

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL
Majandusteaduskond
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Roman Fridman

**PANKROTIMUDELI KOOSTAMINE
KAUBANDUSETTEVÕTETE NÄITEL**

Magistritöö

Õppekava ärirahandus ja majandusarvestus, peaeriala ärirahandus

Juhendaja: Kaido Kepp, MA

Tallinn 2021

Deklareerin, et olen koostanud lõputöö iseseisvalt ja olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele, ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks. Töö pikkuseks on 11 379 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Roman Fridman.....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 191938TARM

Üliõpilase e-posti aadress: roman.fridman@gmail.com

Juhendaja: Kaido Kepp, MA:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE	4
SISSEJUHATUS	5
1. PAKROTISTUMINE JA SELLE PROGNOOSIMINE	8
1.1. Pankrotistumise olemus	8
1.2. Pankroti prognoosimise tähtsus	10
1.3. Pankrotistumise prognoosimine	11
1.3.1. Mitmemõõtmeline diskriminantanalüüs	13
1.3.2. Logistilised regressioonimudelid	15
1.3.3. Täiendavad meetodid	16
1.3.4. Esinevad probleemid	18
1.4. Varasemad hulgi- ja jaekaubanduse pankrotimudelid	19
2. ANDMED JA METOODIKA	22
2.1. Kaubandusettevõtete ülevaade	22
2.2. Andmete valik	23
2.3. Suhtarvude ja valimi korrigeerimine	26
3. TULEMUSED JA JÄRELDUSED	31
3.1. Mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi mudel	31
3.2. Logistilise regressiooni mudel	34
3.3. Järeldused	38
KOKKUVÕTE	43
SUMMARY	47
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU	51
LISAD	56
Lisa 1. Lihtlitsents	56

LÜHIKOKKUVÕTE

Magistritöö eesmärk on koostada võimalikult täpne Eesti hulgi- ja jaekaubanduse; mootorsõidukite ja mootorrataste remondi ettevõtete pankrotimudel pankrotistumistõenäosuse hindamiseks. Selle saavutamiseks täidetakse järgmised uurimisülesanded: 1) tehakse kokkuvõte pankrotistumise olemusest ja tähtsusest, 2) tutvustatakse varasemalt koostatud pankrotimudeleid ja nende sisu, 3) valitakse sobilik valim ja 4) koostatakse võimalikult täpne pankrotimudel ning võrreldakse koostatud pankrotimudeleid varasemate mudelitega.

Mudelite koostamisel kasutatakse kahte enam kasutust leidvat statistilist meetodit, milleks on mitmemõõtmeline diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon. Lõplikus treeninggrupi valimis on 118 pankrotistunud ja 118 aktiivse ettevõtte finantssuhtarvud, mis pärinevad aastatest 2007 kuni 2018. Mudelite klassifitseerimistäpsuse kontrollimiseks kasutatakse kontrollgrupi valimit, mis koosneb 54 pankrotistunud ja 54 aktiivse ettevõtte finantssuhtarvudest.

Mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi meetodil saadud mudeli klassifitseerimistäpsus on treeninggrupis 75,8% ning kontrollgrupis 76,9%, jäädes varasema kirjandusega võrreldes keskpärasele tasemele. Logistilise regressiooni meetodil saadud mudeli klassifitseerimistäpsus on treeninggrupis 75,8% ning kontrollgrupis 77,8%, jäädes varasema kirjandusega võrreldes keskpärasele tasemele.

Võtmesõnad: Eesti kaubandusettevõtted, pankrotimudel, mitmemõõtmeline diskriminantanalüüs, logistiline regressioon

SISSEJUHATUS

Ettevõtete pankrotistumine ja selle prognoosimine on majandusvaldkonnas olnud aktuaalne teema juba mitukümmend aastat. Huvi ettevõtete pankrotistumise vastu on nii ettevõtte omanikel, töötajatel kui ka muudel asutustel ja isikutel, keda huvitab ettevõtte majanduslik seisukord. Kui krediidasutused soovivad hinnata ettevõtete võimet tagastada antud laene, siis eraisikud võivad huvi tunda ettevõtte kestlikkuse kohta, valides endale potentsiaalset tööandjat. Pankrotistumise aktuaalsus kerkib teravalt esile just ebastabiilsetes majandusoludes, mis leiab aset ka praegu. Sellest lähtuvalt on töö autor võtnud omale eesmärgiks koostada pankrotimudelid, mis võimaldaks võimalikult täpselt hinnata ettevõtete pankrotistumise tõenäosust.

Pankrotimudelite koostamiseks on ajalooliselt kasutatud peamiselt statistilisi meetodeid, kuid tehnoloogia arenguga on tekkinud ka erinevad masinõppe meetodid. Kõige enam kasutust leidvad mudelid on aga endiselt statistilised meetodid nagu mitmemõõtmeline diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon. Kuigi masinõppe meetodid on uuemad ning osadel puhkudel ka keerulisemad, siis asjakohases kirjanduses ei ole jõutud konsensusele, et nad on vanematest statistilistest meetoditest täpsemad. Seega kasutatakse mitmemõõtmelist diskriminantanalüüsi ja logistilist regressiooni tänaseni pankrotimudelite koostamiseks.

Autorile teadaolevalt on varasemalt Eestis pankrotimudeleid koostatud peamiselt ülikoolide akadeemilise töö raames, kuid üsna piiratud mahus. Enim tähelepanu on seejuures saanud tööstussektori ettevõtted. Lukason (2006) koostas pankrotimudeli Eesti kaubandusettevõtete näitel magistritöö raames, kus ta kasutas nii mitmemõõtmelist diskriminantanalüüsi kui ka logistilist regressiooni. Singh ja Mishra (2016) leidsid, et finantskeskkonna muutused mõjutavad finantssuhtarvude ja finantsseisundi seoseid, mistõttu tuleks algseid mudeleid pidevalt uuendada, et saada võimalikult hea ja täpse ennustusvõimega mudel. Seda silmas pidades otsustas autor analüüsida Eesti kaubandusettevõtteid, et luua ajakohasem ja teoreetiliselt ka täpsem mudel, mis võimaldab kaubandusettevõtete pankrotistumist prognoosida. Samuti võrdleb autor töö käigus saadud tulemusi varasemate mudelitega, et näha, kas mudelite täpsustes ja kasutatavates sõltumatuses muutujates esineb olulisi erinevusi. Töö käigus kogutakse pikaajalisi andmeid

pankrotistunud ettevõtete kohta, mille abil koostatakse võimalikult täpsed mudelid, mis aitavad ettevõtete majanduslikku seisu ja kestlikkust hinnata. Selline töö panustab pankrotiuuringute ja -mudelite kirjandusse, täiendades Eesti üsna vaest valdkonda, mis autori hinnangul vajab rikastamist.

Mudelite prognoosimise täpsus on kõrgem, kui koostada mudel majandusvaldkondade põhjal eraldi. See tuleneb asjaolust, et erinevate valdkondade puhul on suhtarvud konkreetse majandusharu finantsseisu kirjeldamisel spetsiifiliselt välja valitud, tagades kõrgema täpsuse. Seega tuleks erinevate majandusvaldkondade puhul koostada eraldi mudeleid, et saavutada parim täpsus ja selgemad tulemused. (Lee ja Choi 2013) Töö autor valis analüüsitavaks majandusvaldkonnaks EMTAK 2008 G-kategooria ehk Eesti hulgi- ja jaekaubanduse; mootorsõidukite ja mootorrataste remondi valdkonna. 2020. a oli Eestis selle valdkonna ettevõtteid 22 609, mis moodustavad 16% kõikidest ettevõtetest (Eesti Statistikaamet, tabel ER021). Tööga hõivatud isikute aastakeskmise arv oli selles valdkonnas 94 tuhat ehk 19% kogu tööga hõivatud isikute arvust (Eesti Statistikaamet, tabel EM001A). Tegemist on olulise valdkonnaga Eesti majanduses, seda nii tööhõive kui ka pakutud teenuste ja lisandväärtuse vaatepunktist. Arvestades valdkonna suurust ja tähtsust, on selle käekäigu vastu oluline huvi, mis motiveerib looma pankrotimudeleid, et luua võimalikult täpne ja kiire võimalus hinnata antud kategooria ettevõtete finantsseisundit. Samuti saab antud valdkonna andmete põhjal loodud mudeleid võrrelda varasemate sama valdkonna Eesti ettevõtete andmetel koostatud mudelitega, et hinnata mudelite tulemuste erinevusi ja sarnasusi vastavalt asjakohasele kirjandusele.

Magistritöö eesmärk on koostada võimalikult täpne Eesti hulgi- ja jaekaubanduse; mootorsõidukite ja mootorrataste remondi ettevõtete pankrotimudel, mis võimaldaks võimalikult täpselt hinnata ettevõtte pankrotistumistõenäosust. Selle saavutamiseks on püstitatud järgmised uurimisülesanded:

1. teha kokkuvõtte pankrotistumise olemusest ja tähtsusest;
2. tutvustada varasemalt koostatud pankrotimudeleid ja nende sisu;
3. valida sobilik valim;
4. koostada võimalikult täpne pankrotimudel ja võrrelda koostatud pankrotimudeleid varasemate mudelitega.

Arvestades mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni tähtsust ja aktuaalsust asjakohases kirjanduses (Li *et al.* 2010; Alaka *et al.* 2018), otsustas autor kasutada neid meetodeid oma mudelite koostamiseks.

Töö esimeses peatükis annab autor ülevaate pankrotistumise olemusest ja selle tähtsusest. Samuti kirjeldab autor töös kasutatavate pankrotimudelite koostamise olemust, toob välja nende kitsaskohti ning võrdleb neid teiste mudelitega. Teises peatükis teeb autor lühikese kokkuvõtte Eesti hulgi- ja jaekaubanduse; mootorsõidukite ja mootorrataste remondi valdkonna ettevõtete ja nende pankrotistumise kohta ning kirjeldab seejärel andmete valikul tehtud otsuseid. Kolmandas peatükis kirjeldab autor mudelite koostamise metoodikat ja koostab valitud andmeid kasutades mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi mudeli ja logistilise regressiooni mudeli, hinnates seejuures nende täpsust ja usaldusväärsust. Samuti teeb autor saadud tulemuste kohta järeldusi ning võrdleb koostatud mudeleid varasemas kirjanduses leitud tulemustega.

1. PAKROTISTUMINE JA SELLE PROGNOOSIMINE

1.1. Pankrotistumise olemus

Pankrot kirjeldab olukorda, mil ettevõtte ei ole võimeline oma laenukohustusi täitma ja on sunnitud selle tegemiseks varasid likvideerima (Kirkos 2015). Ettevõtte kohustuste täitmist võib takistada tavapärase äritegevuse jaoks vajaminevate vahendite (peamiselt raha) puudumine, mida võivad põhjustada kõrged kulud, madal nõudlus ja ka halb finantsjuhtimine (Lensberg *et al.* 2006). Finantsriski suurendavad samuti madal sisemine likviidsus ja kõrged kulud; lisaks on probleemkohaks ka kõrged kapitalikulud, mis suurendavad likviidsusprobleeme (Bernanke 1981). Kui ettevõtte ei ole võimeline oma kohustusi täitma, võib ta taotleda pankrotti või saneerimist, võib hakata ise varasid likvideerima, võib ühineda mõne teise ettevõttega või võib jätkata olemasoleva äritegevusega, lootuses olukorda oluliselt parandada (Lensberg *et al.* 2006). Pankroti väljakuulutamise tuleneb peamiselt likviidsusprobleemidest, mida võivad lisaks halvale või ebaedukale juhtimisele põhjustada ka ettevõttest mittesõltuvad asjaolud, nagu näiteks looduskatastroofid. Mõned ettevõtted võivad aga pankroti välja kuulutada lihtsalt võlgnevustest vabanemiseks ja oma tegevusega uuesti alustamiseks. (Balcaen ja Ooghe 2006)

Eesti pankrotiseaduse kohaselt on pankrot võlgniku kohtumäärusega väljakuulutatud maksejõuetus. Maksejõuetuks peetakse võlgnikku siis, kui ta ei ole võimeline võlausaldajate nõudeid rahuldama ja see võimetus ei ole tema majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Maksejõuetu on juriidilisest isikust võlgnik ka siis, kui tema vara ei kata tema kohustusi ja selline seisund ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. (PankrS § 1) Juriidilise isiku maksejõuetust eeldatakse peamiselt kahel juhul: 1) kui tema suhtes toimivas täitemenetluses ei ole vara puudumise tõttu saadud nõuet rahuldada (või kui ilmneb, et tal ei jätku vara kõigi kohustuste täitmiseks) kolme kuu jooksul täitemenetluse alustamisest; 2) võlgniku juhtorgani liige teatab võlausaldajale, kohtule või avalikkusele, et võlgnik ei suuda oma kohustusi täita. (PankrS § 31)

Ettevõtlusega alustamisel on tavaliselt vajalik võtta laenu ning samuti on laenude andmine majanduse kasvuks samamoodi vajalik. Kõik alustavad ja tegutsevad ettevõtted ei ole oma äritegevuses alati edukad ega kestlikud, mille tõttu on laenu andmisel alati risk. Sellistel ettevõtetel võivad laenude tagastamisega tekkida ületamatud raskused ning selleks on ettevõtetele loodud võimalus taotleda pankrotti, et ettevõtjatel oleks hiljem võimalus äritegevusega uuesti alustada. Pankrotiseadused on võlausaldajatele andnud võimaluse oma kahjusid vähendada ning võlgnikele andnud võimaluse majandustegevusega edasi tegutseda. (Boettcher *et al.* 2014) Makseraskused ei pruugi tekkida ettevõttel aga ainult laenude tagastamisel, vaid võivad tekkida ka tarnijate arvete maksimisel või maksude tasumisel. See tähendab, et võlausaldajad võivad olla nii finantsasutused, teised ettevõtted kui ka eraisikud.

Pankrottidel on olulised tagajärjed aktsionäridele, võlausaldajatele ja ka töötajatele ning äärmuslikel juhtudel võivad nad mõjutada majandust ja ühiskonda tervikuna (Kirkos 2015). Pankrotti võib pidada majanduslikult edukaks, kui see võimaldab ettevõttel oma varasid võimalikult tõhusalt kasutada, samas ei ole see lahendus alati kõige eetilisem, kuna pankroti majandusliku edukuse ja eetilise edukuse vahel on suur erinevus. Majanduslikku edukust iseloomustab ettevõtte varade ja kapitali maksimaalne päästmine, eetilist edukust iseloomustab aga pankroti mõju inimestele. (Mann 2003) Ettevõtte maksejõuetuks muutumisel on pankroti väljakuulutamise asemel tihti palju eetilisem valik saneerimine, sest pankrotistumise ja ettevõtte likvideerimise korral on inimestega seotud kahju palju suurem kui saneerimise korral. Maksejõuetusele lähenemisel on ettevõttel eetilisem kasutada saneerimist, sest see on rohkem töötajate, tarnijate, võlausaldajate ja ka kogukonna huvides. (Boettcher *et al.* 2014)

Eetilisest aspektist on ettevõtete ja nende juhtide sotsiaalse vastutustundlikkuse tüüpe neli (Carroll *et al.* 2012):

- 1) majanduslik vastutus aktsionäride ees (tegutseda majanduslikult kestlikult);
- 2) õiguslik vastutus järgida seadusi ja määrusi;
- 3) eetiline vastutus, mis kattub tihti õigusliku vastutusega, kuid innustab võtma vastu vastutustundlikke otsuseid, mida seaduslikult võib tegemata jätta;
- 4) heategevuslik vastutus, mis on ettevõtte vabatahtlikud vastutusosalad.

Majanduslik vastutus aktsionäride ees soosib ettevõttel pankrotistuda viisil, mis jätab kõige rohkem vara kätte selle omanikele, samas kui eetiline ja teatud määral ka õiguslik vastutus eeldavad pigem arvestamist teiste osapoolte huvidega (näiteks eelistama pankrotistumise asemel

saneerimist). Esimese korral on pankrot ettevõtte ja selle osanike huvides, võimaldades neil tulevikus soodsamalt positsioonilt uue tegevusega alustada. Teise olukorra puhul võivad võlausaldajad/töötajad, kes saavad ise optimaalsema lahenduse osaliseks, kuid sellisel juhul on pankrotistunud ettevõtte osapool jätkuva tegevuse mõttes keerulisemas positsioonis.

1.2. Pankroti prognoosimise tähtsus

Ettevõtte pankrotti minemise mõju tähtsust ei tohi alahinnata, sest eelmise majanduskriisi (2008-2009) näitel on näha, kui suur on ettevõtete pankroti mõju kogu majanduse seisundile (Mai *et al.* 2019). Pankrott võib endaga kaasa tuua olulised sotsiaalsed mõjud ning võib sügavdada majanduse langust ning mõjutada sellega majanduse taastumist (Bernanke 1981). 2008. a majanduskriis näitas, et isegi kõige edukamad rahvusvahelised ettevõtted peavad pidevalt jälgima oma majanduslikku seisundit ja oma koostööpartnerite seisundit. Maailma globaliseerumine ühendab omavahel nii palju erinevaid ettevõtteid, et ühe ettevõtte raskused võivad omakorda kaasa tuua paljude teiste ettevõtete raskused ning ühegi ettevõtte kestlikkuses ei saa vankumatult kindel olla. (Korol 2013) Pankrottide tagajärjel võivad tugevalt kannatada nii ettevõtte ise kui ka majandus terviklikult (Liang *et al.* 2016; Lensberg *et al.* 2006).

