

Bankroto diagnostikos modelis ir jo pritaikymas bankroto tikimybei Lietuvos įmonėse prognozuoti

Bankroto tikimybės prognozavimas pripažįstamas kertiniu norint išvengti šio reiškinio ir jo sukeltų pasekmių. Bankroto tikimybės prognozavimui siūlomi skirtingi modeliai, tačiau, moksliniai tyrimai patvirtina, kad jie nėra pilnai tinkami Lietuvos įmonėms. Šiame straipsnyje pristatomas modelis, grindžiamas binomine logistine regresija, skirtas prognozuoti bankroto tikimybę Lietuvos įmonėse.

Raktiniai žodžiai: bankrotas, prognozavimas, logistinė regresija.

Bankruptcy likelihood prediction is recognized as a cornerstone to avoid it and its consequences. Different models are offered to predict company's bankruptcy likelihood, but scientific researches confirm that they are not fully suitable for Lithuanian companies. This article presents the model based on the binomial logistic regression to predict company's bankruptcy likelihood in Lithuania.

Keywords: bankruptcy, prediction, logistic regression.

JEL Classifications: C25/C55/G33.

Įvadas

Dinamiškomis ir konkurencingomis rinkos ekonomikos sąlygomis verslą nuolat lydi neapibrėžtumas ir rizikingi sprendimai. Įmonių bankrotai šiame kontekste tapo neišvengiamu reiškiniu, kurio

pasekmės tampa ne tik pačių įmonių problema, bet lemia ir bendrą šalies ekonomikos vystymosi raidą. Šis procesas atlieka svarbias funkcijas šalies ekonominiame gyvenime, kadangi su veiklos sunkumais susiduriančios įmonės ieško naujų būdų savo veiklos tobulinimui, o iš rinkos natūraliai

Mindaugas BUTKUS – Socialinių mokslų srities, Ekonomikos krypties daktaras; Vytauto Didžiojo universiteto, Ekonomikos katedros lektorius. Adresas: Daukanto g. 28, LT-44246 Kaunas; tel.: 00 370 67102658; el. paštas: mindaugo.butkaus@gmail.com. Mokslinių interesų sritis: mikro ir makroekonominių procesų ekonometrinis modeliavimas, regionų ekonomikos konvergencija.

Sigita ŽAKARĖ – Socialinių mokslų srities, Ekonomikos krypties magistro kvalifikacinis laipsnis. UAB „Savitas stilius“ pardavimų vadybininkė. Adresas: Trakų g. 43, LT-76291, Šiauliai; tel.: 00 370 60715389; el. paštas: sigita.ausenaite@gmail.com.

Diana CIBULSKIENĖ – Socialinių mokslų srities, Ekonomikos krypties daktaras; Šiaulių universiteto, Ekonomikos katedros profesorė. Adresas: Architektų g. 1, LT-73866 Šiauliai; tel.: 00 370 65239930; el. paštas: cibulskiene@yahoo.de. Mokslinių interesų sritis: įmonių finansų valdymas, investicijų vertinimas, finansų rinkų analizė.

pašalinami neefektyvūs jos dalyviai, skatinama konkurencija.

Bankroto tikimybės prognozavimas, jo grėsmės numatymas pripažįstami kertiniais elementais sprendžiant įmonės bankroto problemą. Siekiant išvengti įmonės bankroto ir jo sukeliama pasekmių, svarbu turėti veiklos stabilumo ir tęstinumo vertinimo modelį, kuris padėtų nustatyti iškilusias finansines problemas gerokai anksčiau, nei paaiškėja, kad įmonė yra nemoki ir jai gresia bankroto byla.

Įmonės bankroto prevencijai įvairūs mokslininkai pasiūlė daug skirtingų bankroto tikimybės prognozavimo modelių, tačiau, moksliniai tyrimai patvirtina, kad jie nėra vienareikšmiškai tinkami Lietuvos įmonių nemokumui vertinti (Tvaronavičienė, 2001; Buškevičiūtė, Mačerinskienė, 2002; Stundžienė, Boguslauskas, 2006; Garškaitė, 2008 ir kt.). Tiek Lietuvos, tiek užsienio mokslininkų tyrimuose akcentuojamas naujų specifinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių, pateikiančių unikalią informaciją, kūrimo poreikis bei kombinuotas jų taikymas (Agarwal, Taffler, 2008; Jurevičienė, Bercevič, 2013 ir kt.). Remiantis atliktų mokslinių tyrimų rezultatais galima teigti, kad bankroto tikimybės prognozavimui Lietuvos įmonėse labiausiai tinkami yra logistiniai ir daugiakriteriniai logistiniai regresijos modeliai (Grigaravičius, 2003; Mileris, 2009 ir kt.). Šių modelių patikimumą akcentuoja ir užsienio mokslininkai (Pongsat ir kt., 2004; Bellovary ir kt., 2007; Ooghe, Balcean, 2007; Hauser, Booth, 2011 ir kt.). Atsižvelgiant į tai, naujas bankroto tikimybės prognozavimo modelis formuojamas logistinės regresijos pagrindu.

Įvairūs autoriai bankroto tikimybės prognozavimo modelius kūrė skirtingais laikotarpiais ir valstybių, kurios skiriasi ekonominio išsivystymo lygiu,

konkurencinėmis sąlygomis ir kitomis ypatybėmis, įmonėms. Jų kūrimui pasiūlyti skirtinga ekonomine veikla užsiimančių įmonių finansiniai duomenys, tiriant skirtingą jų skaičių, prognozes grindžiant skirtingais rodikliais. Šalies bei įmonių veiklos specifika mažina šių modelių prognozių patikimumą, todėl kyla praktinė **problema** – šiais modeliais netiksliai nustatoma bankroto tikimybė Lietuvos įmonėse. Šios problemos sprendimas, o kartu ir atliekamo **tyrimo tikslas** – išanalizavus įmonės bankroto diagnostikos sistemą parengti modelį, leidžiantį tiksliau prognozuoti bankroto tikimybę Lietuvos įmonėse. Šio **tyrimo objektas** – bankroto tikimybės prognozavimo Lietuvos įmonėse modelis.

Siekiant iškelto tikslo įgyvendinami tokie tyrimo **uždaviniai**: (i) išanalizuoti bankroto diagnostikos sistemą; (ii) pagrįsti bankroto tikimybės prognozavimo modelio Lietuvos įmonėms formavimo metodiką; (iii) logistinės regresijos pagrindu parengti bankroto tikimybės prognozavimo Lietuvos įmonėse modelį, atlikti jo kokybės ir patikimumo vertinimą.

Uždavinių įgyvendinimui taikomi tokie **tyrimo metodai**: mokslinės literatūros turinio, statistinių duomenų analizė, sisteminimas, apibendrinimas, indukcija, dedukcija, santykinė finansinių rodiklių analizė, logistinė regresinė analizė.

Įmonės bankroto diagnostikos sistema

Šioje straipsnio dalyje analizuojama įmonės bankroto diagnostikos sistema, diferencijuojant svarbiausius jos elementus. Atlikus teorinę šių elementų analizę pateikiama tolesnio empirinio tyrimo metodika.

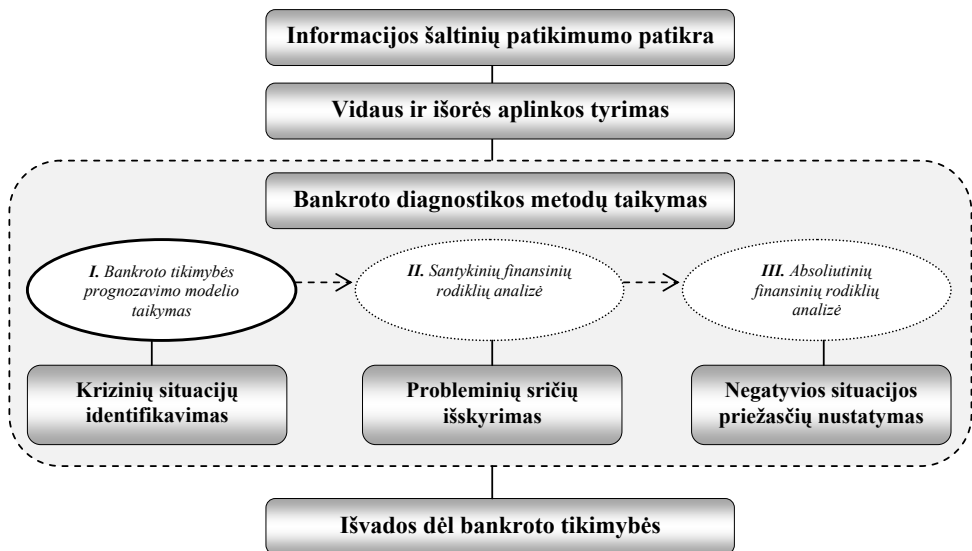
Diagnozuojant įmonės bankrotą būtina kuo objektyviau įvertinti visas jos veiklos

operacijas ir ūkinius įvykius, identifikuojant veiksnius, turinčius didžiausią įtaką jos finansinei būklei ir veiklos rezultatams. Mokslinėje literatūroje pateikiami įvairūs bankroto diagnozavimo įmonėje metodai, kurių taikymas gali padėti jai išvengti neigiamų bankroto pasekmių, tačiau jų gausa kelia kompleksiskumo trūkumo ir adekvatumo kintančioms verslo aplinkos sąlygoms problemą. Atsižvelgiant į tai, vieningos įmonės bankroto diagnostikos sistemos formavimas tapo svarbiu empiriniu klausimu (Mackevičius, 2010; Bivainis, Garškaitė, 2010). 1 paveiksle pateikiama integruotos įmonės bankroto diagnostikos sistemos schema.

Kruopščiai atliekant kiekvieno sistemos elemento analizę galima gauti išsamią ir objektyvią informaciją apie įmonės finansinę būklę, veiklos rezultatus, pinigų

srautus ir numatyti įmonės veiklos tęstimumo galimybes. Atliekant šių elementų analizę pirmiausia svarbu *parinkti tinkamus ir patikimus informacijos šaltinius ir techninius analizės būdus*.

