systemized review*, *Journal of Engineering, Design and Technology*, Prieiga per internetą: https://myresearchspace.uws.ac.uk/ws/portalfiles/portal/51287577/2021_09_11_Ayat_et_al_Effects_accepted.pdf

Beltrame, F., & Scip, A. (2023), Corporate financial analysis, In *Analysing, planning and valuing private firms*, https://doi.org/10.1007/978-3-031-38089-1_1

Billios D., Seretidou D., Stavropoulos A. (2024), The Power of Numerical Indicators in Predicting Bankruptcy: A Systematic Review, *Journal of Risk and Financial Management*, 17(10):433, <https://doi.org/10.3390/jrfm17100433>

Blanchard, O., & Johnson, D, R, (2013), *Macroeconomics* (6th ed.), Pearson Education, Prieiga per internetą: <https://home.ufam.edu.br/andersonlfc/MacroI/Livro%20Macro.pdf>

Bobitan, N., & Dumitrescu, D. (2024), Financial Distress of Romanian Listed Companies under Systemic Events: Analysis and Accuracy of Prediction Models, *Transformations in*

Bocková, N., Hornungová, J., & Dohnal, M. (2024), Non-numerical Bankruptcy Forecasting Based on Three Trends Values -- Increasing, Constant, Decreasing, *Montenegrin Journal of Economics*, 20(2), 131-144, Prieiga per internetą: <https://doi.org/10.14254/1800-5845/2024.20-2.11>

Bozkurt, İ., & Kaya, M. V. (2023), Foremost features affecting financial distress and Bankruptcy in the acute stage of COVID-19 crisis, *Applied Economics Letters*, 30(8), 1112-1123, <https://doi.org/10.1080/13504851.2022.2036681>

Brusov, P., Filatova, T., & Orekhova, N. (2023), Influence of method and frequency of profit tax payments on company financial indicators, In *The Brusov-Filatova-Orekhova theory of capital structure*, Springer, https://doi.org/10.1007/978-3-031-27929-4_13

Buczynski, M., & Chlebus, M. (2024), GARCHNet: Value-at-risk forecasting with GARCH models based on neural networks, *Computational Economics*, 63(3), 1949-1979, <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10390-7>

Charalambous, C., Martzoukos, S. H., & Taoushianis, Z. (2022), Estimating corporate bankruptcy forecasting models by maximizing discriminatory power, *Review of Quantitative Finance & Accounting*, 58(1), 297-328. <https://doi.org/10.1007/s11156-021-00995-0>

Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002), *SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique*, Journal of Artificial Intelligence Research, 16, 321-357, <https://doi.org/10.1613/jair.953>

Chawla, A. (2023) MissForest: A Better Alternative To Zero (or Mean) Imputation. Daily Dose of Data Science. Prieiga per internetą: <https://blog.dailydoseofds.com/p/missforest-a-better-alternative-to>

Congressional Research Service, (2007), *Economic growth and the business cycle: Characteristics, causes, and policy implications* (RL34072), Prieiga per internetą: <https://crsreports.congress.gov/product/pdf/RL/RL34072/4>

Correia, L., & Ribeiro, M. J. (2021), Macroeconomics and the construction sector: Evidence from Portugal, *Athens Journal of Business & Economics*, 8, 1-17, <https://doi.org/10.30958/ajbe.X-Y-Z>

Čekanavičius, V., ir Murauskas, G. (2014). Taikomoji regresinė analizė socialinių tyrimuose. Vilniaus universiteto leidykla. Prieiga per internetą: <http://www.statistika.mif.vu.lt/wp-content/uploads/2014/04/regresine-analize.pdf>

Dhillon, D. K., Mahajan, P., & Kaur, K. (2023), Survival still in dilemma: An empirical analysis of factors influencing the performance and survival of eateries in COVID-19-prone world, *International Hospitality Review*, ahead-of-print, <https://doi.org/10.1108/IHR-11-2022-0052>

do Nascimento, R. R., & Neto, M. S. (2024), Credit rating agencies and the state: *An inter-field regulated relationship*, *Theoretical Sociology*, 53(6), 795-828, <https://doi.org/10.1007/s11186-024-09556-5>

Dufrénot, G. (2023), Hysteresis, Inflation, and Secular Stagnation, In *New Challenges for Macroeconomic Policies* (pp, 73-146), https://doi.org/10.1007/978-3-031-15754-7_3

Erokhin, V., Tianming, G., & Andrei, J. V. (2023), Contemporary macroeconomics: New global disorder, *Springer Nature Singapore*, https://doi.org/10.1007/978-981-19-9542-2_7

Erokhin, V., Tianming, G., Andrei, J.V. (2023), Macroeconomic Indicators, *In: Contemporary Macroeconomics, Springer Texts in Business and Economics, Springer, Singapore*, https://doi.org/10.1007/978-981-19-9542-2_2

Fasano, F., Adornetto, C., Zahid, I., La Rocca, M., Montaleone, L., Greco, G., & Cariola, A. (2025), The dilemma of accuracy in bankruptcy prediction: A new approach using explainable AI techniques to predict corporate crises, *European Journal of Innovation Management*, 28(11), 1-22, <https://doi.org/10.1108/EJIM-06-2024-0633>

Fan, Y., Shi, X., (2023). Wald, QLR, and score tests when parameters are subject to linear inequality constraints. *Journal of Econometrics*, 235(2), 2005-2026. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2023.02.009>

Fauzi, S. E., Sudjono, & Badawi, A. (2021), Comparative analysis of financial sustainability using the Altman Z-Score, Springate, Zmijewski, and Grover models for companies listed at the Indonesia Stock Exchange sub-sector telecommunications period 2014-2019, *Journal of Economics and Business*, 4(1), 57-78. Prieiga per internetą: <https://ssrn.com/abstract=3778395>

Foohy, P., & Odinet, C. K. (2023), SILENCING LITIGATION THROUGH BANKRUPTCY, *Virginia Law Review*, 109(6), 1261-1330, <https://www.jstor.org/stable/27275033>

Franke, R., Kukacka, J., & Sacht, S. (2024), Is the Hamilton regression filter really superior to Hodrick-Prescott detrending? *Macroeconomic Dynamics*, 1-14, <https://doi.org/10.1017/S136510052400018X>

Geremew, M., & Gourio, F. (2018), Seasonal and business cycles of U,S, employment, *Economic Perspectives*, 3, 1-28, Federal Reserve Bank of Chicago, Prieiga per internetą: <https://doi.org/10.21033/ep-2018-3>

Geng, Y., Li, Q., Yang, G., & Qiu, W. (2024). Logistic regression. In *Practical machine learning illustrated with KNIME*. https://doi.org/10.1007/978-981-97-3954-7_4

Giannopoulos, G., Sardar, S. A., Salti, R., & Sykianakis, N. (2022), Analyzing insolvency prediction models in the period before and after the financial crisis: A case study on the example of US firms, *International Journal of Finance, Insurance and Risk Management*, 12(3), 23-45. Prieiga per internetą: <https://econpapers.repec.org/RePEc:ers:ijfirm:v:12:y:2022:i:3:p:23-45>.