Pankrotistumise prognoosimise tähtsus on saanud majandusvaldkonna üheks peamiseks eesmärgiks. Pankrotiriski kasv on samuti tõstnud vajadust rakendada meetodeid, mis aitavad pankrotistumise ohtu tuvastada võimalikult varakult. (Korol 2013) Kuna pankrotistumine on aktsionäride, võlausaldajate ja töötajate jaoks väga suur oht, on selle hindamiseks ja uurimiseks läbi viidud väga palju uuringuid (Bauer ja Agarwal 2014). Pankrotistumise uuringud on näidanud, et paljude ettevõtte puhul on pankrotistumine järkjärguline ja seda saab üsna edukalt prognoosida kolm aastat enne selle juhtumist (Mensah 1984). Mida varasemalt tuvastatakse pankrotiohule viitavad näitajad, seda rohkem on ettevõttel aega sellele reageerida ja võimalikku kahju vähendada (Korol 2013).

Pankroti ennustamine on viimasel sajandil olnud rahanduses ja raamatupidamises väga tähtis teema ning selle varasemad uuringud on keskendunud peamiselt ühemõõtmelistele mudelitele nagu individuaalsed suhtarvud (Lensberg *et al.* 2006). Arvestades teema tähtsust on aja möödudes arendatud ja loodud uusi ja keerulisemaid mudeleid, mille eesmärk on pankrotistumise tõenäosust ennustada. Lisandusid nii statistilised kui ka masinõppe meetodid, mille arendamine tulenes

pankrotistumise prognoosimise vajaduse tähtsustumisest. Selliseid mudeleid ja meetodeid saavad kasutada investorid, võlausaldajad, audiitorid ja ka ettevõtted ise, et prognoosida potentsiaalseid makseraskusi. (Kirkos 2015) Pankroti prognoosimise mudel võimaldaks suuremas vaates hinnata ka erinevate valdkondade finantsseisu ja potentsiaalselt maandada vastavalt süstemaatilisi riske (Schönbucher 2003).

1.3. Pankrotistumise prognoosimine

Ettevõtte majandusliku olukorra terviklik analüüs on aega nõudev protsess, mille tõttu on analüütikud proovinud arendada meetodeid, mis võimaldaks teostada kiire ja usaldusväärse ülevaate ettevõtte majanduslikust olukorrast, kasutades selleks võimalikult vähe sisendeid. Selle tulemusena loodi pankroti ennustamise mudelid, mille eesmärk on tuvastada nõrgas või nõrgenevas majanduslikus olukorrast olevad ettevõtted ja hinnata nende pankrotistumise riski. (Korol 2013) Kõige populaarsemateks meetoditeks peetakse klassikalisi statistilisi meetodeid, nagu ühemõõtmeline analüüs, riskiindeksi mudelid, mitmemõõtmeline diskriminantanalüüs (edaspidi: MDA) ja logistiline regressioon (edaspidi: logit) (Li *et al.* 2010). Mudelite eesmärk ei ole ettevõtte olukorra parandamine, vaid pankrotistumise ohu tuvastamine võimalikult varajasel ajal. Teemakohases kirjanduses eristatakse peamiselt kahte gruppi mudeleid: statistilised mudelid ja masinõppe mudelid. (Korol 2013)

Beaver (1966) tuli välja ettevõtete pankroti prognoosimise mudeliga, kasutades selleks finantssuhtarve; ta lõi ühemõõtmelise mudeli, kasutades erinevaid finantssuhtarve, mille ta valis dihhotoomse klassifikatsioonitestiga. Seejärel tutvustas järgmisel aastal Edward Altman statistilist mitme muutujaga analüüsimeetodit ehk: MDA ja lõi Z-skoori mudeli (Altman 1968). Järgnevatel aastakümnetel kasutati valdavalt just seda mudelit ja selle erinevaid variatsioone pankroti prognoosimiseks, kuid 1980. aastal tuli James Ohlson välja logit mudeliga, millega hinnata pankroti esinemise võimalust ning lõi O-skoori mudeli. (Balcaen, Ooghe 2006) Üldiselt peetakse finantssuhtarve ühtedeks tähtsaimateks pankroti ennustamise faktoriteks ning neid kasutatakse pankrotimudelite arendamiseks (Liang *et al.* 2016). Vaieldamatult on kõige populaarsem pankrotiriski ennustamise mudel Altmani loodud statistiline MDA mudel (Korol 2013).

Paljude ettevõtete finantsraskusesse sattumine väljendub mingil määral nende finantsnäitajates ja finantssuhtarvudes (Ahmadi *et al.* 2012). Kuna kindlat juhust ja üksmeelt vastavate

finantsnäitajate- ja suhtarvude valimisel ei ole, arvestatakse nende valimisel nii nende relevantsust asjakohases kirjanduses, nende olulisust finantsraskuste tuvastamisel kui ka nende tegelikku kättesaadavust (Amendola *et al.* 2011). Peamiste pankrotistumise prognoosimise finantsuhtarvude kategooriatena võib välja tuua rentaabluse, likviidsuse, finantsvõimenduse ja aktiivsuse. Rentaabluse suhtarvud näitavad kasumi teenimise võimet (kapitali kasvatamine); finantsvõimenduse suhtarvud näitavad võõrkapitali kaasamist investeringute tegemisel või tegevuse laiendamisel; likviidsuse suhtarvud näitavad ettevõtte vahendite piisavust lähenevate kohustuste katmiseks; ning aktiivsuse suhtarvud näitavad varade käibe tõhusust ja varade kasutamise olemust kasumi teenimisel. (Vukovic *et al.* 2020). Brédart (2014) leidis oma uuringutes, et peamised pankrotistumise tuvastamise suhtarvud tulevad rentaabluse, likviidsuse ja maksevõime valdkondadest.

Bellovary *et al.* (2007) koostasid oma uuringute käigus ülevaate pankrotiuuringutes enimkasutatavatest suhtarvudest (suhtarve kasutati MDA, logit, närvivõrkude jm mudelites) (vt tabel 1). Uuringus vaadeldi 165 pankrotiuuringut ning leiti, et sõltumatuid muutujaid oli kasutatud mudelite puhul vahemikus üks kuni 57, kuid keskmiselt kasutatakse neid ühe mudeli puhul kaheksa kuni kümme (*Ibid.*).

Tabel 1. Enim kasutatud suhtarvud

Suhtarv	Esinemine
Puhaskasum / varad	54
Käibevara / lühiajalised kohustused	51
Käibekapital / varad	45
Jaotamata kasum / varad	42
Ärikasum / varad	35
Müügitulud / varad	32
Raha / lühiajalised kohustused	30
Laenud kokku / varad	27
Käibevara / varad	26
Puhaskasum / ettevõtte netoväärtus	23
Kohustused kokku / varad	19
Raha / varad	18
Omakapitali turuväärtus / omakapitali bilansiväärtus	16
Äritegevuse rahavoog / varad	15
Äritegevuse rahavoog / kohustused kokku	14

Allikas: Bellovary *et al.* (2007)

Käesolevas töös kasutatakse mudelite koostamisel mitmemõõtmelist diskriminantanalüüsi ja logistilist regressiooni, mistõttu on järgmistes alapeatükkides antud põgus ülevaade nende olemusest. Samuti on võrreldud mudelite tugevusi ja nõrkusi.

1.3.1. Mitmemõõtmeline diskriminantanalüüs

Ühemõõtmeline diskriminantanalüüs pani aluse pankroti prognoosimisele seoses kindlate finantsnäitajate tulemuste ja trendidega, kuid nende tulemuste rakendamine pankrotistumise hindamiseks on nii teoreetiliselt kui ka praktiliselt küsitav. Ainult ühe finantsarvu kasutamine pankroti prognoosimisel jätab palju ruumi ekslikuks tõlgendamiseks (näiteks halva rentaabluse ja/või maksevõimega ettevõtete võib näida pankrotiohus, kuid tegelikkuses on selle keskmisest kõrgemat likviidsus, mis hoiab ettevõtet tegevana). Usaldusväärsema pildi saamiseks tuleb kasutada mitmeid finantsnäitajaid ning samuti tuleb välja selgitada, millised neist on kõige tähtsamad ja millise kaaluga on nende olulisus. (Altman 1968) Ühemõõtmelise diskriminantanalüüsi kasutamine on küll lihtne ja ei vaja statistilisi eelteadmisi, kuid see eeldab lineaarset seost suhtarvude ja pankrotistumise vahel, mida selle raames pole võimalik tuvastada (Balcaen ja Ooghe 2006).

MDA on statistiline meetod, mida kasutatakse vaatlusaluste grupeerimiseks mitmesse rühma. Peamiselt kasutatakse seda klassifitseerimiseks või ennustuste tegemiseks probleemide puhul, kus sõltumatu muutuja on kvalitatiivne. Seetõttu on esmalt vaja luua kindlate klassifikatsioonidega grupid, mida võib olla kas kaks või rohkem. (Altman 1968) Tegemist on statistilise meetodiga, mis määrab, millised muutujad jagavad vaatlusaluseid kahte või enamasse loomulikult esinevasse gruppi (Kubíčková ja Nulíček 2019). MDA vajab ka lineaarseid seoseid muutuja ja sõltumatute muutujate vahel. See tähendab, et olulised ennustavad muutujad, mis ei ole muutuja suhtes lineaarses seoses, võivad mudelist välja jäädes MDA mudeli ennustusvõimet negatiivselt mõjutada. (Alaka *et al.* 2018; Hosaka 2019)

Ettevõtteid klassifitseeritakse pankrotistuvateks ja aktiivseteks nende diskriminantskoori ja optimaalse MDA mudeli lõikepunkti alusel. Kui skoor on lõikepunktist madalam, klassifitseeritakse nad pankrotistuvateks (lõikepunktist kõrgema puhul mitte-pankrotistuvaks). Selliselt määratakse ettevõtted gruppidesse, millega nende tunnused kõige rohkem sarnanevad. MDA mudelit ei saa seega tingimata prognoosivaks mudeliks lugeda, kuid tegelikkus seda selliselt kasutatakse, sest kui ettevõtte finantsnäitajad sarnanevad pankrotistunud ettevõtete grupi näitajatega, siis võib sellist tulemust prognoosivaks pidada. (Balcaen ja Ooghe 2006) MDA puhul

koostatakse koefitsiendid kogutud andmete pealt ning lõplikku diskriminantide skoori kasutatakse potentsiaalsete probleemide ennustamiseks (Li ja Sun 2008).

Altman (1968) valis oma mudeli koostamisel esialgu 22 suhtarvu viiest kategooriast: likviidsus, rentaablus, finantsvõimendus, maksevõime ja aktiivsus. Nendest valis ta välja viis ning lõplik valem oli järgmine (*Ibid.*):

$$Z = 0,12 \times X_1 + 0,14 \times X_2 + 0,33 \times X_3 + 0,06 \times X_4 + 0,999 \times X_5 \quad (1)$$

- kus
- Z – z-skoori väärtus;
 - X_1 – puhta käibekapitali ja vara suhe;
 - X_2 – jaotamata kasumi ja vara suhe;
 - X_3 – ärikasumi ja vara suhe;
 - X_4 – ettevõtte turuväärtuse ja kohustuste suhe;
 - X_5 – müügitulu ja vara suhe.

Neli Altmani viiest sõltumatust muutujast kuuluvad Bellovary *et al.* (2007) koostatud kuue enimkasutatud suhtarvu hulka.

Loodud mudel oli äärmiselt täpne, klassifitseerides 95% pankrotistunud ettevõtetest korrektselt. I tüüpi viga (pankrotistunud ettevõtte märgiti mitte-pankrotistunud ettevõtteks) oli 6% ja II tüüpi viga (mitte-pankrotistunud ettevõtte märgiti pankrotistunud ettevõtteks) oli 3%. Kui mudeli tulemuseks oli Z-skoor alla 1,81, tähendades see pankrotistumist ning skoor üle 2,99 tähendades mitte-pankrotistumist. 1,81 ja 2,99 vahele jääv tulemus oli „ignorantsuse ala“ või „hall ala“, kuna seal on kõrgem risk valeks klassifikatsiooniks ning neid tuleb eraldiseisvalt hinnata varasemalt sätestatud parameetrite alusel. (Altman 1968)

Kui mudeli täpsust hinnati aga kaks aastat vanemate finantsuhtarvudega, siis tuli täpsuseks 72%, mis näitab et andmete vanus on oluline (*Ibid.*). Mudelite ennustustäpsus suureneb, kui kasutada võimalikult värskeid andmeid. Finantskeskkonna muutused mõjutavad finantsuhtarvude ja finantsseisundi seoseid. Seetõttu tuleks algseid mudeleid pidevalt uuendada, et saada võimalikult hea ja täpse ennustusvõimega mudel. (Singh ja Mishra 2016) Mensah (1984) leidis samuti, et enamike mudelite prognoosimise täpsus sõltub aja möödumisest.

Aastate jooksul on Altmani Z-skoori mudeli põhjal läbi viidud palju uuringuid. Kuni 1980ndateni kasutati pankrotistumise hindamisel enim MDA mudelit. Enamikes uuringutes kasutati lineaarset

MDA mudelit ning madal skoor tähendas kehva majanduslikku olukorda ehk viitas pankrotile. (Balcaen ja Ooghe 2006)

1.3.2. Logistilised regressioonmudelid

MDA asendati vähem nõudlike statistiliste meetoditega, nagu logit analüüs (mis on neist kõige enam kasutatav), probit analüüs ning lineaarne tõenäosusmudel. Need meetodid aitasid luua tinglikud tõenäosusmudelid, mis koosnevad muutujatest, mis aitavad kõige edukamalt eristada edukaid ja mitteedukaid ettevõtteid. (Balcaen ja Ooghe 2006)

Logistiline regressioon on standardne matemaatiline-statistiline meetod, mida kasutatakse puhkudel, kus sõltuv muutuja on binaarne ehk dihhotoomne, mis tähendab, et sellel saab olla ainult kaks väärtust. Sõltuv muutuja omab diskreetset väärtust – kui ettevõtte on kestlik, siis tema väärtus on 1 (või 0) ning kui ettevõtte kuulutas pankroti välja, siis tema väärtus on 0 (või 1). (Mišanková ja Kliestik 2017) Logitit on laialdaselt kasutatud klassifikatsiooniprobleemi lahendamiseks kahe grupi vahel, nagu näiteks pankrotistumise prognoosimine. Logiti puhul kasutatakse Gaussi funktsiooni klassifikatsiooni tõenäosuse genereerimiseks valitud andmetest. (Li ja Sun 2008)

Logiti korral kasutatakse mittelineaarset suurima tõepära meetodit järgmise logiti mudeli parameetri tõepärase saamiseks (Balcaen ja Ooghe 2006):

$$P1(X_i) = \frac{1}{1 + \exp - (b_0 + b_1 \times X_{i1} + b_2 \times X_{i2} + D_i \dots + b_n \times X_{in})} = \frac{1}{1 + \exp - (D_i)} \quad (2)$$

kus:

$P_1(X_i)$ – pankrotistumise tõenäosus, arvestades atribuutide vektorit;

$X_i; X_{ij}$ – j atribuudi väärtus (kus $j=1, \dots, n$) ettevõtte i puhul;

b_j – on atribuudi j koefitsient;

b_0 – on vabaliige;

D_i – on ettevõtte i logiti skoor.

Logit mudel seob mitu ettevõtte karakteristikut või atribuuti mitmemõõtmeliseks tõenäosuse skooriks, mis viitab ettevõtte pankrotistumise tõenäosusele (*Ibid.*).

Logistiline funktsioon järeldab, et logiti skoori P_1 väärtus jääb vahemikku 0 kuni 1 ning suureneb D_i puhul. Kui pankrotistumise staatus on määratud 1-ks, siis kõrge logiti skoor näitab kõrget pankrotistumise tõenäosust (madala skoori puhul madalat tõenäosust). Pankrotistumise tõenäosus P_1 allub logistilisele jaotusele. Logiti mudel näitab, et väga tugeva või väga nõrga finantsseisuga ettevõtte finantssuhtarvud peavad keskmises seisus ettevõttega võrreldes oluliselt halvenema või paranema, et ettevõtte oleks (või poleks) pankrotiohus. Kui D_i on 0, on pankrotistumise tõenäosus

0,5, mis on tavapärane kriitiline väärtus, mida kasutatakse pankrotistumise löikepunktina. (Laitinen ja Kankaanpää 1999)

Klassifitseerimise kontekstis on logiti peamine eesmärk määrata firmad pankrotistuvasse või mittepankrotistuvasse gruppi nende logiti skoori ja kindla mudeli löikepunkti alusel. Kui kõrge logiti skoor viitab kõrgele pankrotistumise tõenäosusele, klassifitseeritakse ettevõtte pankrotistuvasse gruppi juhul, kui selle logiti skoor ületab löikepunkti; ning mittepankrotistumise puhul samamoodi, aga madala skoori ja löikepunktiga. Sarnaselt MDA-ga põhineb logiti mudel sarnasuse printsiibil: ettevõtted määratakse gruppidesse, millega nende näitajad on kõige sarnasemad. (Balcaen ja Ooghe 2006)

Kokkuvõttes on MDA ja logiti kaks peamist statistilist mudelit, mida kasutatakse finantsraskuste prognoosimiseks (Li ja Sun 2008). Vaatamata põhjalikule kirjandusele ei ole MDA ja logiti vahel ühte kindlat parimat mudelit, mida pankrotistumise prognoosimiseks kasutada. Enamik uuringutest jõuavad heterogeensele järeldusele ja viitavad erinevatele tulemustele. Seetõttu on uuringute tegemisel mudeli valik tingitud suuresti uurija enda eelistustest. (Balcaen ja Ooghe 2006) Võrreldes MDA-ga on logiti mudelis vähem I tüüpi vigu (Collins ja Green 1982). Logiti tundub üsna robustne selle mudeli eelduste rikkumise osas, kuid sellegipoolest ei ole üks mudel teisest selgelt eelistatavam (Kim 2011).

