

TARTU ÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Ettevõtetmajanduse instituut

Martin Grünberg

**PANKROTI PROGNOOSIMISE MUDELI KOOSTAMINE  
EESTI TÖÖSTUSSEKTORI ETTEVÕTETE NÄITEL**

Magistritöö ärijuhtimise magistrikraadi taotlemiseks ettevõtluse ning tehnoloogia juhtimise  
erialal

Juhendaja: teadur Oliver Lukason

Tartu 2013

Soovitan suunata kaitsmisele .....

(juhendaja allkiri)

Kaitsmisele lubatud “ “ ..... 2013. a.

Rahanduse õppetooli juhataja .....

(nimi ja allkiri)

Olen koostanud töö iseseisvalt. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, põhimõttelised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

.....

(töö autori allkiri)

## SISUKORD

1	Ettevõtte pankrotistumise modelleerimine .....	8
1.1.	Pankrot ja selle prognoosimine .....	8
1.2.	Pankroti prognoosimise meetodid .....	17
1.2.1	Suhtarvude analüüs .....	18
1.2.2	Diskriminantanalüüs .....	19
1.2.3	Logit analüüs .....	22
1.2.4	Närvivõrkude meetod .....	25
1.2.5	Grupeeritud mudelite meetod .....	28
1.2.6	Meetodite võrdlus .....	30
2	Eesti tööstusettevõtete pankrotimudeli koostamine .....	32
2.1.	Eesti tööstusettevõtted ja nende karakteristikud .....	32
2.2.	Eesti tööstussektori pankrotistumiste modelleerimiseks kasutatud andmed ja muutujad .....	36
2.3.	Eesti tööstusettevõtete pankrottide modelleerimine logit analüüsi kasutades ..	42
2.4.	Eesti tööstusettevõtete pankrottide modelleerimine närvivõrke kasutades .....	46
2.5.	Eesti tööstusettevõtete pankrottide modelleerimine kasutades grupeeritud mudelite meetodit .....	51

2.6. Meetodite kokkuvõte ja täiustamise võimalused.....	52
Kokkuvõte.....	56
Viidatud allikad.....	60

## SISSEJUHATUS

Ettevõtete pankroti prognoosimine hõlmab endas mudelite koostamist, mis võimaldaks eraldada edukad ettevõtted pankrotistuvatest ning anda seeläbi hinnang vaadeldava ettevõtte käekäigule. Ettevõtete ärilise ebaõnnestumise prognoosimine on 1960. aastate lõpust vaatluse all olnud teema, mille algatajaks võib pidada 1966. aastal William H. Beaverit oma uurimusega „Financial Ratios as Predictors of Failure“ ja Edward I. Altmani 1968. aasta uurimusega „Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy“. Nende 50 aasta jooksul on ettevõtete pankrotimudelite koostamine olnud paljude uurijate huviorbiidis ning kasutusel on arvukalt meetodeid.

Pankrotimudeleid on oluliseks peetud seetõttu, et täpsete mudelite abil oleks võimalik saada eelteavet tõenäoliselt ebaõnnestuvate ettevõtete kohta ja seeläbi vältida või leevendada kulukaid pankrotte. Eesti taasiseseisvumise ajast võib tuua selliste näidetena tuua AS Luterma või Kreenholmi Valduse AS pankrotid. Kasutatavad mudelid oleksid väärtuslikud riskide hindamisvahendid mitmetele ettevõtete käekäigust sõltuvatele osapooltele nagu näiteks krediitiasutused ja investorid.

Mudelite koostamise ajaloos olid algselt populaarsed statistilised meetodid, millega koostatakse mudel, mis ennustab ettevõtete staatust üks aasta ette. Arvutustehnika arenedes on lisandunud mitmeid uuemaid meetodeid, nagu näiteks närvivõrkude meetod, mille rakendamine oli varasemalt võimatu või keerukas ning mis on samuti saavutanud valdkonnas arvestatava populaarsuse. Mudelite koostamise aluseks on enamasti avalikult kättesaadav info. Nii Eestis kui ka mujal maailmas on heaks infoallikaks olnud ettevõtete aastaaruanded. Siiski tuleb mudelite tulemusi käsitleda mõõndustega, sest sageli pole kõik andmed näiteks esitamata aastaaruannete tõttu kättesaadavad. Lisaks ei pruugi ettevõtte eelnev finantsseis olla täielikult tulevikku

ennustav ja andmete üheaastasest esitamise perioodist tulenevalt võib olukord ettevõttes kahe aruande esitamise vahel muutuda.

Autorile teadaolevalt ei ole Eestis pankrotimudelite koostamisega väga palju tegeletud. Peamisteks näideteks sellealases uurimistöös on käesoleva töö juhendaja Oliver Lukasoni (2004) bakalaureusetöö energeetikasektori pankrotimudeli ja magistritöö (2006) kaubandussektori pankrotimudeli koostamisest, mis kasutavad mudelite statistilistest meetoditest diskriminantanalüüsi, logistilist regressiooni ja uuematest meetoditest korduva otsitamise meetodit. Lisaks on pankrotimudelite koostamisega bakalaureusetöö raames tegelenud Indrek Künnapas (1998) ja Margus Vaino (1999). Autorile teadaolevalt ei ole Eesti ettevõtete ärilise ebaedu modelleerimiseks kasutatud närvivõrkude meetodit. Närvivõrkude kasutamine pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimiseks on maailma erialases kirjanduses leidnud arvestatavat kõlapinda ning alates 1990. aastate algusest on seda ka järjest rohkem rakendatud (vaata ka tabel 4 leheküljel 17). See asjaolu on olnud üheks käesoleva töö meetodite valiku kriteeriumiks.

Magistritöö eesmärgiks on erinevate meetoditega pankrotimudelite koostamine Eesti tööstusettevõtete näitel ning modelleerimisprotsessi tulemuste üldistamine. Autor on määratlenud mudelite koostamiseks kasutatavate meetoditena logistilise regressiooni, närvivõrkude ja grupeeritud mudelite meetodid, millest kaks viimast on valitud nende uuenduslikkuse tõttu ning esimene lisatud seetõttu, et see on leidnud laialdast kasutamist erinevates uuringutes. Magistritöö eesmärgi saavutamiseks on autor püstitanud järgnevad uurimisülesanded:

- anda ülevaade pankrotimudelite koostamisega seotud mõistetest ja probleemidest;
- anda ülevaade ja analüüsida kirjanduses kasutatud meetodeid, mudeleid ja uuringuid, mis käsitlevad pankrotimudelite koostamist;
- anda ülevaade Eesti tööstussektorist;
- töödelda ja teisendada Eesti tööstusettevõtete andmeid ning arvutada nende põhjal mudelites kasutatavad suhtarvud;
- rakendada erinevaid meetodeid Eesti tööstusettevõtete finantsandmetel;
- võrrelda koostatud pankrotimudelite tulemusi ja ennustustäpsusi.

Käesolev magistritöö on jaotatud kaheks osaks. Magistritöö esimeses peatükis selgitatakse pankrotimudelite tausta, olemust ja mudelite loomiseks vajalikke eeltingimusi. Sealhulgas käsitletakse ettevõtte ebaõnnestumise defineerimist, pankrotimudeli koostamiseks vajalike muutujate valimist ning erinevaid koostamiseks kasutatavaid meetodeid. Samuti tuuakse välja erinevate meetodite eelised ja puudused ja käsitletakse varasemaid uurimusi, ülevaateid ja nende tulemusi. Magistritöö põhineb peamiselt inglise keelsetel väljaannetel. Eestikeelne kirjandus antud uurimisvaldkonnas enamasti puudub, sest tegemist on mõnevõrra spetsiifilise uurimisvaldkonnaga.

Töö empiirilises osas kirjeldatakse mudelite koostamiseks kasutatud andmeid ja nende töötlemist. Samuti käsitletakse käesoleva töö eesmärkides toodud kolme meetodi põhjal mudeli loomise protsessi ning saadud tulemusi EMTAK klassifikaatori C-jaotusesse kuuluvate Eesti tööstusettevõtete näitel. Kasutatavad andmed pärinevad Äriregistrist ning sisaldavad töötleva tööstussektori andmeid aastatest 1995 kuni 2011. Pankrotistunud ettevõtete nimekiri pärineb samast allikast, sisaldades pankrotistunud ettevõtteid kuni 2012. aasta lõpuni.

Autor tänab oma juhendajat suure abi eest teema käsitlemisel, mõttevahetused olid töö valmimisel hindamatud. Autor on tänulik ka Justiitsministeeriumi Registrate osakonnale andmete, ilma milleta käesoleva töö teostamine ei oleks olnud võimalik, kasutamise võimaldamise eest.

