

LATVIJAS UNIVERSITĀTE  
FIZIKAS UN MATEMĀTIKAS FAKULTĀTE  
MATEMĀTIKAS NODAĻA

**RAŽOŠANAS NOZARĒ STRĀDĀJOŠO UZŅĒMUMU BANKROTA  
PROGNOZĒŠANA LATVIJĀ**

BAKALĀURA DARBS

Autore: **Laura Volka**

Stud. apl. lv13043

Darba vadītāja: Mg.oec. Laine Liepiņa

RĪGA 2017

## Anotācija

Latvijā pēdējo gadu laikā pieaug bankrotējošo ražošanas uzņēmumu īpatsvars. Darba mērķis ir izstrādāt Latvijas apstākļiem atbilstošus ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota prognozēšanas modeļus. Iespējamību, ka uzņēmums var bankrotēt, ir lietderīgi zināt gan uzņēmumam, gan potenciālajiem uzņēmumu sadarbības partneriem.

Darba pamatā tiek izmantota Altmana modeļu izstrādes metodoloģija bankrota prognozēšanai un tiek aprakstītas un izmantotas statistikās klasificēšanas metodes - lineārā diskriminantu analīze un loģistiskā regresija, kuras tiek pielāgotas dažādām izlasēm un finanšu rādītāju kā skaidrojošo mainīgo kombinācijām, lai prognozētu vai ražošanas nozarē strādājošs uzņēmums bankrotēs nākamajā gadā. Labāko modeļu izvēles kritērijs ir bankrota prognozēšanas precizitāte ražošanas nozarē strādājošiem uzņēmumiem. Iegūtie labākie modeļi tiek analizēti un salīdzināti.

Precīzākus rezultātus uzrāda loģistiskās regresijas modelis, bet modeļu trūkums ir nebankrotējošo ražošanas nozarē strādājošu uzņēmumu neprecīza klasificēšana. Izmantojot iegūtos labākos modeļus, ir iespējams simtu četrām ražošanas apakšnozarēm prognozēt bankrota iespējamību ar precizitāti virs 70%.

Atslēgas vārdi: ražošanas nozares, Altmana modeļi, lineārā diskriminantu analīze, loģistiskā regresija, bankrota prognozēšana

## **Abstract**

The number of companies facing bankruptcy each year in Latvia keeps growing. The aim of the thesis is to produce a model that is specifically designed to predict bankruptcy of the manufacturing companies operating in Latvia. Being aware of probability of bankruptcy is important for the company itself as well as its potential stakeholders.

Altman's bankruptcy prediction model is used as a basis for the work. Linear discriminant analysis and logistic regression are the classification methods used to describe and forecast potential bankruptcy of an enterprise. These methods have then been applied to different samples to explain varying financial criteria and forecast whether the company operating in manufacturing sector will face bankruptcy next year. To decide which is the best model to predict the bankruptcy of the company operating in manufacturing sector these have been analysed and compared.

Logistic regression model has proven to perform best in predicting a potential bankruptcy of a company. Disadvantage of such models is incorrect classification of companies operating in manufacturing sector that are not facing bankruptcy. The best performing models have shown accuracy of over 70% in ability to forecast potential bankruptcy of 104 companies operating in manufacturing sector.

**Keywords:** manufacturing sector, Altman's model, linear discriminant analysis, logistic regression, forecasting bankruptcy

# Saturs

<b>Ievads</b>	<b>2</b>
<b>1. Bankrota jēdziens un statistika</b>	<b>4</b>
1.1. Bankrota jēdziens . . . . .	4
1.2. Bankrota statistika Latvijā . . . . .	4
<b>2. Bankrota un maksātnespējas prognozēšanas modeļi</b>	<b>8</b>
2.1. E. Altmana bankrota prognozēšanas modeļi . . . . .	8
2.1.1. Altmana $Z$ modelis . . . . .	8
2.1.2. Altmana $Z'$ modelis . . . . .	9
2.1.3. Altmana $Z''$ modelis . . . . .	10
2.1.4. $ZETA$ modelis . . . . .	11
2.2. Bankrota un maksātnespējas modeļi Latvijas uzņēmumiem . . . . .	12
2.2.1. R. Šorina un I. Voronovas izstrādātais modelis bankrota prognozēšanai	12
2.2.2. I. Genriha, G. Pettere un I. Voronovas izstrādātais modelis maksātnespējas prognozēšanai . . . . .	13
<b>3. Lineārā diskriminantu analīze</b>	<b>15</b>
3.1. Klasificēšana . . . . .	15
3.2. Lineārā diskriminantu funkcija . . . . .	16
3.3. Parametru novērtējumi . . . . .	16
3.4. Kanoniskie diskriminantu koeficienti . . . . .	17
3.5. Lineārās diskriminantu funkcijas nozīmīgums . . . . .	18
<b>4. Loģistiskā regresija</b>	<b>21</b>
4.1. Parametru novērtēšana . . . . .	21
4.2. Modeļa parametru nozīmīguma pārbaude . . . . .	22
<b>5. Datu pielāgošana</b>	<b>24</b>
5.1. Mahalanobis distance . . . . .	24
5.2. Multikolinearitāte . . . . .	24
<b>6. Modeļu salīdzināšana</b>	<b>26</b>
6.1. Klasifikācijas matrica . . . . .	26
6.2. ROC līkne un AUC vērtība . . . . .	27
<b>7. Izlases un skaidrojošie mainīgie</b>	<b>28</b>
<b>8. Modeļu pielāgošana un analīze</b>	<b>32</b>
8.1. Lineārās diskriminantu analīzes modelis . . . . .	33
8.2. Loģistiskās regresijas modelis . . . . .	37
8.3. Modeļu salīdzinājums . . . . .	39
<b>9. Secinājumi</b>	<b>42</b>
<b>Izmantotā literatūra un avoti</b>	<b>44</b>
<b>Pielikumi</b>	<b>45</b>

## Ievads

Mūsdienās, attīstoties uzņēmējdarbībai, attīstās uz finanšu rādītājiem balstītas metodes uzņēmuma iespējamā bankrota prognozēšanai. Iespējamību, ka uzņēmums tuvākajā laikā var bankrotēt ir nepieciešams zināt gan uzņēmumam, lai to savlaicīgi konstatētu un, pieņemot operatīvus lēmumus, izvairītos no bankrota, gan potenciālajiem investoriem un kreditoriem, lai zinātu vai sadarboties ar uzņēmumu.

Statistikas vajadzībām respondentu izlašu veidošanā ir būtiski prognozēt ražošanas uzņēmumu bankrota iespējamību nākamajā gadā, rezultātā būtu iespējams respondentu izlasēs neiekļaut uzņēmumus ar augstu bankrota iespējamību.

Viens no pirmajiem, kurš izstrādāja ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanas modeli un guva popularitāti un atzinību par veikto pētījumu, ir amerikāņu finansists E. Altmans (Edward Altman), savukārt Latvijas apstākļos, ņemot vērā Latvijas likumdošanu un tirgus apstākļus, pilnīga E. Altmana bankrota iespējamības novērtēšanas modeļa izmantošana nav iespējama.

Tiek izvirzīta hipotēze, ka ir iespējams prognozēt bankrotu vienam gadam uz priekšu ražošanas nozarē strādājošiem uzņēmumiem Latvijā.

Bakalaura darba mērķis ir izstrādāt Latvijas apstākļiem piemērotus ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota prognozēšanas modeļus, izmantojot statistiskās metodes - lineāro diskriminantu analīzi un loģistisko regresiju.

Mērķa sasniegšanai izvirzītie uzdevumi:

1. Izprast bankrota jēdzienu, ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota statistiku un bankrota problēmas aktualitāti Latvijā.
2. Izpētīt bankrota prognozēšanai izmantotās matemātiskās un statistiskās metodes E. Altmana modeļos un Latvijas apstākļiem izstrādātajos modeļos.
3. Izveidot izlases un izvēlēties atbilstošus finanšu rādītājus ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanai.
4. Pielāgot lineārās diskriminantu analīzes un loģistiskās regresijas modeļus izveidotajām izlasēm.
5. Analizēt labākos iegūtos modeļus, tos salīdzināt un izdarīt secinājumus.

Bakalaura darba struktūra ir veidota tā, lai sasniegtu izvirzīto mērķi, izpildot mērķa sasniegšanai izvirzītos uzdevumus. Pirmajā un otrajā nodaļā tiek izprasts bankrota jēdziens un ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota statistika. Otrajā nodaļā pētīta E. Altmana izstrādāto  $Z$ ,

$Z'$ ,  $Z''$  un  $ZETA$  modeļu metodoloģija un izvēlētie finanšu rādītāji kā skaidrojošie mainīgie bankrota prognozēšanai. Pētīti divi Latvijas apstākļiem piemēroti bankrota prognozēšanas modeļu izmantotie finanšu rādītāji un statistiskās metodes. Trešajā un ceturtajā daļā tiek aprakstītas darbā izmantotās statistiskās metodes prognozēšanai - lineārā diskriminantu analīze un loģistiskā regresija. Piektajā daļā aprakstīti datu pielāgošanai izmantotie matemātiskie instrumenti, kas sevī ietver multikolinearitāti sekmīgai skaidrojošo mainīgo izvēlei un Mahalanobis distanci izlašu veidošanai. Sestajā daļā aprakstītas metodes ar kuru palīdzību salīdzina statistiskos modeļus - klasifikācijas matrica un ROC līkne. Septītajā daļā ir aprakstīta izlašu veidošana un skaidrojošo mainīgo izvēle. Astotajā nodaļā aprakstīta modeļu pielāgošana, labāko modeļu izvēle, to analīze un salīdzināšana. Devītajā nodaļā uzskaitīti secinājumi. Pielikumā atspoguļoti E. Altmana sākotnēji izvēlētie finanšu rādītāji, prediktoru kopas izlasēm un to kombināciju skaits, iegūtie 20 labākie lineārās diskriminantu analīzes modeļi un iegūtie 20 labākie loģistiskās regresijas modeļi, izlašu korelāciju matricas, modeļu prognozēšanas spēja pēc apakšnozares un statistiskās datorprogrammas R kods.

Pētījuma pamatā tiek izmantota Altmana modeļu metodoloģija. Pētījums ir veikts, izmantojot 2013. gada ražošanas nozarē strādājošu uzņēmumu finanšu pārskatos pieejamos rādītājus no Centrālās statistikas pārvaldes (CSP) rīcībā esošajiem datiem.

Pētījums veikts izmantojot statistiskās datorprogrammas R un SPSS.

## 1. Bankrota jēdziens un statistika

Zinātnieki modelē gan maksātnespējas, gan bankrota prognozēšanas modeļus, kaut arī abi jēdzieni savā starpā ir cieši saistīti - maksātnespēja liecina par iespējamu uzņēmuma bankrotu, jo uzņēmuma bankrots ir viens no maksātnespējas risinājumiem, ir svarīgi nošķirt šos divus jēdzienus. Uzņēmuma maksātnespēja un bankrots saistās ar finansiālu neveiksmi, kad uzņēmums nokļūst finansiālās grūtībās un nespēj segt zaudējumus vai parādus.

Lai redzētu bankrotējošo uzņēmumu tendenci un aktualitāti ražošanas nozarē strādājošiem uzņēmumiem Latvijā, autore atspoguļo ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu statistiku par laika periodu no 2005. līdz 2014. gadam.

### 1.1. Bankrota jēdziens

Ekonomikas un finanšu skaidrojošajā vārdnīcā termins bankrots tiek definēts divos veidos:

1. Personas vai uzņēmuma nespēja apmaksāt savas parādsaistības līdzekļu trūkuma dēļ. Bankrots personālsabiedrībā iestājas, ja personālsabiedrības parādsaistības pārsniedz 25% no tās biedriem pieprasīto drošības iemaksu summas, kā arī, tās pasīviem pārsniedzot aktīvus.
2. Maksātnespējas stāvokļa risinājums, kas izpaužas kā parādnieka uzņēmuma likvidācija un kreditora pieprasījumu apmierināšana no līdzekļiem, kuri iegūti likvidācijas procesā, atsavinot parādnieka mantu normatīvajos aktos noteiktajā kārtībā. Uzsākot bankrota procedūru, personālsabiedrības darbība tiek pārtraukta.[1]

Latvijas Republikas likumā "Par uzņēmumu un uzņēmējdarbību maksātnespēju" lietotais termins bankrotam ir sekojošs:

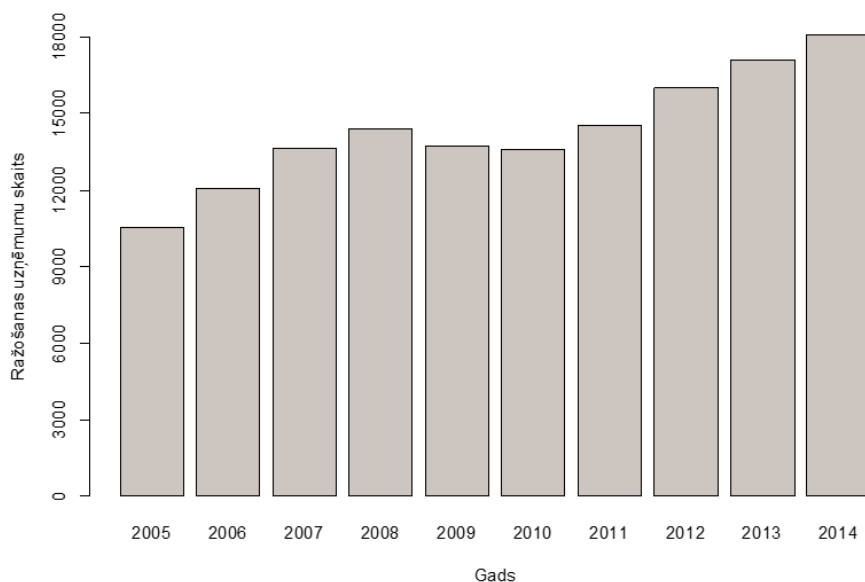
Bankrots - maksātnespējīga uzņēmuma piespiedu atsavināšana vai likvidācija nolūkā iegūt līdzekļus kreditoru likumpamatoto prasījumu apmierināšanai.[2]

Daži finanšu literatūras autori bankrota jēdzienu pielīdzina maksātnespējas jēdzienam, piemēram, E. F. Brigham, L. C. Gapenski, A. Z. Bobiļeva u.c.[3]

### 1.2. Bankrota statistika Latvijā

Uzņēmumiem Latvijā maksātnespējas problēmas ir parādījušās tikai kopš pagājušā gadsimta 90. gadiem.[4] Lai arī maksātnespējas problēmas ir salīdzinoši nesenas, apskatot statistikas datus par ražošanas uzņēmumiem Latvijā laika periodā no 2005. līdz 2014. gadam, var secināt, ka maksātnespēja un bankrota iestāšanās problēma ražošanas uzņēmumiem ir aktuāla.

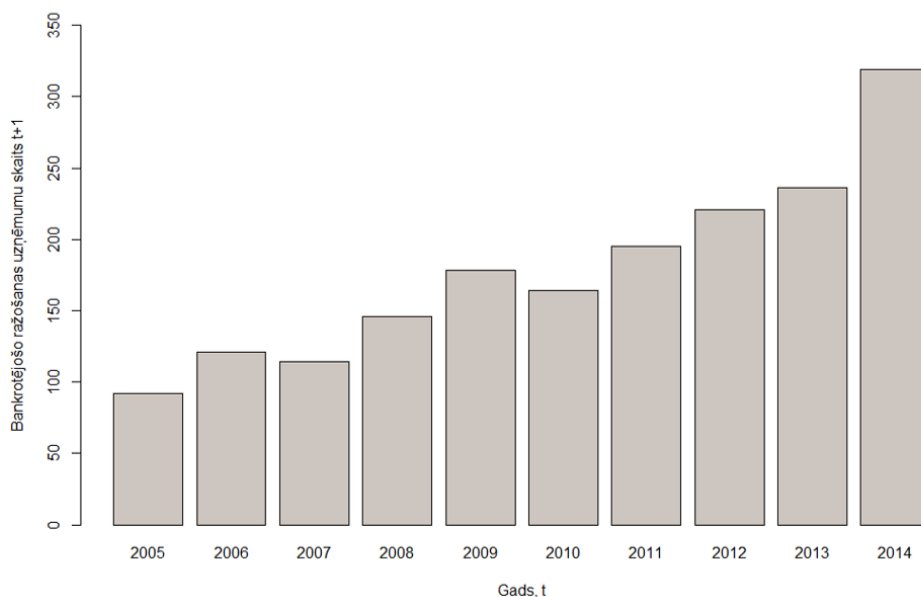
Nākamajos trijos attēlos atspoguļoti ražošanas nozarē ekonomiski aktīvo individuālo komersantu un komercsabiedrību (turpmāk aktīvie uzņēmumi) skaits dinamikā no 2005. līdz 2014. gadam. Par ražošanas nozari autore uzskata tādus uzņēmumus, kuru saimniecisko darbību statistiskajā klasifikācijā (NACE 2.red.) atbilst sadaļām: B – Ieguves rūpniecība un karjeru izstrāde, C – Apstrādes rūpniecība, D – Elektroenerģija, gāzes apgāde, siltumapgāde un gaisa kondicionēšana, E – Ūdens apgāde; notekūdeņu, atkritumu apsaimniekošana un sanācija, F – Būvniecība.



Avots: CSP

**1.1. att. Ražošanas uzņēmumu skaits no 2005. līdz 2014. gadam**

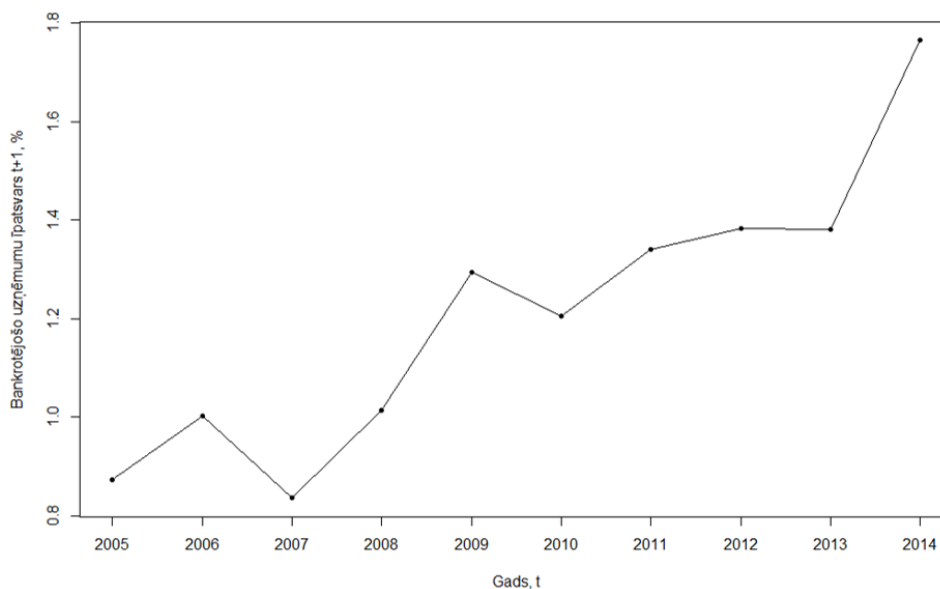
Attēls 1.1. atspoguļo, ka ražošanas uzņēmumu skaits 2005. gadā ir 10533 uzņēmumi, bet 2014. gadā 18077 ražošanas uzņēmumi, var secināt, ka apskatītajā laika periodā ražošanas uzņēmumu skaits kopumā ir pieaudzis par 7544 uzņēmumiem.