1.3.3. Täiendavad meetodid

21. sajandi hakul näitasid mitmed uuringud, et tehisintellekt, nagu näiteks närvivõrgud, võivad olla alternatiivseks võimaluseks pankroti prognoosimisel, kuid nende kasutamisel on mitmeid nõrkusi, näiteks sobilike närvivõrkude leidmine ja tulemuste korrektne tõlgendamine (Shin ja Lee 2002). Närvivõrgu meetod on üks mitmetest tehisintellekti ja andmekäve meetoditest, millega saab tuvastada muutujate vahelisi mittelineaarseid seoseid. Närvivõrke on alates 1990ndatest kasutatud ka pankrotistumise tuvastamiseks. Nende kasutamise populaarsus on kasvanud seoses nende võimega andmebaasidest õppida ja nendega kohaneda. (Lee ja Choi 2013) Etheridge ja Sriram (1997) leidsid oma uuringus, et MDA ja logiti mudelid sisaldasid närvivõrkudega võrreldes vähem eksimusi, kuid ennustustäpsus oli närvivõrkudel kõrgem. Altman *et al.* (1994) viisid läbi uuringu, mille tulemusena leiti, et nii lineaarne diskriminantanalüüs kui ka närvivõrkude analüüs andsid tulemuseks mudelid, mille täpsus oli mõlemal üle 90%.

Erinevate mudelite võrdlemise fundamentaalseks meetodiks on mudeli ennustusvõime täpsuse arvutamine ning paljud uuringud pankrotistumise valdkonnas on viidanud asjaolule, et närvivõrkude kasutamine annab MDA või muude statistiliste meetoditega võrreldes täpsemaid tulemusi (Kim 2011; Tseng ja Hu 2010). Kim (2011) sai MDA mudeli täpsuseks 72,6% (pankrotistunud ettevõtete puhul 92,7% ja aktiivsete ettevõtete puhul 52,4%) ja logit mudeli täpsuseks 80%. Tseng ja Hu (2010) said logit mudeli täpsuseks 77,05%. Lee ja Choi (2013) leidsid, et närvivõrkude mudelid saavutavad MDA mudeliga võrreldes (mille täpsus oli 74,82%) kolme majandusharu korral täpsemaid tulemusi, mis näitab, et närvivõrkude mudelid suudavad sõltumatute muutujate ja pankrotistumise vahel olevat mittelineaarset seost tõhusamalt arvestada. Hernandez Tinoco ja Wilson (2013) leidsid aga, et logiti ja närvivõrkude mudeli täpsus oli peaaegu identne ehk ühte mudelit ei saa teisele eelistada ning erinevused nende vahel olid marginaalsed. Bellovary *et al.* (2007) leidsid oma uuringus, mis vaatles üle 165 erineva uuringu, et MDA mudeli täpsus jäi 1960.-2000. a vahemikku 32-100% ning logiti mudel jäi vahemikku 20-98%.

Mitmed uuringud on näidanud, et masinõppe tehnikaga saavutatakse täpsemaid tulemusi kui klassikaliste statistiliste meetoditega (Min ja Lee 2005). Empiirilised uuringud on tõestanud, et uuemad klassifikaatorid, nagu üldistatud võimendusmudelid (*generalised boosting models*), Adaboost ja juhuslikud metsad saavutavad klassikaliste klassifikaatoriga võrreldes (logit, närvivõrgud jt) täpsemaid tulemusi (Jones *et al.* 2015). Min ja Lee (2005) saavutasid MDA mudeli täpsuseks 79% ja logiti täpsuseks samuti 79%. Klassikalistel meetoditel on piiravad eeldused nagu lineaarsus, normaaljaotus ja muutujate omavaheline sõltumatus. Arvestades nende eelduste rikkumise sagedust, on nende efektiivsus piiratud, mille tulemuseks võib olla ebaoptimaalne mudel. (Kumar ja Bhattacharya 2006)

Otsustuspuude suureks eeliseks on nende mitteparameetrisus. Erinevalt parameetristest MDA ja logiti meetoditest puudub otsustuspuudel jaotuse eeldus ning seeläbi ei ole vaja kaaluda muutujate mugandamist. Otsustuspuude ainsaks eelduseks on asjaolu, et pankrotistuvate ja mittepankrotistuvate ettevõtete grupid on diskreetsed, ei kattu ja on selgelt eristatavad, mis on klassikaliste mudelite eelduste seas üsna tavalised. (Gepp *et al.* 2010) Liang *et al.* (2016) leidsid, et ka ettevõtete üldjuhtimise indikaatorid (CGI-d) mängivad olulist rolli ettevõtte pankrotistumise hinnangu täpsuses.

Laitinen ja Kankaanpää (1999) viisid läbi uuringu Soome andmetel, kus nad võrdlesid kuute kõige kasutatumat pankrotistumise ennustamise meetodit, et näha, kas nende täpsuses oli süsteemseid

erinevusi. Nende kasutatud meetodid olid: 1) lineaarne diskriminantanalüüs, 2) logit analüüs, 3) korduv ositamine, 4) ellujäämise analüüs, 5) närvivõrgud, 6) oskusteabe töötlemine (*Ibid.*).

Statistiliselt oluline erinevus tuvastati ainult logit analüüsi ja ellujäämise analüüsi vahel, kasutades üheaastavanuseid andmeid. Kokkuvõttena leiti, et parimat meetodit nende uuringu alusel tuvastada ei saa. Samas täheldati, et mida varasemaid andmeid töödeldakse, seda täpsem tuleb mudel. (*Ibid.*)

Tänapäeval kasutatakse endiselt MDA ja logiti statistilisi mudeleid pankroti prognoosimises võrdluselustena. Uurijad kasutavad sageli uute pankrotistumise prognoosimise mudelite koostamisel võrdlusena MDA ja logiti statistilisi mudeleid. (Li ja Sun 2008) Samas on ka palju tõendeid, mis toetavad väidet, et pankrotistumise tuvastamise täpsusesse panustab mudelite suhteline lihtsus ning oluliselt keerulisemad mudelid võivad mudeli täpsust ainult marginaalselt parandada. Lihtne MDA mudel võib anda üle 90% ennustusvõime, mida pakuvad samamoodi oluliselt keerulisemad mudelid. (Hand 2004) Kokkuvõttes võib öelda, et ei ole ühtegi selget ja kindlat mudelit, mis oleks kõikidest teistest parem. Küll on aga kindel, et igal mudelil ja meetodil on oma tugevused ja nõrkused, mis muudavad neid erinevate olukordade puhul optimaalsemaks või vähem optimaalsemaks valikuks. (Alaka *et al.* 2018)

1.3.4. Esinevad probleemid

Antud töö tulemuste ja järelduste peatükis rakendust leidvad mudelid kasutavad koefitsientide saamiseks finantssuhtarve, mille kasutamisel on teatud kitsaskohad. Käesolevas alapeatükis annab autor ülevaate võimalikest probleemkohtadest valimi koostamisel, mis kaasnevad nii mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi kui ka logistilise regressiooni mudelite koostamisel. Tegemist on üldise ülevaatega nendest probleemidest, mis võivad esineda finantssuhtarvude kasutamisel.

Raamatupidamisandmed pole alati kõige usaldusväärsemad. Finantsandmeid koostatakse jätkuvuse printsiibist lähtudes, mis eeldab et ettevõtted ei lähe pankrotti. Lisaks on konservatiivsuse printsiibi tõttu sageli varad alahinnatud ja konservatiivselt hinnatud varad mõjutavad negatiivselt ka finantssuhtarve. Säärased raamatupidamisega seotud asjaolud piiravad finantssuhtarvude põhjal pankrotistumise prognoosimist. Lisaks on finantssuhtarvudel põhinevate mudelite nõrk koht nende suutmatus arvestada varade volatiilsust, mis on oluline aspekt. Kui kõik näitajad on võrdsed, siis pankrotistumise tõenäosust tõstab volatiilsus, mis on üks tähtsamaid

väljajäetud aspekte, mis ei sisaldu Altmani ja Ohlsoni mudelites ja meetodites. (Hillegeist *et al.* 2004)

Võlglaste puhul esineb ka käitumist, mil pankrotistumise lähenemise korral varjatakse asjakohast finantsteavet ning isegi teadlikult esitatakse valeinfot (Balleisen 2001). Samuti kui pankroti deklareerimine põhineb peamiselt likviidsuse ja/või maksevõime suhtarvudel, siis pankrotistumise prognoosimise mudelid võivad sisaldada hulganisti ettevõtteid, kes on kuulutanud välja pankroti ilma et neil ilmeks teisi tõelisi pankrotiohu märke (Balcaen ja Ooghe 2006). Pankrotimudelid ei võta arvesse ka asjaolu, et pankroti väljakuulutamise ja tõsiste probleemide ilmnemise või raamatupidamisaruannete esitamise vahel võib olla tavapärasest pikem ajavahe, mis moonutab mudelite tulemusi. Pankrotistumise mudelid ignoreerivad ka tõsiasja, et pankrotistumine on vaid üks mitmest valikust, kuidas ettevõtte tegevust lõpetada. Näiteks võib ettevõtte tegevuse lõpetada muu juriidiline lõpetamine, nagu ühinemine, ülevõtmine, tühistamine või likvideerimine. (*Ibid.*)

1.4. Varasemad hulgi- ja jaekaubanduse pankrotimudelid

Balina (2018) viis läbi uuringu Poola toidutööstuse hulгимүүги ettevõtete finantsidega, et selgitada, millised finantsnäitajad on kõige olulisemad pankrotistumise prognoosimisel; uuringus kasutati 60 ettevõtte näitajaid ajavahemikust 2009-2013 ning mudelitena kasutati MDA-d, logiiti ja närvivõrke. MDA puhul saadi kolme sõltumatu muutujaga mudel (*Ibid.*):

$$ZFDWF = 1,16823 \times X_{23} - 0,011048 \times X_{30} + 0,116909 \times X_{38} \quad (3)$$

kus

X_{23} – omakapital / müügitulu;

X_{30} – $X_{4B} - X_{4P}$;

kus X_4 on (lühiajalised nõuded + lühiajalised investeeringud) / lühiajalised kohustused; ning B märgistab uuritava valdkonna keskmist suhtarvu ning P ettevõtte oma;

X_{38} – (lühiajalised kohustused) t / (lühiajalised kohustused) $(t-1)$;

kus t on pankrotile eelnev majandusaasta ning $t-1$ on sellest ühe aasta võrra varasem.

MDA mudeli täpsus oli pankrotistunud ettevõtete tuvastamisel 90% ja mittepankrotistunud ettevõtete puhul 95%. Kontrollgrupi tulemused olid vastavalt 85% ja 90%. (*Ibid.*)

Logiiti puhul saadi nelja sõltumatu muutujaga mudel (*Ibid.*):

$$ZRLWF = 1,236 + 1,2 \times X_{23} + 0,26 \times X_{30} + 0,1 \times X_{32} - 0,32 \times X_{38} \quad (4)$$

kus

X_{23} – omakapital / müügitulu;

X_{30} – $X_{4B} - X_{4P}$;

X_{32} – (müügitulu) t / (müügitulu) $(t-1)$;

X_{38} – (lühiajalised kohustused) t / (lühiajalised kohustused) $(t-1)$.

Logiti mudeli täpsus oli pankrotistunud ettevõtete tuvastamisel 80% ja mittepankrotistunud ettevõtete puhul 80%. Kontrollgrupi tulemused olid vastavalt 60% ja 80%. Närvivõrkude mudeliga olid tulemusteks 90% täpsus nii pankrotistunud kui ka mittepankrotistunud ettevõtete puhul ning vastavalt 80 ja 75% kontrollgrupis ehk kokkuvõttes andis kõige täpsema tulemuse MDA mudel. (*Ibid.*)

Järeldustena toodi uuringus välja, et toidutööstuse hulгимүүги ettevõtete kestlikkust mõjutab oluliselt ettevõtete likviidsuse tase ning samuti tuleks tähelepanu pöörata varudega seotud suhtarvudele. Oluline roll on ka omakapitali / müügitulu suhtel ehk müügitulu kasvuga võiks eelistatavalt kasvada ka omakapital ja seda proportsionaalselt suuremas mahu, mis omakorda võib viidata kasumlikkuse kasvule. Huvitaval kombel oli ettevõtete kestlikkusele positiivse mõjuga lühiajaliste kohustuste suhtarv X_{38} , mis uuringu autori hinnangul võis oma kasvuga potentsiaalselt näidata varude suurenemist (kuna antud valdkonnale olid omased pikad tarnijatelt saadud maksetähtajad) ehk võimet suuremas koguses käivet teha. Kokkuvõttes aga toodi välja, et kuna nii käesolev uuring kui ka varasem kirjandus leiavad, et tänapäevaste diskriminantanalüüsi mudelite täpsus väheneb aja möödudes, siis tasuks lähiajal autori loodud mudelit uuendada. (*Ibid.*) Tasub aga välja tuua, et sõltumatute muutujatena kasutati nende uuringus palju ebastandardseid suhtarve ja finantsnäitajaid, mille täpne põhjus pole artiklis välja toodud.

Vukovic *et al.* (2020) viisid läbi uuringu Lääne-Euroopa riikide suurimate hulгимүүги ettevõtete finantsidega, et selgitada, millised finantsnäitajad on kõige olulisemad pankrotistumise prognoosimisel. Uuringus kasutati 23 pankrotistunud ja 30 mittepankrotistunud ettevõtte näitajaid ajavahemikust 2010-2018 ning mudelina kasutati logitit (*Ibid.*). Tulemuseks oli viie sõltumatu muutujaga (*Ibid.*):

$$\text{Log} \left[\frac{P(x)}{1-P(x)} \right] = 2,196 - 9,37 \times X_2 + 3,998 \times X_7 - 0,068 \times X_8 - 0,06 \times X_{20} - 7,11 \times X_{23} \quad (5)$$

kus

X_2 – puhaskasum / omakapital;

X_7 – käibevara / varad;

X_8 – varad / kõik kohustused;

X_{20} – müügitulu / käibekapital;

X_{23} – varud / käibevara.

Saadud suhtarvud põhinevad laialt kasutust leidvatel näitajatel, kuid konkreetsed suhtarvud ei kuulu Bellovary *et al.* (2007) koostatud enimkasutatud suhtarvude topp 15-sse.

Uuringus leiti, et lisaks mudelis kasutatavatele suhtarvudele mõjutab ettevõtte pankrotistumise tõenäosust ka ettevõtte maksevõime ehk mida kõrgem on maksevõime suhtarv, seda madalam on pankrotistumise tõenäosus. Samuti toodi sarnaselt varasemate uuringute välja likviidsuse tähtsuse ehk madalad likviidsusenäitajad tõstavad pankrotistumise tõenäosust. Sarnaselt Balina uuringuga tuli ka käesolevas uuringus välja, et kõrgem varude maht vähendas pankrotistumise tõenäosust, mis tuleneb hulgimüügi valdkonna eripärast. Autorite hinnangul tuleks antud valdkonnas uuringutega jätkata, et saada võrreldavaid andmeid. (Vukovic *et al.* 2020)

Kolmandas uuringus, mis sisaldas jaemüügi ettevõtteid, saadi tulemuseks MDA mudel, täpsusega ~81% (võrreldes närvivõrkude 89%-ga). Lõplikku mudelisse kuuluvad suhtarvud/finantsnäitajad olid: kasum enne tulumaksustamist / puhaskasum, jaotamata kasum / varad, äritegevuse rahavoog / kohustused kokku ja käibekapitali käibesagedus. Uuringus leiti, et spetsiifilise valdkonna puhul on mudeli täpsus 6-12% täpsem kui üldise mudeli korral. (Lee ja Choi 2013) Üks neist neljast kuulub Bellovary *et al.* (2007) koostatud enimkasutatud suhtarvude topp 15-sse.

Lukason (2006) koostas oma magistr töö raames MDA ja logiti mudelid Eesti kaubandusettevõtete (praegu EMTAK 2008 G-kategooria) näitel, saades MDA mudeli täpsuseks 92% ja kontrollgrupi täpsuseks 77,4%; logiti puhul oli mudeli täpsus 98,9% ja kontrollgrupis 100%. Uuringu tulemusena tuli välja huvitav leid, et ei MDA ega ka logiti mudel ei sisaldanud ühtegi maksevõime suhtarvu, mis autori meelest kinnitab mudeli kvaliteeti, sest madalast likviidsusest on tähtsamaid ja olulisemaid näitajaid. Samuti tõi autor välja, et tulevikus tasuks kindlasti mudeleid uuendada ja edasi arendada. (*Ibid.*)

2. ANDMED JA METOODIKA

2.1. Kaubandusettevõtete ülevaade

Prognoosimise täpsus on kõrgem, kui koostada mudel majandusharu põhjal eraldi. See tuleneb asjaolust, et majandusharude puhul on suhtarvud konkreetse majandusharu finantsseisu kirjeldamisel spetsiifiliselt välja valitud, tagades kõrgema täpsuse. Seega tuleks majandusharude puhul koostada eraldi mudeleid, et saavutada kõrgem täpsus ja selgemad tulemused. (Lee ja Choi 2013) Enamus spetsiifiliselt pankroti prognoosimiseks loodud mudelitest sobivad kasutamiseks ka sama sektoris ja samades majandustingimustes, milles oli see mudel koostatud. Vastasel juhul on selliste mudelite täpsus märgatavalt madalam. (Kliestik *et al.* 2018)

Sellest lähtudes valis magistritöö autor pankrotimudeli koostamiseks EMTAK 2008 järgi G- kategooria Eesti ettevõtted, mille kolm peamist tegevusala on Mootorsõidukite ja mootorrattaste hulgi- ja jaemüük ning remont (koodiga 45), Hulgikaubandus, v.a mootorsõidukid ja mootorrattad (koodiga 46) ja Jaekaubandus, v.a mootorsõidukid ja mootorrattad (koodiga 47).