# 1 ETTEVÖTTE PANKROTISTUMISE MODELLEERIMINE

## 1.1. Pankrot ja selle prognoosimine

Ettevõtete pankrotistumiste prognoosimine on oluline seetõttu, et täpsete mudelite olemasolu võimaldaks ette ennustada ja seega vältida ettevõtete pankrotistumisi või vähendada nendest tulenevaid tagajärgi. Pankrottide uurimine on erinevaid autoreid köitnud pikka aega, kuid teadusliku lähenemise alguseks võib pidada eelmise sajandi kolmekümnendate aastate algust, kui Winakori, Smithi ja Fitzpatricku avaldatud tööd sisaldasid ettevõtete suhtarvude analüüsi tuvastamiseks, kas nende põhjal on võimalik ette ennustada ettevõtete pankrotistumisi. (Horrigan 1968). Hilisematel aastatel on valdkond saanud oluliseks uurimisalaks paljudele teadlastele, kes on kasutanud pankrotimudelite koostamiseks mitmeid erinevaid meetodeid. Pankrotimudelid põhinevad klassifitseerimise põhimõttel. Selle alusel on võimalik koostada klassifitseerimise reeglistik, kasutades subjekte, mille kohta on teada neid iseloomustavad tunnused ja kuuluvus mingisse gruppi. Koostatud reeglistikku saab kasutada uute subjektide klassifitseerimisel samadesse gruppidesse (Hand 2004: 2). Pankrotimudelite puhul tähendab see tavaliselt ettevõtete jagamist pankrotistuvateks ja tegutsema jäävateks ettevõtet kirjeldavate andmete alusel. Lisaks klassifitseerimisele erinevatesse gruppidesse, eksisteerib ka meetodeid, mis ennustavad ettevõtte käekäiku muul viisil. Üheks meetodiks, mis grupilise kuuluvuse asemel prognoosib pankrotistumise aega, on näiteks elukestusanalüüs (Dimitras *et al.* 1996: 490).

Ettevõtete klassifitseerimisel on võimalik teha kahte tüüpi vigu. Esiteks on võimalik ekslikult paigutada pankrotistuv ettevõtte tegutsema jäävate hulka. Sellist viga nimetatakse tüüp I veaks. Tüüp II viga on vastupidine, selle puhul klassifitseeritakse tegutsema jääv ettevõtte pankrotistuvate hulka. Valesti klassifitseerimine esimest tüüpi vea korral võib näiteks pankrotistuvale ettevõttele antavate laenude või investeeringute



kaudu tuua kahju kreditoridele ja investoritele. Teist tüüpi vea korral võib teoreetiline kahju tekkida näiteks väljastamata laenult teenimata jäänud tulu tõttu. Arvestades eksimise teoreetilist kahju, peetakse tüüp I vigu enamasti kulukamaks kui tüüp II viga (Bellovary *et al.* 2007: 9). Seetõttu viidatakse mudeli täpsuse puhul sageli pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsusele (*Ibid.*: 9). Kuigi mudelite koostamise juures on võimalik arvutada nende täpsust ka mitu aastat enne pankrotistumist, peetakse täpsusele viidates silmas üldjuhul mudeli täpsust üks aasta enne pankrotistumist. Samas on oluline ka mudelite täpsus pikema periood lõikes. On näited, kus mudelid on näidanud head klassifitseerimistäpsust 3 kuni 5 aastat enne ebaõnnestumist (*Ibid.*: 26).

Mudelites kasutatavate andmete järgi saab eristada kahte sorti mudeleid – aktsiaturu andmetel baseeruvaid (näiteks Merton 1974) ja aastaaruannetest saadavatel finantsandmetel baseeruvaid (näiteks Altman 1968, Ohlson 1980). Kuigi pankrot võib olla kiirelt kulgev protsess, mille ennustamine aastaaruannete pikkade esitamishetkede tõttu võib osutuda keeruliseks, on tavaliselt tegemist pikka aega kestva protsessiga ning heas seisus ettevõtete kiire pankrott on haruldane. Ettevõtte probleemid, väärad juhtimisotsused ja ettenägematud keskkonnamõjud on näha ka finantsindikaatorite halvenemises (Crutzen 2009: 12; Sharma, Mahajan 1980: 81), seetõttu on finantsandmed mudelites hästi kasutatavad. Finantsnäitajad ongi vaieldamatult kõige sagedamini kasutatavad muutujad. Nende populaarsus on seletatav kättesaadavusega – kui mittefinantsilisi näitajaid võib olla kõigi ettevõtete kohta keeruline koguda, siis finantsandmed on läbi aruannete üldjuhul kergemini kättesaadavad. Finantsandmetel põhinevate mudelite kriitikana on välja toodud asjaolusid, et aastaaruannetest saadavad andmed on minevikku vaatavad ja ei pruugi iseloomustada hetkeolukorda või tulevikku. Lisaks ei pruugi varade raamatupidamisväärtused olla vastavuses tegelikkusega ning need võivad sisaldada juhatuse poolset manipulatsiooni (Agarwal 2008: 1542). Turupõhine lähenemine eeldab teisalt, et ettevõtte on noteeritud, mis on ka selle suurimaks puudujäägiks – meetodiga ei ole võimalik hinnata turul noteerimata ettevõtete võimalikku käekäiku. Lisaks on Campbell *et al.* (2006: 2933) leidnud, et turupõhiste mudelite ennustusvõime on väike ja Reisz ja Perlich (2004: 30) leidnud, et see jääb alla finantssuhtarvudel põhinevate mudelite prognoosimistäpsusele. Seega hoolimata nende mudelite, mis kasutavad andmetena aastaaruannetest pärinevaid

finantsandmeid, võimalikest puudujääkidest, on need autori hinnangul siiski seni parimad viisid ettevõtete hindamiseks. Käesolev töö käsitlebki finantsandmetel põhinevaid mudeleid, jättes turupõhised mudelid vaatluse alt välja.

Mudelite koostamisel on kesksel kohal küsimus, kui palju ja milliseid näitajaid mudelis kasutada. Erinevate võimalike muutujate arv on väga suur ning üleüldine konsensus ja ühtne teooria näitajate valimise kohta puudub. Muutujate valimine on oluline seetõttu, et kõik muutujad ei oma samasugust mõju mudeli ennustustäpsusele. Muutujad erinevad omavahel pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete eristamisvõime, mürataseme, omavahelise korrelatsioonitugevuse ja olulisuse poolest. Valikuprotsessi eesmärk on seega leida piisav iseseisvate muutujate hulk, mis on antud probleemi seisukohast oluline ning kirjeldab probleemi hästi (Jardin 2009: 6). Üldistatult saab kasutatavad muutujad jagada päritolu järgi kuude rühma, mis koos Jardini (2009: 4) poolt käsitletud 190 erineva uuringu põhjal koostatud esinemissagedusega on toodud tabelis 1.

**Tabel 1.** Pankrotimudelites tüüpiliselt kasutatud muutujad päritolu järgi.

<b>Muutujad</b>	<b>Kasutamine uuringutes</b>
Finantssuhtarvud (kahe finantsnäitaja jagatis)	93%
Statistilised näitajad (keskmine, standardhälve, dispersioon jt.) kalkuleerituna finantsnäitajatest	28%
Dünaamika näitajad, mis kajastavad finantsnäitajate või nende suhtarvude muutumist ajas	14%
Näitajad, mis kajastavad mõnda ettevõtte või keskkonna tegurit, kuid pole seotud ettevõtte finantsnäitajatega	13%
Turupõhised muutujad, mis on seotud aktsiahinna või tootlusega	6%
Finantsturu muutujad	5%

Allikas: Jardin 2009: 4

Tabelist on näha, et ülekaalukalt kõige sagedamini on kasutatud ettevõtete kohta käivaid finantssuhtarve, mida väljendatakse kahe finantsnäitaja jagatisena. Muud muutujad, nagu näiteks finantsnäitajate põhjal arvutatud statistilised näitajad või nende trendi kajastavad muutujad, on rakendust leidnud oluliselt vähem. Ühes uuringus võib olla kasutuses mitut liiki muutujaid, sellest tulenevalt on toodud kasutusmäära summa suurem kui 100.

Kasutatavate muutujate arv on erinevates uuringutes olnud erinev. Bellovary *et al.* (2007) on oma uuringus vaadelnud mudeleid, kus tegurite arv mudelis varieerus 1-st

57-ni ning erinevaid kasutatud suhtarve loendati 752. Kõige sagedamini rakendust leidnud suhtarvud on toodud tabelis 2. Tulemustest lähtub, et väga levinud on erinevad suhtarvud, mis kasutavad nimetajana varasid. Mitmesuguste finantsnäitajate suhe varadesse võimaldab hinnata nii rentaablust, kapitali struktuuri, likviidsust kui ka maksevõimet.

**Tabel 2.** 10 pankrotimudelites enim kasutatud suhtarvu Bellovary *et al.* 2007 ülevaateuuringus

Suhtarv	Esinemine 165 uuringus
Puhaskasum / Varad	54
Käibevara / Lühiajalised kohustused	51
Käibekapital / Varad	45
Jaotamata kasum / Varad	42
Ärikasum / Varad	35
Müügitulu / Varad	32
(Käibevara – varud) / Lühiajalised kohustused	30
Kohustused / Varad	27
Käibevara / Varad	26
Puhaskasum / Netoväärtus	23

Allikas: Bellovary *et al.* 2007: 42

Kasutatud suhtarvude hulk on erinevates uuringutes olnud erinev. Üldiselt on ühes mudelis kasutatud kaheksat kuni kümnet erinevat suhtarvu (Bellovary *et al.* 2007: 8). Hand (2004: 30) on leidnud, et suurest muutujate arvust lisanduv keerukus parandab mudeli täpsust vaid marginaalselt – suur osa mudeli ennustusvõimest on saavutatav väikese hulga muutujatega. Kui muutujate vahel eksisteerib tugev korrelatsioon, siis varem mudelisse kaasatud muutujad vähendavad mudeli selgitamata dispersiooni rohkem kui lisatavad muutujad (*Ibid.*: 35). Kui üks tugeva korrelatsiooniga muutujatest on juba mudelisse lisatud, siis teise lisamine mudeli täpsust ei suurenda.