Avots: CSP

**1.2. att. Bankrotējošo ražošanas uzņēmumu skaits no 2005. līdz 2014. gadam**

Attēlā 1.2. redzams, ka bankrotējošo ražošanas uzņēmumu skaits svārstīgi pieaug. 92 uzņēmumi no 2005. gada aktīvajiem ražošanas uzņēmumiem bankrotējuši nākamajā gadā, bet no 2014. gada aktīvajiem uzņēmumiem 319 bankrotējuši nākamajā gadā.



\*autores veidots attēls

**1.3. att. Bankrotējošo ražošanas uzņēmumu īpatsvara pret ekonomiski aktīvo ražošanas uzņēmumu dinamika no 2005. līdz 2014. gadam**

Augot uzņēmumu skaitam, aug arī bankrotējošo uzņēmumu skaits, bet attēlā 1.3., kurā atspoguļoti bankrotējošo uzņēmumu skaits procentuāli no visiem aktīvajiem uzņēmumiem attiecīgā gadā, redzams, ka sākot ar 2007. gadu ir būtiski pieaudzis bankrotējošo uzņēmumu skaits. Vislie-

lākais bankrotējošo ražošanas uzņēmumu īpatsvara kāpums ir 2014.gada aktīvajiem ražošanas uzņēmumiem, kas bankrotē 2015. gadā, šis kāpums ir 0.38%

Neskatoties uz to, ka ražošanas uzņēmumu skaits pieaug, arī bankrotējošo ražošanas uzņēmumu skaitam un īpatsvaram ir tendence pieaugt un problēma, kas saistās ar uzņēmuma bankrota iestāšanos, ir aktuāla.

## 2. Bankrota un maksātnespējas prognozēšanas modeļi

Bankrota un maksātnespējas prognozēšanas modeļus ir izstrādājuši vairāki zinātnieki no dažādām valstīm un dažādos laika posmos, izmantojot dažādus statistikas datus un finanšu rādītājus (koeficientus).

Vairāki ārzemju zinātnieki ir izveidojuši bankrota vai maksātnespējas prognozēšanas modeļus, piemēram: E.I. Altman (1967.), E. Dīkins (E. Deakin) 1972. gadā, R. Edmisters (R. Edmister) 1972. gadā, R. Taflers (R. Taffler) 1974. gadā, H. Tišovs (H. Tichow) 1976. gadā, G. Springeits (G. Springate) 1978. gadā, M. Zmijevskis (M. Zmijewski) 1984. gadā.

Pētot zinātnisko literatūru, autore secina, ka pielietotas dažādas metodes uzņēmuma maksātnespējas vai bankrota prognozēšanai un populārākās no tām ir diskriminantu analīze un loģistiskā regresija.

Nākamajā apakšnodaļā tiek apskatīti E. Altmana izstrādātie modeļi, kas prognozē uzņēmuma bankrota iespējamību.

### 2.1. E. Altmana bankrota prognozēšanas modeļi

Amerikāņu ekonomists Edvards I. Altmans izmantoja daudzfaktoru diskriminantu analīzi, lai izveidotu dažādus daudzfaktoru regresijas modeļus bankrota prognozēšanai atkarībā no uzņēmumu specifikas.

#### 2.1.1. Altmana $Z$ modelis

Viens no pirmajiem un plaši praksē pielietojamiem modeļiem ir E. Altmana 1968. gadā izveidotais Altmana  $Z$  modelis, kura izstrādei tika izmantoti 66 Amerikas Savienoto valstu ražošanas uzņēmumi, kuru akcijas kotējās biržā.

E. Altmans aprēķināja un analizēja 22 dažādus finanšu rādītājus (apskatāmi 1. pielikumā), kuri tika izvēlēti balstoties uz popularitāti literatūrā un potenciālo atbilstību uzņēmumu bankrota prognozēšanai. Izlase sastāvēja no bankrotējošo un nebankrotējošo uzņēmumu grupām jeb kopām:

1. Pirmā grupa jeb bankrotējošo uzņēmumu kopa sastāvēja no 33 uzņēmumiem, kuri bankrotējuši laika periodā no 1946. – 1965. gadam, uzņēmumu kapitāla vērtība svārstījās robežās no 0.7 miljoniem līdz 25.9 miljoniem ASV dolāru, kapitālu vidējā vērtība bija 6.4 miljoni ASV dolāru. E. Altmans komentē, ka izvēlētais periods nav labākā izvēle, jo vidējā vērtība rādītājiem laika gaitā mainās, minot, ka labāk būtu izvēlēties laika periodu  $t$  un prognozēt bankrota iespējamību laika periodam  $(t + 1)$ , bet ierobežoto datu dēļ tas nav izdevies.

2. Otrajā grupā jeb nebankrotējošo uzņēmumu kopā tika izvēlēti 33 bankrotējoši uzņēmumi atbilstoši pirmās grupas uzņēmumu ražošanas nozarēm. Kopa tika ierobežota, neiekļaujot lielos un mazos uzņēmumus balstoties uz uzņēmumu aktīvu vērtības, rezultātā aktīvu vērtība šajā grupā bija robežās no 1-25 miljoniem ASV dolāru.[5]

E. Altmans, izmantojot soļu atlasē metodi, ieguva 5 visdiskriminējošākos rādītājus no 22 iepriekš izvēlētiem finanšu rādītājiem, lai izveidotu daudzfaktoru regresijas modeli un izmantoja daudzfaktoru diskriminantu analīzi, lai prognozētu uzņēmumu bankrotēšanas iespējamību. Iegūtā funkcija ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanai ir

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5, \quad (2.11)$$

kur:

$X_1$  — darba kapitāls / kopējie aktīvi;

$X_2$  — nesadalītā peļņa / kopējie aktīvi;

$X_3$  — peļņa pirms procentiem un nodokļiem/ kopējie aktīvi;

$X_4$  — akciju kapitāla tirgus vērtība / aizņemtais kapitāls;

$X_5$  — neto apgrozījums / kopējie aktīvi

E. Altmans izveidoja  $Z$  kritērijus jeb vērtības novērtēšanas skalu uzņēmumu bankrota prognozēšanas iespējamībai, kas atspoguļota 2.1. tabulā.

2.1. tabula

Iegūtās vērtības novērtēšanas skala Altmana  $Z$  modelim

$Z$ vērtība	Iespējamība, ka uzņēmums bankrotēs
$Z \leq 1.8$	ļoti augsta
$1.8 < Z \leq 2.7$	augsta
$2.7 < Z < 3.0$	pastāv
$Z \geq 3.0$	ļoti zema

$Z$  kritēriji tika izveidoti balstoties uz bankrotējošo un nebankrotējošo uzņēmumu pārklājuma zonu (zona, kurā uzņēmumi nepareizi klasificēti).

$Z$  modelis uzņēmuma bankrota iespējamību prognozēja ar 95% precizitāti vienu gadu iepriekš, ar 72% precizitāti divus gadus iepriekš, 48% trīs gadus iepriekš, 29% četrus gadus iepriekš un 36% piecus gadus iepriekš.[7]

### 2.1.2. Altmana $Z'$ modelis

Tā kā  $Z$  modelis ir tendēts uz publiskajiem un ražošanas uzņēmumiem, kuru akcijas kotējas biržā un iekļauj tirgus vērtības rādītājus, tad citos apstākļos nav iespējams izmantot  $Z$  mode-

li un prognozēt uzņēmuma bankrotēšanas iespējamību, tāpēc E. Altman izstrādāja  $Z$  modeļa modifikāciju, kas tika rekomendēta lieliem ražošanas uzņēmumiem ( $Z'$  - modeli). Lai izveidotu bankrota prognozēšanas modeli lieliem ražošanas uzņēmumiem, kuru akcijas nekotējas biržā, E. Altman aizvietoja  $X_4$  rādītāju, kurš sevī iekļāva akciju kapitāla tirgus vērtību ar citu rādītāju - pašu kapitālu pret saistībām un, izmantojot daudzfaktoru diskriminantu analīzi, izveidoja  $Z'$  modeli

$$Z' = 0.171X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998X_5, \quad (2.12)$$

kur:

$X_1$  — darba kapitāls / kopējie aktīvi,

$X_2$  — nesadalītā peļņa / kopējie aktīvi,

$X_3$  — peļņa pirms procentiem un nodokļiem/ kopējie aktīvi,

$X_4$  — pašu kapitāls/ saistības,

$X_5$  — neto apgrozījums / kopējie aktīvi,

$Z'$  modeļa kritēriji atšķiras no sākotnējā modeļa, tie atspoguļoti 2.2. tabulā.[7]

2.2. tabula

Iegūtā rezultāta novērtēšanas skala Altmana  $Z'$  modelim

$Z$ vērtība	Iespējamība, ka uzņēmums bankrotēs
$Z' \leq 1.23$	augsta
$1.23 < Z' \leq 2.9$	neitrāla
$Z' > 2.9$	zema

### 2.1.3. Altmana $Z''$ modelis

Altmana  $Z''$  modelis ir  $Z'$  modeļa variācija, kurš prognozē bankrotu dažādu nozaru mazajiem uzņēmumiem, kuru akcijas nekotējas biržā. Modelī netika iekļauts rādītājs  $X_5$  un, izmantojot daudzfaktoru diskriminantu analīzi, izveidoja  $Z''$  modeli

$$Z'' = 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4, \quad (2.13)$$

kur:

$X_1$  = darba kapitāls / Aktīvi,

$X_2$  = nesadalītā peļņa/ Aktīvi,

$X_3$  = peļņa pirms procentiem un nodokļiem/Aktīvi,

$X_4$  = pašu kapitāls/ Saistības

Kritēriji  $Z''$  modelim atspoguļoti 2.3. tabulā.[7]

2.3. tabula

Iegūtā rezultāta novērtēšanas skala Altmana  $Z''$  modelim

Z vērtība	Iespējamība, ka uzņēmums bankrotēs
$Z'' \leq 1.1$	augsta
$1.1 < Z'' \leq 2.6$	neitrāla
$Z'' > 2.6$	zema

#### 2.1.4. ZETA modelis

Attīstoties ekonomikai un uzņēmumiem, kuru kopējie vidējie aktīvi ir būtiski palielinājušies, izstrādātie modeļi zaudē precizitāti, tādēļ tika izveidots jauns ZETA uzņēmumu bankrota prognozēšanas modelis ražošanas un tirdzniecības uzņēmumiem, kuru izstrādāja E. Altmans, R. Heldmans un P. Narajanans 1977. gadā. ZETA modelis iekļauj datus par 53 bankrotējušiem un 58 nebankrotējušiem uzņēmumiem laika periodā no 1962. līdz 1975. gadam. Tika izmantota daudzfaktoru diskriminantu analīze, gan lineārā, gan kvadrātiskā diskriminantu analīze bankrota prognozēšanai, jo kovariācijas bankrotējošo un nebankrotējošo uzņēmumu grupās nebija vienādas (kas ir nosacījums lineārajai diskriminantu analīzei). Rezultātā tika izmantota lineārā diskriminantu analīze, jo precizitāte abiem modeļiem bija vienāda, bet, izmantojot lineāro diskriminantu metodi, skaidrojošo mainīgo skaits bija mazāks.[6] No sākotnējiem 27 finanšu rādītājiem tika iegūts modelis ar 7 skaidrojošajiem mainīgajiem, kas spēj prognozēt vislabāk:

$X_1$  - peļņa pirms procentu un nodokļu atskaitīšanas pret aktīvu vidējo atlikumu,

$X_2$  - ienākumu stabilitāte ( $X_1$  tendences novērtējums 5 līdz 10 gadu laikā, novērtējuma standartklūdai pielietojot normalizēšanas metodi),

$X_3$  - peļņa pirms nodokļiem, pirms procentu maksājumiem pret kopējiem procentu maksājumiem,

$X_4$  - nesadalītā peļņa pret aktīvu vērtību,

$X_5$  - kopējās likviditātes rādītājs,

$X_6$  - pašu kapitāls pret kopējo kapitālu,

$X_7$  - logaritms no uzņēmuma kopējiem aktīviem.

Izveidotā ZETA modeļa bankrotējošo uzņēmumu precizitāte ir augstāka kā Z-modelim, bet nebankrotējošo uzņēmumu precizitāte sliktāka. Šis modelis spēj pareizi prognozēt uzņēmuma bankrotu 5 gadus iepriekš ar 69.8% precizitāti, bet Z-modelis ar 36.0% precizitāti.

ZETA modelis ir patentēts, tāpēc nav iespējams uzzināt iegūtās funkcijas parametrus.[8]

## 2.2. Bankrota un maksātnespējas modeļi Latvijas uzņēmumiem

Latvijas un ASV ekonomikas un tirgus atšķirību dēļ pilnīga Altmana modeļu izmantošana nav iespējama, tādēļ ir veidoti jauni un modificēti uzņēmumu bankrota prognozēšanas modeļi, kas ir piemēroti uzņēmumu bankrota prognozēšanai Latvijā.

Piemērotus bankrota un maksātnespējas prognozēšanas modeļus Latvijas apstākļiem izstrādājuši R. Šorins un I. Voronova 1998. gadā un I. Genriha, G. Pettere, I. Voronova 2011. gadā.

### 2.2.1. R. Šorina un I. Voronovas izstrādātais modelis bankrota prognozēšanai

Latvijas zinātnieki R. Šorins un I. Voronova, izmantoja 23 dažādu nozaru uzņēmumu finanšu pārskatus par periodu no 1994.gada līdz 1996. gadam. Uzņēmumi aptver dažādas tautsaimniecības nozares: kokapstrāde, elektroiekārtas, radiotehnika, metālapstrāde, papīra un celulozes ražošanu, šūšana, vairumtirdzniecība un mazumtirdzniecība.

Izmantojot daudzfaktoru diskriminantu analīzi, R. Šorins un I. Voronova ir izstrādājuši modeli uzņēmumu bankrota prognozēšanai

$$Z = 2.5X_1 + 3.5X_2 + 4.4X_3 + 0.45X_4 + 0.7X_5, \quad (2.21)$$

kur:

$X_1$  = tīrais apgrozāmais kapitāls/aktīvi,

$X_2$  = nesadalītā peļņa/aktīvi,

$X_3$  = peļņa pirms nodokļiem/aktīvi,

$X_4$  = pašu kapitāls/kopējais parāds,

$X_5$  = neto apgrozījums/aktīvi.

Modeļa kopējā precizitāte ir 96% un tas spēj novērtēt bankrota iespējamību divus gadus pirms bankrota iestāšanās apmēram 70% gadījumos, bet ilgtermiņa prognozēšanas precizitātes aprēķinu nebija iespējams veikt, jo trūka nepieciešamās statistiskās informācijas.  $Z$ -kritēriji tika atstāti tādi paši kā Altmana  $Z$ -modelim (skatīt 2.1. tabulā).

Vēlāk šim modelim tika ieviesta konstante -2.4, lai  $Z$  kritērija robežvērtība būtu 0, tādā veidā atvieglojot novērtēšanu. Ja  $Z$  vērtība ir mazāka par 0, tad uzņēmuma iespējamība bankrotēt ir liela, bet, ja  $Z$  vērtība ir lielāka par 0, tad uzņēmumam bankrots nedraud. Korekcijas koeficienta ieviešanas rezultātā iegūts bankrota prognozēšanas modelis[9]:

$$Z = -2.4 + 2.5X_1 + 3.5X_2 + 4.4X_3 + 0.45X_4 + 0.7X_5 \quad (2.22)$$

Izstrādātais  $Z$  modelis Latvijas uzņēmumiem no Altmana  $Z$  modeļa atšķiras ar mainīgo  $X_3$ , kurš aizstāts ar peļņu pirms nodokļiem pret aktīviem un mainīgo  $X_4$ , kurš aizstāts ar pašu kapitālu pret kopējo parādu.

### 2.2.2. I. Genriha, G. Pettere un I. Voronovas izstrādātais modelis maksātnespējas prognozēšanai

Modeļa izstrādei zinātnieki pielietoja 2860 finanšu gada pārskatus, kas reprezentēja 1272 unikālus uzņēmumus, un no kuriem 54 bija maksātnespējas statusā (kredītsaistību kavējumi vairāk par 90 dienām). Tika analizēti 34 finanšu rādītāji, no kuriem 3 rādītāji bija izvēlēti un izmantojot loģistisko regresiju, tika izveidots šāds modelis, lai prognozētu uzņēmumu maksātnespēju

$$Z = 25.99X_1 + 33.35X_2 + 16.208X_3 - 5.662, \quad (2.23)$$

kur:

$X_1$  – peļņa pirms nodokļiem / pašu kapitāls,

$X_2$  – neto apgrozījums / aktīvi,

$X_3$  - ilgtermiņa saistības / aktīvi,

Mainīgie  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$  ir standartizēti un transformēti.

Izstrādātais modelis aprēķina saistību nepildīšanas (maksātnespējas) varbūtību, kura savukārt norāda uz iespējamību, ar kādu uzņēmumam ir risks kļūt par maksātnespējīgu viena gada laikā.

Laukums zem ROC līknes (6.26.) sastādīja 72,3%. Publiskajam servisam uzrādīja 90.5% precizitāti, savukārt ražošanas uzņēmumiem uzrādīja 76% precizitāti, viszemākā precizitāte bija tirdzniecības uzņēmumiem – 72.4%, zinātnieki skaidro, ka tas iespējams tādēļ, ka pētījumā tika izmantoti pārāk maz maksātnespējīgo uzņēmumu.[10]

Dažādus bankrota un maksātnespējas prognozēšanas modeļus, tajā skaitā Altmana  $Z$ ,  $Z'$  un  $Z''$  un R. Šorina un I. Voronovas modeli, Latvijas apstākļiem testējusi ekonomikas doktore R. Šneidere 2007. gadā. Praktiskajā pētījumā R. Šneidere izmantoja četru nozaru (būvniecība, ražošana, pakalpojumi, tirdzniecība) 163 dažādu uzņēmumu 513 finanšu pārskatus un tie analizēti par laika periodu no 2000. - 2004. gadam. Visaugstāko ticamības pakāpi būvniecības un tirdzniecības nozares uzņēmumiem uzrādīja Altmana  $Z''$  modelis, ražošanas nozares uzņēmumu-

miem Altmana  $Z'$  modelis un pakalpojumu nozares uzņēmumiem R. Šorina un I. Voronovas modelis.[4]

R. Šneideres pētījumā maksātnespējīgie uzņēmumi tika pielīdzināti bankrotējošiem uzņēmumiem, un izvēlētais uzņēmumu skaits testēšanai ir neliels, tāpēc iegūtos rezultātus nevar attiecināt uz visiem Latvijas uzņēmumiem.