2020. a oli Eestis G-kategooriasse kuuluvaid aktiivseid ettevõtteid 22 609 (Eesti Statistikaamet, tabel ER021) ehk 16% kõikidest ettevõtetest. Nendest 94% oli alla 10 töötajaga (Eesti Statistikaamet, tabel ER025). Kõigist ettevõtetest 87% olid osäühingud, 2% aktsiaseltsid, 10% FIE-d (Eesti Statistikaamet, tabel ER029). G-kategooria ettevõtete lisandväärtus jooksevhindades oli 2020. a 3,2 miljardit eurot ehk 13% kogu lisandväärtusest (Eesti Statistikaamet, tabel RAA0045). 2019. a oli G-kategooria sektoris tööga hõivatud isikute aastakeskmise arv 94 tuhat inimest ehk 19% kogu arvust (Eesti Statistikaamet, tabel EM001A). 2019. a teenis aktiivsetest G- kategooria ettevõtetest müügitulu üle 5 miljoni euro 747 ettevõtet (38% kõikidest ettevõtetest), alla saja tuhande euro teenis 8213 ettevõtet (14% kõigist), sada tuhat kuni miljon eurot teenis 6637 ettevõtet (22% kõigist) ja 1 kuni 4,9 miljonit teenis 1867 ettevõtet (32% kõikidest) (Eesti Statistikaamet, tabel EM0072).

G-kategooria ettevõtted on viimastel aastatel pankrotistumise sageduse poolest olnud esiviisikus. 2018. a pankrotistus 1000 ettevõtte kohta 1,54 ettevõtet (Eesti keskmine oli 1,34) ning kõige rohkem oli Majutuse ja toitlustuse kategoorias, kus pankrotistus 3,78 ettevõtte 1000 kohta. Vahemikus 2013 kuni 2018 vähenes järjepidevalt pankrotistuvate G-kategooria ettevõtete arv, kuid samuti vähenes see ka teistes kategooriates ehk endiselt ollakse pankrotistumise sageduse poolest esiviisikus. (Creditinfo Eesti AS 2019) Pankrotistumise statistika on võetud Creditinfo 2018. a pankrotiuuringust, kus käsitletakse pankrotistunud ettevõtteid neid, millele kuulutati välja pankrot ja määrati pankrotihaldur, kui ka ettevõtteid, mille pankrot rauges või millele pankroti välja ei kuulutatud ning mis lähevad ajutise pankrotihalduri poolt lihtsalt likvideerimisele (*Ibid.*). Arvestades käsitletava majandusvaldkonna olulisust ja mahtu Eesti majanduses ning selle ettevõtete pankrotistumissagedust, on selle kategooria ettevõtete pankrotistumismudeli koostamisel ja ajakohastamisel arvestatav väärtus.

2.2. Andmete valik

Töös kasutati nende ettevõtete andmeid, mis kuulutasid pankroti välja ajavahemikus 2009-2020. Ajavahemik sisaldab endas ka 2008.-2009. a kriisi ja sellele järgnevaid aastaid ning seda selleks, et mudel arvestaks ka ebasoodsates majandustingimustes esinevaid finantssuhtarve, mille tulemusena saab mudelit kasutada erinevates majandustingimustes. Kliestik *et al.* (2018) leidsid, et mudelit tuleks parimate tulemuste saamiseks kasutada samades majandustingimustes, milles oli see mudel koostatud. Kuigi majandustingimusi ei ole ajas võimalik täpselt võrdsustada, siis kriisiaegsete ja -järgsete finantsandmete kasutamine peaks looma soodsamad tingimused mudeli kasutamiseks tulevastest kriisides ja ebatavalistes majandusoludes.

Esialgne nimekiri pankrotistunud ettevõtete kohta koostati kasutades Äriregistri teabesüsteemi e-äriregistri andmebaasi, kus filtreeriti ettevõtteid EMTAK G-kategooria ja „pankrotis“ staatuse järgi. Lisaks kasutas autor Creditinfo poolt saadetud nimekirja ettevõtete kohta, kes kuulutasid pankroti välja ajavahemikus 2009-2019. Creditinfo saadetud nimekirja kontrollimiseks teostas töö autor juhukontrolli, otsides Ametlikest Teadaannetest Creditinfo nimekirjas olevaid ettevõtteid, veendumaks, et nende kohta on olemas info nende pankrotistumise kohta. Kuna Creditinfo käsitleb pankrotistunud ettevõtteid neid, millele kuulutati välja pankrot, mille pankrotimenetlus lõppes raugemise ja millele pankroti välja ei kuulutatud, vaid mis lähevad lihtsalt likvideerimisele (Creditinfo Eesti AS 2019), siis käesoleva töö autor kasutas oma andmetes pankrotistunud

ettevõtetenä ainult neid ettevõtteid, millel oli kohtulikult pankrot välja kuulutatud ja neid, mille pankrotimenetlus lõppes raugemisega. Lihtsalt likvideerimisele läinud ettevõtteid autor valimisse ei kaasanud, kuna puudub täielik selgus selle osas, mis põhjusel nad on likvideerimisele läinud. Samuti tegi autor selle staatusega ettevõtete puhul juhukontrolli, mille käigus ei leitud nende kohta ka Ametlikes Teadaannetes sageli mingit infot pankrotistumise kohta. Huvitava asjaoluna võib välja tuua selle, et võrreldes Creditinfo saadetud andmetega oli Äriregistri teabesüsteemi andmebaasis oluliselt vähem „pankrotis“ staatusega ettevõtteid. Suurem osa pankrotistunud ettevõtetest olid lihtsalt staatusega „kustutatud“.

Andmete valimisel keskendus autor ainult osäühingutele ja aktsiaseltsidele, lähtudes nende aruandluse nõuetest ning samuti valis autor ainult need ettevõtted, mille põhitegevus oli G-kategooria tegevusvaldkond. Äriregistri teabesüsteemist saadi andmed 105 pankrotistunud ettevõtte kohta ning Creditinfo saadetud nimekirjast lisandusid 524 pankrotistunud ettevõtte andmed (lisaks oli Creditinfo nimekirjas sadu ettevõtteid, millel puhul ei kuulutatud pankrotti välja ja mis läksid likvideerimisele).

Valimi koostamisel otsustas autor rakendada kolme piirangut, eesmärgiga tagada ühtsem ja võrreldavam valim. Esimeseks piiranguks oli nõue, et ettevõtte on enne pankrotistumist esitanud vähemalt kolmel järjestikusel aastal aastaaruande ehk äritegevus on kestnud vähemalt kolm aastat. See on hinnanguliselt piisav aeg, tagamaks, et ettevõtte on saavutanud arvestatava stabiilsuse, enne kui võib täheldada finantsnäitajate halvenemist. Teiseks piiranguks oli nõue, et viimase aastaaruande ja pankrotimenetluse lõppemise vaheline periood ei tohi olla pikem kui kolm aastat. See tähendab, et kui ettevõtte viimane majandusaastaaruanne (2015. a kohta) esitati 2016. aastal, siis pankrotimenetlus võib olla lõppenud hiljemalt 2018. aastal. See omakorda tähendab, et kui valim on koostatud nende ettevõtete kohta, kes on pankroti välja kuulutanud ajavahemikus 2009 kuni 2020, siis nende ettevõtete aastaaruanded võivad pärineda aastatest 2006 kuni 2019. Kuna Mensah (1984) leidis oma uuringus, et paljude ettevõtte puhul on pankrotistumine järkjärguline ja seda saab üsna edukalt prognoosida kolm aastat enne selle juhtumist, tugines magistritöö autor aruannete ajavahemiku valimisel uuringus leitule. Kolmas piirang oli minimaalne käive 100 tuhat eurot, mille eesmärk on välja praakida madalate finantsnäitajatega ettevõtted, mille madalad finantsnäitajad võivad sageli erandlikke suhtarve anda.

Tulenevalt kaubandusvaldkonna omapäradest ei ole selle kategooria ettevõtete käive ja bilansimaht tingimata seotud ettevõtte töötajate arvuga, seega antud töös pole rakendatud

piiranguid, mis on seotud ettevõtte töötajate arvuga. Autor leiab, et n-ö riulifirmade väljapraakimiseks piisab sätestatud käibepiirangust.

Peale eelmainitud kolme piirangu rakendamist jäi valimisse 193 pankrotistunud ettevõtet. Kuna finantssuhtarvude arvutamiseks on vajalikud kindlad finantsnäitajaid aastaaruandes, siis lisas autor neljanda piirangu teatud finantsnäitajate esitamine aastaaruandes, see tähendab, et kui ettevõttel on bilanss sisuliselt lahti kirjutamata, siis seda ettevõtet valimisse ei võetud. Peale lisanduva piirangu rakendamist jäi valimisse 181 pankrotistunud ettevõtet. Kuna pankrotimudelite koostamisel jaotatakse valim treeningvalimiks ja kontrollvalimiks (Hosaka 2019; Kumar ja Bhattacharya 2006; Tseng ja Hu 2010), siis jaotas autor pankrotistunud ettevõtted kahte gruppi: esimeses grupis on 127 ettevõtet (treeninggrupp) ja teises on 54 ettevõtet (kontrollgrupp). Jaotamine toimus vastavalt asjakohase kirjanduse tavale: 70% / 30% (Jones *et al.* 2015). Ettevõtted jaotati gruppidesse juhuslikkuse alusel.

Lisaks pankrotistunud ettevõtetele on vaja valimisse ka aktiivseid ettevõtteid, et oleks täidetud dihhotoomsuse nõue. Aktiivsete ettevõtete valimisel on võimalik kasutada nii paaride meetodit kui ka juhuslikku meetodit. Mõlemal meetodil on omad eelised ja nõrkused, mis võivad mudeli täpsust ja usaldusväärsust mõjutada. (Balcaen ja Ooghe 2006) Töö autor otsustas kasutada osaliselt juhuslikku meetodit, võttes aktiivsete ettevõtete valimisel aluseks kasutatud pankrotistunud ettevõtete majandusaastate aruandeaastaid (st et kui valmis on 15 2016. a pankrotistunud aruannet, siis tuleb ka 15 2016. a aktiivse ettevõtte aruannet jne). Majandusaasta ei ole mudelites ega sisendites muutuja (ega mõjuta ka otseselt kasutatavaid muutujaid), kuid kuna erinevatel aastatel võisid esineda majandussündmused, mis mõjutasid üldist ettevõtete tegutsemist, siis on eesmärk selliseid erinevusi pankrotistunud ja aktiivsete ettevõtete vahel vähendada. Aktiivseid ettevõtteid valiti juhuslikult (v.a aruande aasta valimisel).

Aktiivsete ja pankrotistunud ettevõtete vahelise suhte tähtsus on paljudes uuringutes arutlusel, kuid kindlat konsensust nende eelistamise osas ei ole saavutatud. Kui valimis on näiteks oluliselt rohkem aktiivseid ettevõtteid kui pankrotistunud ettevõtteid, siis see võib mudeli täpsust kallutada ühte tüüpi vigade esinemisele. (Amendola *et al.* 2011) Seetõttu otsustas autor kasutada võrdset arvu aktiivseid ja pankrotistunud ettevõtteid. Aktiivseteks ettevõteteks luges autor need G-kategooria põhitegevusega ettevõtted, millel oli valimise hetkel esitatud 2019. a aruanne ning mille kohta puudus kustutamise seotud teave. Aktiivsete ettevõtete valimisel kehtisid samad piirangud, mis pankrotistunud ettevõtetel (v.a teine, pankrotistumise piirang).

2.3. Suhtarvude ja valimi korrigeerimine

Statistilistes mudelites valitakse pankrotistumise hindamise ja prognoosimise suhtarve pankrotistunud ja aktiivsete ettevõtete andmete empiirilisel analüüsimetodil. Lisaks eemaldatakse valimist mitteolulisi näitajaid, hinnatakse sõltuvate muutujate olulisust ning lõpuks saadakse eraldiseisvatest finantssuhtarvudest koosnev mudel, millega on võimalik arvutada sünteetiline indikaator, mis hindab pankrotistumise tõenäosust. (Korol 2013) Asjakohases kirjanduses (vt 1. peatükki) on välja toodud, et kuigi paljud uuringud näitavad teatud mudelite tulemusi kõrgemana kui teiste omi, siis kokkuvõttes ei ole ühte selget mudelit, mis annab kõige täpsemaid tulemusi. Sellest lähtuvalt valis autor oma analüüsimetoditeks MDA ja logiti, tuginedes nende laialdasele kasutusele (vt 1. peatükki) ning kasutas seejuures SPSS ja Stata andmetöötlusprogramme.

Valitud mudelite kasutamiseks on vaja ka asjakohaseid finantssuhtarve, mille autor valis vastavalt 1. peatükis mainitud kriteeriumitele ehk tegemist peab olema kättesaadavate ja asjakohases kirjanduses relevantsete näitajatega. Autor tegi valiku toetudes Bellovary *et al.* (2007) statistikale, võttes arvesse ka varasemalt läbiviidud hulgi-ja jaekaubanduse pankrotimudelite uuringuid. Kokku valiti algselt 20 suhtarvu.

Kuna MDA ja logit mudelid on väga tundlikud puuduvate näitajate suhtes (Rudd ja Priestley 2017; Azayite ja Achhab 2017), siis on valimit ja suhtarve enne mudelite koostamist korrigeeritud. Koguvalimist puudusid 99 ettevõttel (27%) laenuid ehk suhtarv laenuid kokku / varad on 0. Arvestades selliste ettevõtete suurt mahtu otsustas autor selle suhtarvu eemaldada. Samuti puudusid 38 ettevõttel (10%) varud, seega otsustas autor eemaldada varudega seotud suhtarvud. Järele jäi 17 analüüsitavat suhtarvu, mis on esitatud tabelis 2. Osad suhtarvud kuuluvad mitmesse kategooriasse.

Tabel 2. Lõplikud suhtarvud

Suhtarvu kategooria	Suhtarv
Rentaablus	Puhaskasum / varad
	Puhaskasum / müügitulu
	Puhaskasum / omakapital
	Ärikasum / varad
	Jaotamata kasum / varad
Likviidsus/ lühiajaline maksevõime	Raha / lühiajalised kohustused
	Raha / varad
	Käibevara / lühiajalised kohustused
	Käibekapital / varad
Aktiivsus	Müügitulu / käibekapital
	Käibevara / varad
	Müügitulu / varad
Struktuur/ maksevõime	Lühiajalised kohustused/ varad
	Omakapital / varad
	Varad / kohustused kokku
Muu	Müügitulu t / müügitulu t-1
	(Lüh. kohustused)t / (lüh. kohustused)(t-1)

Allikas: autori koostatud

Kuna Logit ja MDA on tundlikud ka erindite suhtes (Rudd ja Priestley 2017; Azayite ja Achchab 2017), on autor treeninggrupi valimi korrigeerimiseks kasutanud Cook's *distance*'it ja Mahalanobis *distance*'it. Mahalanobise kaugust kasutatakse mitmemõõtmeliste erindite tuvastamiseks (De Maesschalck et al. 2000) ning töö autor on SPSS-i programmis seda ka teinud. Testi tulemusena ilmnes, et treeninggrupi valimis on 119 erindlikku vaatluspunkti (alfaga 0,001). Cooki kaugust saab samuti kasutada mitmemõõtmeliste erindite tuvastamiseks (Díaz-García ja González-Farías 2004) ning töö autor on SPSS-i programmis seda ka teinud. Testi tulemusena ilmnes, et valimis on 15 erindlikku vaatluspunkti, kasutades piirmäärana valemit $4/n$ ning ainult 2 vaatluspunkti, kui kasutada piirmäärana 1,00. Kuna töö raames kasutatakse MDA mudelit, mille üheks eelduseks on mitmemõõtmeliste sõltumatute muutujate normaaljaotus (mida testib Mahalanobise kaugus), siis otsustas autor suure erindite koguse tõttu eelnevalt testida, kas valitud suhtarvud on gruppide eristamiseks statistiliselt olulisused. Selle eesmärk on vähendada statistiliselt ebaolulisi suhtarve ja seeläbi vähendada erindite olemasolu.