Muutujate valimisel tuleks silmas pidada, et mitmed pankrotimudelite koostamise meetodid seavad suhtarvudele eeldusi, mille eiramine võib mudeli ennustustäpsust vähendada. Näiteks diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni meetodite eelduseks on kasutatavate muutujate omavahelise olulise korrelatsiooni puudumine. Eelduste eiramine võib muuta mudeli tulemused ebausaldusväärseks ning raskesti tõlgendatavaks. Muutujate valikul kasutatakse tavaliselt kaheosalist protsessi. Paljud

uurijad on esmalt varasemale kirjandusele toetudes välja valinud suure hulga muutujaid, millest hiljem valitakse mudelisse erinevate meetoditega väiksem hulk muutujaid (Jardin 2009: 8). Erinevad muutujate valimiseks kasutatud meetodid, mis leidsid kasutamist 190 erinevat uuringut hõlmanud Jardini (2009) ülevaateuuringus, on toodud tabelis 3. Suur osa uuringutest on kasutanud muutujate valikukriteeriumina seda, kui hästi on muutuja esinenud eelnevates uuringutes. Vähem on kasutatud muid meetodeid. Kuigi eelnevate uuringute põhjal muutujate valimine on olnud kõige populaarsem valikukriteerium, ei pruugi see tagada parimat tulemust, sest erinevate tingimuste, ajaperioodide ja valdkondade kohta tehtud uuringutes kasutatud muutujad ei pruugi teistsugustes tingimustes olla samasuguse ettevõtete klassifitseerimisvõimega.

Gupta ja Huefner (1972: 91) ning Mensah (1984: 393) on näidanud suhtarvude ja suhtarvudel põhinevate mudelite erinevat käitumist erinevate ettevõtlussektorite, majanduskeskkondade ja perioodide lõikes ning leidnud, et mudelid, mis kasutavad erinevate riikide, ajaperioodide ja ettevõtlussektorite kitsendustega muutujaid, on üldjuhul täpsemad kui üldkogumil baseeruvad mudelid. Lisaks toob suhtarvude empiirilise valimine klassikaliste meetodite puhul sageli kaasa eelduste mittepiisava arvestamise, mille väljenduseks on raskesti selgitatavad koefitsiendid mudelis. Viimast on täheldatud mitmete uuringute puhul (Balcaen, Ooghe 2006: 80). Suhtarvude erinevus ajaperioodide kaupa viitab ka ühele pankrotimudelite kriitilisele aspektile. Nimelt eeldab klassikaline klassifitseerimismeetod, et kasutatud muutujate jaotus jääb ajas muutumatuks (Balcaen, Ooghe 2006: 74). See tähendab seda, et mudeli sisendandmete ja tulemuse seos peaks klassifitseerimise usaldusväärsuse säilimiseks jääma samaks.

Reaalselt on ettevõtete majanduskeskkond pidevas muutumises tingituna inflatsioonist, intressimääradest, äri tsüklitest (Mensah 1984: 383), turu ja konkurentsiolekorra muutustest, põhjustades andmete sisend- ja väljundandmete vaheliste seoste muutuvust ajas ehk andmete ebastabiilsust. Sellest tulenevalt on mudeleid vaja perioodiliselt uuendada, sest nende täpsus algvalikust erinevatel ajaperioodidel on üldjuhul madalam ja ei pruugi vastata algele klassifitseerimistäpsusele (Grice, Dugan 2001: 164).

**Tabel 3.** Muutujate mudelitesse valimise kriteeriumid ja nende kasutamise osakaal Jardin (2008) kajastatud uuringutes

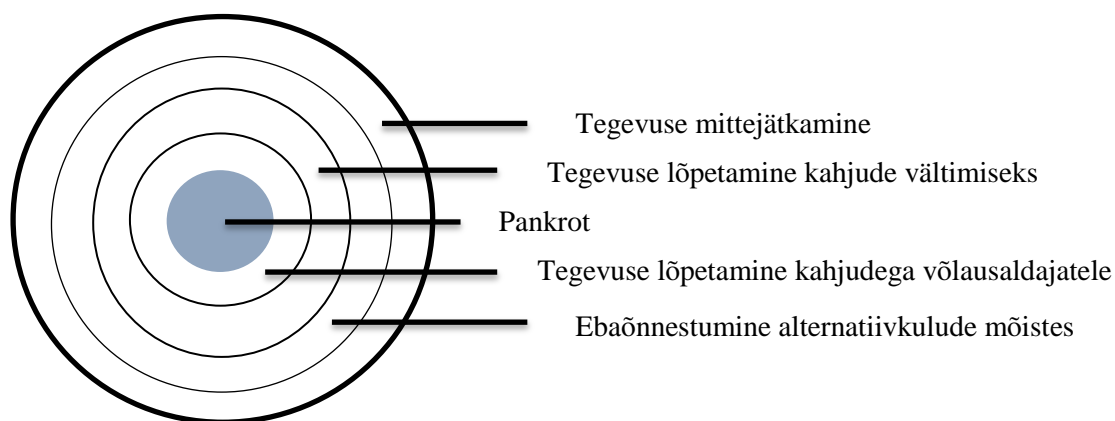
Valikukriteerium	Kasutamise osakaal (%)
Populaarsus varasemates uuringutes või kirjanduses toodud ennustusvõime	40
Üksiknäitaja analüüs: t test, F test, korrelatsioonitest, koefitsiendi märgid	17
Sammregressioon + Wilksi lambda	16
Sammregressioon + tõenäosuse tingimus	10
Geneetiline algoritm, muud spetsiaalsed algoritmid (Relief, Tabu)	6
Ekspert	4
Muud meetodid	7

Allikas: Jardin 2009: 8

Autori arvates oleks üheks heaks muutujate valimise meetodiks geneetiline algoritm, mida seni on Jardini (2008: 8) uuringu järgi kasutatud suhteliselt vähe. Algoritmi tööpõhimõtte jäljendab geene ja looduslikku valikut ning põhineb „tugevaim jääb ellu“ printsiibil. Algoritm koostab võimalikest lahendustest populatsioone, korrates iga põlvkonna puhul kolme operatsiooni – seleksioon, ristamine ja mutatsioon (Hassan *et al.* 2004: 6). Võimalikud lahendused on kodeeritud läbi seda määravate näitajate. Pankrotimudelite kontekstis võivad lahendused olla kodeeritud näiteks läbi muutuja olemasolu või selle lahenduses puudumist märkivate tähiste. Tähiseid on sellisel juhul sama palju kui pankrotimudeli muutujaid. Kõige esimene populatsioon koostatakse juhuslikkuse alusel, seejärel hinnatakse iga populatsioonis leiduvat lahendust sobivusfunktsiooniga, mis annab sellele teistega võrreldava hinde. Antud hinde alusel valitakse seleksioonioperatsiooni käigus populatsioonist tugevaimad lahendid, mistõttu on õige sobivusfunktsioon algoritmis väga oluline. Pankrotimudelite kontekstis võib sobivusfunktsiooniks olla mudeli klassifitseerimistäpsus. Ristamisoperatsiooni käigus võetakse jällegi juhuslikkuse alusel kõrgemini hinnatud lahendid ja koostatakse nende karakteristikute alusel järglane. Mutatsiooni operatsioonis muudetakse mõne kodeeritud lahenduse tähiseid, mis pankrotimudelite puhul võib olla mõne muutuja lahendusse sisse või sealt välja lülitamine. Kui selliselt saadav uus võimalik kodeeritud lahendus on rakendatav nii, et sellest on võimalik koostada realselt kasutatav lahend, lisatakse see uude populatsiooni. Kirjeldatud operatsioone korratakse etteantud arv kordi või kuni

tekib lahendus, mis rahuldab algoritmile seatud lõpetamistingimusi. Algoritmi rakendusvaldkond on väga lai ning see on sobilik just mitme parameetriga optimeerimisprobleemide lahendamisel. Mitmetes valdkondades on näidatud, et geneetiline algoritm võib näiteks närvivõrgustikku muutujate valimisel teha paremat tööd kui ekspert (näiteks Peck ja Dhawan 1994). Seni on seda muutujate valimiseks pankrotimudelisse kasutanud vähesed autorid (näiteks Wu *et al.* 2007). Samas on muutujate valimine optimaalse pankrotimudeli jaoks sisuliselt optimaalse muutujate komplekti otsimine kõigi võimalike komplektide hulgast. Üritades parimat lahendust leida muutujate komplektide läbiproovimise teel 15 erineva muutuja korral, tuleks läbi analüüsida  $2^{15} = 32768$  võimalikku kombinatsiooni, millest tuleb maha lahutada 1 kombinatsioon, milles pole ühtegi muutujat. Geneetilise algoritmi abil on võimalik tulemuseni jõuda efektiivsemalt. Autor kasutab kirjeldatud algoritmi ka töö empiirilises osas mudeli koostamiseks.