### 3. Lineārā diskriminantu analīze

Lineārā diskriminantu analīze (turpmāk LDA) ir statistisks paņēmiens, kurš tiek izmantots novērojumu klasificēšanai, ja ir zināmas novērojumu pazīmes. LDA tiek izmantota, ja starp grupām pastāv būtiskas pazīmju atšķirības (diskriminanti) un atkarīgais mainīgais ir kvalitatīvā formā. Divu grupu gadījumā tas ir binārais rezultējošais mainīgais, piemēram, vīrietis vai sieviete, bankrotēs vai nebankrotēs.

LDA pieņem, ka grupām ir vienādas kovariāciju matricas  $V$  un tās pakļaujas daudzdimensiju normālajam sadalījumam un vēlams, lai multikolinearitāte datos, kā kopumā, tā grupās nepastāv vai ir neliela.

Apakšnodaļās tiek izmantots avots [11].

#### 3.1. Klasificēšana

Tiek pieņemts, ka  $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$  ir  $p$  mainīgo vektors,  $f_1$  un  $f_2$  ir blīvuma funkcijas. Ir nepieciešams klasificēt jaunu elementu,  $x_0$ , ar zināmām  $p$  mainīgo vērtībām, pie vienas no grupām  $G_i$ ,  $i = 1, 2$ , pie zināmām apriorām varbūtībām  $\pi_1$  un  $\pi_2$ , ( $\pi_1 + \pi_2 = 1$ ), elementa varbūtības sadalījums ir

$$f(x) = \pi_1 f_1(x) + \pi_2 f_2(x) \quad (3.11)$$

Kad  $x_0$  ir novērots, ir iespējams aprēķināt nosacītās jeb aposteriorās varbūtības, ka elements pieder kādai no grupām  $G_i$ ,  $P(G = i | X = x_0)$ , kur  $i = 1, 2$ , varbūtības tiek aprēķinātas izmantojot Beijesa formulu

$$P(1|x_0) = \frac{P(x_0|1)\pi_1}{\pi_1 P(x_0|1) + \pi_2 P(x_0|2)} \quad (3.12)$$

Un tā kā  $P(x_0|1) = f_1(x_0)$ , tad iegūst:

$$P(1|x_0) = \frac{f_1(x_0)\pi_1}{\pi_1 f_1(x_0) + \pi_2 f_2(x_0)} \quad (3.13)$$

Ekvivalenti otrajai grupai:

$$P(2|x_0) = \frac{f_2(x_0)\pi_1}{\pi_1 f_1(x_0) + \pi_2 f_2(x_0)} \quad (3.14)$$

Tā kā saucēji ir vienādi, tad  $x_0$  tiek klasificēts grupā  $G_2$ , ja:

$$\pi_2 f_2(x_0) > \pi_1 f_1(x_0) \quad (3.15)$$

Un, ja apriorās varbūtības ir vienādas, tad vienādojumu iespējams pārrakstīt:

$$f_2(x_0) > f_1(x_0) \quad (3.16)$$

Tātad  $x_0$  tiek klasificēts tajā grupā, kur ticamība ir vislielākā.

### 3.2. Lineārā diskriminantu funkcija

Pieņemot, ka  $f_1$  un  $f_2$  ir normālā sadalījuma blīvuma funkcijas grupām ar dažādām vidējām vērtībām  $\mu_i$ , bet vienādām kovariāciju matricām  $V$ . Ja elements  $x$  pieder pie kādas no grupām  $G_i$ , kur  $i = 1, 2$ , tad tā sadalījuma blīvuma funkcija  $f_i$  ir

$$f_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}|V|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu_i)'V^{-1}(x - \mu_i)\right\} \quad (3.21)$$

Lai klasificētu šo elementu, tiek izmantota formula (3.15.), to logaritmējot un, aizvietojojot  $f_i(x)$  ar (3.21.), tiek iegūts:

$$-\frac{1}{2}(x - \mu_2)'V^{-1}(x - \mu_2) + \log(\pi_2) > -\frac{1}{2}(x - \mu_1)'V^{-1}(x - \mu_1) + \log(\pi_1) \quad (3.22)$$

$(x - \mu_i)'V^{-1}(x - \mu_i)$  ir Mahalanobis distance  $D_i^2$ , un, ja apriorās varbūtības ir vienādas, tad novērojumu var klasificēt pie  $G = 2$ , ja

$$D_1^2 > D_2^2 \quad (3.23)$$

### 3.3. Parametru novērtējumi

Gadījumā, kad parametri nav zināmi, kā tas ir praksē, jāizmanto parametru novērtējumi.  $X = (x_1, \dots, x_p)$  ir skaidrojošie mainīgie,  $p$  ir skaidrojošo mainīgo skaits,  $G$  ir grupu skaits,  $g$  ir grupa  $g = 1, \dots, G$  un  $n_g$  ir elementu skaits grupā  $g$ .

Kopējais novērojumu skaits  $n$  ir:

$$n = \sum_{g=1}^G n_g, \quad (3.31)$$

Vidējā vērtība  $\bar{x}_g$  (centroīds) grupai  $g$  ir vektors

$$\bar{x}_g = \frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} x_{ig} \quad (3.32)$$

kur  $x'_{ig} = (x_{i1g}, \dots, x_{ipg})$  ir vektors  $(1 \times p)$ , kurš satur  $p$  vērtības novērojumam  $i$  grupā  $g$ .

Kovariāciju matrica elementiem grupā  $g$  ir:

$$\hat{S}_g = \frac{1}{n_g - 1} \sum_{i=1}^{n_g} (x_{gi} - \hat{x}_g)(x_{gi} - \hat{x}_g)' \quad (3.33)$$

Kovariāciju matrica starp klasēm grupā ir:

$$\hat{S}_w = \sum_{g=1}^G \frac{n_g - 1}{n - G} \hat{S}_g \quad (3.34)$$

Matrica no kvadrātu summām starp klasēm grupā (*sum of squares within the classes*) ir:

$$W = (n - G) \hat{S}_w \quad (3.35)$$

Matrica no kvadrātu summām starp grupām ir (*sum of squares between groups*):

$$B = \sum_{g=1}^G n_g (x_g - \bar{x})(x_g - \bar{x})' \quad (3.36)$$

Tātad,  $\mu_g$  tiek aizstāts ar novērtēto vidējo vērtību  $\bar{x}_g$  un kovariāciju matrica  $V$  aizstāta ar  $\hat{S}_w$ . Elements  $x_0$  tiek klasificēts tajā grupā  $g$ , kur

$$\min_g (x_0 - \bar{x}_g)' \hat{S}_w^{-1} (x_0 - \bar{x}_g) = \min_g \hat{S}_w^{-1} \bar{x}_g (\bar{x}_g - x_0) \quad (3.37)$$

### 3.4. Kanoniskie diskriminantu koeficienti

Lineārā diskriminantu funkcija divu grupu gadījumā tiek meklēta skalārā vērtība

$$\mathbf{z} = \alpha' x \quad (3.41)$$

tāda, kura maksimizē distanci starp vidējām vērtībām, gadījumā, kad kovariācijas grupām ir vienādas.

Divu grupu gadījumā vidējā vērtība mainīgajam  $z$  pirmajā grupā ir  $\hat{m}_1 = \alpha \bar{x}_1$ , un vidējā vērtība otrajā grupā ir  $\hat{m}_2 = \alpha \bar{x}_2$ . Izmantojot dispersijas novērtējumu  $s_z^2 = \alpha' \hat{S}_w \alpha$  jāatrod  $\alpha$  tāda, lai atšķirība starp  $m_1$  un  $m_2$  būtu maksimāla. To var aprēķināt:

$$\phi = \left( \frac{\hat{m}_2 - \hat{m}_1}{s_z} \right)^2 \quad (3.42)$$

un tas ir ekvivalents

$$\phi = \frac{(\alpha' (\bar{x}_2 - \bar{x}_1))^2}{\alpha' \hat{S}_w \alpha} \quad (3.43)$$

Tā kā  $\phi$  ir invariants pret konstantēm ( $\beta = p\alpha$ ,  $\phi(\beta) = \phi(\alpha)$ ). Lai atrastu virzienu  $\alpha$ , kurš maksimizē  $\phi$ , jādiferencē vienādojumu 3.43. pēc  $\alpha$  un jāpielīdzina nullei.

$$\frac{\partial \phi}{\partial \alpha} = 0 = \frac{2\alpha'(\bar{x}_2 - \bar{x}_1)(\bar{x}_2 - \bar{x}_1)' \alpha' \hat{S}_w \alpha - 2\hat{S}_w \alpha (\alpha'(\bar{x}_2 - \bar{x}_1))^2}{(\alpha' \hat{S}_w \alpha)^2} \quad (3.44)$$

tiek iegūts:

$$(\bar{x}_2 - \bar{x}_1) \alpha' \hat{S}_w \alpha = \hat{S}_w \alpha (\alpha'(\bar{x}_2 - \bar{x}_1)) \quad (3.45)$$

jeb

$$(\bar{x}_2 - \bar{x}_1) = \hat{S}_w \alpha \frac{(\alpha'(\bar{x}_2 - \bar{x}_1))}{\alpha' \hat{S}_w \alpha} \quad (3.46)$$

un rezultātā:

$$\alpha = (\alpha' \hat{S}_w \alpha) / \alpha'(\bar{x}_2 - \bar{x}_1) \hat{S}_w^{-1} (\bar{x}_2 - \bar{x}_1) \quad (3.47)$$

kur  $(\alpha' \hat{S}_w \alpha) / \alpha'(\bar{x}_2 - \bar{x}_1)$  ir konstante un optimizācijas funkcija ir invarianta pret konstantēm un to iespējams normalizēt, iegūstot

$$\alpha' S_w \alpha = (\bar{x}_2 - \bar{x}_1)' \hat{S}_w^{-1} (\bar{x}_2 - \bar{x}_1) = (\hat{m}_2 - \hat{m}_1)^2 \quad (3.48)$$

Būtībā matricas  $W^{-1}B$  nenulles īpašvērtības ir  $\alpha = \min(G-1, p)$ , apzīmējot tās kā  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$  un sakārtojot dilstošā secībā, kurām  $u_1, u_2, \dots, u_r$ , ir saistītie īpašvektori, tiek iegūti kanoniskie diskriminantu koeficienti, kas ir šie īpašvektori.

$$\mathbf{Z} = \mathbf{U}'_r x \quad (3.49)$$

kur  $\mathbf{Z}$  ir vektors  $\mathbf{Z} = (\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_r)$ ,  $\mathbf{U}_r$  ir  $(p \times r)$  matrica, kas satur īpašvektorus un  $x$  ir  $(p \times 1)$  vektors.

### 3.5. Lineārās diskriminantu funkcijas nozīmīgums

#### Vilksa lambda (*Wilk's lambda*)

Vilksa lambda kritērijs tiek izmantots, lai testētu diskriminantu funkcijas nozīmīgumu un definējams:

$$\Lambda = \frac{|W|}{|W + B|} \quad (3.51)$$

kur  $W + B$  ir kopējā kvadrātu summa.

$\Lambda$  vērtību iespējams aprēķināt izmantojot īpašvērtības  $\lambda$ , tādēļ Vilksa lambda kritēriju var aprēķināt:

$$\Lambda_v = \prod_{v=1}^r \left( \frac{1}{1 + \lambda_v} \right) \quad (3.52)$$

Lai novērtētu funkcijas nozīmīgumu, tiek izmantota statistika

$$\begin{aligned} T &= -1(df_2 - \frac{1}{2}(p - df_1 + 1)) \ln \Lambda = \\ &= -(N - 1 - \frac{1}{2}(p + k)) \ln \frac{1}{1 + \lambda_i} = \\ &= (N - 1 - \frac{1}{2}(p + k)) \sum_{i=1}^r \ln(1 + \lambda_i) \end{aligned} \quad (3.53)$$

kur  $df_1 = G - 1$  un  $df_2 = n - G$ . Šī statistika aproksimē  $\chi^2$ -sadalījumu ar  $p(k - 1)$  brīvības pakāpēm, un kuru var izmantot, lai pārbaudītu hipotēzes:

$$H_0 : \mu_1 = \dots = \mu_j \text{ jeb ekvivalenti } \lambda_v = 0,$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \dots \neq \mu_j \text{ jeb ekvivalenti } \lambda_v \neq 0.$$

Lai pārbaudītu grupu vidējo vērtību vienādību katram prediktoram, tiek izmantota  $F$ -statistika ar brīvības pakāpēm  $p, v_E - p + 1$ , kur  $v_E = G(n - 1)$ :

$$F = \frac{1 - \Lambda}{\Lambda} \frac{v_E - p + 1}{p} \quad (3.54)$$

kur  $p$  mainīgo skaits jeb dimensija.

### Kanoniskā korelācija

Kanoniskā korelācija starp  $v$ -to diskriminantu funkciju un neatkarīgajiem mainīgajiem ir

$$R_v^* = \frac{\lambda_v}{1 + \lambda_v} \quad (3.55)$$

Kanoniskā korelācija palīdz novērtēt saistību starp mainīgajiem, ja tā ir liela, tad ir augsta korelācija starp diskriminantu funkciju un grupām.

### Standartizēti kanoniskie koeficienti

Standartizētus kanoniskos koeficientus var aprēķināt

$$u_s = u_{ij} \sqrt{w_{ij}}, \quad (3.56)$$

kur  $u_{ij}$  ir īpašvektoru vērtības un  $w_{ij}$  ir kovariāciju matricas starp klasēm  $\hat{S}_w$  elementi.

Standartizēti kanoniskie koeficienti ļauj salīdzināt katra mainīgā ieguldījumu funkcijā.

### Struktūras matrica

Arī struktūras matrica palīdz izprast mainīgo nozīmīgumu funkcijā. Tajā ir atspoguļotas korelācijas starp diskriminantu koeficientiem un standartizētām kanonisko diskriminantu funkcijām, šo korelāciju var aprēķināt:

$$Corr_{jg} = \frac{1}{w_{jj}} \sum_{i=1}^p u_{ig} w_{ji}, \quad (3.57)$$

kur  $p$  prediktoru skaits,  $i = 1, \dots, p$ ,  $g = 1, \dots, G$ ,  $u_{ig}$  ir īpašvektoru vērtība  $g$ -tajā grupā,  $w_{ji}$  un  $w_{jj}$  ir kovariāciju matricas starp klasēm  $\hat{S}_w$  elementi.

Jo ciešāka ir sakarība, jo nozīmīgāks ir mainīgais šajā funkcijā.

## 4. Loģistiskā regresija

Loģistiskā regresija (turpmāk LR) ir statistiskā klasifikācijas metode, kuru var izmantot novērojumu klasificēšanā, ja rezultējošais mainīgais  $Y$  pieņem divas dažādas vērtības atkarībā no skaidrojošo mainīgo  $X$  vērtībām.

Pieņemot, ka ir izveidota izlase no  $n$  neatkarīgiem pāru novērojumiem  $(x_i, y_i)$ ,  $Y \in \{0,1\}$ ,  $y_i$  ir binārais mainīgais  $i$ -tajam novērojumam un  $X = (x_1, \dots, x_p)$  ir  $p$  prediktori,  $x_i$  ir  $i$ -tā novērojuma neatkarīgais mainīgais,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

Loģistiskās regresijas notikuma  $Y = 1$  iestāšanās varbūtība ir

$$\pi(x) = P(Y = 1|X) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}} \quad (4.01)$$

Tā kā  $Y \in \{0,1\}$ , tad notikuma  $Y = 0$  iestāšanās varbūtība ir

$$P(Y = 0|X) = 1 - P(Y = 1|X) = 1 - \pi(x) \quad (4.02)$$

Varbūtību attiecība (*odds ratio*) tiek iegūta

$$\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (4.03)$$

Logaritmējot varbūtību attiecību (4.03.), tiek iegūts loģistiskās regresijas modelis

$$\ln \left( \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p \quad (4.04)$$

### 4.1. Parametru novērtēšana

Loģistiskās regresijas vienādojuma pielāgošanai nepieciešams novērtēt nezināmos parametrus  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n)$  izmantojot maksimālās ticamības metodi (*maximum likelihood estimation*), kura meklē tādus  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$  novērtējumus, lai piešķirtu lielāku varbūtību novērojumam, kas pieder pie  $Y = 1$  un mazāku, kas pieder pie  $Y = 0$ .

Ticamības funkcija (*likelihood function*) novērojumu pārim  $(x_i, y_i)$  ir:

$$\pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1 - y_i}. \quad (4.11)$$

Ticamības funkcija  $l(\beta)$  tiek izteikta kā visu novērojumu pāru ticamības funkciju reizinājums, jo pastāv pieņēmums, ka novērojumi ir neatkarīgi

$$\ell(\beta) = \prod_{y_1} \pi(x_i)^{y_i} \prod_{y_0} (1-\pi(x_i))^{1-y_i}. \quad (4.12)$$

un tiek iegūts

$$\ell(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1-\pi(x_i))^{1-y_i}. \quad (4.13)$$

Logaritmiskā ticamības funkcija (*log-likelihood function*) tiek iegūta logaritmējot  $\ell(\beta)$

$$\ell\ell(\beta) = \ln(\ell(\beta)) = \sum_{i=1}^n y_i \ln(\pi(x_i)) + (1-y_i) \ln(1-\pi(x_i)) \quad (4.14)$$

Novērtējumi  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1 \dots \hat{\beta}_n$  ir izvēlēti tādi, lai maksimizētu ticamības funkciju. Diferencējot  $\ell\ell(\beta)$  pēc  $\beta$  un pielīdzinot nullei tiek iegūti ticamības vienādojumi, kuru atrisinājumi ir modeļa koeficienti  $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1 \dots \hat{\beta}_n)$ . [12]

## 4.2. Modeļa parametru nozīmīguma pārbaude

Izmantojot  $z$ -statistiku un marginālos efektus ir iespējams novērtēt skaidrojošo mainīgo ieguldījumu modelī.

### $z$ - statistika

Logistiskās regresijas gadījumā, lai novērtētu atsevišķa prediktora ieguldījumu modelī, tiek izmantota  $z$ -statistika, kas ir statistisks tests, kurš ir balstīts uz normālo sadalījumu un pieņem tikai vienu kritisko vērtību. Tiek pieņemts, ka  $x_i$  ir  $i$ -tais skaidrojošais mainīgais un  $Y$  ir rezultējošais mainīgais,  $z$  - statistika pārbauda hipotēzes

$H_0 : \beta_i = 0$ , kas apgalvo, ka starp  $x_i$  un  $Y$  nepastāv saistība,

$H_1 : \beta_i \neq 0$ , kas apgalvo, ka starp  $x_i$  un  $Y$  pastāv saistība,

un  $z$ -statistika ir

$$z = \frac{\beta_i}{SE_{\beta_i}}, \quad (4.21)$$

kur  $\beta_i$  ir regresijas koeficients un  $SE_{\beta_i}$  ir  $\beta_i$  standartkļūda. [13]

### Marginālie efekti

Lai noskaidrotu kādā mērā katrs prediktors ietekmē prognozēto vērtību, pieņemot, ka pārējie prediktori nemainās, tiek izmantoti marginālie efekti. Tie nosaka, cik reizes mainītos varbūtība atkarīgajam mainīgajam pieņemt vērtību 1, ja skaidrojošais mainīgais pieaugtu par vienu vienību.[14]

Diferencējot vienādojumu (4.01.) pēc  $x_k$  tiek iegūts marginālais efekts  $M_k$ ,  $k$ -tajam prediktoram ( $k = 1, \dots, p$ ):

$$M_k = \frac{\partial P(Y = 1|X)}{\partial x_k} = \frac{\partial \pi(x)}{\partial x_k} \quad (4.22)$$

To iespējams pierakstīt:

$$\begin{aligned} M_k &= \frac{e^{x_i \beta}}{(1 + e^{x_i \beta})^2} \beta_k \\ &= \frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \frac{1}{1 + e^{x_i \beta}} \beta_k \\ &= \pi(x) \frac{1 + e^{x_i \beta} - e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \beta_k \\ &= \pi(x) \left( 1 - \frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \right) \beta_k \\ &= \pi(x)(1 - \pi(x)) \beta_k \\ &= P(Y = 1)P(Y = 0) \beta_k. \end{aligned} \quad (4.23)$$

Jo tuvāk marginālo efektu absolūtā vērtība 1, jo lielāka prediktora ietekme uz modeli.