Giriūnienė, G., Giriūnas, L., Morkūnas, M., & Bručaitė, L. (2019), A comparison on leading methodologies for bankruptcy prediction: The case of the construction sector in Lithuania, *Economies*, 7(3), 82, <https://doi.org/10.3390/economies7030082>

Hudson, M. (2023), THE U,S, FINANCIAL QUANDARY: ZIRP'S ONLY EXIT PATH IS A CRASH, *Investigación Económica*, 82(325), 3-20, <https://www.jstor.org/stable/48736303>

Habibzadeh, F. On the use of receiver operating characteristic curve analysis to determine the most appropriate p value significance threshold. *J Transl Med* 22, 16 (2024). <https://doi.org/10.1186/s12967-023-04827-8>

Hemmert, G. A., Schons, L. M., Wieseke, J., & Schimmelpfennig, H. (2018). Log-likelihood-based pseudo-R² in logistic regression: deriving sample-sensitive benchmarks. *Sociological Methods & Research*, 47(3), 507-531. <https://doi.org/10.1177/0049124116638107>

Issa, S., Bizel, G., Jagannathan, S. K., & Gollapalli, S. S. C. (2024), A comprehensive approach to bankruptcy risk evaluation in the financial industry, *Journal of Risk and Financial Management*, 17(41), <https://doi.org/10.3390/jrfm17010041>

Iturriaga, F. J. L., & Sanz, I. P. (2015), Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U,S, commercial banks, *Expert Systems with Applications*, 42(6), 2857-2869, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.025>

Iyetomi, H., Aoyama, H., Fujiwara, Y., et al. (2020), Relationship between macroeconomic indicators and economic cycles in the U,S, *Scientific Reports*, 10, 8420, <https://doi.org/10.1038/s41598-020-65002-3>

Johnston, R. (2023), Correlation coefficient, In F, Maggino (Ed.), *Encyclopedia of quality of life and well-being research* (pp, 590-591), Springer, https://doi.org/10.1007/978-3-031-17299-1_590

Kanapickienė, R., Kanapickas, T., & Nečiūnas, A. (2023), Bankruptcy prediction for micro and small enterprises using financial, non-financial, business sector and macroeconomic variables: The case of the Lithuanian construction sector, *Risks*, 11(5),97, <https://doi.org/10.3390/risks11050097>

Kang, N., & Marmer, V. (2023), *Modeling long cycles*, arXiv, Prieiga per internetą: <https://arxiv.org/abs/2010.13877>

Karim, M. R., & Shetu, S. A. (2023), COVID-19 and going concern problem: Empirical evidence from an emerging economy, *SN Business & Economics*, 3(212), <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00589-z>

Kembi, L. D., Morasa, J., & Wokas, H. R. N. (2024), Comparative analysis of models (Altman, Grover, Zmijewski, Springate) in predicting company bankruptcy potential in the non-cyclical consumer sector, *The Contrarian: Finance, Accounting, and Business Research*, 3(2), 180-191. Prieiga per internetą: <https://jurnal.ywnr.org/index.php/cfabr/article/view/165/150>

Khatoon, A., Daud, A., & Amjad, T. (2024), Categorization and correlational analysis of quality factors influencing citation, *Artificial Intelligence Review*, 57, 70, <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10657-3>

King, T. L., & LAMONTAGNE, A. D. (2021), COVID-19 and suicide risk in the construction sector: preparing for a perfect storm, *Scandinavian Journal of Public Health*, 49(7), 774-778. Prieiga per internetą: <https://www.jstor.org/stable/48652895>

Kohlscheen, E., Moessner, R., & Rees, D. M. (2023), *The shape of business cycles: A cross-country analysis of Friedman's plucking theory* (BIS Working Papers No, 1076), Bank for International Settlements. Prieiga per internetą: <https://arxiv.org/pdf/2306.01552>

KPMG, (2020), COVID-19: Assessment of the economic impact on the construction sector in India, KPMG. Prieiga per internetą:

<https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/in/pdf/2020/05/Covid-19-assessment-economic-impact-construction-sector.pdf>

Krusinskas, R., Lakstutiene, A., & Stankeviciene, J. (2014), The Research of Reliability of Bankruptcy Prediction Models in Lithuanian Companies, *Transformations in Business & Economics*, 13(2), 102-123, Prieiga per internetą: <https://etalpykla.lituanistika.lt/fedora/objects/LT-LDB-0001:J.04~2014~1581952882692/datastreams/DS.002.1.01.ARTIC/content>

Kulwizira Lukanima, B. (2023), The basics of financial statement analysis, *In Corporate valuation: Classroom companion: Springer*, https://doi.org/10.1007/978-3-031-28267-6_6

Kumar, S., & Rout, S. (2022), Bankruptcy prediction models: A study on Indian companies, *Theoretical Economics Letters*, 12(1), 24-42, <https://doi.org/10.4236/tel.2022.121003>

Kuttner, M., Mayr, S., Mitter, C., & Duller, C. (2023), Impact of accounting on reorganization success: Empirical evidence from bankrupt SMEs, *Journal of Accounting & Organizational Change*, 19(6), 24-45, <https://doi.org/10.1108/JAOC-06-2021-0080>

Lietuvos Respublikos juridinių asmenų nemokumo įstatymas, Lietuvos Respublikos Seimas, Gauta 2024 m, spalio 12 d, iš <https://e-seimas.lrs.lt/portal/legalAct/lt/TAD/56df69a293fa11e9aab6d8dd69c6da66/asr>

Liu, Z., & Li, D. (2024), Research of Dempster-Shafer's theory and ensemble classifier financial risk early warning model based on Benford's law, *Computational Economics*, <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10679-1>

Li, L., & Wan, L. (2022), Why flattened curve - Regression analysis, In *Understanding the spatial impact of COVID-19: New insights from Beijing after one year into post-lockdown recovery* (p, Page 10-Page 13), Lincoln Institute of Land Policy. Prieiga per internetą: <http://www.jstor.org/stable/resrep43227.6>

Lindner, T., Puck, J., & Verbeke, A. (2020), Misconceptions about multicollinearity in international business research: Identification, consequences, and remedies, *Journal of International Business Studies*, 51(3), 283-298. Prieiga per internetą: <https://www.jstor.org/stable/48741318>

Marsenne, M., Ismail, T., Taqi, M., & Hanifah, I. A. (2024), Financial distress predictions with Altman, Springate, Zmijewski, Taffler, and Grover models, *Decision Science Letters*, 13(2), 181-190. Prieiga per internetą: https://www.growing-science.com/dsl/Vol13/dsl_2023_51.pdf

Mekelburg, E., & Strauss, J. (2024). Pooling and winsorizing machine learning forecasts to predict stock returns with high-dimensional data. *Journal of Empirical Finance*, 79, 101538. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2024.101538>

Miranda-Agrippino, S., & Rey, H. (2020), U,S, monetary policy and the global financial cycle, *The Review of Economic Studies*, 87(6), 2754-2776, <https://doi.org/10.1093/restud/rdaa019>

Montevirgen, K. (2022), Economic cycles: Investing through boom and bust, *Encyclopedia Britannica*, Prieiga per internetą: <https://www.britannica.com/money/stages-of-economic-cycle>

Mućko, P., & Adamczyk, A. (2023), Does the bankrupt cheat? Impact of accounting manipulations on the effectiveness of a bankruptcy prediction, *PLOS ONE*, 18(1), e0280384, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0280384>

Narvekar, A., & Guha, D. (2021), Bankruptcy prediction using machine learning and an application to the case of the COVID-19 recession, *Data Science in Finance and Economics*, 1(2), 180-195, <https://doi.org/10.3934/dsfe.2021010>

Nemokumo valdymo tarnyba prie Lietuvos Respublikos finansų ministerijos, (2024), *Įmonių bankroto ir restruktūrizavimo procesų eiga: 2024 m, I ketv, apžvalga*, Lietuvos Respublikos finansų ministerija, Prieiga per internetą: https://avnt.lrv.lt/media/viesa/saugykla/2024/6/_TB29mlZW5Y.pdf

Nguyen, T., & Tran, P. (2023), Bankruptcy forecasting in emerging markets: A case study of Vietnam, *Emerging Markets Journal*, 14(3), 88-104