Lisaks muutujate valimisele, tuleb pankrotimudelite käsitluses tähelepanu pöörata ka sellele, mida täpselt antud mudel prognoosib, seda põhjusel, et erinevate autorite käsitluses võivad ebaõnnestumise definitsioonid olla erinevad. Ühtne ettevõtete ebaõnnestumise teooria puudub, vaatamata selle loomiseks on tehtud katsetele (Dimitras *et al.* 1996: 487). Sageli kasutatakse mudelite koostamisel ebaõnnestumise definitsioonina seaduses määratletud pankrotti. Samas on kasutatud ka selliseid määratlusi nagu finantsprobleem (*financial distress*), võimetus laenu tagasi maksta, ettevõtte osade müüki ja laenu tingimuste läbirääkimisi kreditoridega (Balcaen, Ooghe 2006: 72). Cochran (1981) on vaadelnud ettevõtte ebaõnnestumist laiemalt ning jagab oma käsitluses ettevõtete ebaõnnestumiste definitsioonid viide alamhulka, mis on toodud joonisel 1.



**Joonis 1.** Ettevõtete ebaõnnestumise erinevad definitsioonid (Cochran 1981: 53)

Kõige laiemalt võib ettevõtte tegevus lõppeda mistahes põhjusel ja sel juhul pole oluline, kas ettevõtte oli edukas ning lõppemine toimus ilma kellelegi kahju põhjustamata, või lõpetati ettevõtte ebaedu tõttu. Selle jaotuse alla võivad sattuda ettevõtted, mis lõpetatakse näiteks omaniku haiguse või surma tõttu. Oluline on vaid fakt, et ettevõtte tegevus lõppes. Sellest kitsamalt saab käsitleda lõpetamisi alternatiivkulude tõttu, ehk ettevõtte tegevus võis olla kasumlik, kuid mõni teine tegevus samade ressurssidega oli kasumlikum. Lõpetamine kahjude vältimiseks ja kahjudega võlausaldajatele hõlmavad endas protsessi, kus ettevõtte töö lõppeb seaduse mõttes pankrotimenetluseta. Kõige kitsama definitsioonina lõpetatakse ettevõtte läbi pankroti. Erinevalt seaduse alusel defineeritud pankrotist, on teisi definitsioone pankrotimudelite koostamise kontekstis raske kasutada, kuna vastavad sündmused ei pruugi erinevalt pankrottidest olla statistilistes andmetes eraldi välja toodud.

Enamik pankrotimudeleid käsitleb ettevõtte pankrotti kui sündmust, kuigi tegemist on pikema protsessiga. Ettevõtte ebaõnnestumise kui protsessi uurimisele on hakatud laiemat tähelepanu pöörama alates Argenti (1976) ettevõtete vastavaid mustreid käsitlevast tööst ja Whetteni (1980) üleskutsesest ebaõnnestumise protsesse lähemalt uurida. Argenti (1976) eristas kolme erinevat pankrotistumise protsessi, mida läbivad erinevas vanuses ettevõtted: uute, noorte ja küpsete ettevõtete pankrott. Protsess algab, kui ettevõtte ei suuda ette näha ja kohanduda pikaajaliste mõjudega organisatsiooni tulemuste halvenemisele (Weitzel, Jonnson 1989: 94). Crutzen (2009: 42) on välja toonud 4 ajalist faasi, mida ettevõtte ebaõnnestumise protsessi jooksul läbib: sisenemise

ja inkubatsioonifaas, hädasoleku faas, kriitiline faas, väljumine. Mitmed autorid on seetõttu olnud seisukohal, et pankroti prognoosimine peakski arvesse võtma rohkem kui ühte aastaaruannet ning arvestama muutustega ettevõtte seisundis (näiteks Shumway 2001: 101, Laitinen 1991: 649). Suurem osa pankroti ennustamise meetoditest kasutab sellegipoolest ühekordset lähenemist ja järeldused ettevõtte olukorra kohta tehakse ettevõtte hetkeseisu järgi, mille allikaks võib olla näiteks ettevõtte aastaaruanne. Sellisel juhul käsitletakse igat aastaaruannet kui iseseisvat ettevõtte seisundi kirjeldust (Balcaen, Ooghe 2006: 77). Aruannetest saadud andmete põhjal üritatakse mudelitega eristada edukad ja ebaõnnestuvad ettevõtted. Jättes arvestamata mitmete aastate trendid, tegelevad mudelid sisuliselt analüüsimisega, kas käesoleva ettevõtte hetkeseis on jätkusuutlik. Üheks vähestest eranditest on elukestusmeetodit kasutavad mudelid, mis võtavad arvesse ettevõtte eluiga ja pankrotiriski muutumist ajas (Shumway 2001: 102). Samas ei ole uuringud näidanud, et see meetod võimaldaks ebaõnnestumisi ennustada suurema täpsusega, kui staatilised mudelid (Laitinen, Kankanpää 1991: 84).

Pankrotimudeli koostamiseks vajaliku ettevõtete valimi koostamisel on tavaliselt peamiseks kriteeriumiks ettevõtete andmete kättesaadavus, mis on ka arusaadav, sest ettevõtete üldkogumi andmete kättesaadavus ei pruugi lihtsalt olla võimalik. Teisalt, kui mudeli koostamise eesmärk on selle kasutamine kogu populatsiooni kohta ennustuste tegemiseks, peaks valim olema läbilõige ettevõtete üldkogumist (Balcaen, Ooghe 2006: 75). Sageli on mudelite koostamisel kasutatud ettevõtete jagamist kahte gruppi: pankrotistunudeks ja tegutsevateks. Gruppidest koostakse omakorda ebaõnnestuvate ja tegutsevate ettevõtete paarid, kus valimise aluseks võib olla sarnane pankrotistumise aeg, ettevõtte suurus ja tegevusvaldkond, saades lõpptulemusena koguvalimi, kus kummagi grupi ettevõtete esinemise tõenäosus on 50 protsenti (näiteks Altman 1968: 593; Mossman *et al.* 1998: 40). See viib kahe levinud probleemini pankrotimudelite valimi koostamisel. Esiteks ettevõtete valimisse valiku põhine kallutatus, mis tuleneb mittejuhuslikust ettevõtete kaasamisest valimisse ning teiseks pankrotistunud ettevõtete loomulikust vähesusest tulenevalt nende esinemissageduse kunstlikust suurendamisest tulenev kallutatus, mis tuleneb edukate-ebaõnnestuvate ettevõtete paaride kasutamisest (Zmijewski 1984: 59). Mittejuhuslikul valimil koostatud mudel võib töötada hästi koostamise aluseks olnud valimi korral, kuid tulemused ei pruugi olla ülekantavad teistele gruppidele. Teisalt on mudelite koostamise eesmärgiks sageli mingit kahte



gruppi eristavate muutujate leidmine ja mudelid koostatakse riigi või tegevusvaldkonna lõikes. Seega ei pruugi spetsialiseeritus, tulenevalt mudeli eesmärgist, olla taunitav. Pankrotistunud ettevõtete esinemissageduse kunstlik tõstmine parandab mudeli pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsust, kuid tegutsevate ettevõtete klassifitseerimistäpsus võib väheneda. Siin on oma osa kasutatavatel meetoditel, sest liiga väike pankrotistunud ettevõtete hulk valimis ei võimalda sageli luua rahuldava pankrotistuvate ettevõtete klassifitseerimistäpsusega mudelit. Arvestades aga tüüp I ja tüüp II vea kuludega, mis esimesel juhul võivad väljenduda näiteks kreditorile tagastamata jäänud laenu ja intressidena, teisel juhul aga lihtsalt laenult saamata jäänud tuluna, võib eelistatuks osutada just pankrotistuva ettevõtte korrektne klassifitseerimine tegutseva ettevõtte korrektse klassifitseerimise ees. Lisaks on Zmijewski (1984: 71) pankrotistunud ettevõtete esinemissageduse suurendamisest tulenevat kallutatuse probleemi uurides leidnud, et kallutatust on võimalik mõningate statistiliste võtetega vähendada ning näidanud, et valimi kallutus ei mõjuta oluliselt mudeli statistilisi järeldusi. Ka on leitud, et erinevad mudelid on kallutatusele erineva tundlikkusega. Näiteks närvivõrgud võivad olla probleemist vähem mõjutatud kui diskriminantanalüüsi meetod (Neves, Vieira 2006: 259).

## 1.2. Pankroti prognoosimise meetodid

Balcaen ja Ooghe (2004) on finantssuhtarve kasutavad meetodid jaotanud tinglikult kaheks – klassikalisteks ja alternatiivseteks. Klassikaliseks on liigitatud statistikal baseeruvad meetoditel ja alternatiivseteks meetodid, mille kasutamise on võimalikuks teinud arvutustehnika ja tehisintellekti algoritmide areng ning mis rakendavad sageli masinõppimist (*machine learning*). Erinevate meetodite kasutamise esinemissagedus Bellovary *et al.* (2007) ülevaateuuringus on toodud tabelis 4.

Seni on populaarsemad olnud statistilistel meetoditel baseeruvad mudelid (Crutzen 2009: 7), kuid 1990. aastatest alates on tõusnud masinõppimisel baseeruvate meetodite osakaal. Statistiliste meetodite gruppi kuuluvad näiteks diskriminantanalüüs ja selle alternatiivid, probit ja logit meetoditel, põhinevad mudelid. Alternatiivsetest

meetoditest on kõige laialdasemalt levinud närvivõrkude, elukestusanalüüsi (*survival analysis*) ja otsustuspuude (*decision trees*) meetodid (Balcaen, Ooghe 2006: 1).