## 5. Datu pielāgošana

Izlašu veidošanai tiek pielietota Mahalanobis distance, lai LDA un LR modeļiem piemeklētu tādu izlasi, kura dotu visprecīzāko novērojumu klasifikāciju, dzēšot no datiem izlēcējus - tāds novērojumus, kuru Mahalanobis distances vērtības ir visaugstākās.

Ja datos pastāv augsta multikolinearitāte, LR gadījumā mainīgie var kļūt neidentificējami un LDA gadījumā mazākās īpašvērtības un to saistītie īpašvektori var kļūt nestabili, un, tā kā īpašvērtības ir inversas, tām būs ļoti liela ietekme uz lineāro diskriminantu funkciju.[15]

### 5.1. Mahalanobis distance

Mahalanobis distance (*Mahalanobis distance*) tiek izmantota, lai mērītu attālumu starp novērojumu un populācijas vai izlases centru, no kura ir novērojums.

**Definīcija 1.** Ja  $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$  ir vērtības mainīgajiem  $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ ,  $V$  ir kovariācijas matrica un  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$  ir vidējās vērtības, tad Mahalanobis distanci aprēķina

$$D^2 = (x - \mu)'V^{-1}(x - \mu) \quad (5.11)$$

Kad parametri  $\mu$  un  $V$  nav zināmi, tiek izmantoti to novērtējumi  $\bar{x}$  un  $\hat{S}_w$ .

Liela Mahalanobis distances vērtība novērojumam liecina par to, ka tas nepieder normālajam sadalījumam.[16]

### 5.2. Multikolinearitāte

**Definīcija 2.** Par multikolinearitāti stingrā nozīmē sauc situāciju, kad atkarīgo mainīgo matricas  $X$  kolonnas  $x^{(i)}$  ir lineāri atkarīgas, t.i., eksistē skaitļi  $\eta_0, \dots, \eta_p$  tādi, ka

$$\eta_0 x^{(0)} + \dots + \eta_p x^{(p)} = 0_n, \quad (5.21)$$

kur  $x^{(0)} = (1, \dots, 1)^T$ .

Pilnas multikolinearitātes gadījumā vismaz viens no atkarīgajiem mainīgajiem var tikt izteikts kā pārējo lineāra kombinācija. Praksē reti sastopama pilna multikolinearitāte, parasti tā ir daļēja.

**Definīcija 3.** Par daļēju multikolinearitāti sauc situāciju, kad vektori  $x^{(0)}, \dots, x^{(p)}$  ir "gandrīz lineāri atkarīgi", t.i., eksistē skaitļi  $\eta_0, \dots, \eta_p$  tādi, ka

$$\eta_0 x^{(0)} + \dots + \eta_p x^{(p)} \approx 0_n, \quad (5.22)$$

Jo tuvāka nulles vektoram vienādojuma (5.22.) labā puse, jo ciešāka ir multikolinearitāte. Varētu teikt, ka multikolinearitāte ir atkarīgo mainīgo ciešums.[17]

Multikolinearitāti iespējams novērst dažādos veidos, viens no tiem ir neiekļaut modelī stingri korelējošus skaidrojošos mainīgos. Izmantojot korelācijas koeficientu iespējams atrast tāds mainīgos, kuri savā starpā korelē, un multikolinearitātes novēršanai, iekļaut modelī tikai vienu no mainīgajiem.

**Definīcija 4.** Lineāra sakarības ciešuma pakāpes mēru sauc par korelācijas koeficientu. Empīrisko korelācijas koeficientu starp diviem mainīgajiem aprēķina pēc formulas :

$$r_{x_1x_2} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{2i} - \bar{x}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - \bar{x}_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_{2i} - \bar{x}_2)^2}}, \quad (5.23)$$

Korelācijas koeficients var būt robežās no -1 līdz 1. Jo lielāka ir absolūtā korelācijas koeficienta vērtība, jo ciešāka ir sakarība.[16]

## 6. Modeļu salīdzināšana

Binārās klasifikācijas uzdevumos modeļu salīdzināšana nepieciešama, lai izvēlētos modeli, kurš spēj prognozēt novērojumus pie kādas no grupām visprecīzāk un efektīvāk. Kad tiek izmantotas dažādas binārās klasifikācijas metodes to prognozēšanai, modeļus iespējams salīdzināt ar klasifikācijas matricas un ROC līknes palīdzību.

### 6.1. Klasifikācijas matrica

Darba ietvaros, lai izvēlētos labākos modeļus, par pamatu to salīdzināšanai tiek izmantota klasifikācijas matrica, ar kuras palīdzību iespējams noteikt pareizi un nepareizi prognozēto novērojumu klasifikāciju.[16]

6.1. tabula  
Klasifikācijas matrica

	Prognozētās pozitīvās vērtības, $\hat{Y} = 1$	Prognozētās negatīvās vērtības, $\hat{Y} = 0$
Patiesās pozitīvās vērtības, $Y = 1$	$TP$	$FP$
Patiesās negatīvās vērtības, $Y = 0$	$FN$	$TN$

$TP = \sum_{i=1}^n I\{\hat{Y}_i = 1, Y_i = 1\}$  ir pareizi prognozēto pozitīvo novērojumu skaits,

$FP = \sum_{i=1}^n I\{\hat{Y}_i = 1, Y_i = 0\}$  ir kļūdaini prognozēto pozitīvo novērojumu skaits,

$TN = \sum_{i=1}^n I\{\hat{Y}_i = 0, Y_i = 0\}$  ir pareizi prognozēto negatīvo novērojumu skaits,

$FN = \sum_{i=1}^n I\{\hat{Y}_i = 0, Y_i = 1\}$  ir kļūdaini prognozēto negatīvo novērojumu skaits,

kur  $I$  - klasificēšanas pazīmes indikatorfunkcija un  $n$  - novērojumu skaits.

Precizitāte (*accuracy*) tiek aprēķināta

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}, \quad (6.11)$$

Svērtā precizitāte tiek aprēķināta

$$AC_s = \frac{TP}{TP + FP} + \frac{TN}{TN + FN} \quad (6.12)$$

kur  $TP + FP$  vienāds ar patieso pozitīvo novērojumu skaitu un  $TN + FN$  vienāds ar patieso negatīvo novērojumu skaitu.

## 6.2. ROC līkne un AUC vērtība

ROC līknes izmanto, lai salīdzinātu binārās klasifikācijas modeļus un noskaidrotu, kurš no tiem novērojumus klasificē precīzāk.

Pieņemot, ka  $f : X \rightarrow \{0, 1\}$  ir klasifikators, tad  $Y_i = f_i(X)$  ir gadījuma lielums, kas nosaka klasifikatora  $f_i$  izejas vērtību, un  $Y \in \{0, 1\}^n = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ .

Gadījumā klasifikatora  $f_i$  veikspēju var raksturot ar pareizi noteikto pozitīvo novērojumu proporciju ( $TPR$ , *true positive rate*), kurš tiek saukts par specifiku (*specificity*)

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (6.21)$$

un kļūdaini noteikto pozitīvo novērojumu proporciju ( $FPR$ , *false positive rate*), kurš tiek saukts par jūtīgumu (*sensitivity*)

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (6.22)$$

Iegūstot prognozētās klasifikatora vērtības  $\hat{Y} = 1$  vai  $\hat{Y} = 0$ , iegūst divas sadalījuma funkcijas

$$TPR(c) = \hat{P}(\hat{Y} < c^* | Y = 1) = \frac{\sum_{i=1}^n I\{\hat{Y}_i < c^*\}}{\sum_{i=1}^n I\{Y_i = 1\}}, \quad (6.23)$$

$$FPR(c) = \hat{P}(\hat{Y} < c^* | Y = 0) = \frac{\sum_{i=1}^n I\{\hat{Y}_i < c^*\}}{\sum_{i=1}^n I\{Y_i = 0\}}, \quad (6.24)$$

kur  $c^*$  ir lēmuma pieņemšanas sliekšnis (*cut-off score*), .

**Definīcija 5.** Par *ROC līkni (Receiver Operating Characteristic curve)* sauc divargumentu funkcijas grafiku, kurš veidojas, sliekšņa vērtībai  $c^*$  mainoties no  $-\infty$  līdz  $+\infty$ .

$$ROC = \{(TPR(c^*), FPR(c^*)), c^* \in (-\infty, +\infty)\} \quad (6.25)$$

Pēc ROC līknes grafika ne vienmēr iespējams novērtēt modeļa efektivitāti, tādēļ tiek izmantots *AUC (Area Under Curve)*, kas ir kvantitatīvā ROC līknes interpretācija.

**Definīcija 6.** *AUC* ir laukums zem ROC līknes un tiek rēķināts pēc formulas

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR) \quad (6.26)$$

*AUC* vērtība var būt intervālā starp 0 un 1 un jo tuvāk modeļa *AUC* vērtība 1, jo precīzāks un efektīvāks ir modelis.[18]

## 7. Izlases un skaidrojošie mainīgie

Ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanai tiek veidotas dažādas izlases no bankrotējošo un nebankrotējošo uzņēmumu grupām, kurām pielāgo LDA un LR modeļus. Sekmīgai modeļu pielāgošanai katrai izlasei tiek risināta multikolinearitātes problēma, neiekļaujot korelējošus skaidrojošos mainīgos (finanšu rādītājus).

Finanšu rādītāji tiek izvēlēti balstoties uz Altman  $Z$  modeļa sākotnējiem finanšu rādītājiem (1. pielikums). Visi nepieciešamie rādītāji tiek aprēķināti, izmantojot ražošanas uzņēmumu gada pārskatos ietvertos posteņus.

Pilnīga E. Altmana izvēlēto finanšu rādītāju izmantošana nav iespējama, jo ne visu uzņēmumu akcijas kotējas biržā, tādēļ, tāpat kā Altmana  $Z'$  modelī un R.Šorina un I.Voronovas izstrādātajā modelī bankrota prognozēšanai finanšu rādītājs - "akciju kapitāla tirgus cena pret saistībām" netiek iekļauts analīzē. Rezultātā tiek analizēts 21 finanšu rādītājs (7.1. tabula), kur rādītāji ir izvēlēti analogiski E. Altmana izvēlētajiem rādītājiem.

7.1. tabula  
Sākotnējie finanšu rādītāji

Rādītāja apzīmējums	Rādītāja atšifrējums
$R_1$	Apgrozāmie līdzekļi pret īstermiņa kreditoriem
$R_2$	Nauda un īstermiņa vērtspapīri pret īstermiņa kreditoriem
$R_3$	No apgrozāmiem līdzekļiem atņemti īstermiņa kreditori pret aktīviem
$R_4$	Bruto peļņa pret neto apgrozījumu
$R_5$	Peļņa pirms nodokļiem pret neto apgrozījumu
$R_6$	Peļņa pēc nodokļiem pret neto apgrozījumu
$R_7$	Peļņa pēc nodokļiem, pirms procentu maksājumiem pret aktīviem
$R_8$	Peļņa pirms nodokļiem, pirms procentu maksājumiem pret aktīviem
$R_9$	Gadu skaits ar negatīvu peļņu
$R_{10}$	Nesadalītā peļņa pret aktīviem
$R_{11}$	Īstermiņa kreditori pret aktīviem
$R_{12}$	Ilgtermiņa kreditori pret aktīviem
$R_{13}$	Visi kreditori pret aktīviem
$R_{14}$	Pašu kapitāls pret visiem kreditoriem
$R_{15}$	Neto apgrozījums pret naudu un īstermiņa vērtspapīriem
$R_{16}$	Neto apgrozījums pret krājumiem
$R_{17}$	Pārdotās produkcijas izmaksas pret krājumiem
$R_{18}$	Neto apgrozījums pret ilgtermiņa ieguldījumiem
$R_{19}$	Neto apgrozījums pret īstermiņa kreditoriem
$R_{20}$	Neto apgrozījums pret aktīviem
$R_{21}$	No apgrozāmiem līdzekļiem atņemti īstermiņa kreditori pret neto apgrozījumu

Pētījumā izmantoti 2013. gada uzņēmumu finanšu rādītāji, lai prognozētu vai 2014. gadā uzņēmumam paredzams bankrots. Tika izvēlēts laika periods  $t$ , lai prognozētu bankrotu laika

periodam  $t + 1$ , atsaucoties uz E. Altmana komentāru, ka šāda metode prognozēšanai būtu labāka, tādā veidā izvairoties no rādītāju vidējo vērtību izmaiņām laika gaitā, kas ietekmē modeļu precizitāti.

Latvijā 2013. gadā bija 17089 aktīvi ražošanas uzņēmumi, bet gada pārskati pieejami par 14799 aktīvajiem ražošanas uzņēmumiem. No tiem 149 uzņēmumi nākamajā gadā, t.i. 2014. gadā, bankrotēja (Grupa 1), 12291 bija aktīvi (turpmāk nebankrotējoši) uzņēmumi no 2014. līdz 2016. gadam. 2359 bija tādi uzņēmumi, kuri nebija ekonomiski aktīvi visā periodā no 2014. līdz 2016. gadam, un tie netika analizēti.

Analizējot uzņēmuma gada pārskatus, autore atklāja, ka ir tādi bankrotējošie uzņēmumi, kuru rādītāja dalītājs ir 0 un nav iespējams veikt aprēķinu, bet, lai iekļautu tādus uzņēmumus analizē, atklātā problēma tika atrisināta 0 vērtības aizstājot ar 1, atsaucoties uz zinātnieku I. Genriha, G. Pettere un I. Voronovas komentāru, ka pārāk maz maksātnespējīgo uzņēmumu iekļaušana modelī var samazināt prognozēšanas precizitāti. Izveidoto bankrota prognozēšanas modeļu precizitāte ir pietiekami augsta (labāko modeļu precizitātes atspoguļotas 3. un 4. pielikumā), tāpēc netika izvēlēta cita vērtība, lai aizstātu 0.

### **Grupa 1**

Šajā grupā sākotnēji tika iekļauti visi bankrotējošie ražošanas uzņēmumi 2014.gadā (149 uzņēmumi). Aktīvu vidējā vērtība šai grupai ir 281103 lati un svārstījās robežās no 0 līdz 1990846 latiem. Šie uzņēmumi piederēja pie 57 dažādām ražošanas nozarēm (NACE 4 zīmēs).

### **Grupa 2**

Balstoties uz E. Altmana nebankrotējošo uzņēmumu kopas izveides metodoloģiju, no nebankrotējošajiem jeb dzīvotspējīgajiem 12291 uzņēmumiem, tika izvēlēti tādi uzņēmumi, kuri nav bankrotējuši līdz 2016.gadam un kuru apakšnozares (NACE 4 zīmēs) sakrīt ar tām nozarēm, pie kurām pieder bankrotējošie uzņēmumi, tādā veidā ierobežojot nebankrotējošo uzņēmumu kopas apjomu un nodrošinot, ka netiks salīdzināti rādītāji pilnīgi dažādām nozarēm, kas būtu nesamērīgi.

Pēc nebankrotējošo uzņēmumu kopas atlases atbilstoši nozarēm, tiek izmantotas tertiles - sakārtota uzņēmumu aktīvu vērtību variācijas rinda, kas tiek sadalīta trīs vienādās jeb līdzīgās daļās, tā, ka katrā no tām nonāk 33.3% kopas vienību, iegūstot pirmo  $Q_1$  un otro  $Q_2$  kvantili. Izmantojot tertiles tiek iekļauti tie uzņēmumi attiecīgajā nozarē, kurā uzņēmuma aktīvu vērtība atrodas starp  $Q_1$  un  $Q_2$  kvantili un ar šādu metodi no nebankrotējošo ražošanas uzņēmumu kopas tiek izslēgti atbilstošās apakšnozares lielie un mazie uzņēmumi, šādi tika samazināta ne-

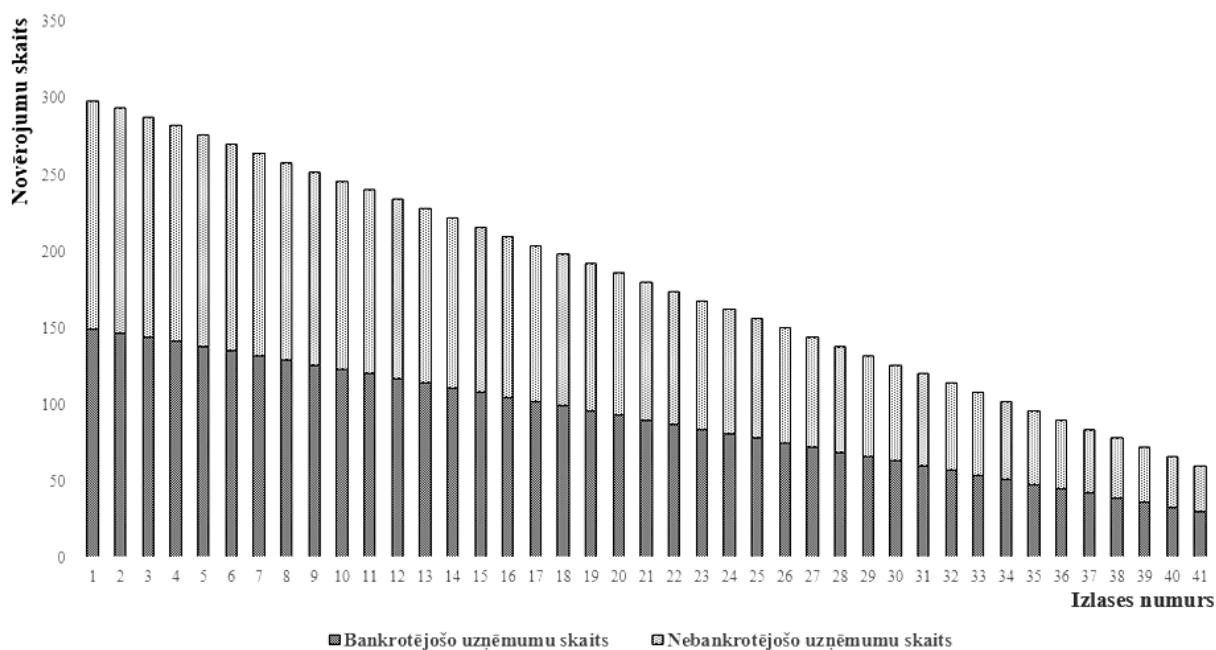
bankrotējošo ražošanas uzņēmumu kopa līdz 3171 uzņēmumiem, kuru vidējā aktīvu vērtība ir 675609 lati un svārstījās robežās no 1669 līdz 2976189 latiem.