Gerai atlikta *išorės ir vidaus veiksnių analizė* gali padėti įmonės vadovams tiksliau įvertinti galimą riziką ir veiklos galimybes, technines ir kitas sąlygas. Be išorės ir vidaus veiksnių vertinimo neįmanoma veiksmingai valdyti įmonės išteklių, priimti teisingų investicinių ir finansinių sprendimų, parengti įmonės tolesnės raidos prognozių. Įvertinus vidinės ir išorinės aplinkos veiksnius, siūloma *taikyti įmonės bankroto diagnostikos metodus*. Pirminiame etape taikomi *bankroto tikimybės prognozavimo modeliai*. Reikiamas modelių patikimumas gali būti pasiektas tik specifikuojant juos pagal ūkio šakas,



1 pav. Integruota įmonės bankroto diagnostikos sistema ir bankroto tikimybės prognozavimo modelių vieta joje

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių, remiantis J. Mackevičiumi (2010); J. Bivainis, K. Garškaitė (2010).

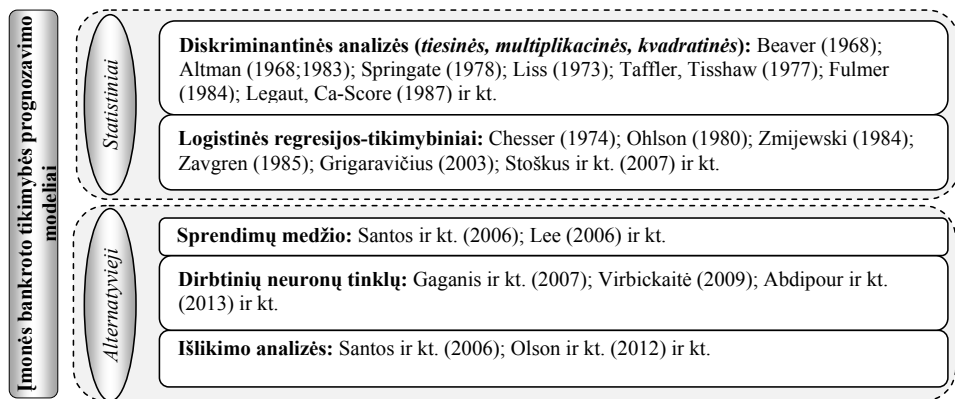
permanentiškai aktualizuojant kiekybinius modelio parametrus, taip pat naudojant ne vieną, o keletą modelių, kadangi kiekvienas jų pasižymi unikalia informacija (Agarwal, Taffler, 2008). Taikant bankroto tikimybės prognozavimo modelius apskaičiuojamas įmonės bankroto grėsmės įvertis, leidžiantis apibendrintai konstatuoti situaciją joje. Siekiant išvengti bankroto, atspindinčio paskutinę krizinę situacijos įmonėje stadiją, akcentuotina krizinių situacijų identifikavimo kuo ankstesnėje stadijoje svarba. Atsižvelgiant į gautą modelio įvertį konstatuojama viena iš keturių situacijų: krizės neegzistavimas, lengva krizė, gili krizė arba katastrofinė (bankrotinė) būklė. Nustačius krizinę situacijos požymius pereinama prie kitų bankroto diagnostikos metodų taikymo etapų: santykinų ir absoliutinių finansinių rodiklių analizės (Sakalas, Savanevičienė, 2003; Virbickaitė, 2009; Bivainis, Garškaitė, 2010).

Įmonių bankroto galimybių vertinimui įvairūs autoriai pasiūlė skirtingus bankroto tikimybės prognozavimo modelius.

Dažniausiai literatūroje aptinkamus ir aprašomus įmonių bankroto tikimybės prognozavimo modelius galima suskirstyti į dvi pagrindines grupes: statistinius ir dirbtinio intelekto, dar vadinamus alternatyviaisiais (žr. 2 paveikslą).

Prie klasikinių statistinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių priskiriami tiesinės, multiplikacinės, kvadratinės diskriminantinės analizės bei logistinės regresijos modeliai. Alternatyvieji bankroto tikimybės prognozavimo modeliai apima sprendimų medžio, išlikimo analizės, neuronų tinklų modelius.

Statistiniai įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modeliai buvo sukurti anksčiausiai ir vis dar išlieka vieni populiariausių. Praktikoje prognozuojant bankroto tikimybę tiek Lietuvos tiek užsienio šalių įmonėse labai dažnai taikomi diskriminantinės analizės *Beaver (1968)*, *Altman (1968; 1983)*, *Liss (1973)*, *Taffler & Tisshaw (1977)*, *Springate (1978)*, *Fulmer (1984)*, *Legault (Ca-Score) (1987)* modeliai. Tačiau negalima vienareikšmiškai teigti, kad šie



2 pav. Įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių klasifikacija

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių, remiantis H. Ooghe, C. Balcaen (2007); R. Kamath ir kt. (2005); J. Mackevičiumi, S. Silvanavičiute (2006); W. Ch. Lee (2006); J. Bellovary ir kt. (2007); A. Gepp, K. Kumar (2008); R. Virbickaitė (2009); D. Rugenyte ir kt. (2010); D. Jurevičiene, E. Bercevič (2013).

modeliai tiksliausiai prognozuoja įmonės bankroto tikimybę. Mokslinėje literatūroje aptinkami prieštaringi požiūriai ir tyrimų rezultatai vertinant šių modelių patikimumą. Daugiausiai prieštaringų vertinimų pateikiama geriausiai žinomo ir plačiai taikomo diskriminantinės analizės Altman modelio atveju. Šio modelio patikimumą tyrė Lietuvos mokslininkai (Mackevičius, Poškaitė, 1999; Purlys, 2001; Tvaronavičienė, 2001; Buškevičiūtė, Mačerinskienė, 2002; Mackevičius, Rakštelienė, 2005; Stundžienė, Boguslauskas, 2006; Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006 ir kt.) nepriėjo vieningos nuomonės dėl šio modelio taikymo bankroto tikimybės prognozei Lietuvos įmonėse. Vieni tyrimai parodė, kad Altman modelis yra tinkamas bankroto tikimybės prognozavimui šalies įmonėse (Mackevičius, Poškaitė, 1999; Mackevičius, Rakštelienė, 2005; Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006), tačiau pripažįstama, kad pasikliauti vien šiuo metodu nereikėtų. Kiti tyrimai patvirtina, kad prognozuojant bankroto tikimybę Lietuvoje veikiančiose įmonėse Altman modeliu yra gaunama didelė paklaida, todėl siūloma žvelgti į šį metodą kritiškai ir nebetaikyti jo Lietuvos įmonėse (Tvaronavičienė, 2001; Stundžienė, Boguslauskas, 2006).

Altman modelį tyrė ir daugelis užsienio mokslininkų (Grice, Ingram, 2001; Ooghe, Balcean, 2007; Wang, Campbell, 2010; Appriah, 2011). Atlikti tyrimai taip pat pateikia skirtingus rezultatus. Pritaikius modelį skirtinga veikla užsiimančiose įmonėse, vieni tyrėjai patvirtina, kad jis labiausiai tinka bankroto tikimybei prognozuoti gamybinėse įmonėse (Grice, Ingram, 2001), kiti pagrindžia modelio tinkamumą prekybinėms įmonėms (Appriah, 2011). Mokslininkai taip pat pripažįsta, kad modelis nėra toks patikimas kaip teigė jo autorius. Nustatyta, kad Altman modelio

patikimumas yra labai mažas lyginant su kitais diskriminantinės analizės bankroto tikimybės prognozavimo modeliais (Wang, Campbell, 2010), o kai kuriais atvejais jo taikymas pripažįstamas kaip visiškai beprasmiškas (Ooghe, Balcean, 2007).

Kiti plačiai taikomi diskriminantinės analizės bankroto tikimybės prognozavimo modeliai taip pat yra tapę daugelio mokslininkų tyrimų objektu. Lietuvos mokslininkų tyrimai patvirtina, kad šiai grupei priskiriami Springate, Taffler & Tisshaw, Fulmer, Liss, Legault (Ca-Score) modeliai bankroto tikimybę prognozuoja vienodu tikslumu ir gali būti taikomi Lietuvos įmonėse (Grigaliūnienė, Cibulskienė, 2006; Mackevičius, Silvanavičiūtė, 2006; Jurevičienė, Bercevič, 2013). Kadangi daugelį iš šių modelių galima laikyti Altman modelio modifikacijomis, jie taip pat sulaukia nemažai kritikos (Tvaronavičienė, 2001; Garškaitė, 2008).

Praktikoje prognozuojant bankroto tikimybę Lietuvos ir užsienio šalių įmonėse plačiai taikomi *Chesser (1974)*, *Ohlson (1980)*, *Zmijewski (1984)*, *Zavgren (1985)*, *Grigaravičiaus (2003)* logistinės regresijos modeliai. Tyrimai patvirtina, kad bankroto tikimybės prognozavimui Lietuvos įmonėse labiausiai tinkami yra logistiniai ir daugiakriteriniai logistiniai regresijos modeliai (Grigaravičius, 2003). R. Mileris (2009), atlikęs statistinių bankroto tikimybės prognozavimo modelių efektyvumo analizę, taip pat patvirtino, kad tiksliausiai įmonės bankroto tikimybę prognozuoja logistinės regresijos ir dirbtinių neuronų tinklų modeliai. Užsienio mokslininkų atliktuose tyrimuose taip pat akcentuojamas logistinės regresijos pagrindu sukurtų bankroto tikimybės prognozavimo modelių pranašumas lyginant su diskriminantinės analizės modeliais (Pongsat et al. 2004; Bellovary et al. 2007; Ooghe,

Balcean, 2007; Hauser, Booth, 2011), teigiama, kad šie modeliai yra neįautrūs ekonominiais ir finansiniams nuosmukiams (Grice, Dugan, 2003).

Dinamiškomis ir konkurencingomis verslo sąlygomis nepakanka senųjų bankroto tikimybės prognozavimo modelių bei metodų, bankroto nustatymas reikalauja naujesnių bei tikslesnių modelių panaudojimo. Daugelis autorių, išanalizavę ir modifikavę tradicinius bankroto tikimybės prognozavimo modelius, papildę juos tam tikrais koeficientais pasiūlė modernių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių. Tačiau atlikti moksliniai tyrimai patvirtina, kad ir šie modeliai pateikia ne visiškai tiksliai bankroto tikimybės prognozes Lietuvoje veikiančiose įmonėse (Karalevičienė, Bužinskienė, 2012).