**Tabel 4.** Finantssuhtarvudel põhinevad mudelid meetodite lõikes

	Diskriminant- analüüs	Logit analüüs	Probit analüüs	Närvi- võrgud	Muud meetodid
1960ndad	2	0	0	0	1
1970ndad	22	1	0	0	4
1980ndad	28	16	1	1	7
1990ndad	9	16	3	35	11
2000ndad	2	3	3	4	3
<b>Kokku</b>	<b>63</b>	<b>36</b>	<b>7</b>	<b>40</b>	<b>26</b>

Allikas: Bellovary *et al.* 2007: 6

Järgnevalt on vaatluse all neli meetodit, mis on olnud olulised meetodite arengu seisukohalt või mis on leidnud uuringutes laialdast kasutamist: suhtarvude analüüs, diskriminantanalüüs, logistilise regressiooni ja närvivõrkude meetod.

### 1.2.1 Suhtarvude analüüs

Esimesed pankrottide prognoosimisele eelnevad uuringud kasutasid 1930ndatel aastatel ettevõtete käekäigu hindamisel üksikute näitajate analüüsimist, võrreldes omavahel tegutsevaid ja pankrotistunud ettevõtteid, kuid näitajate põhjal ei üritatud grupeerida uusi ettevõtteid. Uurimusega „*Financial Ratios as Predictors of Failure*“ astus Beaver (1966) valdkonnas sammu edasi, hakates ettevõtteid suhtarvude alusel klassifitseerima. Võrreldes teiste meetoditega on üksiknäitaja analüüs väga lihtne – igale vaadeldavale näitajale määratakse piirväärtus, mille järgi jagatakse ettevõtted ebaõnnestuvateks või edukateks vastavalt sellele, kas ettevõtte sama näitaja väärtus ületab piirväärtust või jääb sellele alla. Üksiknäitaja analüüs eeldab, et ettevõtte näitaja ja ebaõnnestumise staatus on üksteisest lineaarselt sõltuv (Bellovary *et al.* 2007: 2). Beaver analüüsis 79 pankrotistunud ettevõtet leides neile sarnase tegevusala ja varade suurusega paarilise. Kasutati 30 suhtarvu, mille valimise aluseks oli kolm kriteeriumit (Beaver 1966: 78):

- esinemissagedus eelnevalt ilmunud kirjanduses,
- klassifitseerimisvõime eelnevates uuringutes,

- väljendatavus rahavoogude kaudu.

Suhtarvu vastamine ühele toodud tingimustest tagas selle kaasamise uuringusse. Pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete näitajaid võrreldes leidis Beaver, et pankrotistunud ettevõtete suhtarvud olid enne sündmust oluliselt halvemad. Klassifitseerides ettevõtted näitajate alusel kahte gruppi, oli võimalik pankrotistumise riski hinnata kuni 5 aastat ette (*Ibid.*: 91). Samas ei ole suhtarvud pankroti ennustamises võrdse kaaluga (*Ibid.*: 101). Parima tulemuse andsid järgnevad suhtarvud:

- rahavood põhitegevusest / kohustused,
- puhaskasum / varad,
- kohustused / varad,
- käibekapital / varad,
- käibekapital / lühiajalised kohustused,
- krediitivaba periood (*no-credit interval*).

Kõige parema tulemuse andis põhitegevuse rahavoo ja kohustuste suhe, mis võimaldas suuremat pankrotistumise tõenäosust hinnata kuni viis aastat enne sündmuse toimumist (*Ibid.*: 102). Samas ei olnud suhtarv võrdse täpsusega pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete prognoosimisel. Suhtarvud võimaldasid paremini tuvastada tõenäoliselt tegutsevaid ettevõtteid kui pankrotistunud ettevõtteid (*Ibid.*: 90).

Ühe muutujaga pankroti prognoosimised, sealhulgas ka W.H. Beaveri töö, on hilisematel aastatel leidnud arvestataval määral kriitikat. Suhtarvude analüüs ei võta arvesse suhtarvu ajalist trendi, võimaldades prognoosida ainult valitud ajahetke alusel. Lisaks võivad sama ettevõtte kohta käivad suhtarvud olla vastuolulised, nii et üks suhtarvudest viitab peatsetele probleemidele, teine headele tulemustele. Sellegipoolest on sellised analüüsid olnud teedrajava tähtsusega järgnevate aastate töödele, sest ka hilisemad tööd kasutavad finantssuhtarve, tehes seda keerukamates konstruktsioonides.

### **1.2.2 Diskriminantanalüüs**

Mitme suhtarvu arvesse võtva uuringu koostas esimesena 1968. aastal E. Altman, kes kasutas diskriminantanalüüsis 22 erinevat muutujat, millest lõplikku mudelisse jäid 5.

Altmani uurimuses „Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction of Corporate Bankruptcy“ leiti et, suhtarvud kasutatuna diskriminantanalüüsis omavad suuremat statistilist tähtsust pankrottide prognoosimisel, kui eelnevad erinevate suhtarvude võrdlused (Altman 1968: 609). Diskriminantanalüüsi põhiidee on jagada tundmatu ettevõtte ühte ettemääratud gruppide mitme muutuja analüüsamise alusel (Lachenbruch *et al.* 1979: 69). Analüüsi tulemuseks on lineaarne võrrand, mille lahendiks on indeks. Kasutades murdepunkti, saab indeksi väärtuse alusel liigitada vaadeldava ettevõtte vastavalt kas pankrotistunud ettevõtete või tegutsevate ettevõtete gruppi. Võrrand on kujul:

$$(1) \quad Z = v_1X_1 + v_2X_2 + \dots + v_iX_i + a,$$

kus  $Z$  = indeks,

$v$  = muutuja kaal,

$X$  = muutuja,

$a$  = konstant,

$i$  = muutuja indeks.

$Z$  väärtus võib olla  $-\infty$  kuni  $+\infty$ . Tavaliselt on skaala seatud nii, et mida madalam on tulemus, seda halvemas olukorras on ettevõtte (näiteks Altman 1968: 596, Goudie, Meeks 1991: 449). Ettevõtete gruppidesse jaotamine toimub andmete põhjal arvatud  $Z$  indeksi väärtuste ja eelnevalt määratud gruppide piirväärtuste järgi. Piirväärtused kalkuleeritakse kasutades gruppide esinemise tõenäosusi ja valesti klassifitseerimise kulusid (Dimitras *et al.* 1996: 498). Kui ettevõtte tulemus on alla pankrotistunud ettevõtete grupi piirväärtuse, klassifitseeritakse see pankrotistuvaks, vastasel juhul tegutsevaks. Kuna diskriminantanalüüs maksimeerib gruppide erisuse, ei pruugi saadav mudel sisaldada üksikute suhtarvudega võrreldes kõige olulisemaid suhtarve, vaid neid, mille koguprofiil annab parima tulemuse (Altman 1968: 594).

Kuigi diskriminantanalüüs eemaldab mitmed kitsaskohad, mis esinesid üksikute suhtarvude analüüsis, on ka diskriminantanalüüsil mitmeid puudused. Lisaks statistilisele eeldusele, et pankrotistuvate ja edukate ettevõtete hulgad peaksid olema eristatavad ja mitte kattuvad, eksisteerib diskriminantanalüüsil kolm tingimust, mis korrektsel rakendamisel peaksid olema täidetud:

- kasutatavad muutujad peavad vastama mitmemõõtmelise normaaljaotuse tingimustele;
- muutujate dispersiooni ja kovariatsiooni maatriksid nii pankrotistuvate kui ka edukate ettevõtete gruppide lõikes peavad olema võrdsed (Laitinen, Kankanpää 1999: 69);
- eelnevalt peavad olema leitud pankrotistumise tõenäosus ja vääralt liigitamise kulud (Balcaen, Ooghe 2004: 67).

Suur osa diskriminantanalüüsi kasutatavatest mudelitest ei kontrolli, kas kasutatav andmestik antud eeldustele vastab (Balcaen, Ooghe 2006: 67). Seetõttu on diskriminantanalüüsi sageli kasutatud mittekorrektset ning mudelid ei sobi üldistatult kasutamiseks (*Ibid.*: 67). Diskriminantanalüüsi pankrotimudelites kasutamise aluseks olnud Altmani töö analüüsis 66 tootmisettevõtet, millest pooled olid 1946–1965 ajavahemikul pankrotistunud ettevõtted ja pooled tegutsevad ettevõtted. Mudelisse kaasatud muutujad valiti 22 suhtarvu seast, mis olid valitud kas nende esinemissageduse järgi eelnevas kirjanduses, potentsiaalse olulisuse järgi, või ise koostatud. Lõplik mudel oli kujul (Altman 1968: 594):

$$(2) \quad Z = 0,012 \times X_1 + 0,014 \times X_2 + 0,033 \times X_3 + 0,006X_4 + 0,999 \times X_5,$$

kus:  $Z$  = indeks,

$X_1$  = käibekapital / varad,

$X_2$  = jaotamata kasum / varad,

$X_3$  = tegevuskasum / varad,

$X_4$  = omakapitali turuväärtus / kohustused

$X_5$  = müügitulu / varad.

Ettevõtted klassifitseeriti saadud  $Z$  väärtuse järgi.  $Z$  väärtuste skaala oli jaotatud kolmeks: ettevõtted indeksi väärtusega  $Z < 1.81$  klassifitseeriti pankrotistunuks;  $1.81 \geq Z \geq 2.99$  vahemikku kuuluvad ettevõtted kuulusid gruppi, mille kohta ei saanud järeldada, kas need on pankrotis või tegutsevad; ning  $Z > 2.99$  skooriga ettevõtted olid tegutsevad (Altman 1968: 606). Altmani mudel klassifitseeris valimis 1 aasta enne pankrotistumist õigesti 95-l protsendil juhtudest. Koostatud mudeli täpsus 2

aastat enne pankrotti langes 72 protsendile. Pikema kui 2 aastase ajavahemiku puhul vähenes mudeli täpsus oluliselt.