Nguyen, T. T., & Kien, V. D. (2022). Leverage and Bankruptcy Risk - Evidence from Maturity Structure of Debt: An Empirical Study from Vietnam. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 9(1), 133-142. <https://doi.org/10.13106/JAFEB.2022.VOL9.NO1.0133>

Nugues, P. M. (2024). Linear and logistic regression. In *Python for natural language processing*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-57549-5_7

Noh, S. H. (2023), Comparing the Performance of Corporate Bankruptcy Prediction Models Based on Imbalanced Financial Data, *Sustainability (Switzerland)*, 15(6), <https://doi.org/10.3390/su15064794>

Nyitrai, T., & Virág, M. (2019). The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 67, 34-42. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2018.08.004>

OECD, (2022), *OECD Economic Surveys: Lithuania 2022*, OECD Publishing, Prieiga per internetą: <https://doi.org/10.1787/0829329f-en>

Paulionytė, B., ir Budrionytė R. (2016), Bankroto prognozavimo modelių tinkamumo įvertinimas statybų sektoriaus įmonėms Lietuvoje, VU EF studentų mokslinės draugijos konferencija: *straipsnių rinkinys*, 2015, 159-166, Prieiga per internetą: https://virtualbiblioteka.vu.lt/primo-explore/fulldisplay?docid=ELABAPDB16249690&context=L&vid=VU&lang=lt_LT&search_scope=VU_IG_ALL&adaptor=Local%20Search%20Engine&tab=default_tab&query=any

Prematunga, R. K. (2012), Correlational analysis, *Australian Critical Care*, 25(3), 195-199, <https://doi.org/10.1016/j.aucc.2012.02.003>

Rahman, M. J., & Zhu, H. (2024), Predicting financial distress using machine learning approaches: Evidence China, *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 20(1), Article 100403. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2024.100403>

Ramdoo, I. (2020), *THE IMPACT OF COVID-19 ON EMPLOYMENT IN MINING*, International Institute for Sustainable Development (IISD). Prieiga per internetą: <http://www.jstor.org/stable/resrep25202>

Rosado-Galindo, H., & Dávila-Padilla, S. (2020). Tree-Based Missing Value Imputation Using Feature Selection. *Journal of Data Science*, 18(4), 606-631. [https://doi.org/10.6339/JDS.202010_18\(4\).0002](https://doi.org/10.6339/JDS.202010_18(4).0002)

Rija, M., & Ippolito, D. A. (2023), Business continuity, business crisis and evolution of the auditors' opinion, In E, Demir, M, H, Bilgin, H, Danis, & F, D'Ascenzo (Eds.), *Eurasian*

business and economics perspectives (Vol, 26), Springer, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-031-30061-5_13

Saji, T. G. (2018), Financial distress and stock market failures: Lessons from Indian realty sector, *Vision*, 22(1), 50-60, <https://doi.org/10.1177/0972262917750244>

Salerno, J.T. (2023), Milton Friedman's Views on Method and Money Reconsidered in Light of the Housing Bubble, In: Howden, D., Bagus, P, (eds) *The Emergence of a Tradition: Essays in Honor of Jesús Huerta de Soto, Volume I*, Palgrave Macmillan, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-031-17414-8_22

Savickienė, J., & Baliūnė, J. (2021), Finansinių sunkumų nustatymas statybos sektoriaus įmonėse, Apskaitos ir finansų mokslas ir studijos: problemos ir perspektyvos, 15(1), 54-64, <https://doi.org/10.15544/ssaf.2021.06>

Seymour, J. M. (2022), Against Bankruptcy Exceptionalism, *The University of Chicago Law Review*, 89(8), 1925-2012. Prieiga per internetą: <https://www.jstor.org/stable/27221580>

Siripurapu, A., & Masters, J. (2021), *How COVID-19 Is Harming State and City Budgets*, Council on Foreign Relations. Prieiga per internetą: <http://www.jstor.org/stable/resrep29838>

Stankevičienė, J., & Prazdeckaitė, G. (2021), Analysis of the accuracy of bankruptcy prediction models: The case of Lithuanian companies, *Science & Studies of Accounting & Finance: Problems & Perspectives / Apskaitos Ir Finansų Mokslas Ir Studijos: Problemos Ir Perspektyvos*, 15(1), 44-53, <https://doi.org/10.15544/ssaf.2021.05>

Tobback, E., Martens, D., Van Gestel, T., & Baesens, B. (2014), Forecasting Loss Given Default models: impact of account characteristics and the macroeconomic state, *Journal of the Operational Research Society*, 65(3), 376-392, <https://doi.org/10.1057/jors.2013.158>

Umbrasienė, G. (2014), Analysis of cyclical sensitivity in traditional and new sectors: The case of Lithuanian economy, *Inžinerinė Ekonomika-Engineering Economics*, 25(4), 420-426, <https://doi.org/10.5755/j01.ee.25.4.2055>

Valstybės duomenų agentūra, (n,d.), *Statistinių rodiklių analizė*, Lietuvos statistikos departamentas, <https://osp.stat.gov.lt/statistiniu-rodikliu-analize>

Visvanathan, G. (2021), The Information Content of Management Disclosures on Going Concern: An Industry Level Analysis of Bankruptcy Prediction and Investor Reaction, *Journal of Managerial Issues*, 33(4), 396-419. Prieiga per internetą: <https://www.jstor.org/stable/48658980>

Vukčević, M., Lakićević, M., Melović, B., Backović, T., & Dudić, B. (2024), Modern models for predicting bankruptcy to detect early signals of business failure: Evidence from Montenegro, *PLOS ONE*, 19(5), e0303793. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0303793>

Wang, J., Li, M., Skitmore, M., & Chen, J. (2024), Predicting Construction Company Insolvent Failure: A Scientometric Analysis and Qualitative Review of Research Trends, *Sustainability*, 16(6), 2290. . Prieiga per internetą: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/6/2290>

Zelenkov, Y. (2020), Bankruptcy prediction using survival analysis technique, In 2020 IEEE 22nd Conference on Business Informatics (CBI) (pp, 22-24), IEEE, <https://doi.org/10.1109/CBI49978.2020.10071>

BANKROTO PROGNOZAVIMAS STATYBŲ SEKTORIUJE EKONOMINIO NUOSMUKIO METU: MAKROEKONOMINIŲ KINTAMŲJŲ NAUDOJIMAS

KORNELIJA ANDRIJAUSKAITĖ

Magistro baigiamasis darbas

Finansai ir bankininkystė

Vilniaus universiteto Ekonomikos ir verslo administravimo fakultetas

Darbo vadovas - prof. Dr. (HP) Rasa Kanapickienė

Vilnius, 2025

SANTRAUKA

98 puslapiai, 11 lentelių, 17 paveikslų, 92 literatūros šaltiniai

Pagrindinis darbo tikslas - sukurti statybų sektoriaus bankroto prognozavimo modelį, kuris apimtų makroekonominis kintamuosius, skirtus prognozuoti bankrotų tikimybę ekonomikos nuosmukio (Covid-19) metu. Darbo uždaviniai buvo orientuoti į mokslinės literatūros analizę, bankroto prognozavimo modelių ir makroekonominių kintamųjų analizę, metodologijos sudarymą bei bankroto prognozavimo modelio kūrimą.

Statybų sektorius yra viena iš pagrindinių pasaulio ekonomikos šakų. Jame dirba apie 7 procentus pasaulio darbo jėgos ir jis sudaro apie 13 procentų pasaulio bendrojo vidaus produkto (BVP). Statybų pramonė taip pat susiduria su iššūkiais, tokiais kaip darbo jėgos trūkumas ir makroekonominiai svyravimai, dėl kurių sektorius yra ypač pažeidžiamas. Tyrime analizuojama mokslinė literatūra apie nemokumo veiksniai. Apžvelgiami tradiciniai bankroto prognozavimo metodai, įvertinti makroekonominiai kintamieji ir naudojant logistinę regresiją, sukurtas empirinis modelis.