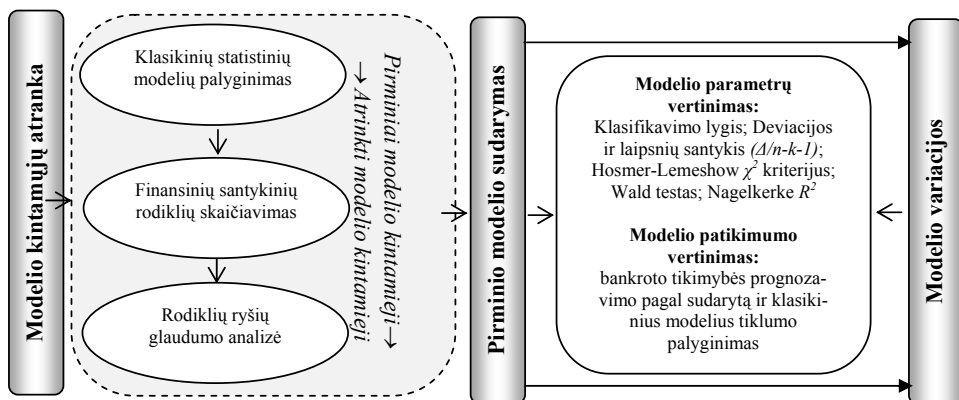
Dirbtinio intelekto įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modeliai remiasi psichologijos ir neurologijos, matematikos ir logikos, komunikacijos, filosofijos ir lingvistikos mokslais. Pastaraisiais metais vis dažniau mokslinėms ir praktinėms, tame tarpe ir įmonių bankroto, problemoms spręsti sėkmingai naudojami dirbtiniai neuroniniai tinklai – pagal gyvų organizmų nervų sistemą kuriami supaprastinti teoriniai modeliai. Šie modeliai lyginant su statistiniais modeliais daugeliu atveju pateikia tikslesnes įmonės bankroto tikimybės prognozes. Tačiau, yra keblu suformuoti tinkamiausią neuroniniai tinklą, atspindintį problemines charakteristikas, kadangi tam reikalingas itin didelis duomenų masyvas (Gaganis ir kt. 2007; Virbickaitė, 2009; Abdipour ir kt. 2013). Akcentuotinas sprendimų medžio modelių patikimumas, tačiau verta pažymėti, kad ir šių modelių sudarymui būtina priimti ganėtinai daug sudėtingų prielaidų ir taisyklių (Santos ir kt. 2006; Olson ir kt. 2012). Atsižvelgiant į tai, kad alternatyvieji

įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modeliai pasižymi sudėtingomis jų taikymo galimybėmis, statistiniai įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modeliai dėl lengvos apskaičiavimo metodikos ir santykinai aukšto patikimumo lygio praktikoje tebėra plačiai taikomi. Taip pat pažymėtina, kad nors įvairūs autoriai pasiūlė daug skirtingų šiai grupei priskiriamų modelių, akcentuotina naujų, dinamiškų modelių, pašalinančių ankstesnių modelių trūkumus, kūrimo būtinybę, taip dar labiau padidinat jų patikimumą.

Bankroto tikimybės Lietuvos įmonėse prognozavimo modelio formavimo metodika

Šioje straipsnio dalyje pagrindžiama atliekamo empirinio tyrimo metodika. 3 pav. pateikiama šio tyrimo loginė schema.

Analizuojant įmonių bankroto diagnostikos sistemą nustatyta, kad dėl lengvos apskaičiavimo metodikos ir santykinai aukšto patikimumo lygio praktikoje dažniausiai yra taikomi statistiniai įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modeliai: *Beaver (1968)*, *Altman (1968; 1983)*, *Liss (1973)*, *Taffler & Tisshaw (1977)*, *Springate (1978)*, *Fulmer (1984)*, *Legault (Ca-Score) (1987)*, *Chesser (1974)*, *Ohlson (1980)*, *Zmijewski (1984)*, *Zavgren (1985)*, *Grigaravičiaus (2003)* iš kurių patikimiausiais laikytini modeliai, sudaryti logistinės regresijos pagrindu. Atsižvelgiant į tai, atrenkant bankroto tikimybės Lietuvos įmonėse prognozavimo modelio kintamuosius atliekamas klasikiniais tapusių statistinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių charakteristikų palyginimas, išskiriant dažniausiai juose naudojamus finansinius santykinius rodiklius. Palyginus klasikinių statistinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių charakteristikas,



3 pav. Empirinio tyrimo loginė schema

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių.

apskaičiuojami santykiniai finansiniai rodikliai pagal 158-ių (63-ijų bankrutavusių ir 95-ių nebankrutavusių) Lietuvos įmonių finansines ataskaitas, iš kurių: 40 priskiriamos statybos šakai; 40 priskiriamos prekybos šakai; 40 priskiriamos pramonės šakai; 38 priskiriamos paslaugų ir kitos veiklos šakai; 88 priskiriamos mikro-mažų įmonių grupei; 70 priskiriamos vidutinio dydžio įmonių grupei.

Tyrime atsiribojama nuo pinigų srautų bei kapitalo rinkos rodiklių. Remiantis verslo apskaitos standartais (VAS) mažos įmonės rengia sutrumpintą finansinės atskaitomybės rinkinį, taigi ne visų analizuojamų įmonių finansinėje atskaitomybėje pateikiama informacija apie pinigų srautus. Kapitalo rinkos rodikliai skaičiuojami tik įmonėms, kurių akcijos kotiruojamos vertybinių popierių biržoje, tačiau į šį tyrimą tokios įmonės nebuvo įtrauktos. Detalesni pavieniai atsiribojimai nuo tam tikrų rodiklių pateikiami empirinėje straipsnio dalyje. Bankrutavusių įmonių atveju analizuojami finansiniai duomenys, atspindintys jų veiklos rezultatus likus vieneriems metams iki bankroto paskelbimo.

Apskaičiavus santykinus finansinius rodiklius atliekama jų tarpusavio ryšių glaudumo analizė, atrenkami pirminiai kintamieji, sudaromas pirminis logistinės regresijos bankroto tikimybės Lietuvos įmonėse prognozavimo modelis. Taip pat sudarytos pirminio modelio variacijos sektoriniu aspektu – bankroto tikimybei prognozuoti skirtingų ūkio šakų įmonėse, įmonių dydžio aspektu – bankroto tikimybei prognozuoti skirtingo dydžio įmonėse.

Logistinės regresijos modelyje priklausomas kintamasis yra kategorinis. Šiuo atveju taikomas binominės logistinės regresijos modelis, kuomet modeliuojamas kintamasis yra dvireikšmis, t.y. modelis tiria, kaip dvireikšmis kintamasis Y (šiuo atveju tikimybė įmonei bankrutuoti arba ne) priklauso nuo vieno ar keleto nepriklausomų kintamųjų (pvz.: X_1, X_2, \dots, X_n) – įmonės finansinių rodiklių. Kategorinis kintamasis į regresijos modelį įtraukiamas ne tiesiogiai, o pakeičiant jį dvireikšmiu pseudokintamuoju, įgyjančiais reikšmes: „0“ – žymi bankrutavusią įmonę, „1“ – žymi nebankrutavusią įmonę. Tyrimo

duomenys apdorojami EViews programa. Teorinė modelio išraiška:

$$P(Y = 1) = \frac{e^z}{1 + e^z}; z = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$$

Koeficientų $b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$ įverčiai apskaičiuojami realizavus empirinį regresijos modelį. Jeigu koeficientas prie kintamojo yra teigiamas, šiam kintamajam didėjant, tikimybė Y įgyti reikšmę, žyminčią įmonės bankrotą, mažėja (didėja tikimybė, kad Y įgis reikšmę „1“). Jeigu koeficientas neigiamas, tai atitinkamam kintamajam didėjant, tikimybė Y įgyti reikšmę, atitinkančią įmonės bankrotą, didėja (didėja tikimybė, kad Y įgis reikšmę „0“):

- Jeigu $b_n > 0$, tai X_n didėjant, didėja ir tikimybė $P(Y=1)$, kad įmonė nebankrutuos;
- Jeigu $b_n < 0$, tai X_n didėjant, didėja ir tikimybė $P(Y=0)$, kad įmonė bankrutuos.

Norint palyginti kurie veiksniai (finansiniai rodikliai, atspindintys tam tikrus veiklos aspektus) turi didesnę svarbą prognozuojant įmonės bankroto tikimybę, lyginamos $\exp(\beta)$ koeficientų reikšmės.

Modelio suderinamumas su duomenimis ir jo kokybė įvertinama šiomis charakteristikomis:

- *Klasifikavimo lygis*. Konkretiems stebėjimams pagal modelį prognozuojama Y reikšmė ir nustatoma, kokia dalis prognozių sutampa su tikrąja Y reikšme.
- *Deviacijos ir laisvės laipsnių* ($\Delta/n-k-1$) santykis modeliui, suderintam su duomenimis, turi būti mažesnis arba ne daug didesnis už vienetą.
- *Hosmer-Lemeshow χ^2 kriterijus*. Modelis statistiškai reikšmingas, kai šio kriterijaus p reikšmė mažesnė nei 0,05.
- Jei *Wald kriterijaus* $p < 0,05$, galima teigti, kad modelio kintamasis yra statistiškai reikšmingas ir svarbus prognozuojant įmonės bankroto tikimybę.

- *Nagelkerke determinacijos koeficientas* R^2 . Kuo didesnis (artimesnis vienetui) koeficientas, tuo modelis geresnis.

Įvertinus visus šiuos parametrus, o taip pat norint patvirtinti arba paneigti teiginį, kad formuoti naują modelį, skirtą bankroto tikimybei prognozuoti Lietuvos įmonėse, yra tikslinga, nes jis užtikrina tikslesnį įmonės bankroto tikimybės prognozavimą nei iki šiol naudojami klasikiniai statistiniai modeliai, atliekamas sudaryto modelio variacijų prognozių tikslumo palyginamas su klasikinių statistinių modelių prognozėmis, diagnozuojant tyrimui pasirinktų Lietuvos įmonių bankrotą.

Modelio, skirto įmonės bankroto tikimybės prognozavimui, formavimas ir jo patikimumo vertinimas

Modelio kintamųjų atranka

Formuojant logistinės regresijos modelį, pritaikytą bankroto tikimybės prognozavimui Lietuvos įmonėse, pirmiausia atliekama modelio kintamųjų atranka dviem etapais: 1) palyginamos klasikinių bankroto tikimybės prognozavimo modelių charakteristikos ir atrenkami dažniausiai juose naudojami finansiniai santykiniai rodikliai – pirminiai modelio kintamieji; 2) atliekama atrinktų rodiklių tarpusavio ryšių glaudumo analizė ir iš tolimesnio tyrimo eliminuojami stipriai tarpusavyje koreliuojantys rodikliai.