Altmani esialgne töö on olnud aluseks hilisematele arvukatele pankrotimudeli uurimustele, mis kajastub pankrotimudelite koostamist käsitlevate tööde arvu kasvus peale uurimuse ilmumist. Kui 1968. aastal ilmus koos Altmani tööga lisaks veel üks töö, siis 1970ndatel oli neid 28, 1980ndatel 53 ja 1990ndatel 70 (Bellovary *et al.* 2007: 4). Diskriminantanalüüs oli populaarne kuni 1980ndate aastate alguseni, mil seda kasutanud tööde arv langes oluliselt (*Ibid.*: 6). Valik diskriminantanalüüsi kasutatavatest töödest ja täpsustest on toodud tabelis 5.

**Tabel 5.** Valik diskriminantanalüüsi uuringuid ja ennustustäpsusi.

Uurimus	Valim	Muutujaid	Aastaid enne pankrotti / õigesti klassifitseerimise protsent		
			1	2	3
Deakin (1972)	Üldine	14	80	94	88
Sharma ja Mahajan (1980)	Müügi-ettevõtted	2	92	78	74
Dimitras, Slowinski, Susmaga, Zopounidis (1999)	Kreeka ettevõtted	12	66	53	61

Allikas: Bellovary *et al.* 2007 23–41.

Tabelist on näha, et diskriminantanalüüsi puhul on tulemused olnud varieeruvad, samamoodi on varieeruv olnud muutujate arv, ulatudes mõnest muutjast Sharma ja Mahajani (1980) mudeli puhul üle kümne muutujani teiste autorite puhul.

### 1.2.3 Logit analüüs

Vältimaks diskriminantanalüüsiga kaasneva kitsaskohti, pakkus Ohlson (1980) välja logistilise regressiooni meetodi kasutamise pankrotimudeli koostamiseks. Logistilise regressiooni eelisteks on asjaolud, et logistiline regressioon ei eelda ettevõtte näitajate normaaljaotust ega ka võrdseid dispersioonimaatrikseid (Ohlson 1980: 112). Kuna nõudeid kasutatavatele muutujatele on vähem, on logit meetodi rakendamine lihtsam kui diskriminantanalüüsi meetodi rakendamine. Mudeli indeksi väärtus jääb vahemikku 0 kuni 1, kus pankrotistunud ettevõtted tähistatakse tavaliselt väärtusega 0 ja tegutsevad väärtusega 1. Sarnaselt diskriminantanalüüsiga toimub ettevõtete klassifitseerimine

piirväärtuste alusel, milleks on enamasti 0,5. Ettevõtteid indeksi väärtusega ülalpool seatud piirväärtust klassifitseeritakse tegutsevateks ja allapoole jäävad ettevõtteid pankrotistuvateks. Ebaõnnestumise või edukuse piirmäära määramisel peaks arvesse võtma tüüp I ja tüüp II vea kaalu, kuid kuna kaalude puhul on tegemist subjektiivse ja raskesti määratava küsimusega, arvestab enamik uurijaid veatüüpide kaalud võrdseks ning üritab vähendada valesti klassifitseerimiste hulka tervikuna (Balcaen, Ooghe 2006: 69).

Eksisteerib kaks logistilise regressiooni varianti – logit ja probit. Nendest kahest on oluliselt suuremat rakendust leidnud logit mudel (Bellovary *et al.* 2007: 6). Vahe seisneb selles, et logit kasutab logistilise jaotuse funktsiooni ja probit normaaljaotuse funktsiooni. Logiti puhul defineeritakse pankroti võimalus kui  $\frac{P(E)}{1-P(E)}$  suhet, kus P(E) on ettevõtte õnnestumise šans ehk mitu korda on õnnestumise tõenäosus suurem kui ebaõnnestumise tõenäosus. Viies võrrandi logit kujule, mis sõltub lineaarselt ettevõtte finantsnäitajatest, saame võrrandi (Kim, Gu 2006: 481):

$$(3) \quad \log\left(\frac{P(E)}{1-P(E)}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_n X_{in},$$

kus P(E) = ettevõtte indeksiga i edukuse tõenäosus,  
 $\beta_0$  on vabaliige,  
 $\beta_n$  on finantsnäitaja indeksiga n koefitsient  
 $X_{in}$  ettevõtte indeksiga i finantsnäitaja n).

Lahendades võrrandi P(E) suhtes, saadakse logit mudeli kuju (Kim, Gu 2006: 481):

$$(4) \quad P(E) = \frac{e^y}{(1+e^y)} = \frac{1}{1+e^{-y}},$$

kus e on naturaallogaritm alus  
 $y = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_n X_{in}$ .

Kordajad  $\beta$  leitakse tavaliselt suurima tõepära meetodiga. Antud mudeli kitsaskohaks on tundlikkus näitajate multikollineaarsusele. Mudeli näitajate multikollineaarsust peaks korrektsel rakendamisel vältima, kuna see viib regressioonikordajate mittekorrektse määramiseni (Tucker 1996: 2).

Oma 1980. aasta uurimuses koostas Ohlson 2163 ettevõtte põhjal, millest 105 olid pankrotistunud, kolm erinevatel perioodidel põhinevat logit mudelit. Andmed pärinesid aastatest 1970 kuni 1976. Parima tulemuse andis mudel, mis klassifitseeris ettevõtteid üks aasta enne pankrotistumist ja oli kujul (Ohlson 1980: 118–121):

$$(5) \quad O = -0,407x_1 + 6,03x_2 - 1,43x_3 + 0,0757x_4 - 2,37x_5 - 1,83x_6 + 0,285x_7 - 1,72x_8 - 0,521x_9 - 1,32,$$

kus  $O$  on mudeli indeks,

$$x_1 \log\left(\frac{\text{koguvarad}}{\text{SKP hinnataseme indeks}}\right),$$

$x_2$  kohustused / koguvarad,

$x_3$  käibekapital / koguvarad,

$x_4$  lühiajalised kohustused / käibevahendid,

$x_5$  kohustuste binaarnäitaja, 1 kui kohustused ületasid varasid, 0 vastasel juhul

$x_6$  puhaskasum / koguvarad,

$x_7$  reservid / kohustused,

$x_8$  puhastulu binaarnäitaja, 1 kui puhastulu oli viimased kaks aastat negatiivne, 0 vastupidisel juhul

$$x_9 \frac{\text{puhaskasum}_t - \text{puhaskasum}_{t-1}}{|\text{puhaskasum}_t| + |\text{puhaskasum}_{t-1}|}.$$

Mudeli täpsuseks oli 96 protsenti 1 aasta enne pankrotistumist. Valik logit analüüsi kasutatavatest töödest ja täpsustest on toodud tabelis 6.

**Tabel 6.** Valik Logit analüüsi uuringuid ja nende täpsusi

Uurimus	Valim	Muutujaid	Aastaid enne pankrotti / õigesti klassifitseerimise protsent		
			1	2	3
Ohlson (1980)	Üldine	9	96	96	–
Zavgren (1985)	Tootmisettevõtted	7	69	69	69
Jiang (1993)	Üldine	4	79	75	79

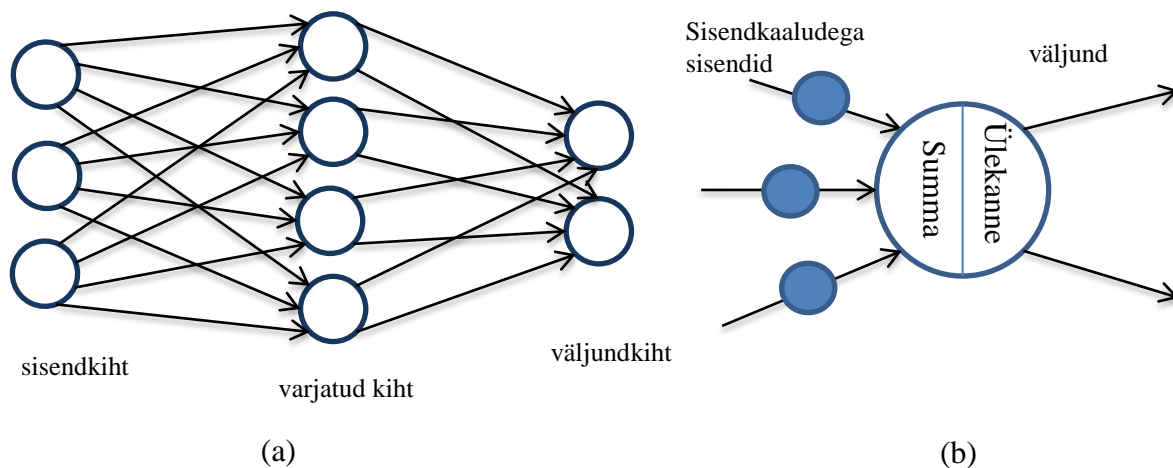
Allikas Bellovary *et al.* 2007: 23–41

Tabelist on näha, et kuigi Ohlson saavutas enda töös väga kõrge klassifitseerimistäpsuse, on erinevate teiste autorite täpsus olnud väiksem



## 1.2.4 Närvivõrkude meetod

Arvutustehnika arenguga on pankrotimudelite koostamisel populaarseks saanud tehnilike närvivõrkude meetod (*artificial neural networks*) – 1990. aastate algusest alates seda meetodit kasutanud uuringute arv on samas suurusjärgus, kui logistilist regressiooni kasutanud uuringute arv (Bellovary *et al.* 2007: 6). Närvivõrgud on tehisintellekti meetod, mis võimaldab tekitada mittelinearse sõltuvuse sisend- ja väljundmuutujate vahel (Barniv *et al.* 1997: 180). Närvivõrgu toimimispõhimõte sarnaneb kesknärvisüsteemiga, koosnedes paljudest omavahel seotud neuronitest. Neuronite asetuse ja käitumise järgi võib närvivõrkudel olla mitmeid konfiguratsioone. Ühte kõige sagedamini kasutatavat närvivõrkude konfiguratsiooni nimetatakse mitmekihiliseks tajuriks (*multilayered perceptron*) (Zhang *et al.* 1999: 17). Reeglina koosneb selline otsesuunaline (*feedforward*) närvivõrk kolmest kihist, kus andmed liiguvad ühes suunas. Sellist võrku iseloomustav struktuur on toodud joonise 2 (a) osas.