Duomenų rinkinį sudaro Lietuvos statybos įmonių finansinės ataskaitos ir makroekonominiai rodikliai. Trūkstant finansinė informacija buvo tvarkoma naudojant „MissForest“ imputacijos metodą. Sukurto modelio kintamieji yra statistiškai reikšmingi, kadangi $p < 0,05$. Galutinėje sukurtoje logistinės regresijos lygtyje liko penki statistiškai reikšmingi kintamieji: įsipareigojimų ir turto santykis, pardavimų pajamų ir turto santykis, nedarbo lygis, vartotojų kainų indeksas bei eksportas. Sukurto bankroto prognozavimo modelio rezultatai rodo, jog kiekvienas kintamasis lygtyje turi skirtingą poveikį nemokumo rizikai. Įsipareigojimų ir turto santykio didėjimas didina įmonės nemokumo riziką, kas reiškia, jog labiau įsiskolinusios statybų sektoriaus įmonės yra labiau linkusios bankrutuoti. Pardavimo pajamų ir turto santykis mažina bankroto tikimybę, kadangi efektyviau naudojamas įmonių turtas joms padeda išlikti finansiškai stabiloms. Atlikus gautos bankroto prognozavimo lygties analizę nustatyta, jog kai kurių

makroekonominių rodiklių poveikių kryptys neatitinka ekonomikos teorijos. Tiek nedarbo lygis, tiek vartotojų kainų indeksas turi neigiamą poveikį nemokumo rizikai. Šie gauti rezultatai gali būti susiję su Covid-19 laikotarpio specifinėmis sąlygomis. Šiuo laikotarpiu tokie veiksniai kaip įvairios paramos verslams, veiklų ribojimai ar paklausos svyravimai galėjo iškreipti makroekonominių rodiklių ryšius su įmonės nemokumo tikimybe. Gautas eksporto ženklas lygtyje, atitiko ekonomikos teoriją. Eksporto didėjimas mažino nemokumo riziką, todėl eksportuojančios įmonės nuosmukio metu buvo finansiškai stabilesnės.

Modelis pasižymi gana aukštu diskriminaciniu pajėgumu, jo ROC-AUC vertė yra 0,874. Tai patvirtina, kad daugeliu atvejų jis gali teisingai atskirti bankrutavusias ir nebankrutavusias įmones. Kalibracijos ir Hosmerio-Lemeshowo testo rezultatai rodo, kad įmonės klasifikuojamos su maža paklaida į bankrutavusias ir nebankrutavusias. Naudojant 0,3 klasifikavimo slenkstį, modelis gali pasiekti bendrą 78,7 % tikslumą ir sėkmingai nustatyti maždaug 85 % faktinių bankrotų. Sukurtas modelis gali būti naudojamas kaip viena iš nemokumo perspėjimo priemonių akcininkams bei kredito institucijoms, siekiant vertinti statybų sektoriaus įmonių bankroto riziką ekonominių nestabilumų laikotarpiais. Darbe gauti rezultatai gali būti naudojami tolimesniems empiriniams tyrimams bei sudaro prielaidas mokslinėms publikacijoms bankroto prognozavimo srityje.

BANKRUPTCY PREDICTION IN THE CONSTRUCTION SECTOR DURING ECONOMIC DOWNTURN: THE USE OF MACROECONOMIC VARIABLES

KORNELIJA ANDRIJAUSKAITĖ

Master thesis

Finance and Banking master study programme

Vilnius University, Faculty of Economics and Business Administration

Supervisor - prof. Dr. (HP) Rasa Kanapickienė

Vilnius, 2025

SUMMARY

98 pages, 11 charts, 17 pictures, 92 references

The main objective of the work is to create a bankruptcy prediction model for the construction sector, which would include macroeconomic variables designed to predict the probability of bankruptcies during the economic downturn (Covid-19). Tasks of the work were focused on the analysis of scientific literature, the analysis of bankruptcy prediction models and macroeconomic variables, the development of a methodology and the development of a bankruptcy prediction model.

The construction sector is one of the main branches of the global economy. It employs about 7 percent of the global workforce and accounts for about 13 percent of the global gross domestic product (GDP). The construction industry also faces challenges such as labor shortages and macroeconomic fluctuations, which make the sector particularly vulnerable. The study analyses the scientific literature on insolvency factors. It reviews traditional bankruptcy prediction methods, estimates macroeconomic variables, and develops an empirical model using logistic regression.

The data set consists of financial statements and macroeconomic indicators of Lithuanian construction companies. Missing financial information was handled using the MissForest imputation method. The variables of the created model are statistically significant, since $p < 0,05$. Five statistically significant variables remained in the final created logistic regression equation: the ratio of liabilities to assets, the ratio of sales revenue to assets, the unemployment rate, the consumer price index and exports. The results of the created bankruptcy prediction model show that each variable in the equation has a different impact on the insolvency risk. An increase in the ratio of liabilities to assets increases the insolvency risk of the company, which means that more indebted companies in the construction sector are more likely to go bankrupt. The ratio of sales revenue to assets reduces the probability of bankruptcy, since more efficient use of company assets

helps them remain financially stable. After analyzing the resulting bankruptcy prediction equation, it was determined that the directions of the effects of some macroeconomic indicators do not correspond to economic theory. Both the unemployment rate and the consumer price index have a negative impact on insolvency risk. These results may be related to the specific conditions of the Covid-19 period. During this period, factors such as various support for businesses, restrictions on activities or fluctuations in demand may have distorted the relationship between macroeconomic indicators and the probability of a company's insolvency. The resulting export sign in the equation was consistent with economic theory. An increase in exports reduced the risk of insolvency, so exporting companies were more financially stable during the recession.

The model has a high discriminatory power, its ROC-AUC value is 0.874. This confirms that in many cases it can correctly distinguish bankrupt and non-bankrupt companies. The results of the calibration and Hosmer-Lemeshaw test show that companies are classified with a small error into bankrupt and non-bankrupt. Using a classification threshold of 0.3, the model can achieve an overall accuracy of 78.7% and successfully identify approximately 85% of actual bankruptcies. The developed model can be used as one of the insolvency warning tools for shareholders and credit institutions to assess the bankruptcy risk of construction sector companies during periods of economic instability. The results obtained in the work can be used for further empirical research and provide assumptions for scientific publications in the field of bankruptcy forecasting.

1 priedas, Koreliacijos apskaičiavimai

1 lentelė.