Pirmiausia atliekamas 14 klasikiniiais tapusių statistinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių, įskaitant ir Lietuvoje gerai žinomą S. Grigaravičiaus (2003) modelį, charakteristikų palyginimas (žr. 1 lentelę).

1 lentelė

Klasikinių statistinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių charakteristikų palyginimas

Modelis→ Rodikliai↓	Beaver (1968)	Altman 2 kriterijų modelis (1983)	Altman 5 kriterijų modelis (1968; 1983)	Altman 4 kriterijų modelis (1983)	Liss (1973)	Taffler & Tishaw (1977)	Springate (1978)	Fulmer (1984)	Zmijewski (1984)	Ca-Score (1987)	Ohlson (1980)	Zavgren (1985)	Chesser (1974)	Grigaravičius (2003)	Rodiklio pasikartojimas
(PPA+FVS)/T										+					1
AK/T										+					1
AK/I*			+												1
ATS/PP												+			1
BI											+				1
BP/T					+										1
GAK/I								+							1
GAK/PP													+		1
GAK/SAŅ						+									1
GAK/T	+		+	+	+		+				+			+	7
GP/T	+													+	2
GS/ATS												+			1
II/(NK-TI)												+			1
IMT/NK													+		1
IT/T															1
I/T	+	+						+	+		+		+		6
IVP/(NK-TI)												+			1
NP/T			+	+	+			+							4
NK/I			+	+	+									+	4
P/T												+	+		2
P/TI												+			1
PP/GAK														+	1
PP/P													+		1
PP/T			+				+	+	+	+	+	+		+	8
PPA/NK								+							1
PPA/PLK								+						+	2
PPA/T			+	+			+						+	+	5
PPA/TI						+	+								2
PSPV/I	+							+			+				3
T/INFL											+				1
T/NK														+	1
TI/T						+		+							2
TT/I						+									1
TT/TI	+	+							+		+			+	5

PPA – pelnas prieš apmokestinimą, FVS – finansinės veiklos sąnaudos, T – turtas, TT – trumpalaikis turtas, IT – ilgalaikis turtas, I – įsipareigojimai, TI – trumpalaikiai įsipareigojimai, II – ilgalaikiai įsipareigojimai, AK – akcinis kapitalas, PP – pagr. veiklos pajamos, BI – bendrasis indeksas, BP – bendrasis pelnas, GAK – grynasis apyvartinis kapitalas, SAŅ – sąnaudos, GP – grynasis pelnas, NK – nuosavas kapitalas, IMT – ilgalaikis materialusis turtas, IVP – įprastinės veiklos pelnas, NP – nepaskirstytasis pelnas (nuost.), P – pinigai, PSPV – pinigų šrautai iš pagrindinės veiklos, INFL – infliacija, PLK – palūkanų sąnaudos, * – VPB kotiruojamoms įmonėms.

Pastaba: sudaryta autorių, remiantis W. H. Beaver (1968); E. I. Altman (1968; 1983); D. L. Chesser (1974); R. J. Taffler, H. J. Tishaw (1977); G. Springate (1978); J. Ohlson (1980); J. G. Fulmer ir kt. (1984); M. Zmijewski (1984); Ch. Zavgren (1985); J. Legault (1987); S. Grigaravičius (2003); J. Mackevičius, S. Silvanavičiūtė (2006); K. Garškaitė (2008); D. Jurevičienė, E. Barsevič (2013).

Įmonės finansinei būklei vertinti naudojami įvairūs rodikliai. Skirtingos rodiklių grupės atspindi skirtingus finansinius procesus, vykstančius įmonėje, todėl vykstant kompleksinę įmonės finansinės būklės analizę pagal įvairius požymius kyla klausimas, kokius finansinius santykinus

rodiklius naudoti įmonių bankroto tikimybės prognozei, kurie rodikliai yra svarbiausi ir kaip juos vertinti? Išnagrinėjus skirtingų mokslininkų pateikiamų klasikinių tiesinės diskriminantinės analizės ir logistinės regresijos bankroto tikimybės prognozavimo modelių charakteristikas,

galima rasti nemažai panašumų – tie patys finansiniai rodikliai pasikartoja keliuose modeliuose. Analizuotuose bankroto tikimybės prognozavimo modeliuose autoriai panaudojo 33 finansinius santykinius rodiklius, leidžiančius įvertinti įmonės likvidumą, mokumą, pelningumą, veiklos efektyvumą ir kitas sritis.

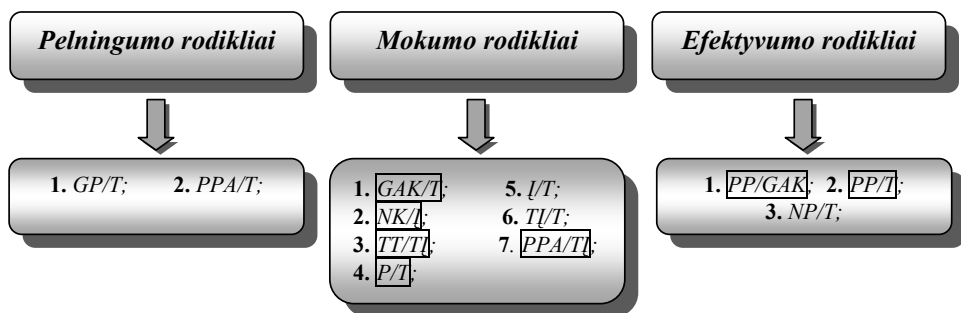
Dažniausiai analizuojamuose modeliuose panaudoti 5 rodikliai: turto apyvartumo rodiklis (pardavimo pajamų ir turto santykis), įsipareigojimų ir turto santykis, grynojo apyvartinio kapitalo ir turto santykis, trumpalaikio turto ir įsipareigojimų santykis, turto grąžos prieš apmokestinant rodiklis (pelno prieš apmokestinimą ir turto santykis). Taigi, atlikus klasikinių įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių lyginamąją analizę galima teigti, kad didžiausias dėmesys juose skiriamas įvertinti, kaip efektyviai įmonė naudoja turimą turtą pardavimo procesui garantuoti ir pelnui uždirbti. Taip pat nustatyta, kad didžiausia dalis rodiklių, naudojamų įvairių autorių modeliuose, priskiriama turto pelningumo, mokumo rodiklių grupėms.

Palyginus skirtingų mokslininkų pateiktamų klasikinių tiesinės diskriminančios analizės ir logistinės regresijos bankroto tikimybės prognozavimo modelių charakteristikas, atrenkami pirminiai naujai

kuriamo modelio kintamieji. Pirminiame kintamųjų atrankos etape atrinkta 12 santykinų rodiklių (jie klasikiniuose statistiniuose bankroto tikimybės prognozavimo modeliuose pasikartojo du ir daugiau kartų), kurie suskirstyti pagal finansinių rodiklių grupes (žr. 4 pav.).

Finansiniai santykiniai rodikliai apskaičiuojami remiantis bankrutavusių ir veikiančių skirtingo dydžio ir skirtingoms ūkio šakoms priklausančių Lietuvos įmonių finansinių ataskaitų duomenimis. Analizuojamos 158-ių įmonių ataskaitos: 63-ųjų bankrutavusių ir 95-ųjų nebankrutavusių Lietuvos įmonių.

Pagal verslo apskaitos standartus mažos įmonės rengia sutrumpintą finansinės atskaitomybės rinkinį ir neprivalo teikti informacijos apie pinigų srautus. Kapitalo rinkos rodikliai skaičiuojami tik vertybinių popierių biržoje registruotoms įmonėms, kurios į tyrimo imtį nepateko. Dėl analizuojamų įmonių juridinio statuso skirtumų ir mažų įmonių pateikiamos sutrumpintos finansinės atskaitomybės į formuojamą bankroto tikimybės prognozavimo modelį pinigų srautų bei kapitalo rinkos rodikliai nebus įtraukiami. Sudarant modelį nebus įtrauktas palūkanų padengimo koeficientas. Nors atlikus bankroto tikimybės prognozavimo modelių palyginimą šis



4 pav. Pirminiai modelio kintamieji pagal finansinių rodiklių grupes

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių.

koeficientas pasikartojo dviejuose skirtinguose modeliuose, dėl analizuojamų įmonių pateikiamos abstrakčios informacijos apie finansinės veiklos sąnaudas (ne visos įmonės pateikė pinigų srautų ataskaitas, o palūkanos pelno (nuostolio) ataskaitose buvo įskaitytos į bendras finansinės veiklos sąnaudas) rodiklis tolimesnėje analizėje nenaudojamas. Taip pat nebus įtraukti log(turtas / infliacijos lygis) bei bendrojo indekso rodikliai, kadangi analizuojamų įmonių pateikiami finansiniai duomenys yra skirtingų laikotarpių ir infliacijos lygis nebuvo analizuojamas. Bankrutavusių įmonių finansiniai duomenys naudojami likus

vieneriems metams iki bankroto paskelbimo, todėl ne visoms įmonėms buvo įmanoma apskaičiuoti bendrojo indekso rodiklį, apimančių praėjusių laikotarpių duomenis.

Svarbu pažymėti, kad stipriai tarpusavyje koreliuojantys kintamieji gali iškreipti formuojamo įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelio priklausomybes. Atsižvelgiant į tai, atliekama santykinų finansinių rodiklių ryšio glaudumo analizė. Šiam tikslui sudaryta pirminių kintamųjų porinės koreliacijos matrica. Pelningumo, mokumo ir efektyvumo rodiklių porinių koreliacijų matrica pateikiama 2 lentelėje.