### Testa kopa

Lai pārbaudītu modeļu prognozēšanas precizitāti, tiek izmantota testa kopa, kas aptver visus aktīvos ražošanas uzņēmumus, izņemot tādus uzņēmumus, kuri nav ekonomiski aktīvi visā periodā (no 2014. līdz 2016. gadam) un kuriem ir pieejami gada pārskati. Šajā kopā ietilpst 12440 ražošanas uzņēmumi, kuru aktīvu vērtība ir robežās no 0 līdz pat 2270877125 latiem, un uzņēmumi pieder pie 250 dažādām nozarēm. No šiem ražošanas uzņēmumiem 12291 (98.8%) ir tādi, kas nebankrotē nākamajā gadā un tikai 149 (0.012%) tādi, kas bankrotē.

### Izlases

Tiek izveidota 41 izlase ar dažādu novērojumu skaitu (skatīt 7.1. attēlu), kurām piemērot LDA un LR modeļus, jo LDA nevar viennozīmīgi noteikt, kāda izlase ir vispiemērotākā, tā var labi prognozēt arī gadījumos, kad tās pieņēmumi nav spēkā - pastāv heteroscedistidāte (piemēram, *ZETA* modelī) un sadalījums neatbilst normālajam.[19]



7.1. att. 41 izlases novērojumu skaits

Izlašu veidošanai tiek izmantota Mahalanobis distance (iekļaujot 21 finanšu rādītāju), lai pakāpeniski samazinātu sākotnējās izlases apjomu, dzēšot izlēcējus, un tuvotos multinormālajam sadalījumam, kā arī uzlabotu homogenitāti datos.

### **Sākotnējā izlase (1. izlase)**

Sākotnējā izlasē ietilpst visi Grupā 1 minētie 149 bankrotējošie uzņēmumi, un, lai iegūtu tāda paša apjoma dzīvotspējīgos uzņēmumus no Grupas 2, tiek izmantota Mahalanobis distance. Attiecīgi, no 3171 uzņēmumiem, aprēķinot Mahalanobis distanci katram uzņēmumam, tiek dzēsti 95.301% tādu dzīvotspējīgo uzņēmumu, kuru Mahalanobis distances ir vislielākās, lai iegūtu vienāda apjoma grupas. Rezultātā, pirmā izlase sastāv no 298 uzņēmumiem.

### **Apakšizlases (2. - 41. izlase)**

Nākošās izlases jeb apakšizlases tiek veidotas pēc tādas pašas metodes kā sākotnējā izlase. Tiek aprēķināta Mahalanobis distance katram uzņēmumam attiecīgi gan bankrotējošo uzņēmumu grupā (Grupa 1), gan nebankrotējošo uzņēmumu grupā (Grupa 2).

No sākotnējās izlases bankrotējošo uzņēmumu grupas tiek dzēsti 2% uzņēmumu ar visaugstākajām Mahalanobis distances vērtībām, rezultātā iegūstot 147 bankrotējošo uzņēmumu, un, lai iegūtu vienāda apjoma grupas, arī no dzīvotspējīgajiem uzņēmumiem sākotnējā izlasē tiek dzēsti 2% uzņēmumu ar visaugstākajām Mahalanobis distances vērtībām, rezultātā samazinot izlasi līdz 294 uzņēmumiem.

Samazinot bankrotējošo uzņēmumu skaitu par 2% tiek izveidotas pārējās apakšizlases, katrā nākamajā apakšizlasē tiek dzēsti ik par 2% vairāk bankrotējošo uzņēmumu ar augstākajām Mahalanobis distances vērtībām no iepriekšējā apakšizlasē esošajiem bankrotējošajiem uzņēmumiem, tādā pat veidā arī tiek dzēsti dzīvotspējīgie uzņēmumi.

### **Skaidrojošie mainīgie sākotnējai izlasei un apakšizlasēm**

Tā kā diskriminantu analīzē un loģistiskajā regresijā nav pieļaujama augsta multikolinearitāte datos (arī grupu ietvaros)[19], tad, lai pielietotu šos modeļus sākotnējai izlasei un apakšizlasēm (turpmāk izlases), katrai izlasei tiek aprēķināta skaidrojošo mainīgo jeb prediktoru (finanšu rādītāju) savstarpējās korelācijas, un, ja kādam prediktoru pārim tā ir augstāka par 0.8, tad pēc nejaušības principa viens no prediktoriem netiek iekļauts attiecīgās izlases prediktoru kopā (izlasēs iekļautie prediktori apskatāmi 2. pielikumā).

R programmas kods izlašu veidošanai un prediktoru atlasei atbilstoši izlasei apskatāms 14. pielikumā.

## 8. Modeļu pielāgošana un analīze

Ražošanas uzņēmumi, kuri bankrotē nākamajā gadā, tiek apzīmēti ar 1, un tie ražošanas uzņēmumi, kuri nebankrotē nākamajā gadā tiek apzīmēti ar 0.

LDA un LR modeļi tika pielāgoti katrai izlasei un katras izlases attiecīgajai tādai prediktoru kopai, kuru pa pāriem savstarpējā korelācija nav augstāka par 0.8. Parasti tiek izmantotas soļu atlases procedūras, lai iegūtu mainīgo kopu tuvu optimālajai, tomēr tās negarantē optimālas mainīgo kopas iegūšanu, kā arī trūkums ir tas, ka rezultātā tiks iegūta tikai viena kopa, jo procedūra neizdod citus variantus, kas var būt gandrīz tik pat labi.[17] Mūsdienās, kad tehnoloģijas un datorprogrammas ir attīstījušās, ir iespējams izveidot lielu skaitu kombināciju, lai izvēlētos optimālo mainīgo kopu, tādēļ modeļi tiek pielāgoti visām iespējamajām attiecīgās izlases izvēlēto prediktoru kombinācijām.

### Modeļu pielāgošana

LDA un LR modeļi tiek pielāgoti katrai izlasei un izlases attiecīgo prediktou (pēc multikolinearitātes novēršanas) visām iespējamajām kombinācijām, izveidojot 403415 LDA modeļus un 403415 LR modeļus, katram izveidotajam modelim tika aprēķināta atbilstošās izlases precizitāte (formula 6.11.) un labākajiem 1000 LDA un LR modeļiem katrai izlasei tika aprēķināta testa kopas precizitāte (tā kā testa kopa nesastāvēja no vienāda grupu skaita, tad tika izmantota svērtā precizitāte, izmantojot formulu (6.12.)), rezultātā iegūstot labākos 82000 modeļus.

### Labākā LDA un LR modeļa izvēle

Pēc izlases un testa kopas precizitātes tika izvēlēts labākais LDA modelis un labākais LR modelis. 20 labākie LDA un 20 labākie LR modeļi un to precizitātes apskatāmas 3. un 4. pielikumā, kā redzams, tad katram modelim atrasta labākā izlase, LDA modelim tā ir 40. izlase, kurā ir 66 uzņēmumi (sakritības dēļ tikpat cik Altmana Z modelī), LR modelim tā ir 4. izlase, kurā ir 282 uzņēmumi. Tā kā vairākiem modeļiem izlases precizitāte bija vienāda, tad labākais LDA modelis (turpmāk LDA modelis) un labākais LR modelis (turpmāk LR modelis) tika izvēlēts balstoties uz augstāko testa kopas precizitāti.

LDA gadījumā izvēlētais izlases korelāciju matrica, kad iekļauti visi skaidrojošie mainīgie, ir attēlota 5. pielikumā, bet labākā modeļa korelāciju matrica ir attēlota 6. pielikumā, LR gadījumā korelāciju matricas ir attēlotas 9. un 10. pielikumā.

R programmas kods modeļu pielāgošanai apskatāms 14. pielikumā.

## 8.1. Lineārās diskriminantu analīzes modelis

Visi, 3. pielikumā atspoguļotie 20 LDA modeļi ar augstāko testa kopas precizitāti, tajā skaitā precīzākais LDA modelis, ir veidoti no 40. izlases, kas liecina par to, ka šī izlase ir vispiemērotākā LDA, lai prognozētu ražošanas uzņēmumu bankrotu. Šīs izlases skaits un aktīvu maksimālās, vidējās un minimālās vērtības atspoguļotas 8.1. tabulā.

8.1. tabula

**Novērojumu skaits un aktīvu parametri katrā grupā 40. izlasei**

	Bankrotējošie uzņēmumi	Nebankrotējošie uzņēmumi
Novērojumu skaits	33	33
Aktīvu maksimālā vērtība	87676	655549
Aktīvu vidējā vērtība	14398.6	98740
Aktīvu minimālā vērtība	27	7833

8.2. tabula

**Grupu skaidrojošo mainīgo vidējās vērtības 40. izlasei**

Grupa	$R_3$	$R_5$	$R_7$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{18}$	$R_{20}$	$R_{21}$
0	0.111	0.045	7.781	1.000	0.792	17.16	7.781	2.282	0.049
1	-9.898	-48.738	1.706	1.455	5.556	6264.200	7971.614	11.553	-793.360

Tabulā 8.2. atspoguļotas 40. izlases grupu skaidrojošo mainīgo vidējās vērtības pēc piederības grupai, un tās uzrāda būtiskas atšķirības. Vismazākā atšķirība ir mainīgajam  $R_9$  jeb gadu skaitam ar negatīvu peļņu, bet turpmākajā modeļa analīzē noskaidrosies, ka šim rādītājam ir vislielākā ietekme uz modeli.

Iegūtais LDA modelis sastāv no 9 skaidrojošajiem mainīgajiem un konstanti, kuru koeficienti ir:

8.3. tabula

**Lineārās diskriminantu funkcijas koeficienti**

	Koeficients
$R_3$	-0.0170133
$R_5$	-0.0048197
$R_7$	-0.0463560
$R_9$	3.0707365
$R_{14}$	0.0832044
$R_{15}$	0.0000261
$R_{18}$	0.0000216
$R_{20}$	0.0571658
$R_{21}$	0.0001178
Konstante	-4.7084043

Tātad, izmantojot LDA, modeļa  $Z$  funkcija Latvijas ražošanas uzņēmumiem ir formā

$$Z = -4.7084043 - 0.0170133R_3 - 0.0048197R_5 - 0.0463560R_7 + 3.0707365R_9 + 0.0832044R_{14} + 0.0000261R_{15} + 0.0000216R_{18} + 0.0571658R_{20} + 0.0001178R_{21} \quad (8.11)$$

Funkcijas koeficienti rādītājiem ir ļoti mazi, bet arī tādi koeficienti ietekmē rezultātu un prognozēšanas spēju, it īpaši, kad jāprognozē liels skaits uzņēmumu, kā piemēram, testa kopa jeb visi ražošanas uzņēmumi.

*8.4. tabula*  
**LDA klasifikācijas matrica 40. izlasei**

	Prognozē, ka uzņēmums nebankrotēs	Prognozē, ka uzņēmums bankrotēs
Uzņēmums nebankrotē	33	0
Uzņēmums bankrotē	6	27

*8.5. tabula*  
**LDA klasifikācijas matrica testa kopai**

	Prognozē, ka uzņēmums nebankrotēs	Prognozē, ka uzņēmums bankrotēs
Uzņēmums nebankrotē	7812	4479
Uzņēmums bankrotē	26	123

Tabulā 8.4. atspoguļotas LDA modeļa klasifikācijas matrica, kuras precizitāte  $AC = 90.909\%$  izlasei (40. izlase). Tādi uzņēmumi, kuri nebankrotē nākamajā gadā tiek prognozēti ar 100% precizitāti, bet bankrotējošie uzņēmumi ar 81.8% precizitāti. Lai arī precizitāte ir augsta, testa kopas jeb visu ražošanas uzņēmumu kopas svērtā precizitāte šim LDA modelim ir  $AC_S = 73.055\%$ , no klasifikācijas matricas 8.5., redzam, ka pareizi prognozēti nebankrotējošie uzņēmumi ir 63.6% un bankrotējošie ar 82.6% precizitāti.

8.6. tabula  
Vilksa lambda mainīgajiem

Rādītājs	Vilksa lambda	F	<i>p</i> -vērtība
$R_3$	0.945	3.727	0.058
$R_5$	0.965	2.331	0.132
$R_7$	0.996	0.261	0.611
$R_9$	0.706	26.667	0.000
$R_{14}$	0.957	2.897	0.094
$R_{15}$	0.929	4.868	0.031
$R_{18}$	0.812	14.815	0.000
$R_{20}$	0.931	4.733	0.033
$R_{21}$	0.988	0.810	0.371

Rādītāju nozīmīgums pēc Vilksa lambda kritērija skaidrojošajiem mainīgajiem  $R_9$ ,  $R_{15}$ ,  $R_{18}$  un  $R_{20}$  ir nozīmīgi pie nozīmības līmeņa 0.05, bet visnenozīmīgākais rādītājs ir  $R_7$  ( $p < 0.611$ ).

8.7. tabula  
Standartizēti lineārās diskriminantu funkcijas koeficienti

Rādītāji	Standartizēti koeficienti
$R_3$	-0.358
$R_5$	-0.626
$R_7$	-0.595
$R_9$	1.098
$R_{14}$	0.946
$R_{15}$	0.300
$R_{18}$	0.181
$R_{20}$	0.990
$R_{21}$	0.422

Analizējot standartizēto kanonisko diskriminantu funkcijas koeficientus, kas parāda mainīgo ieguldījumu funkcijā un saistības virzienu (pozitīvu vai negatīvu), var secināt, ka lielākais ieguldījums ir mainīgajiem  $R_9$  un  $R_{20}$ , bet vismazākais  $R_{18}$ .

8.8. tabula  
Struktūras matrica

Rādītāji	Korelācija ( <i>Corr</i> )
$R_9$	0.439
$R_{18}$	0.327
$R_{15}$	0.188
$R_{20}$	0.185
$R_3$	-0.164
$R_{14}$	0.145
$R_5$	-0.130
$R_{21}$	-0.077
$R_7$	0.043

Struktūras matrica parāda saistību (korelāciju) starp mainīgo un lineāro diskriminantu funkciju un ir sakārtota pēc mainīgo ieguldījuma funkcijā, tabulā 8.7. redzams, ka rādītājs  $R_9$  dod vislielāko ieguldījumu,  $R_{18}$  otru lielāko, bet vismazākais ieguldījums funkcijā ir mainīgajam  $R_7$ .

Gan standartizētie funkcijas koeficienti, gan struktūras matrica parāda rādītāju ieguldījumu funkcijā, bet struktūras matrica uzrāda augstu ieguldījumu  $R_{18}$ , savukārt standartizētie koeficienti tieši pretēji, uzrāda zemu ieguldījumu funkcijā rādītājam  $R_{18}$ .

8.9. tabula

**Lineārās diskriminantu funkcijas kanoniskā korelācija**

Īpašvērtība	% no dispersijas	Kanoniskā korelācija, $R^*$
2.160	100.0	0.827

Kanoniskā korelācija  $R^*$  ir 0.827, tas nozīmē, ka starp lineāro diskriminantu funkciju un grupām pastāv augsta saistība.

8.10. tabula

**Lineārās diskriminantu funkcijas nozīmīgums**

Vilksa Lambda	$\chi^2$	$p$ - vērtība
0.317	68.450	0.000

Kopējais Vilksa lambda kritērijs uzrāda 31.7% neizskaidrotas dispersijas un augstu funkcijas nozīmīgumu ( $p < 0.000$ ), kas liecina par labu modeli kopumā.

Lineārās diskriminantu funkcijas centroīdi bankrotējošo uzņēmumu grupai ir 1.447 un nebankrotējošo  $-1.447$ , tas nozīmē, ka kritiskā vērtība modelim ir 0,  $Z$  kritēriji bankrota iespējamībai atspoguļoti 8.11. tabulā.

8.11. tabula

**$Z$  vērtības novērtēšanas skala LDA modelim**

$Z$ vērtība	Iespējamība, ka uzņēmums bankrotēs
$Z > 0$	zema
$Z = 0$	nevar noteikt
$Z < 0$	pastāv

Autore secina, ka LDA modeļa trūkums ir testa kopas nebankrotējošo ražošanas uzņēmumu klasificēšanā, bet tas varētu būt skaidrojams ar to, ka nebankrotējošo uzņēmumu skaits ir liels un iekļauj dažādu apakšnozaru, un dažāda lieluma uzņēmumus.

## 8.2. Loģistiskās regresijas modelis

Vispiemērotākā izlase LR, lai prognozētu ražošanas uzņēmumu bankrotu ir 4. izlase, visi, 4. pielikumā atspoguļotie LR modeļi ar augstāko testa kopas precizitāti, tajā skaitā precīzākais LR modelis, veidoti no 4. izlases. Šīs izlases skaits un aktīvu maksimālās, vidējās un minimālās vērtības atspoguļotas 8.12. tabulā.

8.12. tabula

**Novērojumu skaits un aktīvu parametri katrā grupā 4. izlasei**

	Bankrotējošie uzņēmumi	Nebankrotējošie uzņēmumi
Novērojumu skaits	141	141
Maksimālā vērtība	1990846	2300982
Vidējā vērtība	274911.8	213965.8
Minimālā vērtība	0	1978

8.13. tabula

**Grupu skaidrojošo mainīgo vidējās vērtības 4. izlasei**

Grupa	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{17}$	$R_{20}$
0	0.108	0.193	0.017	0.936	1.134	181.247	7011.696	2.236
1	-2219.395	-34.780	1051.394	1.546	67.166	34655.530	78926.460	2735.832

LR labākā modeļa 4. izlases grupu skaidrojošo mainīgo vidējās vērtības salīdzinot bankrotējošo un nebankrotējošo uzņēmumu grupām būtiski atšķiras, tātad izvēlētā izlase reprezentē diskriminantus.

8.14. tabula

**LR klasifikācijas matrica 4. izlasei**

	Prognozē, ka uzņēmums nebankrotēs	Prognozē, ka uzņēmums bankrotēs
Uzņēmums nebankrotē	136	5
Uzņēmums bankrotē	19	122

8.15. tabula

**LR klasifikācijas matrica testa kopai**

	Prognozē, ka uzņēmums nebankrotēs	Prognozē, ka uzņēmums bankrotēs
Uzņēmums nebankrotē	7604	4687
Uzņēmums bankrotē	20	129

LR labākā modeļa klasifikācijas matrica atspoguļota 8.14., kuras precizitāte  $AC=91.489\%$  izlasei (4. izlase). Tādi uzņēmumi, kuri nebankrotē nākamajā gadā tiek prognozēti ar 96.45%

precizitāti, bet bankrotējošie uzņēmumi ar 86.52% precizitāti. Testa kopas svērtā precizitāte šim modelim ir  $AC_S = 74.222\%$ , no klasifikācijas matricas 8.15. var secināt, ka pareizi prognozēti nebankrotējošie uzņēmumi ir 61.87% un bankrotējošie 86.58%.