Koreliacijos apskaičiavimai

Regression Statistics									
Multiple R	0.81503951								
R Square	0.6642894								
Adjusted R Square	0.3285788								
Standard Error	41.3967477								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	3390.97594	3390.975945	1.978756085	0.393430351				
Residual	1	1713.69072	1713.690722						
Total	2	5104.66667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	-99.2133957	197.33677	-0.502761831	0.70342773	-2606.614796	2408.188004	-2606.614796	2408.188004	
BVP nepašalinus sezono ir darbo dienų skaičiaus įtakos (Min. EUR)	0.00473991	0.00336957	1.406682653	0.393430351	-0.038074523	0.047554353	-0.038074523	0.047554353	
SUMMARY OUTPUT									
Regression Statistics									
Multiple R	0.81581977								
R Square	0.66556189								
Adjusted R Square	0.33112378								
Standard Error	41.318217								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	3397.471607	3397.471607	1.990089878	0.392572229				
Residual	1	1707.195059	1707.195059						
Total	2	5104.66667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	-10.0884893	134.2838174	-0.075128109	0.952261641	-1716.326166	1696.149188	-1716.326166	1696.149188	
Eksportas mln. Eur	0.00520557	0.003690046	1.410705454	0.392572229	-0.041680917	0.052092054	-0.041680917	0.052092054	
SUMMARY OUTPUT									
Regression Statistics									
Multiple R	0.71075024								
R Square	0.5051659								
Adjusted R Square	0.0103318								
Standard Error	50.2589606								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	2578.70354	2578.703543	1.020879331	0.496711226				
Residual	1	2525.96312	2525.963124						
Total	2	5104.66667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	376.41117	200.135952	1.880777368	0.311103969	-2166.557216	2919.379555	-2166.557216	2919.379555	
Nedarbo lygis	-6.97135319	6.89969479	-1.010385734	0.496711226	-94.64028784	80.69758147	-94.64028784	80.69758147	
SUMMARY OUTPUT									
Regression Statistics									
Multiple R	0.91527733								
R Square	0.83773259								
Adjusted R Square	0.67546518								
Standard Error	28.780567								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	4276.34563	4276.345631	5.162666944	0.263942863				
Residual	1	828.321036	828.3210359						
Total	2	5104.66667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	-201.364953	167.057883	-1.205360384	0.440889226	-2324.036612	1921.306705	-2324.036612	1921.306705	
Vartotojų kainų indeksas	0.25705394	0.11313245	2.272150291	0.263942863	-1.180430179	1.694538054	-1.180430179	1.694538054	
SUMMARY OUTPUT									
Regression Statistics									
Multiple R	0.4938545								
R Square	0.24389226								
Adjusted R Square	-0.51221548								
Standard Error	62.1263065								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	1244.9887	1244.988702	0.322562844	0.67117508				
Residual	1	3859.67796	3859.677964						
Total	2	5104.66667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	-84.353903	460.399255	-0.183219026	0.884638652	-5934.281102	5765.573296	-5934.281102	5765.573296	
Valdžios sektoriaus skola	0.00253579	0.00446485	0.567946163	0.67117508	-0.054195461	0.059267046	-0.054195461	0.059267046	

1 priedo tęsinys

SUMMARY OUTPUT									
Regression Statistics									
Multiple R	0.29267944								
R Square	0.08566125								
Adjusted R Square	-0.8286775								
Standard Error	68.3183323								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	437.2721392	437.2721392	0.09368656	0.810906242				
Residual	1	4667.394527	4667.394527						
Total	2	5104.666667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	122.408878	180.5376276	0.678024185	0.620686445	-2171.539181	2416.356937	-2171.539181	2416.356937	
Tiesiogines užsienio investicijos mln. Eur	0.02611775	0.085329102	0.306082604	0.810906242	-1.058091287	1.110326795	-1.058091287	1.110326795	

Regression Statistics									
Multiple R	0.97138099								
R Square	0.94358104								
Adjusted R Square	0.88716207								
Standard Error	16.9705627								
Observations	3								
ANOVA									
	df	SS	MS	F	Significance F				
Regression	1	4816.66667	4816.66667	16.72453704	0.152673486				
Residual	1	288	288						
Total	2	5104.66667							
	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%	
Intercept	148	12	12.33333333	0.051505149	-4.474456834	300.4744568	-4.474456834	300.4744568	
ECB bazinė palukanų norma	34	8.31384388	4.089564407	0.152673486	-71.63740244	139.6374024	-71.63740244	139.6374024	

Šaltinis: sudarytas autorės remiantis Lietuvos statistikos departamento ir Eurostat duomenimis

2 priedas, Missforest duomenys prieš įterpimą

1 lentelė

Trūkstamos reikšmės prieš MissForest

Reikšmė	Užpildytų eilučių skaičius	Vidurkis	Standartinis nuokrypis	Min	25 proc.	Mediana	75 proc.	Max
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimų pajamos	144,00	-0,20	1,53	-14,10	0,01	0,03	0,08	1,43
Pelnas iki apmokestinimo/ Turtas	174,00	-0,01	0,87	-5,64	-0,04	0,03	0,14	5,72
Pardavimo pajamos/Turtas	153,00	2,22	1,94	-2,85	0,90	1,85	3,13	9,90
Nuosavas kapitalas/Turtas	188,00	-0,08	1,75	-13,58	-0,03	0,26	0,50	1,76
Išipareigojimai/ Turtas	186,00	1,12	1,77	0,01	0,53	0,74	1,03	14,58
Išipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	179,00	0,70	8,81	-36,53	-1,18	0,93	2,07	63,53
Trumpalaikis turtas/ Išipareigojimai	186,00	1,18	1,14	0,01	0,53	1,00	1,48	9,06
Pelnas iki apmokestinimo/ Pardavimo pajamos	140,00	-0,21	1,55	-14,10	-0,01	0,03	0,08	1,09

Šaltinis sudarytas autorės

3 priedas, Missforest duomenys po įterpimą

1 lentelė

Trūkstamos reikšmės po MissForest

Reikšmė	Užpildytų eilučių skaičius	Vidurkis	Standarti nis nuokrypis	Min	25 proc.	Mediana	75 proc .	Max
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimų pajamos	197,00	-0,21	1,49	-14,10	0,01	0,03	0,06	1,43
Pelnas iki apmokestinimo/ Turtas	197,00	-0,02	0,83	-5,64	-0,06	0,02	0,13	5,72
Pardavimo pajamos/Turtas	197,00	2,20	1,80	-2,85	1,00	1,87	3,10	9,90
Nuosavas kapitalas/Turtas	197,00	-0,10	1,79	-13,58	-0,02	0,26	0,49	1,76
Įsipareigojimai/ Turtas	197,00	1,14	1,81	0,01	0,53	0,74	1,03	14,58
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	197,00	1,18	9,17	-36,53	-1,02	0,94	2,39	63,53
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	197,00	1,23	1,22	0,01	0,57	0,99	1,49	9,06
Pelnas iki apmokestinimo/ Pardavimo pajamos	197,00	-0,21	1,48	14,10	0,00	0,03	0,06	1,09

Šaltinis sudarytas autorės

1 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (1)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	977,30	>5
Grynasis pelnas (nuostolis)/Pardavimo pajamos	975,63	>5
BVP pokytis	40,86	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	33,83	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,66	>5
Nedarbo lygis	17,90	>5
Vartotojų kainų indeksas	12,80	>5
Eksportas	8,34	>5
ECB bazinė palūkanų norma	3,74	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Turtas	1,45	<5
Trumpalaikis turtas/Įsipareigojimai	1,27	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,13	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,03	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

2 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (2)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	40,81	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	33,82	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,61	>5
Nedarbo lygis	17,90	>5
Vartotojų kainų indeksas	12,78	>5
Eksportas	8,33	>5
ECB bazinė palūkanų norma	3,74	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Turtas	1,41	<5
Trumpalaikis turtas/Įsipareigojimai	1,23	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,13	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/Pardavimo pajamos	1,09	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,03	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

3 lentelė

Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (3)

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Įsipareigojimai/ Turtas	33,81	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,60	>5
Nedarbo lygis	1,60	<5
Vartotojų kainų indeksas	2,64	<5
Eksportas	2,20	<5
ECB bazinė palūkanų norma	2,79	<5
Pelnas iki apmokestinimo/ Turtas	1,41	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,23	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,13	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,09	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

4 lentelė

Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (4)

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
ECB bazinė palūkanų norma	2,79	<5
Vartotojų kainų indeksas	2,63	<5
Eksportas	2,20	<5
Nuosavas kapitalas/Turtas	1,69	<5
Nedarbo lygis	1,60	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Turtas	1,41	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,16	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,11	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,09	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