2 lentelė

Pirminių modelio kintamųjų porinės koreliacijos matrica

Porinės koreliacijos		GP/T	Į/T	NK/Į	P/T	PP/GAK	PP/T	PPA/T	PPA/TĮ	TĮ/T	TT/TĮ	NP/T
GAK/T	φ	0,80*	-0,89*	0,34*	0,31*	0,09**	-0,71*	0,7*	0,11**	-0,89*	0,34*	0,89*
	n	158	158	158	158	158	158	158	158	158	158	158
GP/T	φ	1	-0,85*	0,22*	0,24*	0,06**	-0,73*	0,99*	0,26*	-0,86*	0,25*	0,83*
	n	158	158	158	158	158	158	158	158	158	158	158
Į/T	φ		1	-0,45*	-0,35*	0,02**	0,74*	-0,86*	-0,29*	0,93*	-0,43*	-0,89*
	n		158	158	158	158	158	158	158	158	158	158
NK/Į	φ			1	0,54*	-0,05**	-0,22*	0,23*	0,32*	-0,36*	0,79*	0,22*
	n			158	158	158	158	158	158	158	158	158
P/T	φ				1	-0,10**	-0,31*	0,24*	0,10**	-0,32*	0,50*	0,26*
	n				158	158	158	158	158	158	158	158
PP/GAK	φ					1	0,23*	0,06**	-0,03**	0,06**	-0,04**	0,05**
	n					158	158	158	158	158	158	158
PP/T	φ						1	-0,72*	-0,22*	0,85*	-0,27*	-0,72*
	n						158	158	158	158	158	158
PPA/T	φ							1	0,28*	-0,85*	0,27*	0,82*
	n							158	158	158	158	158
PPA/TĮ	φ								1	-0,26*	0,72*	0,23*
	n								158	158	158	158
TĮ/T	φ									1	-0,38*	-0,88*
	n									158	158	158
TT/TĮ	φ										1	0,29*
	n										158	158
NP/T	φ											1
	n											158

φ – porinės koreliacijos koef.; n – stebėjimų sk.; * – reikšmingas koreliacinis ryšys; ** – nereikšmingas koreliacinis ryšys.

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių.

Jei porinės koreliacijos koeficientas absoliučiu didumu yra didesnis už 0,8, galima teigti, kad kintamieji pasižymi stipria sąveika ir jų įtraukimas į modelį kelia multikolinearumo problemą. Sudaryta porinės koreliacijos matrica parodė, kad tarp analizuojamų rodiklių fiksuojama 15 tokių atvejų. Vienas iš multikolinearumo problemos sprendimo būdų – neįtraukti į modelį vieno ar kelių stipriai koreliuotų ir dubliuojančių vienas kito poveikį rodiklių.

Labai stipria koreliacija su kitais santykiniais finansiniais rodikliais pasižymi trumpalaikių įsiskolinimų koeficientas (*tarpusavyje stipriai koreliuoja su 6 kitais santykiniais finansiniais rodikliais*), turto pelningumo rodiklis, bendras skolos rodiklis, sukaupto kapitalo efektyvumo rodiklis (*stipriai koreliuoja su 5 kitais santykiniais finansiniais rodikliais*). Taip pat stipri koreliacija su kitais santykiniais finansiniais rodikliais būdinga turto grąžos prieš mokesčius rodikliui (*5 atvejai*). Koreliacija tarp šių rodiklių paaiškinama tuo, kad jie priklauso toms pačioms finansinių rodiklių grupėms, jų apskaičiavimui daugeliu atveju naudojami iš esmės tie patys finansinių ataskaitų straipsnių duomenys.

Atlikus dažniausiai klasikiniuose statistiniuose bankroto tikimybės prognozavimo modeliuose naudojamų santykinų finansinių rodiklių ryšių glaudumo analizę, iš tolimesnės analizės pašalinti minėti 5 koeficientai. Formuojant logistinės regresijos bankroto tikimybės prognozavimo modelį Lietuvos įmonių pavyzdžiu bus naudojami 7 santykiniai finansiniai rodikliai: 5 priklausantys mokumo rodiklių grupei bei 2 priklausantys efektyvumo rodiklių grupei, kurie į modelį įtraukiami kaip nepriklausomi (X_n) kintamieji (žr. 4 pav. apibraukti rodikliai).

Siekiant gauti tiksliai formuojamo modelio priklausomybes dar kartą apskaičiuoti

atrinktų į modelį įtraukiamų rodiklių porinės koreliacijos koeficientai. Gauti rezultatai parodė, kad visi likusieji rodikliai tarpusavyje stipriai nekoreliuoja (*porinės kor. koef.* $< 0,8$), todėl jie bus naudojami tolimesnėje analizėje.

Įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelio formavimas ir jo variacijos

Siekiant identifikuoti rodiklių kombinaciją, leidžiančią tiksliausiai prognozuoti bankroto tikimybę šalyje veikiančiose įmonėse, pirmiausia sudaromas logistinės regresijos bankroto tikimybės prognozavimo modelis, neatsižvelgiant į įmonių dydį ar sektorių. Identifikavus geriausią rodiklių kombinaciją, pateikiamos bankroto tikimybės prognozavimo modelio variacijos statybos, pramonės, prekybos ir paslaugų šakose veikiančioms įmonėms. Vėliau formuojami modeliai, pritaikyti bankroto tikimybei prognozuoti skirtingo dydžio įmonėse, įvertinamas visų modelių tinkamumas duomenims ir jų kokybė.

Šiame analizės etape taikant logistinę regresiją atrenkant ir po vieną į modelį įtraukiant statistiškai reikšmingus kintamuosius buvo sudaryti 10 skirtingų įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių (pateikiami tik geriausio modelio parametrai). Sudarant modelius į juos įtraukiami 7 anksčiau atrinkti santykiniai finansiniai rodikliai. Remiantis 158 analizuojamų įmonių finansiniais duomenimis, ši procedūra leido nustatyti, kurie iš rodiklių yra reikšmingi prognozuojant bankroto tikimybę šalyje veikiančiose įmonėse ir kokią jų kombinaciją yra tikslingiausia naudoti (žr. 3 lentelę).

Į pirminį modelį įtraukti penki rodikliai: grynojo apyvartinio kapitalo santykis su

turtu (GAK/T), pastovaus mokumo koeficientas (NK/I), grynojo apyvartinio kapitalo apyvartumas (PP/GAK), turto apyvartumo koeficientas (PP/T), bendrasis trumpalaikio mokumo koeficientas (TT/TI). Ši rodiklių kombinacija patvirtina, kad prognozuojant bankroto tikimybę Lietuvoje veikiančiose įmonėse didžiausias dėmesys turėtų būti skiriamas rodikliams, įvertinantiems įmonių trumpalaikį ir ilgalaikį mokumą.

Remiantis sudarytu pirminiu modeliu, pateikiamos jo variacijos, pritaikytos bankroto tikimybei prognozuoti statybos, prekybos, pramonės, paslaugų bei kitos veiklos šakose veikiančiose įmonėse (žr. 3 lentelę).

Formuojant modelį, pritaikytą bankroto tikimybei prognozuoti statybos šakoje veikiančiose įmonėse, tyrimo imtį sudarė 40-ties įmonių finansiniai duomenys. Atrenkant ir po vieną į modelį įtraukiant statistiškai reikšmingus pirminio modelio kintamuosius buvo sudaryti 7 skirtingi bankroto tikimybės prognozavimo modeliai. 3 lentelėje pateikiamos geriausio modelio charakteristikos.

Į modelį įtraukti keturi rodikliai: grynojo apyvartinio kapitalo ir turto santykis (GAK/T), turto apyvartumo koeficientas (PP/T), bendrasis trumpalaikio mokumo koeficientas (TT/TI), pastovaus mokumo koeficientas (NK/I). Modelio parametrai patvirtina, kad prognozuojant bankroto tikimybę statybos šakoje veikiančiose įmonėse, reikšmingiausiu rodikliu galima laikyti pastovaus mokumo koeficientą, kuris leidžia įvertinti įmonių nuosavo ir skolinto kapitalo struktūrą. Taip pat didelę reikšmę prognozuojant bankroto tikimybę šios šakos įmonėse turi grynojo apyvartinio kapitalo santykio su turtu rodiklis. Mažesnę įtaką turi į modelį įtraukti trumpalaikio mokumo bei turto apyvartumo rodikliai, leidžiantys įvertinti įmonių gebėjimą padengti trumpalaikius įsipareigojimus

trumpalaikiu turtu bei pateikiantys informaciją apie įmonių turto apyvartų skaičių per metus.

Klasifikavimo lygis rodo, kad modelį taikant turimiems duomenims iš visų šioje šakoje analizuotų įmonių bankrotą arba nebankrotinę situaciją atitinkančių stebėjimų teisingai klasifikuojama 92 % atvejų.

Formuojant modelį, pritaikytą bankroto tikimybei prognozuoti prekybos šakoje veikiančiose įmonėse, tyrimo imtį sudarė 40-ties šios šakos įmonių finansiniai duomenys. Remiantis pirminiu modeliu ir atliekant analogišką statistiškai reikšmingų kintamųjų atranką buvo sudaryti 6 skirtingi modeliai. 3 lentelėje pateikiamos geriausio sudaryto modelio charakteristikos.

Į modelį įtraukti keturi rodikliai: grynojo apyvartinio kapitalo santykio su turtu (GAK/T), grynojo apyvartinio kapitalo apyvartumo (PP/GAK), turto apyvartumo (PP/T) bei pastovaus mokumo (NK/I) koeficientai.

Prognozuojant bankroto tikimybę prekybos šakoje veikiančiose įmonėse, reikšmingiausiu laikomas pastovaus mokumo rodiklis. Modelio parametrai taip pat patvirtina, kad prognozuojant svarbu atsižvelgti ir į veiklos efektyvumo rodiklius, leidžiančius įvertinti, kaip efektyviai įmonės valdo savo turtą ir įsipareigojimus.

Klasifikavimo lygis rodo, kad modelį taikant turimiems duomenims iš visų šioje šakoje tirtų įmonių bankrotą arba nebankrotinę situaciją atitinkančių stebėjimų teisingai klasifikuojama 98 % atvejų.