**Joonis 2.** Närvivõrgu kihid (a) ja neuron (b) (Barniv *et al.* 1997: 181)

Esimeses, sisendkihis, asuvad sisendneuronid. Sisendkihile järgneb üks või mitu peidetud neuronite kihti, mis etendavad peamist rolli mustrite äratundmisel. Võrgustiku tulemus saadakse väljundkihist. Erineva kihi neuronid on omavahel ühendatud, sama kihi neuronite vahel ühendus aga puudub. Iga neuron kasutab ülekandefunktsiooni, töötlemaks sisend või sisendid väljundiks. Neuronite omavahelised ühendused on eri kaaludega, mida võetakse arvesse summeerimisel ja väljundi andmisel (Barniv *et al.* 1997: 180). Neuronit iseloomustav joonis on toodud joonise 2 (b) osas.

Andmed läbivad võrku kiht kihilt, sisendist väljundini. Väljundkiht võib määratleda klassifitseerimisülesande puhul subjekti kuuluvuse. Neuronite arv kihiti võib olla muutuv ja sõltub mudelist. Sisendkihi neuronite arv on võrdne mudelis kasutatavate muutujate arvuga. Väljundkihis on lähenemine olnud erinev – sageli on kasutatud ühte väljundneuronit, mille väärtuse põhjal on piirväärtuse järgi teostatud edasine klassifitseerimine (O’Leary 1998: 191). Võimalik on kasutada ka klassidele vastavat neuronite arvu. Sellisel puhul on üks klassi näitavatest neuronitest väärtusega 1, teised 0 või -1. Peidetud kihi neuronite arvu osas ühtset seisukohta ei ole. Kasutatud peidetud kihi neuronite arv ulatub poolest sisendkihi neuronite arvust kahekordseni (Barniv *et al.* 1997: 180). Selleks, et närvivõrk suudaks teha klassifitseerimisi, tuleb enne määrata ühenduste kaalud. Kaalude leidmist nimetatakse närvivõrgu treenimiseks. Treenimismeetoditest pankrotimudelite kontekstis on üldjuhul mõistlik rakendada järelevalvega treeningut (*supervised training*), mis eeldab, et andmete struktuur ja soovitud väljund on treenimisel teada, ehk andmete puhul on teada, milline ettevõtte pankrotistus ja milline oli edukas. Võttes ettevõtte finantsnäitajaid vektorina  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  saab mitmekihilist närvivõrgu mudelit  $y$  kujutada kui (Zhang *et al.* 1999: 18):

$$(6) \quad y = f_2(w_2 f_1(w_1 x)),$$

kus  $f_1$  ja  $f_2$  on varjatud kihi ja väljundkihi ülekandefunktsioonid  
 $w_1$  ja  $w_2$  neuronite vaheliste ühenduste kaalumatriksid.

Kõige sagedamini kasutatakse  $f_1$  ja  $f_2$  funktsioonina sigmoidfunktsiooni  $f_1 = f_2 = (1 + e^{-x})^{-1}$  (Zhang *et al.* 1999: 18). Sigmoid funktsioon, mille graafik sarnaneb S-tähele, võimaldab teisendada sisendväärtused nulli ja ühe vahelisteks väärtuseks. Teiseks levinud funktsiooniks on hüperboolne tangens:  $f_1 = f_2 = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ . Hüperboolse tangensi väärtusvahemik on -1 kuni +1, andes sigmoidfunktsioonist, suurema väljundi varieerumisvahemiku.

Võrgustiku treenimise eesmärgiks on leida matriksite  $w_1$  ja  $w_2$  väärtused, saades võimalikult väike erinevus soovitud väljundi ja tegeliku väljundi vahel. Võrgustik on valmis ja  $w_1$  ning  $w_2$  väärtused lukustatakse, kui treenimisalgoritmi alusel on matriksite

väärtused leitud ja võrgustik on muutunud stabiiliseks või kui vea määr on langenud soovitud piiridesse. Pankrotimudelite koostamisel on üheks populaarsemaks võrgustiku treenimise meetodiks olnud vea tagastamise algoritm (*back-propagation algorithm*) (Balcaen, Ooghe 2004: 9). Vea tagastamise algoritmiga treenimisel väärtustatakse peidetud kihtide neuronite ühendused algselt juhuslike kaaludega, edasi treenitakse algoritmiga võrgustikku mitmeastmeliselt, kasutades treeningvalimit andmetest. Iga iteratsiooni järgselt korrigeeritakse ühenduste kaalusid peidetud kihtides vastavalt võrgustiku väljundi veale.

Veatagastusega algoritmiga treenimisel on vaja kolme andmevalimit – treeningu, valideerimise ja testimise valimeid (Balcaen, Ooghe 2004: 9). See asjaolu võib väiksemate andmevalimite korral olla kriitiline. Treeningvalimit kasutatakse otseselt võrgustiku treenimiseks ning seda on võimalik ka üle treenida. Ületreenituse korral võib võrgustik piisava neuronite arvu juures võtta arvesse sisuliselt kogu treeningvalimi juhtumid ning õppida klassifitseerima õigesti kõiki valimi kirjed, mis annab küll treeningvalimil ideaalse tulemuse, kuid vähendab täpsust teiste valimite puhul. Seetõttu kasutatakse lisaks võrgustiku treenituse hindamiseks valideerimisvalimit – kui valideerimisvalimi klassifitseerimistäpsus paraneb, on võimalik võrgustikku edasi treenida. Täpsuse vähenedes on oht ületreenitusele. Kuna treenimisprotsessis kasutatakse väljatöötamisel otseselt mõlemat valimit, kasutatakse testvalimit lõplike klassifitseerimistulemuste hindamiseks.

Huang *et al.* (2012) on kirjeldanud ka ekstreemset närvivõrgustike masinõppimise (*extreme machine learning*) meetodit, mis on vaba paljudest veatagastusega algoritmide puudustest. Algoritmi peamiseks eelisteks, võrreldes veatagastuse algoritmidega, on kiirus, lõplikkus ja väike ületreenimise oht. Treeningandmeid läbitakse ainult üks kord, lisaks ei pea antud treenimismeetodi puhul arbitraarselt valima parameetreid. Kuna puudub treenimise käigus ületreenituse vältimiseks valideerimise vajadus, saab antud treenimismeetodi korral kasutada kahte valimit, veatagastusalgoritmide puhul vajaliku kolme asemel. Tulemuste osas on ekstreemne meetod olnud veatagastusega meetoditega võrdne või parem (Huang *et al.* 2006: 499). Meetodi eeliste tõttu kasutatakse seda käesoleva töö empiirilises osas närvivõrgustike koostamisel.

Närvivõrkude eeliseks on statistiliste eelduste puudumine, sest muutujad ei pea vastama normaaljaotuse tingimustele. Nõrkustena võib välja tuua närvivõrkude vähese intuiitiivsuse – see, kuidas võrk tulemuseni jõuab, jääb sageli varjatuks. Mõnevõrra annab autori arvates võimaluse närvivõrgu otsustusmehhanisme mõista närvivõrgust reeglite koostamine (*rule extraction*). Seda meetodit on kasutatud mitmetes närvivõrgustikke kasutavates valdkondades. Shin ja Lee (2002) on demonstreerinud inimestele arusaadavate reeglite koostamist närvivõrkudest ka pankrotimudelite kontekstis. Reeglite koostamiseks närvivõrkudest on mitmeid erinevaid meetodeid, kuid olgugi, et närvivõrkude meetodit kasutatakse ka käesoleva töö empiirilises osas mudeli loomiseks, jääb reeglite koostamise täpsem käsitlemine antud töö raamidest välja.

Esmaselt kasutasid närvivõrkusid pankrotimudeli koostamiseks Odom ja Sharda (1990). Uurimuses kasutati kolmekihilist otsesuunalist närvivõrku, mis koostati 129 ettevõtte suurusel valimil, millest 69 olid pankrotistunud. Kuna autorid soovisid testida närvivõrkude täpsust võrreldes Altmani esialgse uuringuga, kasutati võrgustikus samu muutujaid:

- Käibekapital / varad,
- jaotamata kasum / varad,
- tegevuskasum / varad,
- omakapitali turuväärtus / kohustused
- müügitulu / varad.