5 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (1)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasiklioavimo intervalas 95 %
Konstanta	2,02	1,86	1,07	0,283	[-1,67; 5,72]
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	-0,67	1,18	-0,57	0,566	[-2,99; 1,64]
Pelnas iki apmokestinimo/Turtas	0,04	0,40	0,10	0,917	[-0,76; 0,84]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,31	0,32	-4,10	0,000	[-1,94; -0,68]
Nuosavas kapitalas/Turtas	-4,43	1,09	-4,04	0,000	[-6,58; -2,28]
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	-0,21	0,25	-0,83	0,404	[-0,71; 0,28]
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	0,15	0,25	0,60	0,54	[-0,33; 0,64]
Eksportas	-1,02	0,73	-1,39	0,163	[-2,46; 0,41]
ECB bazinė palūkanų norma	2,49	4,82	0,51	0,605	[-6,96; 11,95]
Nedarbo lygis	-0,93	0,27	-3,41	0,001	[-1,47; -0,39]
Vartotojų kainų indeksas	-1,12	0,62	-1,79	0,073	[-2,35; 0,10]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

6 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (5)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	955,73	>5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	954,82	>5
BVP pokytis	40,72	
Įsipareigojimai/ Turtas	33,83	
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,33	>5
Nedarbo lygis	17,83	>5
Vartotojų kainų indeksas	12,78	>5
Eksportas	8,23	>5
ECB bazinė palūkanų norma	3,73	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,27	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,13	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,03	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

7 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (6)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	40,63	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	33,82	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,31	>5
Nedarbo lygis	17,82	>5
Vartotojų kainų indeksas	12,76	>5
Eksportas	8,22	>5
ECB bazinė palūkanų norma	3,72	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,23	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,12	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,09	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,03	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

8 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (7)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Įsipareigojimai/ Turtas	33,81	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,13	>5
Nedarbo lygis	1,60	<5
Vartotojų kainų indeksas	2,63	<5
Eksportas	2,17	<5
ECB bazinė palūkanų norma	2,75	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,23	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,12	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,09	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

9 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (8)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
ECB bazinė palūkanų norma	2,75	<5
Vartotojų kainų indeksas	2,63	<5
Eksportas	2,17	<5
Nedarbo lygis	1,60	<5
Nuosavas kapitalas/Turtas	1,39	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,16	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,11	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,08	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

10 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (2)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasiklivimo intervalas 95 %
Konstanta	2,02	1,88	1,07	0,284	[-1,67; 5,71]
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	-0,66	1,15	-0,57	0,568	[-2,93; 1,60]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,31	0,31	-4,13	0,000	[-1,94; -0,69]
Nuosavas kapitalas/Turtas	-4,38	1,00	-4,37	0,000	[-6,35; -2,42]
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	-0,21	0,25	-0,83	0,406	[-0,71; 0,28]
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	0,15	0,24	0,62	0,533	[-0,33; 0,64]
Nedarbo lygis	-0,93	0,27	-3,42	0,001	[-1,47; -0,39]
Eksportas	-1,02	0,73	-1,39	0,163	[-2,45; 0,41]
ECB bazinė palūkanų norma	2,51	4,82	0,52	0,602	[-6,94; 11,96]
Vartotojų kainų indeksas	-1,12	0,62	-1,79	0,073	[-2,35; 0,10]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

11 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (9)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	955,15	>5
Grynasis pelnas (nuostolis)/Pardavimo pajamos	954,29	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	33,77	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,32	>5
BVP pokytis	30,20	>5
Nedarbo lygis	13,93	>5
Eksportas	8,06	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,52	>5
Trumpalaikis turtas/Įsipareigojimai	1,25	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,13	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

12 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (10)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Įsipareigojimai/ Turtas	33,76	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	33,30	>5
BVP pokytis	30,06	>5
Nedarbo lygis	13,90	>5
Eksportas	8,04	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,48	>5
Trumpalaikis turtas/Įsipareigojimai	1,21	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,12	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/Pardavimo pajamos	1,08	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

13 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (11)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	30,05	>5
Nedarbo lygis	13,90	>5
Eksportas	8,04	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,46	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	1,37	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,15	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,11	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,08	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

14 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (12)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nedarbo lygis	1,59	<5
Vartotojų kainų indeksas	1,57	<5
Nuosavas kapitalas/Turtas	1,37	<5
Eksportas	1,23	<5
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	1,14	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,11	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,08	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,07	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

15 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (3)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasiklioavimo intervalas 95 %
Konstanta	1,47	0,41	3,57	0,000	[0,66; 2,28]
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	-0,58	1,07	-0,54	0,583	[-2,68; 1,51]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,18	0,28	-4,09	0,000	[-1,74; -0,61]
Nuosavas kapitalas/Turtas	-4,48	1,04	-4,29	0,000	[-6,52; -2, 43]
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	-0,19	0,25	-0,77	0,441	[-0,69; 0,30]
Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai	0,08	0,25	0,34	0,730	[-0,41; 0,59]
Nedarbo lygis	-1,02	0,27	-3,71	0,000	[-1,56; -0,48]
Eksportas	-1,82	0,60	-2,99	0,003	[-3,01; -0,63]
Vartotojų kainų indeksas	-1,81	0,52	-3,47	0,001	[-2,83; -0,79]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

16 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (13)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	929,53	>5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	929,49	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	32,41	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	31,99	>5
BVP pokytis	30,15	>5
Nedarbo lygis	13,93	>5
Eksportas	8,03	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,49	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

17 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (14)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nuosavas kapitalas/Turtas	32,31	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	31,88	>5
BVP pokytis	30,03	>5
Nedarbo lygis	13,90	>5
Eksportas	8,02	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,46	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	1,07	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

18 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (15)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	30,03	>5
Nedarbo lygis	13,90	>5
Eksportas	8,01	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,44	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,23	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	1,07	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,02	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

19 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (16)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nedarbo lygis	1,59	<5
Vartotojų kainų indeksas	1,56	<5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,23	<5
Eksportas	1,21	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	1,07	<5
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	1,01	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

20 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (4)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasiklovimo intervalas 95 %
Konstanta	1,84	0,47	3,91	0,000	[0,92; 2,76]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,27	0,30	-4,23	0,000	[-1,86; -0,68]
Įsipareigojimai/ Turtas	5,69	1,20	4,74	0,000	[3,34; 8,04]
Įsipareigojimai/ Nuosavas kapitalas	-0,11	0,26	-0,45	0,652	[-0,63; 0,39]
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	-0,56	1,15	-0,48	0,626	[-2,81; 1,69]
Eksportas	-2,14	0,66	-3,21	0,001	[-3,44; -0,83]
Nedarbo lygis	-1,06	0,29	-3,63	0,000	[-1,63; -0,48]
Vartotojų kainų indeksas	-2,02	0,57	-3,49	0,000	[-3,15; -0,88]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

21 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (17)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	929,78	>5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	929,35	>5
Nuosavas kapitalas/Turtas	32,38	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	31,92	>5
BVP pokytis	29,99	>5
Nedarbo lygis	13,82	>5
Eksportas	8,00	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,49	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

22 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (18)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nuosavas kapitalas/Turtas	32,28	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	31,80	>5
BVP pokytis	29,88	>5
Nedarbo lygis	13,79	>5
Eksportas	7,99	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,45	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	1,07	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

23 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (19)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	29,87	>5
Nedarbo lygis	13,79	>5
Eksportas	7,98	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,43	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,22	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

24 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (20)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nedarbo lygis	1,58	<5
Vartotojų kainų indeksas	1,55	<5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,22	<5
Eksportas	1,21	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