Remiantis pirminiu modeliu ir atliekant analogišką statistiškai reikšmingų kintamųjų atranką buvo sudaryti 3 skirtingi modeliai, leidžiantys prognozuoti bankroto tikimybę pramonės šakoje veikiančiose įmonėse. Modelis transformuojamas naudojant 40-ties šios šakos įmonių

Įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelis ir jo variacijos pagal veiklos sritis

Rodiklis	Bankroto tikimybės prognozavimo modelio parametrai				
	Pirminis modelis	Statybos šakoje veikiančioms įmonėms	Prekybos šakoje veikiančioms įmonėms	Pramonės šakoje veikiančioms įmonėms	Paslaugų ir kitos veiklos šakoje veikiančioms įmonėms
	β koef. (Wald kriterijus)	β koef. _{exp. β} (Wald kriterijus)			
Konstanta	1,43	-1,094 _{0,335}	-0,938 _{0,391}	-3,062 _{0,047}	-0,075 _{0,928}
GAK/T	-17,48 (0,040*)	-5,330 _{0,015} (0,042*)	-13,047 _{0,020} (0,031*)	-3,488 _{0,031} (0,049*)	
NK/Į	24,21 (0,032*)	9,059 _{1,998} (0,009*)	12,772 _{1,991} (0,033*)	8,954 _{1,979} (0,005*)	11,334 _{1,965} (0,026*)
PP/GAK	0,095 (0,047*)	-0,769 _{0,463} (0,048*)	0,064 _{1,066} (0,049*)		
PP/T	-2,82 (0,031*)		-2,368 _{0,074} (0,016*)		-2,023 _{0,132} (0,047*)
TT/TĮ	-4,01 (0,048*)	-1,263 _{0,283} (0,050*)		-1,234 _{0,291} (0,042*)	-2,176 _{0,114} (0,047*)
Klasifikavimo tikslumas	93 %	92 %	98 %	96 %	96 %
Deviacijos ir laisvės laipsnių santykis	1,13	1,14	1,09	1,11	1,11
Hosmer-Lemeshow χ^2	0,57	0,53	0,49	0,47	0,77
Nagelkerke R ²	0,89	0,80	0,87	0,89	0,89
Tyrimo imtis	158	40	40	40	38

* - koeficiento įvertis statistiškai reikšmingas su 95% reikšmingumo lygmeniu.

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių.

finansinius duomenis. 3 lentelėje pateikiamos geriausio modelio charakteristikos.

Modelis apima tris rodiklius: grynojo apyvartinio kapitalo ir turto santykį (GAK/T), bendrojo trumpalaikio mokumo koeficientą (TT/TĮ), pastovaus mokumo koeficientą (NK/Į). Modelio parametrai patvirtina, kad prognozuojant bankroto tikimybę pramonės šakoje veikiančiose įmonėse, svarbiausiu rodikliu galima laikyti pastovaus mokumo koeficientą,

apibūdinantį įmonių nuosavų ir skolintų lėšų struktūrą. Mažesnę įtaką turi grynojo apyvartinio kapitalo santykio su turtu bei trumpalaikio mokumo rodikliai. Tokia rodiklių kombinacija leidžia teigti, kad prognozuojant bankroto tikimybę pramonės šakoje veikiančiose įmonėse svarbiausias dėmesys turėtų būti skiriamas mokumo rodiklių analizei.

Klasifikavimo lygis rodo, kad modelį taikant turimiems duomenims iš visų šioje

šakoje tirtų įmonių bankrotą arba nebankrotinę situaciją atitinkančių stebėjimų teisingai klasifikuojama 96 % atvejų.

Remiantis pirminiu modeliu, atrenkant ir po vieną įtraukiant statistiškai reikšmingus kintamuosius buvo sudaryti 3 skirtingi modeliai, leidžiantys prognozuoti bankroto tikimybę paslaugų ir kitos veiklos šakoje veikiančiose įmonėse. Modelis transformuojamas naudojant 38-ių šios šakos įmonių finansinius duomenis. 3 lentelėje pateikiamas geriausio modelio charakteristikos.

Modelis, skirtas prognozuoti bankroto tikimybę šioje šakoje veikiančiose įmonėse, apima turto apyvartumo (PP/T), bendrojo trumpalaikio mokumo ($TT/T\dot{I}$) bei pastovaus mokumo (NK/\dot{I}) rodiklius. Modelio parametrai patvirtina, kad prognozuojant bankroto tikimybę paslaugų ir kitos veiklos šakoje veikiančiose įmonėse, svarbiausiu rodikliu galima laikyti pastovaus

mokumo koeficientą. Mažesnę įtaką turi turto apyvartumo bei bendrojo trumpalaikio mokumo rodikliai.

Remiantis sudarytu pirminiu bankroto tikimybės prognozavimo modeliu, pateikiamos jo variacijos, leidžiančios prognozuoti bankroto tikimybę mikro-mažose bei vidutinio dydžio įmonėse (žr. 4 lentelę). Toks modelio transformavimas suteikia galimybę tiksliau prognozuoti bankroto tikimybę skirtingo dydžio įmonėse (skirstymas į skirtingo dydžio kategorijas pagal darbuotojų skaičių yra paremtas ir metinės apyvartos, metinio balanso bei kapitalo struktūros įvertinimu).

Tokias modelio variacijas prognozuojant įmonės bankroto tikimybę galima laikyti papildančiais instrumentais, nes net ir toje pačioje ūkio šakoje veikiančios įmonės išsiskiria tam tikrais specifškumais, nulemtais įmonės dydžio.

4 lentelė

Bankroto tikimybės prognozavimo mikro-mažose bei vidutinėse įmonėse modelių parametrai

Rodiklis	Mikro-mažų įmonių	Vidutinių įmonių
	β koef. _[exp. β] (Wald kriterijus)	
Konstanta	-2,191 _[0,112]	-4,025 _[0,018]
GAK/T	-2,504 _[0,082] (0,010*)	-8,956 _[0,201] (0,033*)
TT/T \dot{I}	-0,861 _[0,423] (0,009*)	
NK/ \dot{I}	6,425 _[1,921] (0,000*)	12,331 _[1,984] (0,016*)
PP/T		-0,984 _[0,374] (0,048*)
Klasifikavimo tikslumas	91 %	96 %
Deviacijos laisvės laipsnių santykis	1,17	1,10
Hosmer-Lemeshow χ^2	0,46	0,49
Nagelkerke R ²	0,842	0,88
Tyrimo imtis	88	70

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių.

Pažymėtina, kad transformuojant pirminį modelį skirtingo dydžio įmonių grupėms nebuvo surinkta pakankama mikro įmonių finansinių duomenų imtis, reikalinga kokybiškam tyrimui atlikti, todėl šių įmonių finansiniai duomenys buvo apjungti su mažų įmonių finansiniais duomenimis. Taigi, tyrimo imtį sudarė 88 mikro-mažų įmonių bei 70 vidutinių įmonių santykiniai finansiniai rodikliai. Atsižvelgiant į tai, kad Lietuvoje makro įmonės bankrutuoja labai retai, šios įmonės į tyrimo imtį nepateko.

Atrenkant statistiškai reikšmingus pirminio modelio kintamuosius, buvo sudaryti 5 skirtingi modeliai, leidžiantys prognozuoti bankroto tikimybę mikro-mažose įmonėse bei 4 skirtingi modeliai bankroto tikimybės prognozei vidutinėse įmonėse. 4 lentelėje pateikiamos geriausių modelių charakteristikos.

Prognozuojant bankroto tikimybę mikro-mažose įmonėse svarbu atsižvelgti į apyvartinio kapitalo ir turto santykį (GAK/T), bendrojo trumpalaikio mokumo (TT/TI) bei pastovaus mokumo (NK/I) rodiklius.

Prognozuojant bankroto tikimybę vidutinio dydžio įmonėse atsižvelgiama į turto apyvartumo (PP/T), bendrojo trumpalaikio mokumo (TT/TI) bei pastovaus mokumo (NK/I) rodiklius. Reikšmingiausiu rodikliu prognozuojant bankroto tikimybę mikro-mažose bei vidutinėse įmonėse laikomas pastovaus mokumo koeficientas.

Klasifikavimo lygis rodo, kad modelius taikant turimiems duomenims iš visų tirtų mikro-mažų įmonių bankrotą arba nebankrotinę situaciją atitinkančių stebėjimų teisingai klasifikuojama 91 % atvejų, vidutinių įmonių – 96 %.

Įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelio taikymas ir jo patikimumo vertinimas

Bankroto tikimybei prognozuoti Lietuvos įmonėse, priklausomai nuo to, kuriai šakai arba kuriai įmonių dydžio grupei, ji priskiriama, galima pateikti tokias Z funkcijas:

$$\begin{aligned}
 Z_{\text{statybos šakos įmonių}} &= -1,094 - 5,330_{(GAK/T)} - 0,769_{(PP/T)} - 1,263_{(TT/TI)} + 9,059_{(NK/I)} \\
 Z_{\text{prekybos šakos įmonių}} &= -0,938 - 13,047_{(GAK/T)} + 0,064_{(PP/GAK)} - 2,368_{(PP/T)} + 12,772_{(NK/I)} \\
 Z_{\text{pramonės šakos įmonių}} &= -3,062 - 3,448_{(GAK/T)} - 1,234_{(TT/TI)} + 8,954_{(NK/I)} \\
 Z_{\text{paslaugų ir kitos veiklos šakos įmonių}} &= -0,075 - 2,023_{(GAK/T)} - 2,176_{(TT/TI)} + 11,334_{(NK/I)} \\
 Z_{\text{mikro-mažų įmonių}} &= -2,191 - 2,504_{(GAK/T)} - 0,861_{(TT/TI)} + 6,425_{(NK/I)} \\
 Z_{\text{vidutinių įmonių}} &= -4,025 - 8,956_{(GAK/T)} - 0,984_{(PP/T)} + 12,331_{(NK/I)}
 \end{aligned}$$

Į šias funkcijas įtraukus atitinkamų finansinių rodiklių reikšmes, apskaičiuotas pagal įmonės finansines ataskaitas, gaunama Z reikšmė. Remiantis gauta Z reikšmė, įmonės bankroto tikimybė apskaičiuojama pagal šią formulę:

$$P(Y=1) = \frac{e^z}{1+e^z}; P \in [0;1]$$

Gautas P įvertis parodo tikimybę įmonei **nebankrutuoti** (formuojant logistinės regresijos bankroto tikimybės prognozavimo modelį ir jo variacijas kategorinis

kintamasis į modelį buvo įtraukiamas pakeičiant jį dvireikšmiu pseudokintamuoju: „0“ – žymi bankrutavusią įmonę, „1“ – *ne-bankrutavusią įmonę*).

Pagal logistinės regresijos bankroto tikimybės prognozavimo modelio kriterijus bei apskaičiuotus bankroto tikimybės įverčius analizuotoms įmonėms, sudaryta gautų rezultatų vertinimo skalė:

Jei $P < 0,25$, įmonės bankroto tikimybė **labai didelė**;

Jei $0,25 \leq P < 0,5$, tikėtina **didelė** įmonės bankroto tikimybė;

Jei $0,5 \leq P < 0,75$, tikėtina **maža** įmonės bankroto tikimybė;

Jei $P > 0,75$, įmonei **bankrotas negresia**.