Testi tulemusena selgus, et 17 esialgsest suhtarvust on statistiliselt olulised 11 (vt tabel 3). Autor eemaldas seejärel valimist statistiliselt mitteolulised suhtarvud ja teostas uuesti Cooki kauguse ja Mahalanobise kauguse testid. Mahalanobise kauguse testi tulemusena oli 11 suhtarvuga valimis

49 erindlikku vaatlusalust (alfaga 0,001) ning Cooki kauguse testi tulemusena on erindlikke vaatlusaluseid 15, kasutades piirmäärana valemit $4/n$ ning piirmääraga 1,00 erindid puudusid. Siinkohal otsustas töö autor esialgu valimit korrigeerida, eemaldades need vaatlusalused, mille suhtarvudes oli kõige rohkem erindeid (topp 15 erindi alusel). Koostatud tabel näitas, et ühel vaatlusalusel oli 11 suhtarvust erindlikke väärtusi seitsmes, viiel vaatlusaluseel oli kuus erindlikku suhtarvu, kahel vaatlusalusel oli viis ja veel kahel vaatlusalusel oli neli erindlikku suhtarvu. Need kümme vaatlusalust eemaldati valimist ning koos nendega eemaldati ka nende pankrotistunud või aktiivne vastaspool. Kokku eemaldati 18 vaatlusalust (kaks enima erindite arvuga vaatlusalust olid omavahel paaris). Kõik sõltumatud muutujad olid peale sellist korrigeerimist endiselt statistiliselt olulised nivool 0,01.

Tabel 3. Esmased t-testi olulisustõenäosused

Suhtarv	T-testi olulisustõenäosus
Puhaskasum / varad (X₁)	0,000
Käibevara / lühiajalised kohustused (X₂)	0,005
Käibekapital / varad (X₃)	0,000
Jaotamata kasum / varad (X₄)	0,000
Ärikasum / varad (X₅)	0,000
Müügitulu / varad (X ₆)	0,980
Raha / Lühiajalised kohustused (X₇)	0,000
Käibevara / varad (X ₈)	0,937
Raha / varad (X₉)	0,000
Lühiajalised kohustused/ varad (X₁₀)	0,000
Omakapital / varad (X₁₁)	0,000
Puhaskasum / omakapital (X ₁₂)	0,081
Puhaskasum / müügitulu (X₁₃)	0,000
Müügitulu / käibekapital (X ₁₄)	0,642
Varad / kohustused kokku (X₁₅)	0,000
Müügitulu t / müügitulu t-1 (X ₁₆)	0,286
Lüh. kohustused t / lüh. kohustused t-1 (X ₁₇)	0,835

Allikas: autori koostatud

Peale korrigeerimist testis autor uuesti Mahalanobise kaugust ning tulemuseks oli 32 erindlikku vaatlusalust. Seejärel otsustas autor korrigeerida eraldiseisvaid erindlikke suhtarve, kasutades Winsoriseerimist. Selleks võrdsustas autor äärmuslikke erindeid (väärtus >2,5 kordne standardne hälve) kuni 5% ulatuses vastavalt kas kõrgeima või madalaima väärtusega. Peale sellist korrigeerimist olid kõik suhtarvud endiselt statistiliselt olulised ja autor testis uuesti Mahalanobise kaugust. Test näitas, et alfaga 0,001 on valimis 14 erindlikku vaatlusalust. Kuna ükski erindlikest

vaatlusalustest ei olnud teistega paaris, otsustas töö autor valimi sellisel kujul lõplikuks jätta, vastasel juhul väheneks valim algse valimiga võrreldes liiga palju. Lõplikus treeninggrupi valimis on 118 pankrotistunud ja 118 aktiivset ettevõtet. Treeninggrupis on 71 pankrotistunud hulgikaubanduse ettevõtet, 33 pankrotistunud jaekaubanduse ettevõtete ja 14 pankrotistunud mootorsõidukite ettevõtete. Samuti on treeninggrupi valimis 19 ettevõtet, mille pankrot kuulutati välja ühe aasta jooksul peale viimast aastaaruannet (t-1), 80 ettevõtet, mille pankrot kuulutati välja ühe kuni kahe aasta jooksul peale viimase aastaaruande esitamist (t-2) ja 19 ettevõtete, mille pankrot kuulutati välja kahe kuni kolme aasta jooksul peale viimase aastaaruande esitamist (t-3). Treeninggrupi valimis on kokku 12 erineva aasta aruanded (vt tabel 4).

Tabel 4. Ettevõtted aruandeaastate lõikes

Ettevõtteid		Aruandeaasta
Treening- grupis	Kontroll- grupis	
3	3	2018
11	2	2017
22	3	2016
7	3	2015
13	6	2014
8	11	2013
9	3	2012
7	4	2011
10	7	2010
7	5	2009
15	2	2008
6	5	2007

Allikas: töö autor

Kirjeldavast statistikast ilmneb, et pankrotistunud ettevõtete rentaabluse suhtarvud (X_1 , X_4 , X_5 ja X_{13}) on aktiivsete ettevõtete suhtarvudega võrreldes keskmiselt madalamad, mis on ka loogiline, sest ootuspäraselt lähevad pankrotti need ettevõtted, millel on madal või nõrk kasumlikkus (vt tabel 5). Pankrotistunud ettevõtete puhul olid kolm rentaabluse suhtarvu keskmiselt negatiivsed, mis näitab olulist erinevust võrreldes aktiivsete ettevõtete rentaabluse suhtarvudega. Samas kui vaadata rentaabluse minimaalseid ja maksimaalseid suhtarve, siis esineb ka aktiivsetel ettevõtetel negatiivseid rentaabluse suhtarve, mis viitab asjaolule, et kahjumlik aasta ei tähenda tingimata pankrotti. Teiste suhtarvude keskmiste puhul on samuti erinevused loogilised: pankrotistunud ettevõtetel on keskmiselt madalam raha jääk ning ka madalam lühiajaliste võlgnevuste

käibekordaja (X_2), mis kattub üldteadmisega, et nõrk likviidsus võib pankrotti põhjustada. Samuti oli ootuspärane, et pankrotistunud ettevõtetel oli keskmiselt kõrgem lühiajaliste kohustuste osakaal varadest võrreldes aktiivsete ettevõtetega, sest lühiajaliste kohustuste rohkus viitab üldjuhul likviidsusraskustele.

Tabel 5. Kirjeldav statistika

Suhtarv	Keskmine		Standardhälve		Minimaalne		Maksimaalne	
	pankrotis	aktiivsed	pankrotis	aktiivsed	pankrotis	aktiivsed	pankrotis	aktiivsed
X ₁	-0,050	0,092	0,189	0,164	-0,527	-0,527	0,469	0,598
X ₂	1,617	3,089	1,585	2,361	0,151	0,212	8,404	8,404
X ₃	0,102	0,378	0,354	0,355	-0,906	-0,678	0,979	0,949
X ₄	0,137	0,400	0,378	0,298	-0,930	-0,747	1,664	1,664
X ₅	-0,035	0,096	0,185	0,170	-0,495	-0,495	0,514	0,616
X ₇	0,224	0,755	0,480	0,863	0,000	0,002	2,673	2,673
X ₉	0,083	0,188	0,117	0,198	0,000	0,001	0,556	0,720
X ₁₀	0,659	0,395	0,320	0,267	0,021	0,013	1,455	1,292
X ₁₁	0,204	0,549	0,314	0,277	-0,887	-0,292	0,979	0,973
X ₁₃	-0,032	0,050	0,104	0,075	-0,259	-0,117	0,271	0,271
X ₁₅	1,580	3,309	1,146	2,250	0,367	0,774	8,248	8,248

Allikas: autori koostatud, kasutades Stata andmetöötlusprogrammi

Osadel pankrotistunud ja aktiivsetel ettevõtetel on samas suuruses minimaalsed või maksimaalsed suhtarvud, mis tuleneb Winsoriseerimisest. Samuti tasub välja tuua, et pankrotistunud ettevõtete hulgas on üks ettevõtte, millel oli aastaaruandes raha jääk 0. Kui enne tabelite koostamist oleks võinud eeldada, et aktiivsetel ettevõtetel on stabiilsem tegevus ehk madalam standardhälve, siis tabelist ilmneb, et mitme suhtarvu puhul on just aktiivsetel ettevõtetel suurem standardhälve võrreldes pankrotistunud ettevõtetega. Samas on see ka teatud suhtarvude puhul loogiline, sest näiteks käibevara / lühiajalised kohustused suhtarvu (X_2) puhul võib tugevatel ettevõtetel olla oluliselt rohkem käibevara kui lühiajalisi kohustusi, mis suurendab suhtarvu, kuid madala käibevara või kõrgete lühiajaliste kohustustega pankrotistunud ettevõtetel on mõlema konto seis võrdsem ehk suhtarvude kõikumine sellevõrra madalam.

3. TULEMUSED JA JÄRELDUSED

3.1. Mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi mudel

MDA eesmärk on tuletada lineaarne kombinatsioon kahest või enamast sõltumatust muutujast, mis eristaks võimalikult hästi eelnevalt paika pandud grupe (Min ja Lee 2005). Kui mingil vaatlusalusel (nt ettevõttel) on karakteristikud (nt finantssuhtarvud), mida saab kõigi analüüsi grupis olevate ettevõtete suhtes kvantifitseerida, määrab MDA diskriminantide koefitsientide kogumi. Nende koefitsientide rakendamine tegelike suhtarvude suhtes annab aluse nende grupeerimiseks. Kuna pankrotistumise uurimisel on kaks gruppi, on pankrotistumise valem ühemõõtmeline ning diskriminantanalüüsi vorm on järgmine: $Z=v_1x_1+v_2x_2\dots$ (Altman 1968) Iga ettevõtte saab omale Z väärtuse, mida võrreldakse eelnevalt paika pandud lõikepunktiga ning selle alusel määratakse, millisesse gruppi ettevõtte kuulub (Min ja Lee 2005). Magistritöö autor on lõikepunktina kasutanud 0-i ehk kui Z -skoor on alla 0-i, siis on tegemist pankrotistuva ettevõttega ning kui üle 0, siis aktiivse ettevõttega.

Lisaks dihhotoomsuse nõudele - mis on autoril täidetud ettevõtete grupeerimisega pankrotistuvateks ja aktiivseteks - kehtivad MDA kasutamisel kolm peamist eeldust: esimeseks eelduseks on mitmemõõtmeline sõltumatute muutujate normaaljaotus (Balcaen ja Ooghe 2006). Selle testimiseks kasutas autor SPSS-i programmis Mahalanobise kauguse testi, mida kirjeldati eelmises alapeatükis. Testi tulemusel tuvastati valimis 14 erindlikku vaatlusalust (alfaga 0,001). Kuigi see eeldus jääb täielikult täitmata, on mitmed uuringud näidanud, et teatud mitternormaalsus võib endiselt anda olulisi ja usaldusväärseid tulemusi (Hebak 2015).

Teine eeldus on mõlema grupi dispersiooni-kovariatsioonimaatrikside võrdsus (*within-groups*) (Kubíčková ja Nulíček 2019) ning selle testimiseks kasutas autor SPSS programmis Box's M testi. Box's M testi tulemusel selgub, et kõnealune eeldus ei ole täidetud ehk dispersiooni-kovariatsioonimaatriksid ei ole gruppides võrdsed. Sellisel juhul on soovituslik vaadata eelduse täitmist gruppide siseselt eraldi (*separate-groups*) (Pallant 2007). Selliselt vaadatuna on eeldus täidetud (klassifitseerimistäpsus oli mõlemal juhul samas suurusjärgus) ning täiendava kontrollina

vaatas autor koondvaates (*within-groups*) *log determinants*'e ja kuna nende suurusjärgud olid võrdsel tasemel, siis võib antud valimiga jätkata.

Kolmas eeldus on eelnevalt sätestatud valesti klassifitseerimise kulu ehk I ja II tüüpi vigade kulud (Balcaen ja Ooghe 2006), mida autor on sarnaselt paljudele teistele uuringutele mõlema puhul võrdsustanud. Kuigi paljud uuringud rõhutavad kahe esimese eelduse tähtsust, siis sageli ei kontrollita, kas andmed täidavad nimetatud eeldusi. Tulemusena kasutatakse MDA pankrotistumise mudelit ebakorrektselt ja tulemuseks saadud mudel ei pruugi üldistuste tegemiseks sobida. (*Ibid.*)

Peale eelduste kontrollimist koostas autor mudeli 11 suhtarvuga, millest kõik olid statistiliselt olulised nivool 0,01. MDA mudeli koostamisel on kaks peamist meetodit: otsemeetod ja astmeline meetod (Fedorova *et al.* 2013; Mvula 2011). Autor on esialgse MDA mudeli koostamisel kasutanud otsemeetodit. Mudeli klassifitseerimistäpsus oli 73,3%, klassifitseerides korrektselt 74,6% pankrotistunud ettevõtetest ning 72% aktiivsetest ettevõtetest.

Viimase MDA eeldusena võib välja tuua multikollineaarsuse puudumise MDA mudelis. Kuigi erinevad autorid on viidanud asjaolule, et multikollineaarsus ei ole MDA mudelite puhul tähtis, on siiski paljud autorid üksmeelel, et äärmuslik korrelatsioon sõltumatute muutujate vahel võib põhjustada ebastabiilsust ja raskesti selgitatavaid parameetreid ning võib mudeli tulemuse eksitavaks muuta. (Balcaen ja Ooghe 2006) Sõltumatute muutujate vaheline multikollineaarsus võib olulisi probleeme põhjustada, eriti kui kasutatakse astmelist meetodit (Min ja Lee 2005). Kui Bellovary *et al.* (2007) leidsid oma uuringus, et keskmiselt koosnevad mudelid 8-10 suhtarvust, siis Hosaka (2019) sõnul koosnevad olemasolevad pankrotimudelid tavaliselt kolmest kuni viiest peamist finantssuhtarvust. Bellovary *et al.* (2007) leidsid oma uuringus, et suurema sõltumatute muutujate arvuga ei kaasnenud tingimata suurem täpsus.

Arvestades asjaolu, et suurema sõltumatute muutujate arvuga ei kaasne tingimata suurem täpsus (Bellovary *et al.* 2007) ning et multikollineaarsus on oluline (Min ja Lee 2005), otsustas autor esmast mudelit korrigeerida, kontrollides multikollineaarsust. Samuti võttis autor eesmärgiks kaasata mudelisse võimalikult vähe suhtarve, hoides seejuures maksimaalset klassifikatsioonitäpsust.

Korrelatsioonimaatriksist selgus, et kuus suhtarvu olid omavahel tugevalt korrelatsioonis (>0,7) ning autor otsustas need suhtarvud eemaldada (vt tabel 6). Suhtarve eemaldati ühekaupa, vaadates eemaldamise mõju klassifikatsioonitäpsusele. Kokku eemaldati viis suhtarvu (X_3 , X_5 , X_{11} , X_{13} ja X_{15}) ning klassifitseerimistäpsus paranes otsemeetodil tasemele 75,8% (klassifitseerides pankrotistunud ettevõtteid täpsusega 76,3% ja aktiivseid ettevõtteid 75,4%). Autor otsustas X_7 ja X_9 mudelisse sisse jätta, kuna nende eemaldamine vähendas klassifitseerimistäpsust ning korrelatsioon 0,719 on vastuvõetav. Astmelise meetodiga sõltumatute muutujate sisestamisel tuli klassifitseerimistäpsus 74,2% (nelja suhtarvuga).

Tabel 6. Korrelatsioonimaatriks

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_7	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{13}	X_{15}
X_1	1	0,205	0,356	-0,102	0,977	0,328	0,269	-0,339	0,451	0,770	0,310
X_2		1	0,733	0,386	0,188	0,671	0,173	-0,674	0,566	0,185	0,781
X_3			1	0,419	0,341	0,475	0,265	-0,726	0,681	0,284	0,550
X_4				1	-0,128	0,280	0,069	-0,435	0,594	-0,039	0,500
X_5					1	0,319	0,273	-0,315	0,419	0,753	0,280
X_7						1	0,719	-0,456	0,487	0,339	0,660
X_9							1	-0,119	0,220	0,303	0,196
X_{10}								1	-0,812	-0,224	-0,633
X_{11}									1	0,342	0,766
X_{13}										1	0,282
X_{15}											1

Allikas: autori koostatud

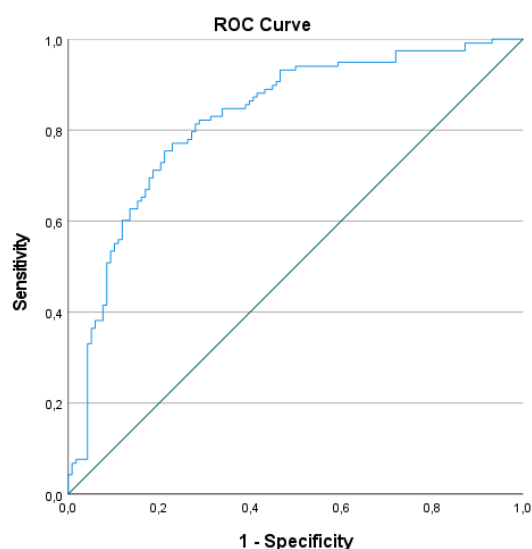
Kuna töö eesmärk on saavutada võimalikult täpne mudel, otsustas autor jätkata otsemeetodil saadud sõltumatute muutujatega. Seejärel testis autor mudeli statistilist olulisust, kasutades selleks SPSS-i Wilks' Lambda testi. Testi kohaselt on mudel koefitsiendiga 0,707 ja hii ruuduga 79,969 statistiliselt oluline nivool 0,001. Mudel avaldub järgmisel kujul:

$$Z = -0,617 + 2,995 \times X_1 + 0,154 \times X_2 + 1,546 \times X_4 - 0,626 \times X_7 + 3,456 \times X_9 - 0,734 \times X_{10} \quad (6)$$

Peale mudeli sõltumatute muutujate kinnitamist kontrollis autor uuesti MDA kolme peamist eeldust. Mitmemõõtmeline sõltumatute muutujate normaaljaotuse eeldus oli kuue sõltumatu muutujaga seekord täidetud nii Mahalanobise kauguse testiga nivool 0,001 kui ka Cooki kauguse testiga piirmääraga 1,00. Dispersiooni-kovariatsioonimaatrikside võrdsuse eeldus oli samuti eraldi kontrollituna (*separate-groups*) täidetud. Kolmas eeldus oli samuti jätkuvalt täidetud ehk vigade hinnad olid võrdsed.