8.16. tabula  
LR modeļa koeficienti

	$\beta$	Standartklūda	$z$ vērtība	$p$ - vērtība
Konstante	-4.671262	0.62620	-7.46	0.000
$R_3$	-0.448659	0.27936	-1.606	0.108
$R_4$	-0.017200	0.02546	-0.675	0.499
$R_5$	0.000045	0.00002	2.298	0.022
$R_9$	2.124890	0.36113	5.884	0.000
$R_{14}$	0.229862	0.05488	4.189	0.000
$R_{15}$	0.000318	0.00017	1.854	0.064
$R_{17}$	0.000010	0.00001	1.711	0.087
$R_{20}$	0.275006	0.08543	3.219	0.000

Rādītāji  $R_3$ ,  $R_4$ ,  $R_{15}$  un  $R_{17}$  nav nozīmīgi pie nozīmības līmeņa 0.05, tomēr ir iekļautas labākajā LR modelī, kā arī šo rādītāju koeficienti funkcijā ir mazi, bet, kā jau tika minēts, arī tādi koeficienti ietekmē rezultātu.

Modeļa funkcija izmantojot LR ir formā

$$Z = -4.671262 - 0.448659R_3 - 0.017200R_4 + 0.000045R_5 + 2.124890R_9 + 0.229862R_{14} + 0.000318R_{15} + 0.000010R_{17} + 0.275006R_{20}, \quad (8.21)$$

kur finanšu rādītāji  $R_3$ ,  $R_4$ ,  $R_5$ ,  $R_9$ ,  $R_{14}$ ,  $R_{15}$ ,  $R_{17}$  un  $R_{20}$  ir logaritmēti.

8.17. tabula  
LR modeļa marginālie efekti mainīgajiem

Rādītāji	Marginālie efekti
$R_3$	-0.041649006
$R_4$	-0.001596707
$R_5$	0.000004194
$R_9$	0.197253492
$R_{14}$	0.021338102
$R_{15}$	0.000029557
$R_{17}$	0.000000912
$R_{20}$	0.025528764

Lai noskaidrotu atsevišķu skaidrojošo mainīgo ieguldījumu modelī, tiek analizētas marginālo efektu vērtības, vislielākā ietekme uz modeli ir rādītājiem  $R_9$  un  $R_3$ , savukārt vismazākā ietekme ir mainīgajiem  $R_{17}$  un  $R_5$ .

Autore secina, ka arī LR modeļa trūkums ir testa kopas nebankrotējošo ražošanas uzņēmumu pareiza klasificēšana.

### 8.3. Modeļu salīdzinājums

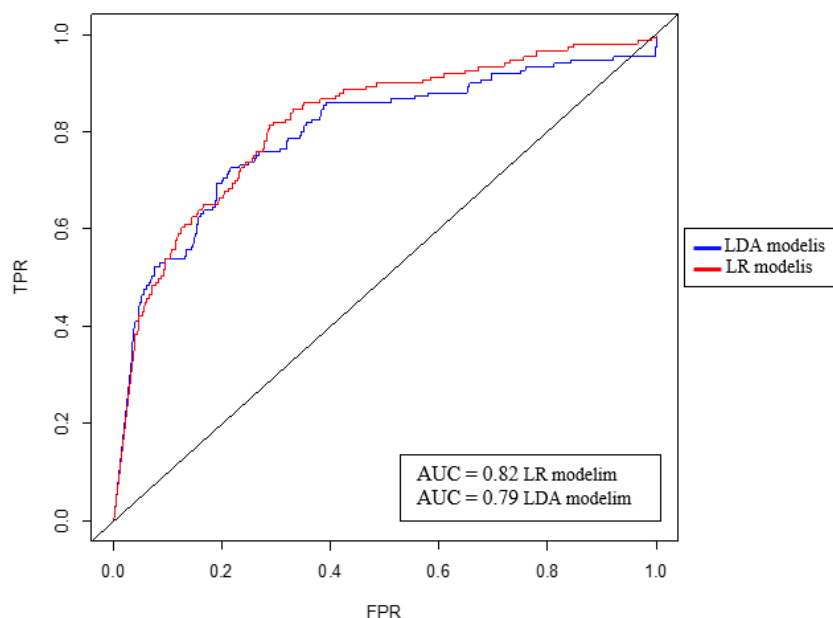
Salīdzināt modeļus to labākās izvēlētais izlases līmenī nav iespējams, jo tie ir izveidoti dažādām izlasēm, tāpēc modeļi tiek salīdzināti spējā prognozēt bankrotu visiem ražošanas uzņēmumiem jeb testa kopai, salīdzina modeļu prognozēšanas spēju pēc ražošanas uzņēmumu aktīvu vērtības lieluma, kā arī spēju prognozēt bankrotu atsevišķās ražošanas apakšnozarēs, lai izprastu kādiem ražošanas uzņēmumiem modeļi piemērojami vislabāk.

Tiek apkopoti abos modeļos iekļautie finanšu rādītājus, lai saprastu kuri rādītāji liecina par uzņēmuma iespējamību bankrotēt.

#### Modeļu salīdzinājums pēc prognozēšanas spējas

Modeļu salīdzināšanai pēc to prognozēšanas spējas tiek analizēta ROC līkne, laukums zem ROC līknes un klasifikācijas matrica.

Salīdzinot klasifikācijas matricas testa kopai 8.5. un 8.15., labākā LDA modeļa svērtā precizitāte ir 73.055% un labākā LR modeļa svērtā precizitāte ir 74.222%, tātad LR modeļa precizitāte ir augstāka. LDA modelis labāk prognozē nebankrotējošos uzņēmumus - pareizi klasificē par 208 uzņēmumiem vairāk, savukārt LR modelis labāk klasificē bankrotējošos uzņēmumus - pareizi klasificē par 6 uzņēmumiem vairāk, tā kā bankrotējošo uzņēmumu skaits ir mazāks, tad pareiza bankrotējošo uzņēmumu klasifikācija rada lielāku ietekmi uz svērto precizitāti.



8.1. att. LDA un LR modeļa ROC līknes testa kopai

ROC līkne testa kopai LR modelim kopumā uzrāda labāku rezultātu, kā arī laukums zem ROC līknes  $AUC = 0.82$  ir lielāks kā LDA modelim  $AUC = 0.79$ .

LDA un LR modeļu novērojumu klasificēšanas precizitāte ražošanas apakšnozarēm

Novērojumu klasificēšanas precizitāte	Apzīmējums	Apakšnozaru skaits	
		LDA	LR
100%	$A_1$	28	37
Starp 100% un 70%	$A_2$	53	52
Starp 70% un 0%	$A_3$	150	149
0%	$B$	19	12

Tabulā 8.18., novērojumu klasificēšanas precizitātes apzīmētas ar simboliem  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $A_3$ ,  $B$ .

LR modelis novērojumus  $A_1$  pareizi klasificē 37 ražošanas nozarēm, bet LDA modelis 28 nozarēm. LR modelis  $A_2$  precīzu novērojumu prognozē 52 nozarēm, savukārt LDA modelis 53 nozarēm.

Apakšnozares, kurām novērojumi klasificēti  $A_1$  un  $A_2$  precīzi, izmantojot LR modeli un LDA modeli, ir apskatāmas 13. pielikumā, 22 nozarēm gan LDA, gan LR modelis novērojumus klasificē  $A_1$  precīzi, LDA modelis  $A_1$  pareizi prognozē vēl 6 nozarēm, no kurām 2 apakšnozares  $A_2$  prognozē pareizi arī LR modelis, citām 15 apakšnozarēm novērojumus klasificē  $A_1$  precīzi LR modelis, arī no šīm apakšnozarēm 2 apakšnozares LDA modelis prognozē  $A_2$  pareizi.

Gan LDA, gan LR modelis prognozē  $A_2$  pareizi 40 apakšnozarēm. 13 nozarēm LDA modelis prognozē ar precizitāti  $A_2$ , no kurām 2 apakšnozares  $A_1$  prognozē LR modelis, citām 12 apakšnozarēm LR modelis prognozē  $A_2$  pareizi, no kurām 2 apakšnozares LDA modelis prognozē  $A_1$  precīzi.

Izmantojot gan LDA gan LR modeli, iespējams  $A_1$  precīzi prognozēt bankrota iespējamību ražošanas uzņēmumu 43 apakšnozarēm, un ar precizitāti  $A_2$  prognozēt 61 apakšnozarei.

LDA un LR modeļu prognozēšanas precizitāte pēc uzņēmumu aktīvu vērtības

Uzņēmuma lielums pēc aktīviem	Uzņēmumu skaits	LDA		LR	
		Prognozēts pareizi	Prognozēts nepareizi	Prognozēts pareizi	Prognozēts nepareizi
<b>Liels</b>	4146	<b>73.18%</b>	26.82%	<b>75.78%</b>	24.22%
<b>Vidējs</b>	4147	65.98%	34.02%	66.80%	33.20%
<b>Mazs</b>	4149	52.23%	47.77%	43.94%	56.06%

Vislabāko prognozēšanas precizitāti gan LR modelis, gan LDA modelis, pēc aktīvu vērtības ražošanas uzņēmumiem uzrāda lielajiem uzņēmumiem, kuru aktīvu vērtība ir robežās no 76855 līdz 7770877125 latiem, nedaudz sliktāku vidējiem uzņēmumiem, kuru aktīvi ir robežās no 8791 līdz 76855 latiem un vissliktāko maziem uzņēmumiem, kuru aktīvi ir robežās no 0 līdz 8791 latiem. LR modelis labāk prognozē lieliem un vidējiem uzņēmumiem, bet LDA modelis maziem

uzņēmumiem.

Salīdzinot abus modeļus kopumā, precīzāks ir LR modelis, tas uzrāda labākus rezultātus:

- bankrotējošo ražošanas uzņēmumu klasificēšanā,
- ROC līknei un  $AUC$  vērtībai,
- prognozēšanas spējā pēc uzņēmuma ražošanas apakšnozares,
- prognozēšanas spējā pēc uzņēmuma aktīvu vērtības lieliem un vidējiem uzņēmumiem.

### **Finanšu rādītāji ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanai**

Abos modeļos iekļautie finanšu rādītāji ir:

- $R_3$  - Apgrozāmie līdzekļi - īstermiņa kreditori / aktīvi,
- $R_5$  - Peļņa pirms nodokļiem / neto apgrozījums,
- $R_9$  - Gadu skaits ar negatīvu peļņu,
- $R_{14}$  - Pašu kapitāls / visi kreditori,
- $R_{15}$  - Neto apgrozījums / nauda + īstermiņa vērtspapīri,
- $R_{20}$  - Neto apgrozījums / aktīvi

Visnozīmīgākais rādītājs LDA modelim un LR modelim ir  $R_9$ , otrs kopīgais nozīmīgais rādītājs abiem modeļiem ir  $R_{20}$ , var secināt, ka šie finanšu rādītāji ir būtiskākie ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanai Latvijā.

## 9. Secinājumi

Latvijas apstākļiem piemērotu ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanas modeļu izveidei tika izmantota lineārā diskriminantu analīze, bet tā kā lineārajā diskriminantu analīzē pastāv pieņēmumi par grupu kovariāciju matricu vienādību un sadalījumu atbilstību normālajam, tad tika izmantota arī tāda metode, kurai nepastāv šādi pieņēmumi - loģistiskā regresija. Pielāgojot lineāro diskriminantu analīzi un loģistisko regresiju dažādām izlasēm un prediktoru kombinācijām, tika izvēlēts labākais lineārās diskriminantu analīzes un loģistiskās regresijas modelis, kuru svērtā precizitāte visiem ražošanas uzņēmumiem ir visaugstākā.

Darba gaitā iegūtie secinājumi:

1. Uzņēmuma bankrots ir viens no maksātnespējas risinājumiem un tas saistās ar uzņēmuma finansiālām grūtībām, par kurām var liecināt uzņēmuma finanšu rādītāji.
2. Bankrotējošo ražošanas uzņēmumu skaitam un tā īpatsvaram Latvijā ir tendence pieaugt.
3. Izmantot Altmana modeļus uzņēmumu bankrota prognozēšanai Latvijā nav iespējams ekonomisko apstākļu dēļ, kā arī nav iespējams adaptēt visus Altmana  $Z$  modeļa sākotnējos finanšu rādītājus, lai izveidotu Latvijas apstākļiem piemērotus bankrota prognozēšanas modeļus ražošanas uzņēmumiem.
4. Latvijas zinātnieki ir modelējuši bankrota prognozēšanu iepriekš izvēlētam uzņēmumu skaitam neatkarīgi no uzņēmuma pārstāvētās nozares. Šādu bankrotēšanas modeļu precizitāte neatspoguļo visu uzņēmumu populāciju.
5. Par prediktoru kopu izvēloties 21 Altmana  $Z$  modeļa sākotnējos finanšu rādītājus ir iespējams:
  - Izmantojot Mahalanobis distanci sākotnējās izlases apjoma samazināšanai atrast tādas izlases lineārajai diskriminantu analīzei un loģistiskajai regresijai, kuras dod visaugstāko precizitāti visu ražošanas uzņēmumu bankrota prognozēšanā.
  - Neiekļaujot savā starpā stipri korelējošus prediktorus attiecīgās izlases ietvaros un, izveidojot visas iespējamās prediktoru kombinācijas, atrast labāko lineārās diskriminantu analīzes un loģistiskās regresijas modeli.
6. Salīdzinot iegūtos labākos modeļus pēc spējas prognozēt bankrota iespējamību visiem ražošanas uzņēmumiem un atsevišķām ražošanas nozarēm, precīzāk prognozē loģistiskās

regresijas modelis, bet abu modeļu trūkums ir nebankrotējošo uzņēmumu klasificēšanā, kas varētu būt skaidrojams ar to, ka nebankrotējošo uzņēmumu skaits ir liels un iekļauj dažādu apakšnozaru, un dažāda lieluma uzņēmumus.

7. Izmantojot labāko lineārās diskriminantu analīzes un loģistiskās regresijas modeli, ir iespējams prognozēt bankrota iespējamību ar vismaz 70% precizitāti 104 ražošanas uzņēmumu apakšnozarēm.
8. Ražošanas uzņēmumu griezumā pēc aktīvu vērtības, augstāku prognozēšanas precizitāti lieliem un vidējiem uzņēmumiem uzrāda loģistiskās regresijas modelis, bet maziem uzņēmumiem lineārās diskriminantu analīzes modelis. Abi iegūtie labākie modeļi visprecīzāk bankrota iespējamību prognozē lieliem uzņēmumiem, bet visneprecīzāk maziem uzņēmumiem.
9. Būtiskākie finanšu rādītāji ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota prognozēšanai Latvijā ir gadu skaits ar negatīvu peļņu ( $R_9$ ) un neto apgrozījums pret aktīviem ( $R_{20}$ ).

Izvirzītā hipotēze aptiprinās daļēji, jo ne visiem ražošanas nozarē strādājošiem uzņēmumiem iespējams prognozēt bankrotu vienam gadam uz priekšu, bet izvirzītais darba mērķis ir sasniegts - ir izstrādāti Latvijas apstākļiem piemēroti ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota prognozēšanas modeļi, izmantojot lineāro diskriminantu analīzi un loģistisko regresiju.

Pamatojoties uz veiktajiem secinājumiem, tiek izvirzīti priekšlikumi:

1. Jāpārbauda, vai kāds no visiem ražošanas uzņēmumiem bankrotē divus vai vairāk gadus vēlāk un vai labākie iegūtie modeļi to spēj prognozēt.
2. Lai pārliecinātos, ka labākos iegūtos modeļus iespējams izmantot praksē, tie jātestē uz citu gadu datiem, lai pārliecinātos par modeļu noturību laikā.
3. Bankrota prognozēšanas modeļu attīstībai var
  - izlasē neiekļaut uzņēmumus, kuru finanšu rādītāja dalītājs ir 0, vai izvēlēties citu vērtību tā aizstāšanai,
  - mainīt sliekšņa vērtību modeļiem,
  - izmantot vairāk finanšu rādītāju,
  - iekļaut sākotnējā izlasē uzņēmumus, kas ir līdzīgi pēc vairākām pazīmēm, piemēram, lieluma grupas, nodarbināto skaita u.tml.
  - izmantot citas bankrota prognozēšanas metodes, piemēram, kvadrātisko diskriminantu analīzi un neironu tīklus.

## Izmantotā literatūra un avoti

- [1] *Ekonomikas un finansu vārdnīca*. Norden AB, 2003.
- [2] LR likums. *Par uzņēmumu un uzņēmējdarbību maksātspēju*.
- [3] E. Zelgalve. *Maksātspējas jēdziens finanšu teorijā*. Latvijas Universitātes raksti, 2005, 689. sēj.: *Ekonomika*, IV, 369. lpp.
- [4] R. Šneidere. *Finanšu analīzes metodes uzņēmuma maksātspējas prognozēšanai*. Lietišķās informācijas centrs, 2009.
- [5] E.I. Altman. *Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance*, 1968. 589.-609. lpp.
- [6] E.I. Altman. *Predicting financial Distress of Companies: Revisiting the Z-score and ZETA Models*, 2000.
- [7] E.I. Altman. *Corporate financial distress and bankruptcy*, 1993. 102.-206. lpp.
- [8] R.G. Heldman E.I. Altman, P. Narayanan. *ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations// Journal of Banking and Finance*, 1977. 29.-54. lpp.
- [9] I. Voronova R. Šorins. *Uzņēmuma maksātspējas novērtējums // Ekonomiskās problēmas uzņēmējdarbībā*, 1998. 125.-131. lpp.
- [10] I. Voronova I. Genriha, G. Pettere. *Entrepreneurship Insolvency Risk Management: case Latvia // International Journal of Banking, Accounting and Finance*, 2011, 32.-46. lpp.
- [11] A.C. Rencher. *Methods of Multivariate Analysis*, 2002.
- [12] R.X. Sturdivant D.W. Hosmer, S. Lemeshow. *Applied Logistic Regression*, 2013.
- [13] T. Hastie R. Tibshirani G. James, D. Witten. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*, 2013.
- [14] R. Williams. *Using the margins command to estimate and interpret adjusted predictions and marginal effects*, 2012. 308.– 331. lpp.
- [15] B.H. Mevik T. Næs. *Understanding the collinearity problem in regression and discriminant analysis // Journal of Chemometrics*, 2001. 413.– 426. lpp.
- [16] B.F.J. Manly. *Multivariate Statistical Methods*, 2005.
- [17] N. Siņenko. *Ekonometriskās analīzes matemātiskie pamati*, Lekciju konspekts, 2006.
- [18] S. Satchell G. Christodoulakis. *The Analytics of Risk Model Validation*, 2008.
- [19] F.C. Porter I. Narsky. *Statistical Analysis Techniques in Particle Physics: Fits, Density Estimation and Supervised Learning*, 2013.