Sudarytų modelių patikimumas ir suderinamumas su duomenimis buvo įvertintas statistiniais testais. Šių modelių prognozių tikslumą parodė teisingo klasifikavimo lygis. Siekiant pagrįsti teiginį, kad *formuoti naują įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelį yra tikslinga, nes jis užtikrina tikslesnę bankroto tikimybės nustatymą Lietuvos įmonėse lyginant su iki šiol naudojamais klasikiniiais modeliais*, atliekamas modelių tikslumo palyginimas prognozuojant bankroto tikimybę šiame tyrime analizuotoms Lietuvos įmonėms (žr. 5 lentelę).

5 lentelė

Įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių tikslumo palyginimas

Modelis→ Tikslumas↓		Altman	Liss	Taffler & Tisshaw	Springate	Zmijewski	Ca-Score	Zavgren	Chesser	Grigaravičius	Naujo modelio variacijos
Pagal tikio šakas	Statyba	73 %	67 %	64 %	66 %	70 %	61 %	73 %	68 %	79 %	92 %
	Prekyba		71 %	68 %	72 %	71 %	62 %		71 %	77 %	98 %
	Pramonė		69 %	67 %	69 %	70 %		74 %		70 %	83 %
	Paslaugos ir kt. veikla		78 %	74 %	61 %	77 %	71 %		64 %		76 %
Pagal įmonių dydį	Mikro-mažos įmonės	73 %	74 %	68 %	71 %	74 %	62 %	78 %	74 %	84 %	96 %
	Vidutinės įmonės			73 %	62 %					70 %	62 %

Pastaba: sudaryta straipsnio autorių.

Apskaičiavus kiekvieno modelio bankroto tikimybės įverčius visoms analizuojamoms įmonėms įvertintas vidutinis šių modelių prognozių tikslumas. Atliekant šį palyginimą nebuvo įtraukiami darbe analizuoti Altman (vertybinių popierių biržoje registruotoms įmonėms), Fulmer bei

Ohlson įmonių bankroto tikimybės prognozavimo modeliai, kadangi tyrime buvo atsiribota nuo jų taikymui būtinų rodiklių skaičiavimo (žr. „Bankroto tikimybės Lietuvos įmonėse prognozavimo modelio formavimo metodikos“ ir „Modelio kintamųjų atrankos“ skyrius). Į palyginimą neįtrauktas

ir Beaver modelis, kadangi remiantis juo neįmanoma tiksliai apskaičiuoti konkretaus bankroto tikimybės įverčio. Kitos Altman modelio variacijos pritaikytos atsižvelgiant į jų taikymo galimybes skirtingo juridinio statuso ar skirtinga veikla užsiimančioms įmonėms. Taip pat pažymėtina, kad atsižvelgiant į rodiklių skaičiavimo apribojimus, Grigaravičiaus ir Ca-Score modelius buvo galima pritaikyti ne visoms analizuojamoms įmonėms.

Iš 5 lentelės matyti, kad visais atvejais sudaryto modelio variacijos tiksliau prognozuoja bankroto tikimybę Lietuvos įmonėse, nei klasikiniai modeliai. Apibendrinant galima teigti, kad naujo, logistine regresija pagrįsto, įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelio ir jo variacijų sudarymas Lietuvos įmonėms buvo tikslingas. Sudaryto modelio specifikuojamas pagal ūkio šakas ir įmonių dydį užtikrina tikslesnes jo prognozes, lyginant su klasikiniais statistiniais įmonių bankroto tikimybės prognozavimo modeliais. Sudarytų modelių taikymas gali padėti iš anksto numatyti krizines situacijas Lietuvos įmonėse, taip padedant išvengti jų bankroto.

Išvados

Bankrotas atspindi paskutinę krizinės situacijos įmonėje būseną, kuomet ji negali padengti savo įsipareigojimų kreditoriams ir yra pripažįstamas kaip neatsiejamas rinkos santykių elementas, atliekantis reikšmingas funkcijas šalies ekonominiame gyvenime: priverčiantis su veiklos sunkumais susidūrusias įmones ieškoti naujų būdų veiklai tobulinti ir pertvarkyti bei natūraliai iš rinkos pašalinantis neefektyvius jos dalyvius.

Siekiant išvengti įmonės bankroto, atspindinčio paskutinę krizinės situacijos

įmonėje stadiją, akcentuojama kuo anksčiau krizinių situacijų identifikavimo svarba. Sprendžiant įmonės bankroto problemą kertiniu instrumentu pripažįstamas bankroto tikimybės prognozavimo modelių taikymas. Įvairūs mokslininkai pasiūlė daug skirtingų statistinių bei alternatyviųjų (dirbtinio intelekto) įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių, tačiau dėl lengvos apskaičiavimo metodikos ir santykinai aukšto prognozių tikslumo lygio, statistiniai modeliai praktikoje yra taikomi dažniausiai. Atlikti moksliniai tyrimai patvirtina, kad patikimiausiais ir kartu pritaikomiausiais iš jų laikytini logistinės regresijos pagrindu sukurti modeliai. Taip pat akcentuojamas naujų įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelių, eliminuojančių ankstesniųjų trūkumus, kūrimo poreikis. Tai sąlygoja būdų ir priemonių šiai grėsmei sumažinti ir kartu įmonių veiklos tęstinumui užtikrinti ieškojimo būtinumą.

Šios problemos sprendimui logistinės regresijos pagrindu parengtas įmonės bankroto tikimybės prognozavimo modelis, pritaikytas Lietuvos įmonėms. Remiantis atliktos analizės rezultatais, pateiktos šio modelio variacijos, pritaikytos bankroto tikimybei prognozuoti statybos, pramonės, prekybos ir paslaugų ir kitos veiklos šakose veikiančiose įmonėse. Taip pat nustatytos modelių, tinkamų bankroto tikimybei prognozuoti mikro-mažose ir vidutinėse įmonėse, charakteristikos.

Norint identifikuoti krizines situacijas Lietuvos įmonėse kuo ankstesnėje stadijoje rekomenduojama praktiškai taikyti parengto bankroto tikimybės prognozavimo modelio variacijas. Kiekvienos iš jų suderinamumas su duomenimis bei kokybė įvertinta statistiniais testais. Pateiktos bankroto tikimybės prognozavimo Lietuvos įmonėse modelio variacijos leidžia panaudoti iš karto keletą jų (pagal ūkio šaką ir įmonės dydį).

Atliktas sudaryto modelio variacijų prognozių tikslumo palyginimas su klasikiniais statistiniais bankroto tikimybės prognozavimo modeliais pagrindė naujo modelio

kūrimo tikslingumą, nes jis užtikrina tiklesnį bankroto tikimybės prognozavimą Lietuvos įmonėse nei iki šiol naudojami įvairių autorių pateikti klasikiniai modeliai.

Literatūra

1. Abdipour, S., Nasser, A., Akbarpour, M., Parsian, H., Zamani, S. (2013). Integrating Neural Network and Colonial Competitive Algorithm: A New Approach for Predicting Bankruptcy in Tehran Security Exchange // *Asian Economic and Financial Review*. No. 3(11), pp. 1528-1538.
2. Agarwal, V., Taffler, R. (2008). Comparing the Performance of Market-Based and Accounting-Based Bankruptcy Prediction Models // *Journal of Banking & Finance*. Vol. 32, No. 8, pp. 1541-1551. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.07.014>.
3. Altman, E. I. (1968). Financial Ratios. Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy // *The Journal of Finance*. Vol. 23, No. 4, pp. 589-609. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>.
4. Altman, E. I. (1983). *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy*. - New York: John Wiley and Sons.
5. Appiah, K. O. (2011). Corporate Failure Prediction: Some Empirical Evidence from Listed Firms in Ghana // *China - USA Business Review*. Vol. 10, No. 1, pp. 32-41.
6. Beaver, W. H. (1968). Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure // *The Accounting Review*. Vol. 43, No. 1, pp. 113-122.
7. Bellovary, J., Giacchino, D., Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present // *Journal of Financial Education*. Vol. 33, pp. 1-42.
8. Bivainis, J., Garškaitė, K. (2010). Įmonių bankroto grėsmės diagnostikos sistema // *Verslas: teorija ir praktika*. Vol. 11, Nr. 3, pp. 204-212. DOI: <http://dx.doi.org/10.3846/btp.2010.23>.
9. Buškevičiūtė, E., Mačerinskienė, I. (2002). *Finansų analizė: vadovėlis*. - Kaunas: Technologija.
10. Chesser, D. L. (1974). Prediction Loan Non-compliance // *Journal of Commercial Bank Lending*. Vol. 56, No. 8, pp. 28-38.
11. Fulmer, J. G. Jr., Moon, J. E., Gavin, T. A., Erwin, M. J. (1984). A Bankruptcy Classification Model for Small Firms // *Journal of Commercial Bank Lending*. July, pp. 25-37.
12. Gaganis, Ch., Pasiouras, F., Spathis, Ch., Zapanidis, C. (2007). A Comparison of Nearest Neighbours, Discriminant and Logit Models for Auditing Decisions // *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 15, No. 1-2, pp. 23-40. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/isaf.283>.
13. Garškaitė, K. (2008). Įmonių bankroto prognozavimo modelių taikymas // *Verslas: teorija ir praktika*. Vol. 9, No. 4, pp. 281-294. DOI: <http://dx.doi.org/10.3846/1648-0627.2008.9.281-294>.
14. Garškaitė, K. (2002). Įmonės krizės stadijų analizė // *Verslas, vadyba ir studijos*. Vol. 2, No. 2, pp. 75-83.
15. Gepp, A., Kumar, K. (2008). The Role of Survival Analysis in Financial Distress Prediction // *International Research Journal of Finance and Economics*. No. 16, pp. 13-34.
16. Grice, J. S. Jr., Dugan, M. T. (2003). Re-estimations of the Zmijewski and Ohlson Bankruptcy Prediction Models // *Advances in Accounting*. Vol. 20, pp. 77-93. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0882-6110\(03\)20004-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0882-6110(03)20004-3).
17. Grigaliūnienė, Ž., Cibulskienė, D. (2006). Bankroto diagnozavimo modelių patikimumo įvertinimas bankrutavusių įmonių pavyzdžiu // *Mokslas ir edukaciniai procesai*. Nr. 1, pp. 21-32.
18. Grigaravičius, S. (2003). Įmonių nemokumo diagnostika ir jų pertvarkymo sprendimai. - Kaunas: VDU leidykla.
19. Hauser, R. P., Booth, D. (2011). Predicting Bankruptcy with Robust Logistic Regression // *Journal of Data Science*. No. 9, pp. 565-584.
20. Jurevičienė, D., Bercevič, E. (2013). The Evaluation of Bankruptcy Prediction Models for Lithuanian Companies // *Trends Economics and Management*. Vol. 7, No 13, pp. 43-55.
21. Kamath, R., Hylton, M. H., Yikong, H. (2005). An Empirical Evaluation of Bankruptcy Prediction Models for Small Firms: An Over-the-counter (OTC) Market Experience // *Academy of Accounting and financial studies Journal*. Vol. 9, No. 1, pp. 45-62.