Altmani 1968. a mudeli täpsus oli väga kõrge, kuid arvestades asjaolu, et see põhineb spetsiifiliselt valitud andmetel, on selline kõrge täpsus ootuspärane. Kui mudelit testiti aga kontrollgrupiga (25 pankrotistunud ettevõtet), siis täpsuseks oli 96% ehk üks mudeli usaldusväarsuse testimise viis kinnitas selle õigsust. (Altman 1968) Magistritöö autor testis oma mudeli usaldusväarsust samuti varasemalt kehtestatud kontrollgrupiga, saades klassifitseerimistäpsuseks 76,9% (79,6% pankrotistunud ettevõtete puhul ja 74,1% aktiivsete ettevõtete puhul).

Mudeli täpsuse hindamiseks saab kasutada ka ROC-kõverat. Mida kõrgem kõvera alune ala, seda suurem on mudeli ennustusvõime. (Liang *et al.* 2016) Saadud mudeli kõvera alune pind on mudelil 0,825, mida võib lugeda heaks tulemuseks.



Joonis 1. MDA mudeli ROC-kõver
Allikas: autori koostatud, kasutades SPSS-i

3.2. Logistilise regressiooni mudel

MDA-ga võrreldes ei ole logitil mitmemõõtmelise normaaljaotuse ega ka võrdsete dispersiooni-kovariatsioonimaatrikside eeldusi (Ohlson 1980). Lisaks ei pea logit mudelis erinevalt MDA mudelist pankrotistumise prognoosimisel olema andmed lineaarsed. Kehtivad aga siiski kaks peamist eeldust: sõltuv muutuja on dihhotoomne ning mudeli puhul peab enne lõikepunkti valimist arvestama I ja II tüüpi vigade sageduse kuluga. (Li *et al.* 2010) Dihhotoomsuse nõude on autor täitnud andmete pankrotistunud ja aktiivseteks gruppideks jagamisega. Kuna kulude valesti

klassifitseerimise subjektiivsuse tõttu tavapraktikas võrdsustada kõik valesti klassifitseerimise kulud (Balcaen ja Ooghe 2006), otsustas töö autor sama teha.

Tingliku tõenäosuse mudelid võimaldavad mittelineaarse suurima tõepära meetodil mõõta pankrotistumise tõenäosust, mis sõltub kindlate näitajate vahemikul. Need mudelid põhinevad kindlatel eeldustel, mis on seotud tõenäosuse jaotusega. Kui logistilised mudelid eeldavad logistilist jaotumist, siis lineaarsed tõenäosusmudelid eeldavad lineaarset seost. (Balcaen ja Ooghe 2006) Kuigi logit mudelite puhul ei pea muutujad olema normaaljaotusega, viitavad paljud tõendid asjaolule, et nad on teatud määral tundlikud äärmusliku mitternormaalsuse suhtes (McLeay ja Omar 2000). Mitmemõõtmelist normaaljaotust testis autor SPSS-is Mahalanobise kauguse testiga ning tulemuseks oli 14 erindlikku vaatlusalust, mida loetaks käesolevas töös vastuvõetavaks arvuks.

On tähtis ka ära märkida, et logiti mudelid on äärmiselt tundlikud multikollineaarsuse suhtes (Balcaen ja Ooghe 2006). Multikollineaarsust saab testida VIF testiga ning erinevate autorite kohaselt võib selle tuvastamise piirmääraks võtta 4 või 10 (O'Brien 2007). Kuna logit on multikollineaarsuse osas väga tundlik (Balcaen ja Ooghe 2006), otsustas magistr töö autor piirmäärana kasutada 4,0. Testimiseks kasutas autor statat.

Esialgselt testist selgus, et sõltumatute muutujate vahel esineb oluline multikollineaarsus ning selle kõrvaldamiseks eemaldas autor ükshaaval kõige suurema multikollineaarsusega suhtarve. Peale X_1 ja X_{11} eemaldamist oli kõikide suhtarvude VIF alla 10,0 ning autor koostas järelejäänud üheksa sõltumatu muutujaga esialgse logit mudeli. Mudeli koostamisel otsemeetodiga tuli mudeli klassifitseerimistäpsus 75,8%, klassifitseerides korrektselt 77,1% pankrotistunud ettevõtetest ja 74,6% aktiivsetest ettevõtetest. Kuna VIF-i piirmääraks valis autor 4,0, siis eemaldas autor ka X_2 ja X_7 ning selliselt tuli otsemeetodil klassifitseerimistäpsus samuti 75,8% ning pankrotistunud ettevõtetest tuvastati korrektselt 78,8% ja aktiivsetest ettevõtetest 72,9%. Maksimaalne VIF valitud suhtarvude seas on 3,19 ning keskmine 2,50.

Kuna töö eesmärk on koostada võimalikult väheste suhtarvude ja võimalikult kõrge klassifitseerimistäpsusega mudel, eemaldas autor järelejäänud seitset sõltumatut muutujat valimist ükshaaval, et saavutada optimaalne mudel. Peale X_3 eemaldamist püsis täpsus 75,8% peal (pankrotistunud ettevõtetele 79,7% ja aktiivsetele 72%). Kui autor kasutas suhtarvude sisestamiseks *Forward conditional* meetodit, tuli parim klassifitseerimistäpsus 75,8% (pankrotistunud ettevõtete puhul 81,4% ja aktiivsete ettevõtete puhul 70,3%), suhtarvudega X_{13} ja X_{15} . *Forward Likelihood*

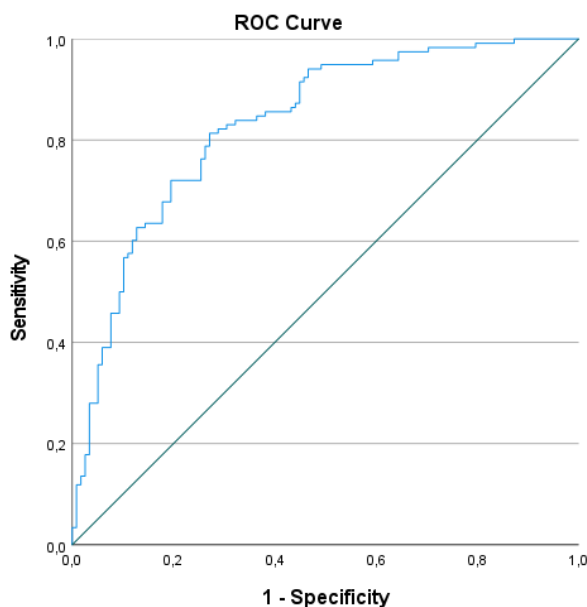
ratio’ga tuli sama tulemus. *Forward* Waldi meetodil tuli klassifitseerimistäpsus madalam. *Backward conditional*, *likelihood ratio* ja Wald andsid kõik parimaks tulemuseks sama, mis oli otsemeetodil.

Arvestades asjakohases kirjanduses märgitud sõltumatute muutujate keskmist arvu, otsustas autor kasutada mudelina otsemeetodil sisestatud suhtarve. Lisaks oli *forward conditional* mudeli kontrollgrupi klassifitseerimistäpsus 57,4%. Lõpliku mudeli usaldusväarsuse ja adekvaatsuse testimisel kontrollis autor SPSS-is Hosmer-Lemeshow statistikut, mis näitas, et mudel kirjeldab adekvaatselt kaasatud andmeid. Mudeli *-2 log likelihood* tuli 241,944 ning Nagelkerke *R square* tuli 0,404. Lõplikuks tulemuseks on järgmine logit mudel:

$$P = -0,725 + 1,476 \times X_4 + 0,442 \times X_5 + 2,038 \times X_9 - 0,772 \times X_{10} + 7,357 \times X_{13} + 0,178 \times X_{15} \quad (7)$$

Erinevate lõikepunktidega testides selgus, et optimaalne lõikepunkt on 0,5. Mudeli testimine kontrollgrupiga andis klassifitseerimistäpsuseks 77,8%, pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsusega 81,5% ja aktiivsete ettevõtete klassifitseerimistäpsusega 74,1%.

Sarnaselt MDA mudelile kontrollis autor ka logiti puhul ROC kõverat ja selle kõvera alust pinda. Testi tulemuseks oli kõvera alune pind 0,832, mida võib pidada heaks tulemuseks.



Joonis 2. Logiti mudeli ROC-kõver
Allikas: autori koostatud, kasutades SPSSi

Saadud logit mudeli tõlgendamisel kasutas autor ka marginaalefektide (tegurite keskväärtuse suhtes) tabelit, mis näitab, kuidas muutub sõltuva muutuja oodatav väärtus, kui sõltumatud muutujad muutuvad ühe ühiku võrra (vt tabel 7). Testi tulemusena ilmnas, et kui jaotamata kasum / varad suhtarv (X_4) suureneb ühe ühiku võrra, siis suureneb P=1 tõenäosus 36,9% võrra. Kuna antud suhtarvu vahemik on -0,93 kuni 1,664 (vt tabel 5), koond standardhälbe 0,364, siis võib tulemust realistlikuma mõju hindamiseks taandada ühiku suurenemise või vähenemise standardhälbe tasemele ehk kui kõnealune suhtarv suureneb või väheneb standardhälbe võrra, suureneb või väheneb pankrotistumise tõenäosus vastavalt 13,4% võrra. Samuti on tabelist näha, et kui suhtarv puhaskasum / müügitulu (X_{13}) suureneb ühe ühiku võrra, siis suureneb P=1 tõenäosus 184% võrra, mis on ka loogiline, sest mida kõrgem on ettevõtte kasumlikkus, seda suurem peaks olema tõenäosus, et tegemist on kestliku ettevõttega. Kuna kõnealune suhtarv on treeninggrupi valimis vahemikus -0,259 kuni 0,271, siis on samuti targem taandada ühiku suurenemise või vähenemise mõju koond standardhälbe tasemele, mis antud suhtarvu puhul on 0,1. See tähendab, et kui antud suhtarv muutub standardhälbe võrra, siis suureneb või väheneb pankrotistumise tõenäosus vastavalt 18,4% võrra ning vastavalt marginaalsete efektide tabelile on tegemist kõige suuremat mõju avaldava suhtarvuga.

Tabel 7. Marginaalefektid

	Delta-method			P> z	[95% Conf- Interval]	
	dy/dx	std. err.	z			
Jaotamata kasum / varad	0,36873	0,16217	2,27	0,023**	0,05088	0,68659
Ärikasum / varad	0,11039	0,40468	0,27	0,785	-0,68277	0,90353
Raha / varad	0,50898	0,28664	1,78	0,076*	-0,05283	1,07078
Lüh. kohustused / varad	-0,19287	0,20163	-0,96	0,339	-0,58805	0,20232
Puhaskasum / müügitulu	1,83786	0,81456	2,26	0,024**	0,24135	3,43438
Varad / kohustused kokku	0,04450	0,04104	1,08	0,278	-0,03593	0,12494

*olulisus usaldusnivool 0,1, ** olulisus usaldusnivool 0,05, *** olulisus nivool 0,01

Allikas: autori koostatud, kasutades Stata andmetöötlusprogrammi

Tabelist ilmneb, et ainult kaks suhtarvu on usaldunivool 0,05 statistiliselt olulised: jaotamata kasum / varad (X_1) ja puhaskasum / müügitulu (X_{13}). Suhtarvul raha / varad (X_9) on tuvastatud statistiliselt oluline efekt sõltuvale muutujale nivool 0,1 ning ülejäänutel suhtarvudel ei ole antud valimi raames statistiliselt olulist efekti sõltumatule muutujale tuvastatud. See aga ei tähenda, et neid sõltumatuid muutujaid ei saa mudelis kasutada, sest arvestades asjakohast kirjandust, on tegemist oluliste suhtarvudega, mis on ettevõtte pankrotistumise tõenäosuse hindamisel tähtsad.

Autor tegi nii MDA kui ka logiti mudelite koostamise analüüsid läbi ka valimiga, kus oli ainult üks Mahalanobise kauguse erind nivool 0,001. Algselt 118 suhtarvust (vt alapeatükki 2.3.) eemaldati 14 erindlikku vaatlusalust koos nende paarilistega ning lõplik valim koosnes 104 pankrotistunud ja 104 aktiivsest ettevõttest. Peale kõikide eelduste kontrollimist ja mudelite optimeerimist tuli klassifikatsioonitäpsuseks MDA mudeli puhul 75,5% ja logiti puhul 76,4% ehk erinevusi kasutatud mudelitega võib lugeda ebaoluliseks. Arvestades et eemaldatud vaatlusalused moodustasid ~12% valimist, siis võib mitteolulist klassifikatsioonitäpsuse muutust pidada normaalseks, sest valimi vähenemine kaheksandiku võrra ei peaks oluliselt muutma mudeli täpsust, võttes seejuures arvesse valimi koostamise meetodikat.

Samuti kontrollis autor analüüsi tulemusi, lisades valimisse ainult need pankrotistunud ettevõtted, mille pankrotistumise ja viimase majandusaasta aruande vaheline periood ei olnud pikem kui 2 aastat. Sellise piiranguga vähenes esialgne treeninggrupi valim 127 pankrotistunud ettevõtte pealt 108 peale ning peale eelduste testimist ja mudelite optimeerimist saadi klassifikatsioonitäpsuseks MDA mudeli puhul 77% ja logiti puhul 76% ehk erinevusi kasutatud mudelitega võib lugeda ebaoluliseks. Mitteolulise muutuse põhjuseks võib pidada asjaolu, et esialgselt valimist moodustasid vaid 15% need ettevõtted, mille pankrotistumise ja viimase majandusaasta aruande vaheline periood oli 3 aastat ehk nende eemaldamisel ei muutunud valimi maht oluliselt. Samas annab marginaalne klassifikatsioonitäpsuste suurenemine alust arvata, et kui valim oleks sisaldanud oluliselt rohkem t-3 aastaaruandeid, siis oleks mudelite klassifitseerimistäpsused potentsiaalselt madalamad olnud, kuid selle kohta kindlaid järeldusi antud olukorras teha ei ole võimalik.

3.3. Järeldused

Mudelite koostamisel valiti algselt välja 20 suhtarvu. Lõplikud mudelid sisaldavad mõlemad kuute suhtarvu, seejuures kolm suhtarvu kuuluvad mõlemasse mudelisse (vt tabel 8). Kokku kasutati mudelite koostamisel üheksat suhtarvu, millest kuus kuuluvad ka Bellovary *et al.* (2007) koostatud enim kasutatavate suhtarvude top 15-sse. Kasutatud suhtarvude arv on mõlema mudeli puhul asjakohases kirjanduses tuvastatud tavapärase suhtarvude koguse tasemel ehk ootuspärane. Ühised suhtarvud olid mudelites ka samasuunalised ehk mida suuremad on suhtarvud jaotamata kasum / varad ja raha / varad, seda väiksem on pankrotistumise tõenäosus ning mida suurem on suhtarv lühiajalised kohustused / varad, seda suurem on pankrotistumise tõenäosus. Väga sarnased

suhtarvud kahe mudeli vahel on ka puhaskasum / varad ja ärikasum / varad, mis on samuti samasuunalised ehk mida suurem on nende suhtarv, seda väiksem on pankrotistumise tõenäosus. Logiti mudelis on kasutatud X_1 asemel X_5 , kuna sellega tuli mudeli täpsus marginaalselt kõrgem.

Tabel 8. Mudelites kasutatavad suhtarvud

Mudel	Suhtarvud
MDA	Puhaskasum / varad (X_1)
	Käibevara / lühiajalised kohustused (X_2)
	Jaotamata kasum / varad (X_4)
	Raha / Lühiajalised kohustused (X_7)
	Raha / varad (X_9)
	Lühiajalised kohustused / varad (X_{10})
Logit	Jaotamata kasum / varad (X_4)
	Ärikasum / varad (X_5)
	Raha / varad (X_9)
	Lühiajalised kohustused / varad (X_{10})
	Puhaskasum / müügitulu (X_{13})
	Varad / kohustused kokku (X_{15})

Allikas: autori koostatud

Autori koostatud MDA ja logiti mudelid sisaldavad suhtarve rentaabluse, likviidsuse/maksevõime/aktiivsuse ja struktuuri valdkondadest ehk sarnaselt varasemates uuringutes leitudle (Vukovic *et al.* 2020; Altman 1968; Brédart 2014). Mida kõrgem rentaabluse/likviidsuse/maksevõime suhtarv, seda väiksem pankrotistumise tõenäosus, mis on ka nende valdkondade iseloomu arvestades loogiline. Kui ettevõttel on piisavalt raha, et katta lühiajalisi kohustusi, siis ettevõtte head likviidsust arvestades on põhjust ettevõtet kestlikuks pidada. Samuti on kõrge rentaabluse näitajad kestlikkuse indikaatoriks ehk kõrge jaotamata kasum või äri-/puhaskasumimarginaal näitavad ettevõtte kasumiteenimisevõimet, mis võimaldab ettevõttel oma kohustusi täita, hoides seejuures head likviidsust.