## Pielikumi

1. Pielikums

Altmana Z modeļa sākotnējie finanšu rādītāji

	<b>Finanšu rādītāji</b>
<b>1</b>	Apgrozāmie līdzekļi pret īstermiņa kreditoriem
<b>2</b>	Nauda un īstermiņa vērtspapīri pret īstermiņa kreditoriem
<b>3</b>	No apgrozāmiem līdzekļiem atņemti īstermiņa kreditori pret aktīviem
<b>4</b>	Bruto peļņa pret neto apgrozījumu
<b>5</b>	Peļņa pirms nodokļiem pret neto apgrozījumu
<b>6</b>	Peļņa pēc nodokļiem pret neto apgrozījumu
<b>7</b>	Peļņa pēc nodokļiem, pirms procentu maksājumiem pret aktīviem
<b>8</b>	Peļņa pirms nodokļiem, pirms procentu maksājumiem pret aktīviem
<b>9</b>	Gadu skaits ar negatīvu peļņu
<b>10</b>	Nesadalītā peļņa pret aktīviem
<b>11</b>	Īstermiņa kreditori pret aktīviem
<b>12</b>	Ilgtermiņa kreditori pret aktīviem
<b>13</b>	Visi kreditori pret aktīviem
<b>14</b>	Akciju kapitāla tirgus cena pret saistībām
<b>15</b>	Pašu kapitāls pret visiem kreditoriem
<b>16</b>	Neto apgrozījums pret naudu un īstermiņa vērtspapīriem
<b>17</b>	Neto apgrozījums pret krājumiem
<b>18</b>	Pārdotās produkcijas izmaksas pret krājumiem
<b>19</b>	Neto apgrozījums pret ilgtermiņa ieguldījumiem
<b>20</b>	Neto apgrozījums pret īstermiņa kreditoriem
<b>21</b>	Neto apgrozījums pret aktīviem
<b>22</b>	No apgrozāmiem līdzekļiem atņemti īstermiņa kreditori pret neto apgrozījumu

## Prediktori un to kombināciju skaits izlasēm

Izlasē	Prediktoru kopa pēc multikolinearitātes novēršanas	Prediktoru kombināciju skaits
1	$R_1, R_{13}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	8191
2	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_4, R_6, R_7, R_9$	2047
3	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{21}, R_4, R_5, R_7, R_9$	4095
4	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{17}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_5, R_9$	8191
5	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{17}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_9$	16383
6	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{17}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_9$	16383
7	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{17}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_9$	16383
8	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{17}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_9$	16383
9	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_4, R_6, R_7, R_9$	8191
10	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
11	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
12	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
13	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
14	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_4, R_6, R_8, R_9$	8191
15	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
16	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
17	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
18	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_6, R_7, R_9$	16383
19	$R_1, R_{12}, R_{13}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_4, R_7, R_9$	8191
20	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	8191
21	$R_1, R_{10}, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_9$	8191
22	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	8191
23	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	4095
24	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	4095
25	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	4095
26	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	4095
27	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	4095
28	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	8191
29	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	8191
30	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
31	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
32	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
33	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	8191
34	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
35	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
36	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
37	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
38	$R_1, R_{12}, R_{15}, R_{16}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	4095
39	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_7, R_9$	8191
40	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_5, R_7, R_9$	32767
41	$R_1, R_{12}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{18}, R_{19}, R_2, R_{20}, R_{21}, R_3, R_4, R_8, R_9$	16383
<b>Kopā</b>		<b>403415</b>

## 3. Pielikums

## Iegūtie 20 labākie modeļi, izmantojot lineāro diskriminantu analīzi

Skaidrojošie mainīgie	AC	AC <sub>S</sub>	Izlase
R14 + R15 + R18 + R20 + R21 + R3 + R5 + R7 + R9	90.909%	73.055%	40
R14 + R15 + R18 + R2 + R20 + R3 + R5 + R7 + R9	90.909%	73.006%	40
R14 + R15 + R18 + R20 + R3 + R5 + R7 + R9	90.909%	72.965%	40
R1 + R14 + R15 + R18 + R20 + R3 + R5 + R7 + R9	90.909%	72.762%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R3 + R5 + R7 + R9	90.909%	72.656%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.613%	40
R14 + R15 + R18 + R2 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.601%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R21 + R7 + R9	90.909%	72.497%	40
R14 + R18 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.495%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R7 + R9	90.909%	72.477%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R21 + R4 + R5 + R7 + R9	92.424%	72.469%	40
R14 + R15 + R18 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.463%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R4 + R5 + R7 + R9	92.424%	72.436%	40
R1 + R14 + R18 + R2 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.434%	40
R1 + R14 + R15 + R18 + R2 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.426%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R21 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.339%	40
R1 + R14 + R18 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.324%	40
R14 + R18 + R2 + R20 + R5 + R7 + R9	92.424%	72.318%	40
R14 + R15 + R18 + R2 + R20 + R21 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.314%	40
R1 + R14 + R15 + R18 + R20 + R4 + R5 + R9	90.909%	72.300%	40

## 4. Pielikums

## Iegūtie 20 labākie modeļi, izmantojot loģistisko regresiju

Skaidrojošie mainīgie	AC	AC <sub>S</sub>	Izlase
R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R5 + R9	91.489%	74.222%	4
R1 + R14 + R15 + R17 + R20 + R21 + R3 + R4 + R5 + R9	93.262%	74.130%	4
R1 + R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R5 + R9	93.262%	74.126%	4
R1 + R12 + R14 + R15 + R17 + R20 + R21 + R3 + R4 + R5 + R9	92.908%	74.065%	4
R1 + R12 + R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R5 + R9	92.908%	74.045%	4
R14 + R15 + R17 + R20 + R21 + R3 + R5 + R9	91.135%	73.968%	4
R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R5 + R9	91.489%	73.951%	4
R14 + R15 + R17 + R20 + R21 + R3 + R4 + R5 + R9	91.135%	73.931%	4
R1 + R12 + R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R9	92.553%	73.868%	4
R1 + R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R9	92.553%	73.860%	4
R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R9	90.780%	73.799%	4
R1 + R14 + R15 + R20 + R21 + R3 + R4 + R5 + R9	91.844%	73.768%	4
R12 + R14 + R15 + R17 + R20 + R21 + R3 + R4 + R5 + R9	91.844%	73.746%	4
R1 + R14 + R15 + R17 + R19 + R20 + R3 + R5 + R9	92.553%	73.738%	4
R1 + R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R5 + R9	92.553%	73.738%	4
R1 + R14 + R15 + R17 + R20 + R21 + R3 + R5 + R9	92.553%	73.725%	4
R1 + R14 + R15 + R20 + R3 + R4 + R5 + R9	91.844%	73.723%	4
R12 + R14 + R15 + R17 + R20 + R3 + R4 + R5 + R9	91.844%	73.681%	4
R14 + R15 + R17 + R19 + R20 + R3 + R4 + R9	91.489%	73.630%	4
R14 + R15 + R17 + R19 + R21 + R3 + R4 + R5 + R9	90.780%	73.538%	4

## 40. izlases sākotnējo prediktoru korelāciju matrica

	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_6$	$R_7$	$R_8$	$R_9$	$R_{10}$	$R_{11}$	$R_{12}$	$R_{13}$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{16}$	$R_{17}$	$R_{18}$	$R_{19}$	$R_{20}$	$R_{21}$	
$R_1$	1																					
$R_2$	-0.07	1																				
$R_3$	0.04	-0.03	1																			
$R_4$	-0.02	0.12	0.51	1																		
$R_5$	0.03	0.15	0.04	0.08	1																	
$R_6$	0.03	0.15	0.04	0.08	0.98*	1																
$R_7$	0.00	0.16	0.04	0.52	0.07	0.07	1															
$R_8$	0.00	0.16	0.04	0.52	0.07	0.07	0.98*	1														
$R_9$	0.22	-0.19	0.04	0.05	-0.13	-0.13	-0.08	-0.08	1													
$R_{10}$	0.00	0.16	0.04	0.52	0.07	0.07	0.99*	0.99*	-0.08	1												
$R_{11}$	-0.04	0.03	-1.00*	-0.51	-0.04	-0.04	-0.04	-0.04	-0.04	-0.04	1											
$R_{12}$	0.35	-0.15	0.02	0.02	0.03	0.03	-0.11	-0.11	0.28	-0.11	-0.02	1										
$R_{13}$	-0.01	0.02	-1.00*	-0.51	-0.03	-0.03	-0.05	-0.05	-0.02	-0.05	1.00*	0.06	1									
$R_{14}$	0.01	0.22	0.09	0.00	0.07	0.07	0.25	0.25	-0.15	0.25	-0.09	-0.07	-0.1	1								
$R_{15}$	-0.04	-0.27	0.01	0.02	0.05	0.05	0.01	0.01	0.16	0.01	-0.01	0.40	0.03	-0.08	1							
$R_{16}$	-0.06	0.14	0.00	0.05	0.09	0.09	0.02	0.02	0.04	0.02	0.00	0.15	0.01	-0.13	0.4	1						
$R_{17}$	-0.06	0.08	0.02	0.03	0.09	0.09	-0.02	-0.02	0.08	-0.02	-0.02	0.10	-0.01	-0.13	0.5	0.97*	1					
$R_{18}$	-0.06	-0.08	-0.37	-0.44	0.03	0.03	-0.19	-0.18	0.12	-0.19	0.38	0.21	0.39	-0.13	0.57	0.38	0.43	1				
$R_{19}$	0.65	-0.05	0.09	0.00	0.06	0.06	0.07	0.08	0.04	0.07	-0.08	0.20	-0.07	0.33	-0.07	-0.02	-0.02	-0.08	1			
$R_{20}$	-0.05	0.13	-0.17	0.06	0.07	0.07	0.67	0.67	-0.08	0.67	0.17	-0.05	0.16	-0.06	0.04	0.17	0.11	0.28	0.11	1		
$R_{21}$	0.02	0.06	0.01	0.00	0.71	0.71	0.01	0.01	-0.23	0.01	-0.02	0.02	-0.01	0.04	0.03	0.06	0.05	0.05	0.04	0.04	1	

## 40. izlases izvēlēto prediktoru korelāciju matrica

	$R_3$	$R_5$	$R_7$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{18}$	$R_{20}$	$R_{21}$
$R_3$	1								
$R_5$	0.04	1							
$R_7$	0.04	0.07	1						
$R_9$	0.04	-0.13	-0.08	1					
$R_{14}$	0.09	0.07	0.25	-0.15	1				
$R_{15}$	0.01	0.05	0.01	0.16	-0.08	1			
$R_{18}$	-0.37	0.03	-0.19	0.12	-0.13	0.57	1		
$R_{20}$	-0.17	0.07	0.67	-0.08	-0.06	0.04	0.28	1	
$R_{21}$	0.01	0.71	0.01	-0.23	0.04	0.03	0.05	0.04	1

## 40. izlases izvēlēto prediktoru korelāciju matrica bankrotējošiem uzņēmumiem

	$R_3$	$R_5$	$R_7$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{18}$	$R_{20}$	$R_{21}$
$R_3$	1								
$R_5$	-0.01	1							
$R_7$	0.06	0.08	1						
$R_9$	0.21	-0.04	-0.14	1					
$R_{14}$	0.15	0.11	0.25	-0.32	1				
$R_{15}$	0.08	0.10	-0.01	0.02	-0.14	1			
$R_{18}$	-0.31	0.13	-0.24	-0.16	-0.26	0.52	1		
$R_{20}$	-0.11	0.13	0.68	-0.28	-0.12	-0.03	0.19	1	
$R_{21}$	-0.01	0.70	0.02	-0.21	0.07	0.06	0.10	0.08	1

## 40. izlases izvēlēto prediktoru korelāciju matrica nebankrotējošiem uzņēmumiem

	$R_3$	$R_5$	$R_7$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{18}$	$R_{20}$	$R_{21}$
$R_3$	1								
$R_5$	0.29	1							
$R_7$	0.32	0.95	1						
$R_9$	0.01	0.04	0.02	1					
$R_{14}$	0.64	0.34	0.35	0.00	1				
$R_{15}$	-0.24	-0.29	-0.23	0.00	-0.19	1			
$R_{18}$	0.04	0.02	0.16	0.00	0.00	0.03	1		
$R_{20}$	-0.1	-0.10	0.08	0.11	-0.05	0.51	0.71	1	
$R_{21}$	0.92	0.20	0.25	0.01	0.56	-0.16	0.04	0.00	1

4. izlases sākotnējo prediktoru korelāciju matrica

	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_6$	$R_7$	$R_8$	$R_9$	$R_{10}$	$R_{11}$	$R_{12}$	$R_{13}$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{16}$	$R_{17}$	$R_{18}$	$R_{19}$	$R_{20}$	$R_{21}$	
$R_1$	1																					
$R_2$	-0.07	1																				
$R_3$	0.02	-0.12	1																			
$R_4$	0.01	-0.14	-0.01	1																		
$R_5$	-0.03	0.11	0.17	0.06	1																	
$R_6$	-0.03	0.11	0.17	0.06	0.99*	1																
$R_7$	0.01	-0.08	0.85*	-0.01	0.28	0.28	1															
$R_8$	0.01	-0.08	0.86*	-0.01	0.28	0.28	0.98*	1														
$R_9$	0.13	-0.03	-0.11	-0.07	-0.02	-0.02	-0.04	-0.04	1													
$R_{10}$	0.01	-0.08	0.86*	-0.01	0.28	0.28	1.00*	1.00*	-0.04	1												
$R_{11}$	-0.02	0.12	-1.00*	0.01	-0.17	-0.17	-0.85*	-0.86*	0.11	-0.86*	1											
$R_{12}$	-0.01	0.05	-0.09	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	-0.02	0.01	0.09	1										
$R_{13}$	-0.02	0.12	-1.00*	0.01	-0.17	-0.17	-0.85*	-0.85*	0.11	-0.85*	1.00*	0.14	1									
$R_{14}$	0.06	0.18	0.03	0.02	-0.01	-0.01	0.02	0.02	-0.04	0.02	-0.03	-0.01	-0.03	1								
$R_{15}$	-0.02	-0.09	-0.08	0.01	0.00	0.00	-0.08	-0.09	-0.04	-0.09	0.08	-0.01	0.08	-0.02	1							
$R_{16}$	-0.02	-0.06	0.00	0.01	0.00	0.00	-0.01	-0.01	0.04	-0.01	0.00	-0.01	0.00	-0.02	0.21	1						
$R_{17}$	-0.02	-0.06	-0.02	0.01	0.00	0.00	-0.02	-0.02	0.07	-0.02	0.02	-0.01	0.02	-0.02	0.20	0.99*	1					
$R_{18}$	-0.02	-0.07	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.00	0.00	-0.01	0.00	-0.02	0.20	0.96*	0.95*	1				
$R_{19}$	0.20	0.18	0.02	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	-0.08	0.01	-0.02	-0.01	-0.02	0.23	0.00	0.00	-0.01	0.00	1			
$R_{20}$	-0.02	0.11	-0.35	0.01	0.00	0.00	-0.35	-0.35	-0.01	-0.35	0.35	0.00	0.35	-0.02	0.25	0.04	0.05	0.04	0.10	1		
$R_{21}$	0.01	0.00	0.02	0.02	-0.08	-0.08	0.03	0.03	-0.15	0.03	-0.02	0.00	-0.02	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	1

## 4. izlases izvēlēto prediktoru korelāciju matrica

	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{17}$	$R_{20}$
$R_3$	1							
$R_4$	-0.01	1						
$R_5$	0.70	0.06	1					
$R_9$	-0.11	-0.07	-0.02	1				
$R_{14}$	0.03	0.02	-0.01	-0.04	1			
$R_{15}$	-0.08	0.01	0.00	-0.04	-0.02	1		
$R_{17}$	-0.02	0.01	0.00	0.07	-0.02	0.20	1	
$R_{20}$	-0.35	0.01	0.00	-0.01	-0.02	0.25	0.05	1

## 4. izlases izvēlēto prediktoru korelāciju matrica bankrotējošiem uzņēmumiem

	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{17}$	$R_{20}$
$R_3$	1							
$R_4$	-0.02	1						
$R_5$	0.18	0.06	1					
$R_9$	-0.06	-0.04	-0.03	1				
$R_{14}$	0.05	0.03	-0.01	-0.13	1			
$R_{15}$	-0.07	0.02	-0.01	-0.11	-0.05	1		
$R_{17}$	0.00	0.02	-0.01	0.02	-0.05	0.19	1	
$R_{20}$	-0.34	0.02	0.00	-0.06	-0.04	0.24	0.04	1

## 4. izlases izvēlēto prediktoru korelāciju matrica nebankrotējošiem uzņēmumiem

	$R_3$	$R_4$	$R_5$	$R_9$	$R_{14}$	$R_{15}$	$R_{17}$	$R_{20}$
$R_3$	1							
$R_4$	-0.05	1						
$R_5$	0.27	0.12	1					
$R_9$	-0.25	-0.20	-0.26	1				
$R_{14}$	0.50	0.07	0.15	-0.30	1			
$R_{15}$	-0.04	-0.05	-0.04	0.05	-0.06	1		
$R_{17}$	0.07	-0.14	0.01	0.05	-0.06	-0.06	1	
$R_{20}$	0.03	0.06	0.30	-0.09	-0.02	-0.11	0.03	1

## 13. Pielikums

## Ražošanas apakšnožaru prognozēšanas spēja LDA un LR modelim

Ražošanas apakšnozares apzīmējums (NACE 4 zīmēs)	Ražošanas apakšnozare	LDA modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LDA modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu
0610	Jēlnaftas ieguve	✓	✓		
1062	Cietes un cietes produktu ražošana	✓	✓		
1104	Citu nedestilētu dzērienu ražošana no raudzētām izejvielām	✓	✓		
1393	Paklāju un grīdsegu ražošana	✓	✓		
1712	Papīra un kartona ražošana	✓	✓		
1723	Rakstāmpapīra ražošana	✓	✓		
2013	Pārējo neorganisko ķīmisko pamatvielu ražošana	✓	✓		
2052	Līmju ražošana	✓	✓		
2211	Gumijas riepu un kameru ražošana; gumijas riepu protektoru atjaunošana	✓	✓		
2313	Dobo stikla izstrādājumu ražošana	✓	✓		
2349	Cīta veida keramikas izstrādājumu ražošana	✓	✓		
2365	Šķiedru cementa izstrādājumu ražošana	✓	✓		
2433	Aukstā formēšana vai locīšana	✓	✓		
2540	Ieroču un munīcijas ražošana	✓	✓		
2594	Spaiļu un skrūvju stiprinājumu izstrādājumu ražošana	✓	✓		
2731	Optisko šķiedru kabelu ražošana	✓	✓		
2752	Neelektrisko sadzīves iekārtu ražošana	✓	✓		
2814	Krānu un ventīļu ražošana	✓	✓		
2893	Māšīnu ražošana pārtikas, dzērienu un tabakas apstrādei	✓	✓		
3091	Motociklu ražošana	✓	✓		
3211	Monētu kalšana	✓	✓		
3523	Gāzes realizācija pa caurulvadiem	✓	✓		
2812	Hidraulisko iekārtu ražošana	✓			✓
2920	Automobiļu virsbūvju ražošana; piekabju un puspiekabju ražošana	✓			✓
2352	Kaļķa un ģipša ražošana	✓			
2410	Čuguna, tērauda un dzelzs sakausējumu ražošana	✓			