25 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (5)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasikliovimo intervalas 95 %
Konstanta	1,84	0,47	3,92	0,000	[0,92; 2,76]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,27	0,30	-4,22	0,000	[-1,86; -0,68]
Įsipareigojimai/ Turtas	5,69	1,18	4,79	0,000	[3,36; 8,02]
Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos	-0,57	1,16	-0,49	0,621	[-2,85; 1,70]
Nedarbo lygis	-1,06	0,29	-3,64	0,000	[-1,64; -0,49]
Eksportas	-2,17	0,67	-3,22	0,001	[-3,49; -0,85]
Vartotojų kainų indeksas	-2,06	0,58	-3,55	0,000	[-3,19; -0,92]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

26 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (21)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nuosavas kapitalas/Turtas	32,29	>5
Isipareigojimai/ Turtas	31,81	>5
BVP pokytis	29,88	>5
Nedarbo lygis	13,79	>5
Eksportas	7,99	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,45	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,07	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

27 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (22)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	29,87	>5
Nedarbo lygis	13,79	>5
Eksportas	7,99	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,43	>5
Isipareigojimai/ Turtas	1,22	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

28 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (23)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nedarbo lygis	1,58	<5
Vartotojų kainų indeksas	1,55	<5
Isipareigojimai/ Turtas	1,22	<5
Eksportas	1,20	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,10	<5
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

29 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (6)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasiklivimo intervalas 95 %
Konstanta	1,82	0,45	3,98	0,000	[0,92; 2,71]
Grynasis pelnas (nuostolis)/ Pardavimo pajamos	-0,40	0,90	-0,45	0,650	[-2,17; 1,35]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,27	0,30	-4,24	0,000	[-1,86; -0,68]
Įsipareigojimai/ Turtas	5,72	1,18	4,82	0,000	[3,40; 8,04]
Nedarbo lygis	-1,06	0,29	-3,63	0,000	[-1,63; -0,49]
Eksportas	-2,17	0,67	-3,23	0,001	[-3,49; -0,85]
Vartotojų kainų indeksas	-2,06	0,58	-3,56	0,000	[-3,20; -0,93]

Šaltinis sudarytas darbo autorės

30 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (24)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nuosavas kapitalas/Turtas	32,22	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	31,80	>5
BVP pokytis	29,88	>5
Nedarbo lygis	13,78	>5
Eksportas	7,98	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,45	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

31 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (25)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
BVP pokytis	29,87	>5
Nedarbo lygis	13,78	>5
Eksportas	7,97	>5
Vartotojų kainų indeksas	6,43	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,19	<5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

32 lentelė*Multikolinearumo testas ir VIF reikšmių interpretacija (26)*

Pavadinimas	VIF	Ribinė VIF reikšmė
Nedarbo lygis	1,57	>5
Vartotojų kainų indeksas	1,54	>5
Eksportas	1,19	>5
Įsipareigojimai/ Turtas	1,19	>5
Pardavimų pajamos/Turtas	1,06	<5

Šaltinis: sudaryta darbo autorės

33 lentelė*Logistinės regresijos rezultatai (7)*

Pavadinimas	Koeficientas	Standartinė paklaida	Z - reikšmė	P - reikšmė	Pasikliovimo intervalas 95 %
Konstanta	1,80	0,44	4,03	0,000	[0,93; 2,68]
Pardavimų pajamos/Turtas	-1,31	0,29	-4,49	0,000	[-1,89; -0,74]
Įsipareigojimai/ Turtas	5,86	1,16	5,04	0,000	[3,58; 8,14]
Nedarbo lygis	-1,07	0,29	-3,68	0,000	[-1,64; -0,50]
Eksportas	-2,21	0,67	-3,29	0,001	[-3,53; -0,90]
Vartotojų kainų indeksas	-2,12	0,57	-3,68	0,000	[-3,25; -0,99]

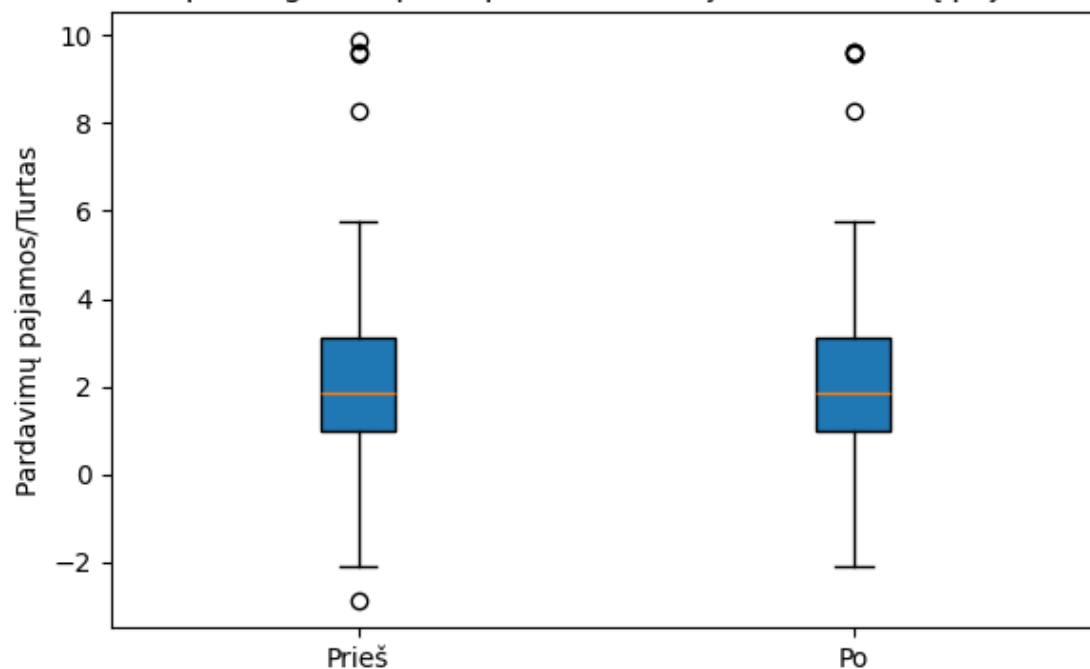
Šaltinis sudarytas darbo autorės

5 priedas, Įmonių finansinių rodiklių boxplot paveikslai prieš ir po Winsorizacijos

1 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Pardavimų pajamos/Turtas“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Pardavimų pajamos/Turtas

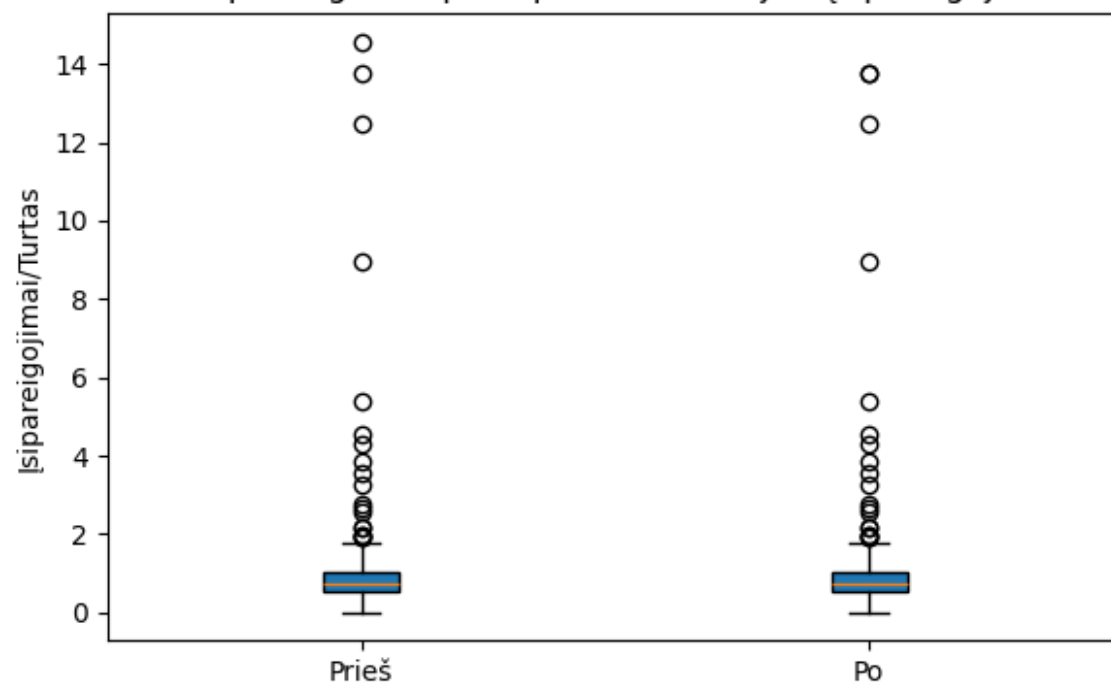


Šaltinis sudarytas darbo autorės

2 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Įsipareigojimai/Turtas“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Įsipareigojimai/Turtas