Samuti kattuvad suhtarvude koefitsientide suunad varasemalt kirjanduses leitudga ja on peamiselt loogilise suunaga, v.a MDA mudeli puhul suhtarv X_7 . Üllatava tulemusena võib MDA mudeli puhul välja tuua asjaolu, et suhtarv X_7 (raha / lühiajalised kohustused) on miinusmärgiga ehk mida kõrgem on antud suhtarv, seda väiksem tuleb Z-skoor, mis omakorda suurendab pankrotistumise tõenäosust. Seejuures on aktiivsetel ettevõtetel keskmine X_7 suhtarv 0,755 ja pankrotistunud

ettevõtetel 0,224. Töö autor ei ole selle suhtarvu suuna loogiliseks tõlgendamiseks võimeline. Mudeli koostamisel testis autor MDA mudelit antud suhtarvu eemaldamisega, kuid selle tulemusena mudeli täpsus vähenes ja suhtarv otsustati mudelisse jätta.

Huvitavalt tulid töö raames MDA ja logiti mudelite klassifikatsioonitäpsused treeninggruppides täpselt samad ehk 75,8%. Erinevus tuli sisse pankrotistunud ja aktiivsete ettevõtete tuvastamisel ja ka kontrollgruppide tasandil (vt tabel 9). Samuti jäid mudelid kasutatud suhtarvude poolest täpselt asjakohases kirjanduses leitud vahemike vahele; mõlemas mudelis kasutati kuute suhtarvu, kuid Bellovary *et al.* (2007) leidsid peamine suhtarvude vahemikuna 8-10 ja Hosaka (2019) sõnul on peamine vahemik 3-5. Üldvaates kasutavad mõlemad mudelid aga tavapärasest mahus suhtarve.

Tabel 9. Mudelite klassifikatsioonitäpsus.

Mudel	Treeninggrupp	Kontrollgrupp
MDA	75,8%	76,9%
pankrotistunud aktiivsed	76,3%	79,6%
	75,4%	74,1%
Logit	75,8%	77,8%
pankrotistunud aktiivsed	79,7%	81,5%
	72,0%	74,1%

Allikas: autori koostatud

Kuigi pankrotialane kirjandus on suuremahuline, kus erinevad koostatud mudelid jäävad klassifikatsioonitäpsusega vahemikku 20-100% (Bellovary *et al.* 2007), on autori koostatud mudelid keskpärase täpsusega, kui võrrelda neid konkreetsete varasemalt koostatud pankrotimudelitega (vt alapeatükk 1.3.3.). Kui võrrelda aga spetsiifiliselt varasemate hulgi- ja jaemüügi ettevõtete pankrotimudelitega, siis antud töö tulemused olid kas samas suurusjärgus või madalamad. Balina (2018) koostatud Poola hulgimüügi ettevõtete mudelid, mille puhul kasutati kuni kahe aasta vanuseid finantsnäitajaid, saavutasid MDA puhul käesoleva töö tulemustest kõrgema täpsuse (92% vs 76%), kuid logit mudeli täpsus oli sarnases suurusjärgus (80% vs 76%), seejuures tuvastasid käesoleva töö mudelid kontrollgrupi ettevõtteid kõrgema täpsusega kui treeninggrupis (Balina tulemus oli vastupidine). Kuna Balina (2018) kasutas valimis kolm korda vähem andmeid ning ettevõtted olid ainult hulgimüügi valdkonnast, siis põhjanevaid järeldusi tulemuste võrdlemisest teha ei saa. Samuti olid Balina (2018) kontrollgrupi ettevõtete aruanded hilisemast perioodist kui treeninggrupi omad, mis võib põhjendada madalamat klassifitseerimistäpsust. Ühtegi ühist suhtarvu käesoleva töö ja Balina mudelites ei olnud.

Vukovic *et al.* (2020) uuringus, kus analüüsiti hulгимүүgi ettevõtteid, kasutati logiti mudelis sõltumatu muutujana vara / kõik kohustused, mis kuulub ka antud töö logit mudeli koosseisu. Seose suund oli sama ehk mida kõrgem on antud suhtarv, seda väiksem on pankrotistumise tõenäosus.

Lee ja Choi (2013) uuringus, mis sisaldas jaemүүgi ettevõtteid, saadi tulemuseks MDA mudel, mille treeninggrupi pankrotistumise klassifikatsioonitäpsus oli 74% (kontrollgrupis 68%) ja aktiivsete ettevõtete klassifitseerimistäpsus oli 89% (kontrollgrupis 85%). Käesoleva töö MDA mudeli täpsus ületab Lee ja Choi mudeli täpsust pankrotistunud ettevõtete tuvastamisel nii treening- kui ka kontrollgrupis. Kuna Lee ja Choi (2013) uuringus kasutati rohkem aktiivseid ettevõtteid kui pankrotistunud ettevõtteid, siis võib I tüüpi vea suuremat esinemist arusaadavaks pidada. Samuti võib see potentsiaalselt põhjendada, miks käesolevas töös oli treeninggrupi ettevõtete klassifitseerimistäpsus üsna võrdne kontrollgrupi omaga. Lee ja Choi (2013) logit mudel sisaldas sõltumatu muutujana suhtarvu jaotamata kasum / varad, mis sisaldub ka käesoleva töö logit mudelis. Mõlemas mudelis oli suhtarvu suund sama ehk mida kõrgem antud suhtarv, seda väiksem on pankrotistumise tõenäosus.

Lukasoni (2006) mudelite klassifitseerimistäpsus oli nii MDA kui ka logiti puhul käesoleva töö mudelitest kõrgem, vastavalt 92% vs 76% ja 99% vs 76%. Kontrollgrupis oli Lukasonil (2006) aga pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsus MDA mudeli puhul 80% ja aktiivsete ettevõtete puhul 93,2%, mis on suurt pankrotistunud ja aktiivsete ettevõtete arvu erinevust arvestades arusaadav (aktiivseid ettevõtteid oli üheksa korda rohkem). Logiti puhul oli Lukasoni (2006) tuvastamistäpsus eraldi vaadatuna 95 ja 99%, mis ületab käesoleva töö tulemusi oluliselt. Lukasoni mudelid (2006) olid aga koostatud kasutades ainult selliseid aktiivseid ettevõtteid, mille majandusaasta aruande puhaskasum oli positiivne. Kuna käesolevas töös kasutas autor ka selliste aktiivsete ettevõtete andmeid, kelle puhaskasum oli negatiivne, siis päris võrdsetel alustel mudelite võrdlust teha ei saa. Huvitaval kombel olid Lukasoni (2006) mudelite suhtarvud nii MDA kui ka logiti puhul täpselt samad. Nii käesoleva töö mudelites kui ka teiste varasemate uuringute mudelites nad aga teatud määral erinesid (vt peatükk 1. ja alapeatükid 3.1. ja 3.2.). See võib tuleneda asjaolust, et MDA mudeli puhul logaritmis Lukason sõltumatud muutujad, et tagada normaaljaotus, kuid antud töö autor seda teinud ei ole. Ühine suhtarv Lukasoni ja käesoleva töö MDA mudelites oli puhaskasum / varad.

Paljud uuringud on näidanud, et MDA puhul on probleeme I tüüpi vigade tuvastamisel (Alaka *et al.* 2018). Collins ja Green (1982) leidsid, et võrreldes MDA-ga on logiti mudelis vähem I tüüpi vigu. Autori koostatud mudelist esineb aga II tüüpi vigu rohkem kui I tüüpi vigu. See võib olla tingitud asjaolust, et kasutatud on võrdses mahus pankrotistunud ja aktiivseid ettevõtteid ning kui tavaliselt kasutatakse rohkem aktiivseid ettevõtteid, siis see võib tulemusi kallutada I tüüpi vigade esinemise poole.

Asjakohases kirjanduses on leitud, et mida värskemad on aruanded, seda suurem tuleb mudeli täpsus, kuid antud töö raames seda ei tuvastatud. See võib tuleneda aga asjaolust, et kasutatud andmed pärinesid samast ajavahemikust ja vähendatud valimi korral ei olnud piisavalt suurt mõju tulemuste muutumiseks. Balina (2018) leidis oma uuringus, et kui kontrollgrupina kasutada treeninggrupist hilisemaid aruandeid, siis mudeli täpsus langeb. Antud töö raames ei ole saadud mudeleid võrreldud andmetega, mis pärineks valimijärgsetest aastatest ehk mudeli täpsuse kohta sellest aspektist hinnangut anda ei saa.

KOKKUVÕTE

Magistritöö eesmärk oli koostada võimalikult täpne Eesti hulgi- ja jaekaubanduse; mootorsõidukite ja mootorrataste remondi ettevõtete pankrotimudel, mis võimaldaks võimalikult täpselt hinnata ettevõtte pankrotistumistõenäosust. Pankrotimudelite täpsus on kõrgem, kui koostada mudel majandusvaldkondade põhjal eraldi, mis tuleneb asjaolust, et erinevate valdkondade puhul on suhtarvud konkreetse majandusharu finantsseisu kirjeldamisel spetsiifiliselt välja valitud, tagades seega kõrgema täpsuse (Lee ja Choi 2013). Seetõttu otsustas töö autor valida samuti konkreetse majandusvaldkonna, milleks oli EMTAK 2008 G-kategooria ehk Eesti hulgi- ja jaekaubanduse; mootorsõidukite ja mootorrataste remondi valdkond. Tegemist on olulise valdkonnaga Eesti majanduses, seda nii tööhõive kui ka pakutud teenuste ja lisandväärtuse vaatepunktist.

Eesmärgi saavutamiseks püstitas autor neli uurimisülesannet, mis kõik täideti kolmes peatükis. Esimeses peatükis tegi autor kokkuvõtte pankrotistumise olemusest ja tähtsusest ning tutvustas varasemalt koostatud pankrotimudeleid ja nende sisu, põhjendades seejuures ka enda valitud mudelite kasutamise tagamaid. Teises peatükis kirjeldas autor sobiliku valimi koostamise protsessi. Tulemuseks oli 118 pankrotistunud ja 118 aktiivse ettevõtte finantsnäitajatega lõplik treeninggrupp, mida korrigeeriti nii puuduvate andmete kui ka erindite osas. Ettevõtete aastaaruanded pärinesid aastatest 2007 kuni 2018. Mudelite koostamisel kasutatavate suhtarvude valimisel toetus autor varasemale kirjandusele, valides suhtarve nii rentaabluse, likviidsuse, maksevõime ja aktiivsuse kategooriatest. Lisaks treeninggrupile koostas autor ka 54 pankrotistunud ja 54 aktiivse ettevõtte finantsnäitajatega kontrollgrupi, mida hiljem kasutati koostatud mudelite täpsuse testimiseks.

Kolmandas peatükis koostas autor pankrotimudelid, kasutades selleks mitmemõõtmelist diskriminantanalüüsi ja logistilist regressiooni, võrreldes neid mudeleid varasemalt koostatud mudelitega. Mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi meetodil saadud mudel avaldus järgmisel kujul:

$$Z = -0,617 + 2,995 \times \frac{\text{puhaskasum}}{\text{varad}} + 0,154 \times \frac{\text{käibevara}}{\text{lühiajalised kohustused}} + 1,546 \\ \times \frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}} - 0,626 \times \frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}} + 3,456 \times \frac{\text{raha}}{\text{varad}} - 0,734 \\ \times \frac{\text{lühiajalised kohustused}}{\text{varad}}$$

Mudeli klassifitseerimistäpsus tuli treeninggrupis 75,8% ning kontrollgrupis 76,9%, mis jäi varasema kirjandusega võrreldes keskpärasele tasemele. Mudeli täpsuse hindamiseks kasutas autor ka ROC-kõverat, mille käigus selgus, et kõvera alune pind on mudelil 0,825, mida võib lugeda heaks tulemuseks.

Logistilise regressiooni meetodil saadud mudel avaldus järgmisel kujul:

$$P = -0,725 + 1,476 \times \frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}} + 0,442 \times \frac{\text{ärikasum}}{\text{varad}} + 2,038 \times \frac{\text{raha}}{\text{varad}} - 0,772 \\ \times \frac{\text{lühiajalised kohustused}}{\text{varad}} + 7,357 \times \frac{\text{puhaskasum}}{\text{müügitulu}} + 0,178 \times \frac{\text{varad}}{\text{kohustused kokku}}$$

Mudeli klassifitseerimistäpsus tuli treeninggrupis 75,8% ning kontrollgrupis 77,8%, mis jäi varasema kirjandusega võrreldes keskpärasele tasemele. Mudeli täpsuse hindamiseks kasutas autor taaskord ROC-kõverat, mille käigus selgus, et kõvera alune pind on mudelil 0,832, mida võib lugeda heaks tulemuseks.

Lõplikud mudelid sisaldavad mõlemad kuute suhtarvus, seejuures kolm suhtarvu kuuluvad mõlemasse mudelisse, mis olid ka mudelites samasuunalised. Üldises vaates olid kõik suhtarvude koefitsiendid loogilise suunaga (v.a MDA mudeli puhul X₇). Kokku kasutati mudelite koostamisel üheksat suhtarvu, millest kuus kuuluvad ka Bellovary *et al.* (2007) koostatud enim kasutatavate suhtarvude topp 15-sse. Kasutatud suhtarvude arv on mõlema mudeli puhul asjakohases kirjanduses tuvastatud tavapärase suhtarvude koguse tasemel ehk ootuspärane. Nii MDA kui ka logiti mudel sisaldasid rentaabluuse, likviidsuse, maksevõime ja struktuuri suhtarve ehk mudelid sisaldasid asjakohases kirjanduses välja toodud peamiste kategooriate suhtarve (vt alapeatükk 1.3.).

Huvitavalt tulid magistritöö käigus koostatud mudelite klassifikatsioonitäpsused treeninggruppides täpselt samad, kuid marginaalne erinevus tuli sisse pankrotistunud ja aktiivsete ettevõtete tuvastamisel ja ka kontrollgruppide tasandil. Seega peale MDA ja logiti mudelite

kasutamist saab öelda, et autor jõudis asjakohases kirjanduses toodud järeldusteni, et koostatud mudelite tulemused ei anna ühtegi selget põhjust, et eelistada ühte mudelit teisele.

Kuigi mõlemad mudelid on varasemate pankrotiuuringute võrreldes keskpärase täpsusega, siis käesoleva töö mudelite võrdlemisel varasemalt koostatud kaubandusettevõtete pankrotimudelitega peab tõdema, et antud töö tulemused olid kas samas suurusjärgus või madalamad. Siinkohal ei saa põhjanevaid järeldusi sellest aga teha, sest ühes varasematest uuringutest, mille täpsus oli kõrgem, kasutati valimis kolm korda vähem andmeid ning ettevõtted olid ainult hulгимүүgi valdkonnast. Samuti olid selle uuringu kontrollgrupi aruanded hilisemast perioodist kui treeninggrupi omad ehk kontrollgruppide täpsust ei saa käesoleva tööga võrrelda.

Teise varasema uuringuga võrreldes, mis sisaldas jaemүүgi ettevõtteid, saadi antud magistritöös tulemuseks MDA mudel, mille täpsus oli pankrotistunud ettevõtete tuvastamisel kõrgem nii treening- kui ka kontrollgrupis ning madalam aktiivsete ettevõtete tuvastamisel treening- ja kontrollgrupis. Kuna nimetatud varasemas uuringus kasutati rohkem aktiivseid ettevõtteid kui pankrotistunud ettevõtteid, siis võib I tüüpi vea suuremat esinemist arusaadavaks pidada ning seetõttu ei saa tulemusi käesoleva magistritööga päris võrdsetel alustel võrrelda.

Kolmanda varasema uuringuga võrreldes olid antud magistritöö MDA ja logiti mudelite treeninggrupi klassifitseerimistäpsused 16-23% võrra madalamad. Kuna varasema uuringu mudelite koostamisel kasutati ainult selliseid aktiivseid ettevõtteid, mille majandusaasta aruande puhaskasum oli positiivne, siis päris võrdsetel alustel mudelite võrdlust teha ei saa. Huvitaval kombel olid nimetatud varasema uuringu MDA ja logiti mudelite suhtarvud täpselt samad, kuid nii autori magistritöös kui ka varasemates uuringutes on peamiselt saadud erinevate suhtarvudega mudelid.

Paljud varasemad uuringud on näidanud, et MDA puhul on probleeme I tüüpi vigade tuvastamisel (Alaka *et al.* 2018). Antud magistritöö MDA mudelis esineb aga II tüüpi vigu marginaalselt rohkem kui I tüüpi vigu. See võib olla tingitud asjaolust, et kasutatud on võrdses mahus pankrotistunud ja aktiivseid ettevõtteid ning kui tavaliselt kasutatakse rohkem aktiivseid ettevõtteid, siis see võib tulemusi kallutada I tüüpi vigade esinemise poole. Samuti on varasemates uuringutes välja toodud, et mida värskemad on aruanded, seda suurem tuleb mudeli täpsus, kuid antud töö raames seda ei tuvastatud. See võib tuleneda asjaolust, et peamiselt kasutatud andmed

olid vanusega t-1 ja t-2 ning vähendatud valimi korral ei olnud piisavalt suurt mõju tulemuste muutumiseks (valimist eemaldagi ~16% vaatlusalustest).