Ražošanas apakšnozares apzīmējums (NACE 4 zīmēs)	Ražošanas apakšnozare	LDA modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LDA modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu
2442	Alumīnija ražošana	✓			
3512	Elektroenerģijas apgāde	✓			
2592	Viegla metāla iepakojuma ražošana		✓	✓	
2670	Optisko instrumentu un fotoaparātūras ražošana		✓	✓	
0910	Ar naftas un dabas gāzes ieguvī saistītās palīgdarbības		✓		
1012	Mājputnu gaļas pārstrāde un konservēšana		✓		
1910	Koksēšanas produktu ražošana		✓		
2051	Sprāgstvielu ražošana		✓		
2342	Saniārtehnisko keramikas izstrādājumu ražošana		✓		
2351	Cementa ražošana		✓		
2441	Cēlmetālu ražošana		✓		
2451	Čuguna liešana		✓		
2591	Cilindrisku metāla trauku un konteineru ražošana		✓		
2720	Galvanisko elementu ražošana		✓		
2811	Dzinēju un turbīnu ražošana, izņemot lidaparātu, automobiļu un divriteņu transportlīdzekļu dzinējus		✓		
2896	Mašīnu ražošana plastmasas un gumijas apstrādei		✓		
3092	Velosipēdu un invalīdu ratiņu ražošana		✓		
0812	Grants un smilts karjeru izstrāde; māla un kaolīna ieguve			✓	✓
0892	Kūdras ieguve			✓	✓
1020	Zivju, vēzveidīgo un mīkstmiešu pārstrāde un konservēšana			✓	✓
1041	Eļļu un tauku ražošana			✓	✓
1061	Graudu malšanas produktu ražošana			✓	✓
1083	Tējas un kafijas pārstrāde			✓	✓
1089	Pārējo citur neklasificētu pārtikas produktu ražošana			✓	✓
1103	Sidra un citu augļu vīnu ražošana			✓	✓
1105	Alus ražošana			✓	✓

Ražošanas apakšnozares apzīmējums (NACE 4 zīmēs)	Ražošanas apakšnozare	LDA modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LDA modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu
1399	Cituroklasificētu tekstilizstrādājumu ražošana			✓	✓
1411	Ādas apģērbu ražošana			✓	✓
1420	Kažokādu izstrādājumu ražošana			✓	✓
1520	Apavu ražošana			✓	✓
1621	Finiera lokšņu un koka paneļu ražošana			✓	✓
1721	Gofrētā papīra un kartona ražošana; papīra un kartona taras ražošana			✓	✓
1729	Cita veida papīra un kartona izstrādājumu ražošana			✓	✓
1820	Ierakstu reproducēšana			✓	✓
2011	Rūpniecisko gāzu ražošana			✓	✓
2053	Ēterisko eļļu ražošana			✓	✓
2120	Farmaceutisko preparātu ražošana			✓	✓
2222	Plastmasas iepakojuma ražošana			✓	✓
2314	Stikla šķiedras ražošana			✓	✓
2562	Mehāniskā apstrāde			✓	✓
2572	Slēdžu un eņģu ražošana			✓	✓
2630	Sakaru iekārtu ražošana			✓	✓
2712	Elektrosadales un kontroles iekārtu ražošana			✓	✓
2822	Pacelšanas un pārvietošanas iekārtu ražošana			✓	✓
2824	Mehāniskās piedziņas rokas darbarīku ražošana			✓	✓
2825	Rūpniecisko dzesēšanas un ventilācijas iekārtu ražošana			✓	✓
2830	Lauksaimniecības un mežsaimniecības mašīnu ražošana			✓	✓
2849	Cita veida darbgaldu ražošana			✓	✓
2932	Daļu un piederumu ražošana mehāniskajiem transportlīdzekļiem			✓	✓
3315	Kuģu un laivu remonts un apkope			✓	✓
3812	Bīstamo atkritumu savākšana			✓	✓
3822	Bīstamo atkritumu apstrāde un izvietošana			✓	✓

Ražošanas apakšnozares apzīmējums (NACE 4 zīmēs)	Ražošanas apakšnozare	LDA modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi 100% novērojumu	LDA modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu	LR modelis prognozē pareizi vairāk kā 70% novērojumu
4211	Ceļu un maģistrāļu būvniecība			✓	✓
4212	Dzelzceļu un metro būvniecība			✓	✓
4222	Elektroapgādes un telekomunikāciju sistēmu būvniecība			✓	✓
4311	Ēku nojaukšana			✓	✓
4312	Būvlaukuma sagatavošana			✓	✓
0990	Ar pārējo ieguves rūpniecību saistītās palīgdarbības			✓	✓
1091	Lauksaimniecības dzīvnieku barības ražošana			✓	✓
1394	Tauvu, virvju, auklu un tīklu ražošana			✓	✓
1396	Tehniski un rūpnieciski izmantojamu tekstilmateriālu ražošana			✓	✓
1624	Koka taras ražošana			✓	✓
2611	Elektronisko komponentu ražošana			✓	✓
2612	Elektronisko plašu ražošana			✓	✓
2823	Biroja tehnikas un iekārtu ražošana (izņemot datorus un perifērās iekārtas)			✓	✓
3513	Elektroenerģijas sadale			✓	✓
3900	Sanitārja un citi atkritumu apsaimniekošanas pakalpojumi			✓	✓
4221	Ūdensapgādes sistēmu būvniecība			✓	✓
1032	Augļu un dārzeņu sulas ražošana				✓
1107	Bezalkohola dzērienu ražošana; minerālūdeņu un pudelēs iepildītu citu ūdeņu ražošana				✓
1722	Sadzīves, higiēnisko priekšmetu un tualetes piederumu ražošana				✓
2015	Minerālmēslu un slāpekļa savienojumu ražošana				✓
2341	Sadzīves un dekoratīvo keramikas izstrādājumu ražošana				✓
2363	Gatavo betona maisījumu ražošana				✓
2620	Datoru un perifēro iekārtu ražošana				✓
2829	Citur neklasificētu universālu iekārtu ražošana				✓
2899	Citu speciālas nozīmes mašīnu ražošana				✓
3821	Atkritumu apstrāde un izvietošana (izņemot bīstamos atkritumus)				✓

```
#FUNKCIJA 41 IZLASES IZVEIDOŠANAI
```

```
# RXR_1 - Grupas 1 ražošanas nozares bankrotējošie uzņēmumi  
  ar aprēķinātiem 21 finanšu rādītāju  
# RXR_0 - Grupas 2 ražošanas nozares nebankrotējošie uzņēmumi  
  ar aprēķinātiem 21 finanšu rādītāju
```

```
# percentage.to.remove1 - procenti, kurus dzēst no novērojumu skaita RXR_1  
#percentage.to.remove - procenti, kurus dzēst no novērojumu skaita RXR_0  
# number.to.remove1 - procenti, kurus dzēst no novērojumu skaita RXR_1  
# number.to.remove - procenti, kurus dzēst no novērojumu skaita RXR_0  
#m.dist1 - Mahalanobis distances vērtības RXR_1 novērojumiem,  
izmantojot vidējās vērtības colMeans un kovariāciju matricu cov.  
#m.dist - Mahalanobis distances vērtības RXR_0 novērojumiem  
#m.dist.order1 - RXR_1 novērojumu Mahalanobis distances vērtības sakārtotas  
dilstošā secībā  
#m.dist.order - RXR_0 novērojumu Mahalanobis distances vērtības sakārtotas  
dilstošā secībā  
#rows.to.keep.index1 - rindas, kuras tiek atstātas izlasē  
#rows.to.keep.index - rindas, kuras tiek atstātas izlasē  
#my.dataframe1 - izlases bankrotējošo uzņēmumu grupa  
#my.dataframe - izlases nebankrotējošo uzņēmumu grupa  
#RXR - i-tā izlase
```

```
izlase <- lapply(seq(0, 80, by=2), function(i) {  
  percentage.to.remove1 <- i  
  number.to.remove1 <- trunc(nrow(RXR_1[, 1:21]) * percentage.to.remove1 / 100)  
  m.dist1 <- mahalanobis(RXR_1[, 1:21], colMeans(RXR_1[, 1:21]),  
  cov(RXR_1[, 1:21]))  
  m.dist.order1 <- order(m.dist1, decreasing=TRUE)  
  rows.to.keep.index1 <- m.dist.order1[(number.to.remove1+1):nrow(RXR_1[, 4:24])]  
  my.dataframe1 <- RXR_1[rows.to.keep.index1,]
```

```
  percentage.to.remove <- 100 - (((nrow(my.dataframe1))*100)/(nrow(RXR_0_merge)))  
  number.to.remove <- trunc(nrow(RXR_0_merge[, 4:24]) * percentage.to.remove / 100)  
  m.dist <- mahalanobis(RXR_0_merge[, 1:21], colMeans(RXR_0_merge[, 1:21]),  
  cov(RXR_0[, 1:21])), tol=0)  
  m.dist.order <- order(m.dist, decreasing=TRUE)  
  rows.to.keep.index <- m.dist.order[(number.to.remove+1):  
  nrow(RXR_0_merge[, 1:21])]  
  my.dataframe <- RXR_0_merge[rows.to.keep.index,]  
  RXR<- rbind(my.dataframe, my.dataframe1,  
  make.row.names = TRUE, fill=TRUE)  
})
```

```
#ATTIECĪGĀS IZLASES PREDIKTORU IZVĒLE,  
NOVĒRŠOT MULTIKOLINEARITĀTI ATTIECĪGAJAI IZLASEI
```

```
#funkcija1 - funkcija korelējošo prediktoru dzēšanai  
(kuru korelācijas koeficients lielāks vai vienāds ar 0.8)
```

```
funkcija1 <- function(v) {  
tr <- cor(izlase[[v]][,!c("BANKROT")], th=0.8)  
ex <- exclude(kopas[[v]],tr)  
aa <- c(colnames(ex) ) }
```

```
aa <- lapply(1:41, funkcija1)
```

```
#aa ir katras izlases izvēlētie prediktori pēc korelējošo prediktoru dzēšanas
```

```
#predkomb ir visas iespējamās kombinācijas no  
izvēlētajiem prediktoriem attiecīgā izlasē
```

```
predkomb <- lapply(1:length(aa), function(j) {  
az <- rbindlist(lapply(1:length(aa[[j]]), function(i) {  
as <- data.table(combinations(length(aa[[j]]),i,aa[[j]],  
repeats.allowed = FALSE))  
data.table(do.call("paste", c(as, sep = "+"))))})) }
```

```
#DISKRIMINANTU ANALĪZES PIELĀGOŠANA
```

```
#VISĀM IZLASĒM UN TO PREDIKTORU VISĀM KOMBINĀCIJĀM
```

```
#DATI - pielāgotās LDA izlašu precizitātes
```

```
#k=1,...,41 izlase
```

```
#w- k-tās izlases w-tā kombinācija
```

```
#fmla - formula LDA pielāgošanai k-tajai izlasei
```

```
#un atbilstoši w_k-tajai prediktoru kombinācijai
```

```
#mod1 - LDA pielāgošana k-tajai izlasei, izmantojot fmla
```

```
#ct - klasifikācijas matrica k-tajai izlasei un w-tajai kombinācijai,
```

```
#izmantojot LDA
```

```
#ctt - precizitāte (AC) k-tajai izlasei, izmantojot LDA
```

```
DATI <- lapply(1:length(predkomb), function(k) {  
lapply(1:nrow(predkomb[[k]]), function(w) {  
fmla <- as.formula(paste("BANKROT ~ ", predkomb[[k]][w,1] ))  
mod1 <- lda(fmla, data = izlase[[k]])  
ct <- table(izlase[[k]]$BANKROT, predict(mod1)$class)  
ctt <- c((ct[1,1] + ct[2,2]) / nrow(izlase[[k]]))
```

```

return(data.table(ctt, predkomb[[k]][w,1] ))
} ))}

#max_skaitis - skaits, cik LDA modeļi tiek izvēlēti
#DA_max_ctt - iegūtie labākie 1000 kombināciju LDA modeļi k-tajai izlasei

max_skaitis<-1000
DA_max_ctt <- lapply(1:length(DATI), function (n) {
dati1_max_ctt <- head(data.table(rbindlist(DATI[[n]]))
[order(as.numeric(ctt),decreasing=TRUE)] ,max_skaitis)
dati1_max_ctt[ ,iter:=n]
})

#DATI_PRED -svērtā precizitāte testa kopai 1000 labāko modeļu k-tajā izlasē
#RXRAZ - testa kopa jeb ražošanas uzņēmumi
#pred.test - LDA prognoze testa kopai
#ct1 - klasifikācijas matrica testa kopai,
# izmantojot iegūtos LDA modeļus (DA_max_ctt)
#ctt1 - svērtā precizitāte (AC_S) testa kopai,
# izmantojot iegūtos LDA modeļus (DA_max_ctt)

DATI_PRED <- lapply(1:length(DA_max_ctt), function(m) {
lapply(1:max_skaitis, function(u) {
fmla1 <- as.formula(paste("BANKROT ~ ",
DA_max_ctt[[m]][u,V1] ))
mod1<- lda(fmla1, data = izlase[[m]], tol=0)
pred.test <- predict(mod1, RXRAZ)$class
ct1 <- table(RXRAZ$BANKROT, pred.test)
ctt1 <- c( ( ( (ct1[1,1]*100)/(ct1[1,1]+ct1[1,2]) ) +
((ct1[2,2]*100)/(ct1[2,1]+ct1[2,2]) ) )/2)
return(data.table(ctt1, DA_max_ctt[[m]][u,V1] ) )})})

#DA_max_ctt1 - Svērtā precizitāte testa kopai sakārtota dilstošā secībā

DA_max_ctt1 <- lapply(1:length(DATI_PRED), function (nn) {
dati1_max_ctt <- head(data.table(rbindlist(DATI_PRED[[nn]]))
[order(as.numeric(ctt1),decreasing=TRUE)] ,max_skaitis)
dati1_max_ctt[ ,iter:=nn]})

#DATU_TABULA - masīvs ar modeļiem un to svērtajām precizitātēm testa kopā,
#precizitāti izlasē un piederība izlasei

DATU_TABULA<-merge(rbindlist(DA_max_ctt), rbindlist(DA_max_ctt1),
by.x = c("V1","iter" ), by.y = c("V2","iter"))
DATU_TABULA<-DATU_TABULA[order(as.numeric(ctt1),decreasing=TRUE)]

```

```

# LOĢISTISKĀ REGRESIJAS PIELĀGOŠANA
#VISĀM IZLASĒM UN TO
#PREDIKTORU VISĀM KOMBINĀCIJĀM

#DATI_LR - pielāgotās LR izlašu precizitātes
#k=1,...,41 izlase
#w- k-tās izlases w-tā kombinācija
#fmla - formula LR pielāgošanai k-tajai izlasei
#un atbilstoši w_k-tajai prediktoru kombinācijai
#mod2 - LR pielāgošana k-tajai izlasei, izmantojot fmla
#ct_log - klasifikācijas matrica k-tajai izlasei un w-tajai kombinācijai,
# izmantojot LR
#ctt_log - precizitāte (AC) k-tajai izlasei, izmantojot LR

DATI_LR<- lapply(1:length(komb), function(k) {
  lapply(1:nrow(komb[[k]]), function(w) {
    fmla2 <- as.formula(paste("BANKROT ~ ", komb[[k]][w,1] ))
    mod2 <- glm(fmla2, family=binomial(logit), data = kopas[[k]])
    ct_log<- table( predict(mod2,type="response")>.5, kopas[[k]]$BANKROT)
    ctt_log <- (sum(diag(ct_log)) ) / sum(ct_log)
    return(data.table(ctt_log, komb[[k]][w,1] ) )
  } ))

#LR_max_ctt - iegūtie labākie 1000 kombināciju LDA modeļi k-tajai izlasei

max_skaits<-1000
LR_max_ctt <- lapply(1:length(DATI_LR), function (n) {
  dati1_max_ctt <- head(data.table(rbindlist(DATI_LR[[n]])) )
  [order(as.numeric(ctt_log),decreasing=TRUE)] ,max_skaits)
  dati1_max_ctt[ ,iter:=n]
})

#LR_DATI_PRED -svērtā precizitāte testa kopai 1000 labāko modeļu k-tajā izlasē
#pred2 - LR prognoze testa kopai
#ct1 - klasifikācijas matrica testa kopai,
# izmantojot iegūtos LR modeļus (LR_max_ctt)
#ctt1 - svērtā precizitāte (AC_S) testa kopai,
# izmantojot iegūtos LR modeļus (LR_max_ctt)

LR_DATI_PRED <- lapply(1:length(LR_max_ctt), function(m) {
  lapply(1:max_skaits, function(u) {
    fmla2 <- as.formula(paste("BANKROT ~ ", LR_max_ctt[[m]][u,V1] ))
    mod2 <- glm(fmla2, family=binomial(logit), data = kopas[[m]])
    pred2 <- (predict(mod2.2, newdata=RXRAZ, type="response")>.5)
    ct1_log <- table(pred2, RXRAZ$BANKROT)
    ctt1_log <- c( ( ( (ct1_log[1,1]*100)/(ct1_log[1,1]+ct1_log[2,1]) ) +
      ((ct1_log[2,2]*100)/(ct1_log[1,2]+ct1_log[2,2]) ) )/2 ) #vidējie procenti
    return(data.table( ctt1_log, LR_max_ctt[[m]][u,V1] ) )
  } ))

```

```

#LR_max_ctt1 - Svērtā precizitāte testa kopai sakārtota dilstošā secībā,
# izmantojot LR

LR_max_ctt1 <- lapply(1:length(LR_DATI_PRED), function (nn) {
dati1_max_ctt <- head(data.table(rbindlist(LR_DATI_PRED[[nn]])) )
[order(as.numeric(ctt1_log),decreasing=TRUE)] ,max_skaitis)
dati1_max_ctt[ ,iter:=nn]
})

#DATU_TABULA_LR - masīvs ar modeļiem un to svērtajām precizitātēm testa kopā,
# precizitāti izlasē un piederība izlasei, izmantojot LR

DATU_TABULA_LR<-merge(rbindlist(LR_max_ctt), bindlist(LR_max_ctt1),
by.x = c("V1","iter" ), by.y = c("V2","iter"))
DATU_TABULA_LR<-DATU_TABULA_LR[order(as.numeric(ctt1_log),
decreasing=TRUE)]
DATU_TABULA_LR1<-DATU_TABULA_LR

```

Bakalaura darbs “Ražošanas nozarē strādājošo uzņēmumu bankrota prognozēšana Latvijā”  
izstrādāts LU Fizikas un Matemātikas fakultātē.

Ar savu parakstu apliecinu, ka pētījums veikts patstāvīgi, izmantoti tikai tajā norādītie informācijas avoti un iesniegtā darba elektroniskā kopija atbilst izdrukai.

Autore: Laura Volka

Rekomendēju darbu aizstāvēšanai

Vadītāja: Mg.oec. Laine Liepiņa

Recenzents: Dr.mat. Nadežda Siņenko

Darbs iesniegts Matemātikas nodaļā \_\_\_\_ .06.2017.

Dekāna pilnvarotā persona: vecākā metodiķe Dzintra Holsta

Darbs aizstāvēts Valsts pārbaudījuma komisijas sēdē

\_\_\_\_ 06.2017. prot. Nr. \_\_\_\_\_

Komisijas sekretāre: asociētā profesore Ingrīda Uljane