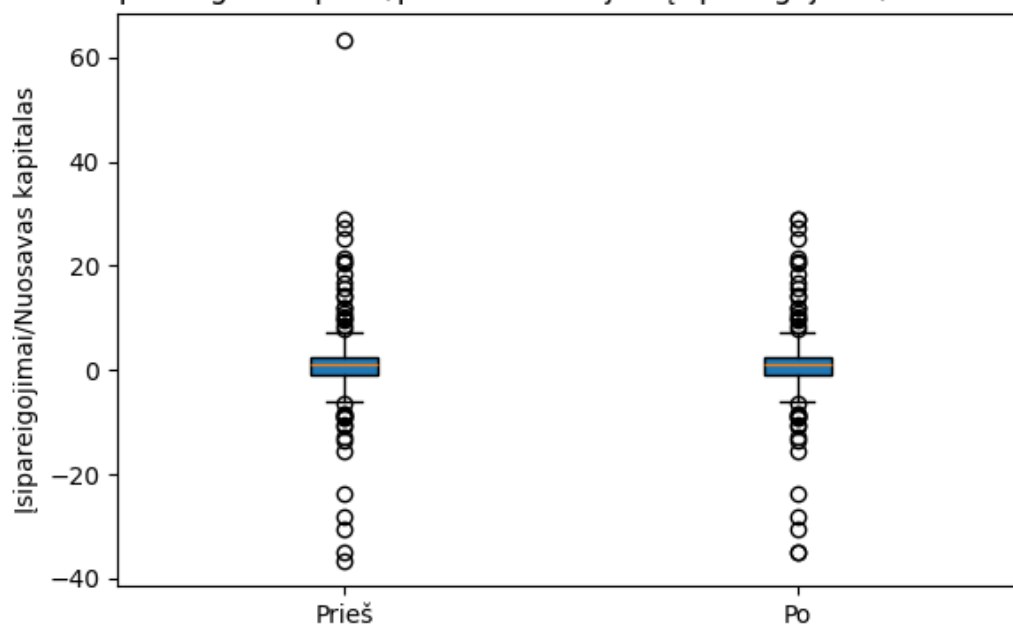


Šaltinis sudarytas darbo autorės

3 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Įsipareigojimai/Nuosavas kapitalas“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Įsipareigojimai/Nuosavas kapitalas

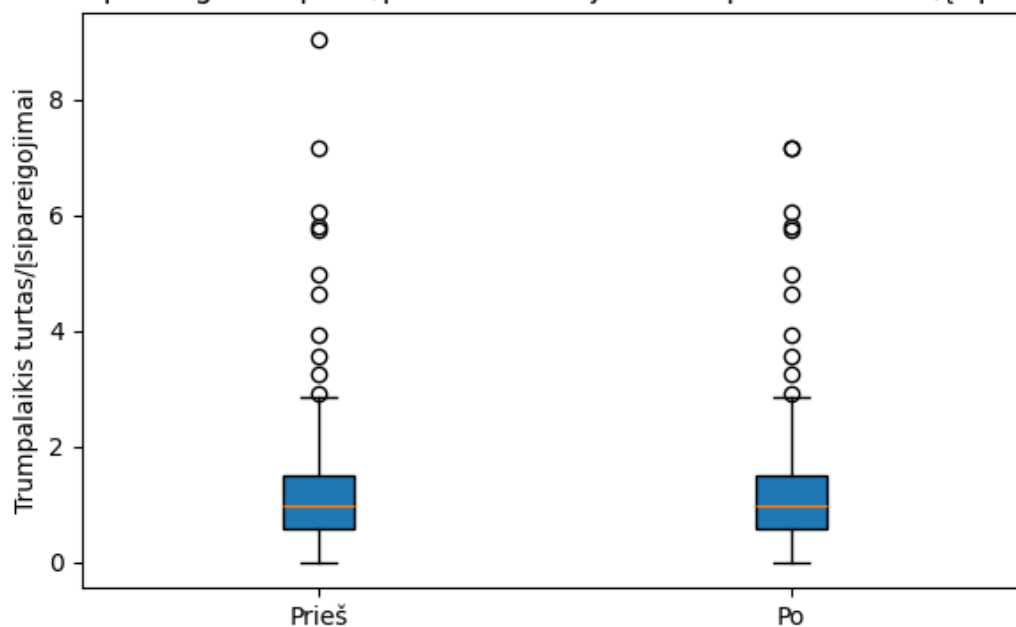


Šaltinis sudarytas darbo autorės

4 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Trumpalaikis turtas/ Įsipareigojimai“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Trumpalaikis turtas/Įsipareigojimai

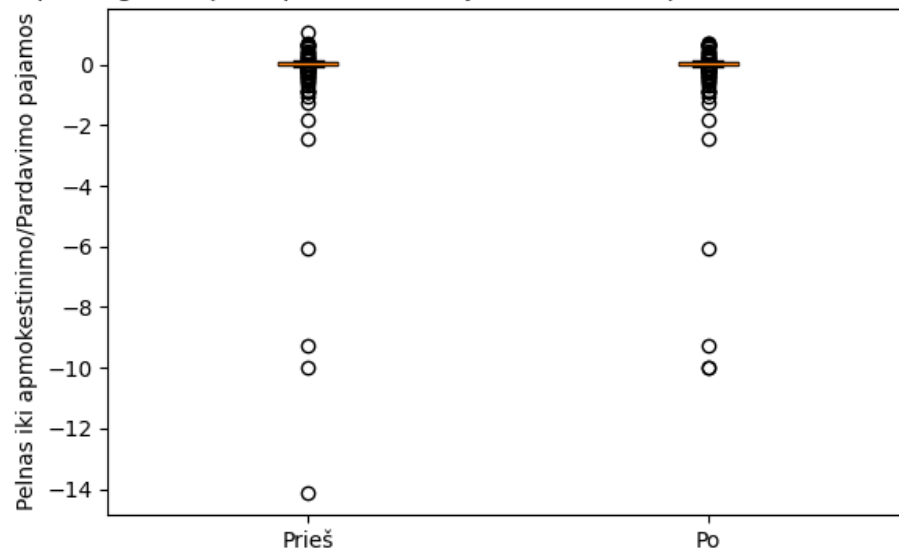


Šaltinis sudarytas darbo autorės

5 paveikslas

Winsorizacijos poveikis rodikliui „Pelnas iki apmokestinimo/ Pardavimo pajamos“

Stačiakampė diagrama prieš/po winsorizacijos: Pelnas iki apmokestinimo/Pardavimo pajamos



Šaltinis sudarytas darbo autorės