22. Karalevičienė, J., Bužinskienė, R. (2012). Modernių bankroto modelių tinkamumo įvertinimas įmonių bankroto diagnozavimui // Vadyba: mokslo tiriamieji darbai. Vol. 1, No. 20, pp. 45-55.
23. Lee, W. Ch. (2006). Genetic Programming Decision Tree for Bankruptcy Prediction // Advances in Intelligent Systems Research. - JCIS-2006 Proceedings, pp. 15-18. DOI: <http://dx.doi.org/10.2991/jcis.2006.8>.
24. Legault, J. (1987). C.A. - Score, A Warning System for Small Business Failures // Bilanas. June, pp. 29-31.
25. Mackevičius, J. (2010). Integruota įmonių bankrotų prognozavimo metodika // Verslo ir teisės aktualijos. Vol. 5, 123-138. DOI: <http://dx.doi.org/10.5200/1822-9530.2010.05>.
26. Mackevičius, J., Poškaitė, D. (1999). Įmonių bankroto prognozavimo analizės metodikų tyrimas, remiantis finansinių ataskaitų duomenimis // Ekonomika. Vol. 49, pp. 85-99.
27. Mackevičius, J., Rakšteliene, A. (2005). Altman modelių taikymas Lietuvos įmonių bankrotui prognozuoti // Pinigų studijos. No. 1, pp. 24-42.
28. Mackevičius, J., Silvanavičiūtė, S. (2006). Įmonių bankroto prognozavimo modelių tinkamumo nustatymas // Verslas: teorija ir praktika. Vol. 7, No. 4, pp. 193-202.
29. Mileris, R. (2009). Statistinių kredito rizikos vertinimo modelių efektyvumo analizė // Ekonomika ir vadyba. No. 14, pp. 1156-1162.
30. Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research. Vol. 18, No. 1, pp. 109-131.
31. Olson, D. L., Delen, D., Meng, Y. (2012). Comparative Analysis of Data Mining Methods for Bankruptcy Prediction // Decision Support Systems. Vol. 52, No. 2, pp. 464-473. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2011.10.007>.
32. Ooghe, H., Balcaen, S. (2007). Are Failure Prediction Models Widely Usable? An Empirical Study Using a Belgian Dataset // Multinational Finance Journal. Vol. 11, No. 1/2, pp. 33-76.
33. Pongsatit, S., Ramage, J., Lawrence, H. (2004). Bankruptcy Prediction for Large and Small Firms in Asia: A Comparison of Ohlson and Altman // Journal of Accounting and Corporate Governance. Vol. 1, No. 2, pp. 1-13.
34. Purlys, Č. (2001). Įmonių bankroto prevencijos sistemos kūrimas Lietuvoje // Ekonomika. Vol. 53, pp. 75-92.
35. Rugenytė, D., Menciūnienė, L., Dagilienė, L. (2010). Bankroto prognozavimo svarba ir metodai // Verslas: teorija ir praktika. Vol. 11, No. 2, pp. 143-150. DOI: <http://dx.doi.org/10.3846/btp.2010.16>.
36. Sakalas, A., Savanevičienė, A. (2003). Įmonių krizių vadyba. - Kaunas: Technologija.
37. Santos, M. F., Cortez, P., Pereira, J., Quintela, H. (2006). Corporate Bankruptcy Prediction Using Data Mining Techniques // WIT Transactions on Information and Communication Technologies. Vol. 37, pp. 349-357. DOI: <http://dx.doi.org/10.2495/DATA060351>.
38. Springate, G. (1978). Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm. - Simon Fraser University.
39. Stoškus, S., Beržinskienė, D., Virbickaitė, R. (2007). Theoretical and Practical Decisions of Bankruptcy as one of Dynamic Alternatives in Company's Performance // Engineering Economics. Vol. 2, No. 52, pp. 26-34.
40. Stundžienė, A., Bogušlauskas, V. (2006). Valuation of Bankruptcy Risk for Lithuanian Companies // Engineering Economics. Vol. 4, No. 49, pp. 29-36.
41. Taffler, R. J., Tisshaw, H. J. (1977). Going, Going, Gone – Four Factors Which Predict // Accountancy. Vol. 88, No. 1003, pp. 50-54.
42. Tvaronavičienė, M. (2001). Įmonių bankroto proceso ekonominio efektyvumo didinimo kryptys // Ekonomika. Vol. 54, pp. 135-144.
43. Virbickaitė, R. (2009). Įmonės krizinės situacijos diagnozavimas. - PhD diss., Kauno Technologijos universitetas, Kaunas.
44. Wang, Y., Campbell, M. (2010). Business Failure Prediction for Publicly Listed Companies in China // Journal of Business & Management. Vol. 16, No. 1, pp. 75-88.
45. Zavgren, Ch. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis // Journal of Business Finance & Accounting. Vol. 12, No. 1, pp. 19-45. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x>.
46. Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models // Journal of Accounting Research. Vol. 22, pp. 59-82.

Straipsnis įteiktas: 2014 04 29

Parengtas publikuoti: 2014 06 01

Mindaugas BUTKUS, Sigita ŽAKARĖ, Diana CIBULSKIENĖ

BANKRUPTCY DIAGNOSTIC MODEL AND ITS APPLICATION TO PREDICT COMPANY'S BANKRUPT LIKELIHOOD IN LITHUANIA

Summary

Businesses are constantly accompanied by uncertainty and risky decisions in dynamic and competitive market economy. In this context, corporate bankruptcies have become an unavoidable phenomenon the consequence of which is not only a problem of the companies themselves, but also determine the overall development of the country's economy. This process plays an important role in the economy because challenges companies to look for new ways to improve their performance and naturally remove inefficient participants from the market, promote competition.

Various scientists have suggested many different bankrupt likelihood prediction models, but researches confirm that they are not entirely suitable for Lithuanian companies. In order to ensure business continuity it is important to prepare a model which could precisely predict bankrupt likelihood in Lithuanian companies. Both Lithuanian and foreign scientific studies focus on new specific bankrupt likelihood prediction models, but their application needs specific information. Scientific research results shows that most suitable models to predict bankrupt likelihood in Lithuanian companies are based on logistics and the multiple logistic regression. In this context, the new bankrupt likelihood prediction model is formed on the basis of logistic regression.

Scientists developed various bankrupt likelihood prediction models at different times and in countries which differ in terms of development level, competitive conditions, and other characteristics. They are created using different financial data and different indicators. Country and activity specific

models reduce the precision level at which they predict bankrupt likelihood in Lithuanian companies, so there is a practical problem – these models are not enough accurate for prediction. Solution to this problem, and thus the purpose of the research – to develop a model which allows accurately predict bankrupt likelihood in Lithuanian companies.

The article is divided into three main parts: firstly we present analysis of bankruptcy diagnostic system; secondly, on the basis of theoretical analysis, we motivate logistic regression technique which will be employed to create bankrupt likelihood model for Lithuanian companies; thirdly, on the basis of empirical research, we present bankrupt likelihood model for Lithuanian companies also its activity and size specific variations and perform model quality and reliability assessment.

In order to identify critical situations in Lithuanian companies at the earliest possible stage, it is recommended to apply in practice prepared bankrupt likelihood prediction model and its variations for companies operating in construction, industry, trade, service and other branch specific business and also models for size specific micro-small and medium-sized companies. Each of these models compatibility with the data and their quality are evaluated with statistical tests. The pattern of variation in predicting bankrupt likelihood of Lithuanian companies suggests using several models at once (industry specific and company size specific).

For Lithuanian companies, depending on their branch or the size, to predict bankrupt likelihood, we can give such Z functions:

$$Z_{\text{construction branch}} = -1,094 - 5,330_{(GAK/T)} - 0,769_{(PP/T)} - 1,263_{(TT/TI)} + 9,059_{(NK/I)}$$

$$Z_{\text{trade branch}} = -0,938 - 13,047_{(GAK/T)} + 0,064_{(PP/GAK)} - 2,368_{(PP/T)} + 12,772_{(NK/I)}$$

$$Z_{\text{industry branch}} = -3,062 - 3,448_{(GAK/T)} - 1,234_{(TT/TI)} + 8,954_{(NK/I)}$$

$$Z_{\text{service and other branches}} = -0,075 - 2,023_{(GAK/T)} - 2,176_{(TT/TI)} + 11,334_{(NK/I)}$$

$$Z_{\text{micro-small sized}} = -2,191 - 2,504_{(GAK/T)} - 0,861_{(TT/TI)} + 6,425_{(NK/I)}$$

$$Z_{\text{average sized}} = -4,025 - 8,956_{(GAK/T)} - 0,984_{(PP/T)} + 12,331_{(NK/I)}$$

These Z functions include financial coefficients, which can be calculated on the bases of information received from companies' financial data. According

to the received Z value, bankrupt likelihood is calculated by the following formula:

$$P(Y = 1) = \frac{e^z}{1 + e^z}; P \in [0; 1]$$

The resulting estimate of P indicates the probability for the company not to go bankrupt.

According to the analyzed bankrupt likelihood prediction models based on logistic regression and received bankruptcy probability estimates from analyzed companies, we can provide such criteria for interpretation of analysis results:

If $P < 0.25$, the probability of bankruptcy is very high;

If $0.25 \leq P < 0.5$, it is likely a high probability of bankruptcy;

If $0.5 \leq P < 0.75$, it is likely a low probability of bankruptcy;

If $P > 0.75$, the company will not go bankrupt.

A composed model and its variations provide more accurate bankrupt likelihood prediction for Lithuanian companies than classic ones.