Magistritöö ja pankrotimudelite valdkonna edasiarenduseks oleks soovituslik kasutada mudelite koostamisel lisaks MDA ja logiti mudelitele ka masinõppe meetodeid, et võrrelda nende täpsust. Samuti oleks soovituslik mudelite koostamisel arvestada varasemalt koostatud mudelite metoodikaga, sest vastasel juhul võib tulemuste võrdlemine osutuda keeruliseks ning järelduste tegemine on selle võrra piiratum. Pankrotimudeli koostamisel tasub kaaluda ka valitud valdkonna jaotamist alamvaldkondadeks, mis võib mudelite täpsust omakorda suurendada. Kui antud magistritöös koostati pankrotimudelid, kasutades kaubandusettevõtete finantsnäitajaid koos, siis võimalusel oleks soovituslik koostada mudelid ka alamvaldkondade lõikes eraldi, nagu oleks antud töö puhul saanud teha hulgikaubanduse ja jaekaubanduse ettevõtetega. See eeldab aga piisavat valimimahtu, mida Eesti mastaapi arvestades ei pruugi olla alati võimalik täita. Samuti tasub sellisel juhul kaaluda nende ettevõtete kasutamist, millel pole pankrotti välja kuulutatud ja mis on likvideerimisele läinud, et suurendada valimimahtu.

SUMMARY

DEVELOPMENT OF A BANKRUPTCY PREDICTION MODEL FOR ESTONIAN RETAIL AND WHOLESALE COMPANIES

Roman Fridman

This master's thesis aimed to develop a bankruptcy prediction model for Estonian retail and wholesale companies that was as accurate as possible. The accuracy of a bankruptcy prediction model is higher when the model is developed based on a specific economic sector, which is caused by the fact that the financial ratios are carefully selected for the specific sector, ensuring a higher accuracy (Lee and Choi 2013). Taking this into account, the author also decided to choose a specific sector, selecting the EMTAK 2008 G category (Estonian wholesale and retail trade; repair of motor vehicles and motorcycles). This is an important economic sector in Estonia due to its' role in employment as well as its' offered services and added value in the Estonian economy.

To achieve the aim of the thesis, the author set four objectives that were completed in three main chapters. In the first chapter, the author gave an overview of the nature of bankruptcies and their importance and introduced previously developed bankruptcy models while also explaining the reasons behind choosing the models used in the thesis. In the second chapter, the author described the sampling process. A training sample was created that contained the financial ratios of 118 bankrupt companies and 118 active companies. The sample was also adjusted for missing data and outliers. The financial ratios of the companies were gathered from annual reports dating from 2007 to 2018. When selecting the financial ratios that were the basis for the models, the author relied on previous and relative literature, choosing financial ratios from the profitability, liquidity, solvency and activity categories. In addition to the training sample, the author also created a testing sample that contained the financial ratios of 54 bankrupt companies 54 active companies, which was later used to test the accuracy of the constructed models.

The author developed two bankruptcy models in the third chapter, using multiple discriminant analysis and logistic regression, comparing them to the previously developed models. The multiple discriminant analysis model was as follows:

$$Z = -0,617 + 2,995 \times \frac{\text{net income}}{\text{total assets}} + 0,154 \times \frac{\text{current assets}}{\text{current liabilities}} + 1,546 \\ \times \frac{\text{retained earnings}}{\text{total assets}} - 0,626 \times \frac{\text{cash}}{\text{current liabilities}} + 3,456 \times \frac{\text{cash}}{\text{total assets}} - 0,734 \\ \times \frac{\text{current liabilities}}{\text{total assets}}$$

The classification accuracy for the model was 75.8% in the training sample and 76.9% in the testing sample, which was an average result compared to the previous studies. The model accuracy was also assessed using the ROC curve, which showed that the area under the curve was 0.825, which can be considered a good result.

The logistic regression model came out as follows:

$$P = -0,725 + 1,476 \times \frac{\text{retained earnings}}{\text{total assets}} + 0,442 \times \frac{\text{EBIT}}{\text{total assets}} + 2,038 \times \frac{\text{cash}}{\text{total assets}} \\ - 0,772 \\ \times \frac{\text{current liabilities}}{\text{total assets}} + 7,357 \times \frac{\text{net income}}{\text{total sales}} + 0,178 \times \frac{\text{total assets}}{\text{total liabilities}}$$

The classification accuracy for the model was 75.8% in the training sample and 77.8% in the testing sample, which was an average result compared to the previous studies. The model accuracy was also assessed using the ROC curve, which showed that the area under the curve was 0.832, which can be considered a good result.

The final models both consist of six financial ratios, of which three are in both models and are in the same direction. In general, all financial ratio coefficients were in a logical direction (excluding the X₇ financial ratio). In total, nine different financial ratios were used, of which six were in the top 15 most used financial ratio list that was constructed by Bellovary *et al.* (2007). The number of the financial ratios used in each final model was, as expected, on par with the average number of financial ratios found in the previous and relevant literature. The multiple discriminant analysis and logistic regression model contained financial ratios from the profitability, liquidity, solvency and structure categories, which means that the models included ratios from the most important categories, as stated in the relevant literature (see subchapter 1.3.).

Interestingly enough, the classification accuracies for both models developed in this master's thesis came out exactly the same when looking at the training sample but were slightly different in detecting bankrupt and active companies and were also somewhat different when tested by the testing sample. This means that based on the author's experience, using the multiple discriminant analysis and logistic regression models, one obtains the same conclusion that was brought up in the relevant literature – that there is no strong indication that would suggest that one model is superior to the other.

Although both models are on par with previously constructed bankruptcy models when comparing accuracies, when comparing the models of this master's thesis to the previously constructed commercial company models, the accuracy results were either average or below average. However, one cannot draw strong conclusions based on this finding because the previous commercial company bankruptcy models were constructed using different methods when assembling the training samples.

Many previous studies have shown that multiple discriminant analysis was problematic with detecting I type errors (Alaka *et al.* 2018). The multiple discriminant analysis model of the current master's thesis has marginally more II type errors than I type errors. This can potentially be explained by the fact that the sample sizes for bankrupt and active companies were equal. If it is common to usually include more active companies than bankrupt companies, it might cause the model to be biased toward I type errors. Also, previous relative literature has shown that if one uses more recent annual reports to develop a bankruptcy model, the model's accuracy will be higher. Still, the current master's thesis has not come to the same conclusion. This might be caused by the fact that the main sample data comes from t-1 and t-2 annual reports. It means that the company went bankrupt one or two years after its' final financial report, and that excluding t-3 data (approximately 16% of the sample) did not affect the accuracy results significantly due to the small sample size of t-3 data.

To further explore and develop the master's thesis' and bankruptcy model subjects, it would be advised to also develop bankruptcy models using soft computing methods to compare them to multiple discriminant analysis and logistic regression models. It would also be advised to take into account the methods used to develop previous bankruptcy models. Otherwise, the comparison of the results is somewhat limited. When constructing the bankruptcy models, one should also consider dividing the selector sector into smaller subsectors, potentially increasing the accuracy of

the models. However, this implies a larger sample size given the size of the Estonian bankruptcy frequency and the total number of bankrupt companies, which might not always be available. Additionally, one might consider using the data of the liquidated companies without declaring bankruptcy (something that the current master's thesis did not do.)

KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Ahmadi, A. P. S., Soleimani, B., Vaghfi, S. H., Salimi, M. B. (2012). Corporate Bankruptcy Prediction Using a Logit Model: Evidence from Listed Companies of Iran. *World Applied Sciences Journal*, 17 (9), 6.
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164–184.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23 (4), 589–609.
- Altman, E. I., Marco, G., Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18 (3), 505–529.
- Amendola, A., Bisogno, M., Restaino, M., Sensini, L. (2011). Forecasting corporate bankruptcy: empirical evidence on Italian data. *EuroMed Journal of Business*, 6 (3), 294–312.
- Azayite, F. Z., Achchab, S. (2017). The impact of payment delays on bankruptcy prediction: A comparative analysis of variables selection models and neural networks. *2017 3rd International Conference of Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech)*, 1–7.
- Balcaen, S., Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38 (1), 63–93.
- Balina, R. (2018). Forecasting Bankruptcy Risk in the Contexts of Credit Risk Management - a Case Study on Wholesale Food Industry in Poland. *International Journal of Economic Sciences*, 7 (1), 1–15.
- Balleisen, E. J. (2001). *Navigating Failure: Bankruptcy and Commercial Society in Antebellum America*. University of North Carolina Press.
- Bauer, J., Agarwal, V. (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking & Finance*, 40, 432–442.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1–42.

- Bernanke, B. S. (1981). Bankruptcy, Liquidity, and Recession. *The American Economic Review*, 71 (2), 155–159.
- Boettcher, J., Cavanagh, G., Xu, M. (2014). Ethical Issues that arise in Bankruptcy. *Business and Society Review*, 119 (4), 473–496.
- Brédart, X. (2014). Bankruptcy Prediction Model: The Case of the United States. *International Journal of Economics and Finance*, 6.
- Carroll, A. B., Brown, J., Buchholtz, A. K. (2012). *Business & Society: Ethics, Sustainability & Stakeholder Management* (10th tr). Cengage Learning.
- Collins, R. A., Green, R. D. (1982). Statistical methods for bankruptcy forecasting. *Journal of Economics and Business*, 34 (4), 349–354.
- Creditinfo Eesti AS. (2019). *Pankrotid Eestis 2018 - paneeluuring*.
- De Maesschalek, R., Jouan-Rimbaud, D., Massart, D. L. (2000). The Mahalanobis distance. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 50 (1), 1–18.
- Díaz-García, J. A., González-Farías, G. (2004). A note on the Cook's distance. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 120 (1), 119–136.
- Eesti Statistikaamet. (2020). EM0072: Ettevõtete arv tegevusala ja müügitulu järgi [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/Index.aspx?DataSetCode=EM0072>, 08.05.2021.
- Eesti Statistikaamet. (2021a). EM001A: Ettevõtete majandusnäitajad tegevusala ja tööga hõivatud isikute arvu järgi [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/Index.aspx?DataSetCode=EM001A>, 08.05.2021.
- Eesti Statistikaamet. (2021b). ER021: Statistilisse profiili kuuluvad ettevõtted tegevusala (EMTAK 2008) järgi [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/Index.aspx?DataSetCode=ER021>, 08.05.2021.
- Eesti Statistikaamet. (2021c). ER025: Statistilisse profiili kuuluvad ettevõtted töötajate arvu ja tegevusala (EMTAK 2008) järgi [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/Index.aspx?DataSetCode=ER025>, 08.05.2021.
- Eesti Statistikaamet. (2021d). ER029: Statistilisse profiili kuuluvad ettevõtted õigusliku vormi ja tegevusala (EMTAK 2008) järgi [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/Index.aspx?DataSetCode=ER029>, 08.05.2021.
- Eesti Statistikaamet. (2021e). RAA0045: Lisandväärtus tegevusala (EMTAK 2008) järgi [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/Index.aspx?DataSetCode=RAA0045>, 08.05.2021.
- Eesti Vabariigi pankrotiseadus. RT I 2003, 17, 95.

- Etheridge, H. L., Sriram, R. S. (1997). A comparison of the relative costs of financial distress models: artificial neural networks, logit and multivariate discriminant analysis. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6 (3), 235–248.
- Fedorova, E., Gilenko, E., Dovzhenko, S. (2013). Bankruptcy prediction for Russian companies: Application of combined classifiers. *Expert Systems with Applications*, 40 (18), 7285–7293.
- Gepp, A., Kumar, K., Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees. *Journal of Forecasting*, 29 (6), 536–555.
- Hand, D. J. (2004). Marginal classifier improvement and reality, Paper presented at the Symposium on Data Mining. *Ghent University (Belgium)*, 50.
- Hebak, P. (2015). *Statistical Thinking and Data Analysis Tool*. Praha: Informatorium.
- Hernandez Tinoco, M., Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394–419.
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9 (1), 5–34.
- Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. *Expert Systems with Applications*, 117, 287–299.
- Jones, S., Johnstone, D., Wilson, R. (2015). An empirical evaluation of the performance of binary classifiers in the prediction of credit ratings changes. *Journal of Banking & Finance*, 56, 72–85.
- Kim, S. Y. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. *The Service Industries Journal*, 31 (3), 441–468.
- Kirkos, E. (2015). Assessing methodologies for intelligent bankruptcy prediction. *Artificial Intelligence Review*, 43 (1), 83–123.
- Kliestik, T., Misankova, M., Valaskova, K., Svabova, L. (2018). Bankruptcy Prevention: New Effort to Reflect on Legal and Social Changes. *Science and Engineering Ethics*, 24 (2), 791–803.
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22–30.
- Kubičková, D., Nulíček, V. (2019). Bankruptcy Model Construction and its Limitation in Input Data Quality. *Journal of Business and Economics*, 10 (2), 117–125.
- Kumar, K., Bhattacharya, S. (2006). Artificial neural network vs linear discriminant analysis in credit ratings forecast: A comparative study of prediction performances. *Review of Accounting and Finance*, 5 (3), 216–227.

- Laitinen, T., Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. *European Accounting Review*, 8 (1), 67–92.
- Lee, S., Choi, W. S. (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 40 (8), 2941–2946.
- Lensberg, T., Eilifsen, A., McKee, T. E. (2006). Bankruptcy theory development and classification via genetic programming. *European Journal of Operational Research*, 169 (2), 677–697.
- Li, H., Sun, J. (2008). Ranking-order case-based reasoning for financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, 21 (8), 868–878.
- Li, H., Sun, J., Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37 (8), 5895–5904.
- Liang, D., Lu, C.-C., Tsai, C.-F., Shih, G.-A. (2016). Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction: A comprehensive study. *European Journal of Operational Research*, 252 (2), 561–572.
- Lukason, O. (2006). *Pankrotistumise modelleerimine Eesti kaubandusettevõtete näitel*. (Magistritöö) Tartu Ülikooli majandusteaduskond, Tartu.
- Mai, F., Tian, S., Lee, C., Ma, L. (2019). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. *European Journal of Operational Research*, 274 (2), 743–758.
- Mann, B. H. (2003). Failure in the land of the free. *American Bankruptcy Law Journal*, 77 (1), 1–7.
- Mcleay, S., Omar, A. (2000). The sensitivity of prediction models to the non-normality of bounded and unbounded financial ratios. *The British Accounting Review*, 32 (2), 213–230.
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22 (1), 380–395.
- Min, J. H., Lee, Y. C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28 (4), 603–614.
- Mišanková, M., Klietík, T. (2017). Logit and Probit application for the prediction of bankruptcy in Slovak companies. *Equilibrium*, 12, 775–791.
- Mvula, C. M. (2011). Application of multiple discriminant analysis (MDA) as a credit scoring and risk assessment model. *International Journal of Emerging Markets*, 6 (2), 132–147.

- O'brien, R. M. (2007). A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors. *Quality & Quantity*, 41 (5), 673–690.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109–131.
- Pallant, J. (2007). *SPSS Survival Manual: A Step by Step Guide to Data Analysis Using SPSS for Windows Version 15*. Open University Press.
- Rudd, J., Priestley, J. (2017). A Comparison of Decision Tree with Logistic Regression Model for Prediction of Worst Non-Financial Payment Status in Commercial Credit.
- Schönbucher, P. J. (2003). *Credit Derivatives Pricing Models: Models, Pricing and Implementation*. John Wiley & Sons.
- Shin, K.-S., Lee, Y.-J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Applications*, 23 (3), 321–328.
- Singh, B. P., Mishra, A. K. (2016). Re-estimation and comparisons of alternative accounting based bankruptcy prediction models for Indian companies. *Financial Innovation*, 2 (1), 6.
- Tseng, F.-M., Hu, Y.-C. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37 (3), 1846–1853.
- Vukovic, B., Milutinovic, S., Milicevic, N., Jaksic, D. (2020). Corporate Bankruptcy Prediction: Evidence from Wholesale Companies in the Western European Countries. *Ekonomicky Casopis*, 68 (5), 477–498.

LISAD

Lisa 1. Lihtlitsents

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks¹

Mina, Roman Fridman

1. Annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose Pankrotimudeli koostamine kaubandusettevõtete näitel,

mille juhendaja on Kaido Kepp, MA,

1.1 reprodutseerimiseks lõputöö säilitamise ja elektroonse avaldamise eesmärgil, sh Tallinna Tehnikaülikooli raamatukogu digikogusse lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;

1.2 üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tallinna Tehnikaülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas Tallinna Tehnikaülikooli raamatukogu digikogu kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.

2. Olen teadlik, et käesoleva lihtlitsentsi punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

3. Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest ning muudest õigusaktidest tulenevaid õigusi.

08.05.2021

¹ Lihtlitsents ei kehti juurdepääsupiirangu kehtivuse ajal vastavalt üliõpilase taotlusele lõputööle juurdepääsupiirangu kehtestamiseks, mis on allkirjastatud teaduskonna dekaani poolt, välja arvatud ülikooli õigus lõputööd reprodutseerida üksnes säilitamise eesmärgil. Kui lõputöö on loonud kaks või enam isikut oma ühise loomingulise tegevusega ning lõputöö kaas- või ühisautor(id) ei ole andnud lõputööd kaitsvale üliõpilasele kindlaksmääratud tähtajaks nõusolekut lõputöö reprodutseerimiseks ja avalikustamiseks vastavalt lihtlitsentsi punktidele 1.1. ja 1.2, siis lihtlitsents nimetatud tähtaja jooksul ei kehti.