Pankrotistumisi ennustati üks aasta ette kolme erineva pankrotistunud ettevõtete osakaaluga valimi kohta – 50/50, 80/20 ja 90/10. Koostatud närvivõrgu tüüp I veamäär oli vahemikus 77 kuni 81 protsenti sõltuvalt kasutatud treeningvalimist. Tüüp II vea määr oli vahemikus 78 kuni 85 protsenti

### **1.2.5 Grupeeritud mudelite meetod**

Mudelite grupeerimine (*ensembling*) on muudes valdkondades sageli kasutatud lähenemine. Selle korral kasutatakse mitme mudeli tulemust, millest enamushääletuse või mõne muu algoritmi abil koostatakse lõplik klassifitseerimistulemus. Selline lähenemine on näidanud mõnel juhul paremaid klassifitseerimistulemusi kui üksikud

mudelid eraldi. Näiteks Shin ja Kilic (2006) on demonstreerinud grupeeritud närvivõrgustike 3–4 protsendipunkti võrra paremat klassifitseerimistäpsust pankrotimudelite kontekstis võrreldes üksiku mudeliga pankade pankrotistunuteks ja edukateks klassifitseerimisel. Teisalt on Tsai ja Wu (2008) leidnud, et selline lähenemine pole alati parima klassifitseerimistäpsusega ning et parim närvivõrk võib täpsuselt ületada grupeeritud võrgustike tulemust. Grupeerida võib nii samaliigilisi kui ka erinevate meetoditega koostatud mudeleid.

Sisuliselt võib grupeerimismeetodid jagada kaheks – hääletusmeetodid (*voting*) ja võimendusmeetodid (*boosting*). Esimesel juhul võetakse kõigi kasutatud mudelite tulemused kokku, vaadates kuhu vaadeldavat kirjet on kõige enam klassifitseeritud ning selle alusel tehakse lõplik klassifitseerimine. Võimendusmeetodite puhul kombineeritakse omavahel mudelid, mille ennustustäpsus võib olla ainult mõnevõrra parem juhuslikust tulemusest, kuid mida treenitakse järjest treeningvalimitega, milles on muudetud eelnevalt valesti klassifitseeritud kirjete osakaale. Võimendusmeetoditest üks levinuimaid algoritme on AdaBoost. AdaBoost on algoritm, mille pakkusid esmakordselt välja Freund ja Schapire (1997). Algoritm toimib põhimõttel, et grupp õppivaid mudeleid, milleks võivad olla näiteks närvivõrgud või otsustuspuud, treenitakse korduvalt valimitel. Algoritm omistab igale valimis olevale kirjele kaalu, mis võib iga korduse korral olla erinev. Iga algoritmi iteratsiooni käigus korrigeeritakse eelmises valimis valesti klassifitseeritud kirjete kaalu ning järgnevaid mudeleid treenitakse uuesti. Kaalude muutmine tõstab valede kirjete osakaalu järgmiste mudelite jaoks, muutes need nii valimis tähtsamaks. Kõigi grupi mudelite klassifitseerimistäpsused kombineeritakse läbi kaalutud hääletamise või summeerimise, millest kujuneb lõpptulemus.

AdaBoost algoritm on sobiv peamiselt kaheklassiliste probleemide lahendamisel. Selline probleem on ka ettevõtete klassifitseerimine pankrotistunud ja tegutsevateks ettevõteteks. Seega on mudelite grupeerimise meetod üks võimalustest, mis võiks prognoosimistäpsuse parandamisele kaasa aidata. Samas lisab see ka mudelite koostamisele olulisel määral keerukust ning nõuab koostaja kursisolekut rakendatava algoritmiga.

### 1.2.6 Meetodite võrdlus

Pankrotimudelite koostamiseks on tekkinud väga palju erinevaid meetodeid. Statistilistele meetoditele on arvutustehnika arenguga lisandunud mitmesuguseid uusi meetodeid. Sellest tulenevalt on tekkinud ka küsimus, kas mõni nendest meetoditest on oluliselt parem kui teised. Balcaen ja Ooghe (2004) on oma ülevaateuuringus vaadelnud erinevaid meetodeid käsitlevaid uuringuid, kuid on leidnud, et süstemaatiline analüüs erinevate meetodite võrdluse kohta puudub. Samas on tehtud võrdlusi, mis põhinevad väikesemal hulgal meetoditel. Peamiselt on võrdluse aluseks olnud erinevate mudelite klassifitseerimistulemused (Balcaen, Ooghe 2004: 23). Vaadeldes uuringut käesolevas töös käsitletud meetodite kontekstis, on üksikute muutujate analüüsi peetud problemaatiliseks ning seda meetodit ka peale 1960. aastaid kasutatud ei ole. Diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni meetodite võrdluses on täpsemaks peetud logistilise regressiooni meetodit. Võrreldes statistilisi meetodeid ja uuematest meetoditest kõige laiemalt levinud närvivõrkude meetodit, on tulemused vastukäivad. Enamikus Balcaen ja Ooghe (2004) poolt vaadeldud uuringutes on närvivõrgud saavutanud paremaid tulemusi, kui statistilised meetodid. Samas on ka neid uuringuid, kus närvivõrkude tulemused on kehvemad. Seega ei saa klassifitseerimistulemusi arvestades välja tuua ühegi meetodi kindlat paremust. Tulemuste alusel erinevaid meetodeid võrreldes tuleks aga silmas pidada seda, et erinevate uuringute aluseks on olnud erinevad valimid ja muutujad. Seetõttu tuleks lugeda erinevaid mudeleid andmete spetsiifiliseks ning meetodite üldine võrdlus erinevatel andmetel põhinevate mudelite alusel võib osutuda võimatuks.

Kui klassifitseerimistäpsuse osas ei saa välja tuua ühtegi parimat meetodit, siis eelduste poolest on meetodid erinevad. Statistiliste meetodite puhul on sageli eeldused andmetele, mis teevad nende korrektse rakendamise uurijatele keerukamaks ning mis uuemate meetodite puhul puuduvad. Näiteks on nii diskriminantanalüüsil kui ka logistilise regressiooni meetodil mitmeid eeldusi, mis korrektseks rakendamiseks peavad olema täidetud. Logistilise regressiooni puhul on eeldusi siiski kergem täita, mistõttu on nendest kahest laiemat kasutust leidnud logistilise regressiooni meetod. Närvivõrkude puhul logistilise regressiooni meetodiga sarnanevaid eeldusi pole, samas ei ole närvivõrkude tulemus kergesti seletatav ning võrgustiku treenimiseks on väga

palju meetodeid, mille juures tuleb uurijal teha erinevaid valikuid. See omakorda eeldab meetodi kasutajalt laialdast teadmist antud valdkonnas. Sama kehtib ka grupeeritud mudelite meetodi puhul. Seega kuna klassifitseerimistulemuste alusel võrreldes puudub selgelt parim meetod, sõltub kasutatav meetod paljuski uurija teadmistest valitud meetodi rakendamisel ning rakendamise lihtsusest.

## **2 EESTI TÖÖSTUSETEVÕTETE PANKROTIMUDELI KOOSTAMINE**

### **2.1. Eesti tööstusettevõtted ja nende karakteristikud**

Käesoleva töö mudelite koostamise aluseks on Eesti ettevõtted, mis EMTAK klassifikatsiooni alusel kuuluvad töötleva tööstuse ehk C jaotuse alla. C jaotus hõlmab endas ettevõtteid, mis tegelevad materjalide, ainete või komponentide töötlemisega uueks tooteks. Siia alla kuuluvad nii toidutööstusettevõtted kui ka näiteks masinate ja seadmete komponentide tootmine. Jaotusesse ei kuulu jäätmete töötlemine, remont, ehitus, metsavarumine, mäetööstus, põllumajandus ja toiduainete valmistamine koheseks tarbimiseks. Kuigi ettevõtteid oleks võimalik käsitleda ka väiksemate alajaotustena, vaadeldakse käesolevas töös ettevõtteid EMTAKi klassifikatsioonisüsteemi teisel tasemel. Selline lähenemine on valitud seetõttu, et esiteks on see olnud varasemate kirjanduses esitatud tööde praktika ning teiseks võivad ettevõtted tegeleda mitme alaga, millest kõik ei pruugi olla ettevõtte tegevusala klassifikaatoritena märgitud.

Eesti tööstussektor koosneb ligikaudu 5500st ettevõttest. Viis levinuimat tegutsemisala EMATK klassifikaatori teise taseme lõikes on olnud puidu töötlemine, metalltoodete tootmine, mööblitootmine, masinate ja seadmete remont ning paigaldus ja rõivatootmine. Vaadeldud ettevõtete jaotus tööstusalade ja ettevõtete arvu kaupa on toodud tabelis 7. Suurema osa ettevõtetest moodustavad väikesed tootmisettevõtted, 1 – 9 töötajaga ettevõtete osakaal moodustas aastatel 2005 kuni 2011 keskmiselt 66 protsenti ettevõtete populatsioonist. 100 kuni 249 töötajaga ettevõtete osakaal oli samal ajavahemikul 3,4 protsenti ja 250 ning enama töötajate arvuga ettevõtete osa veelgi väiksem – keskmiselt 1 protsent. Samas töötab üle saja töötajaga ettevõtete grupis eraldi



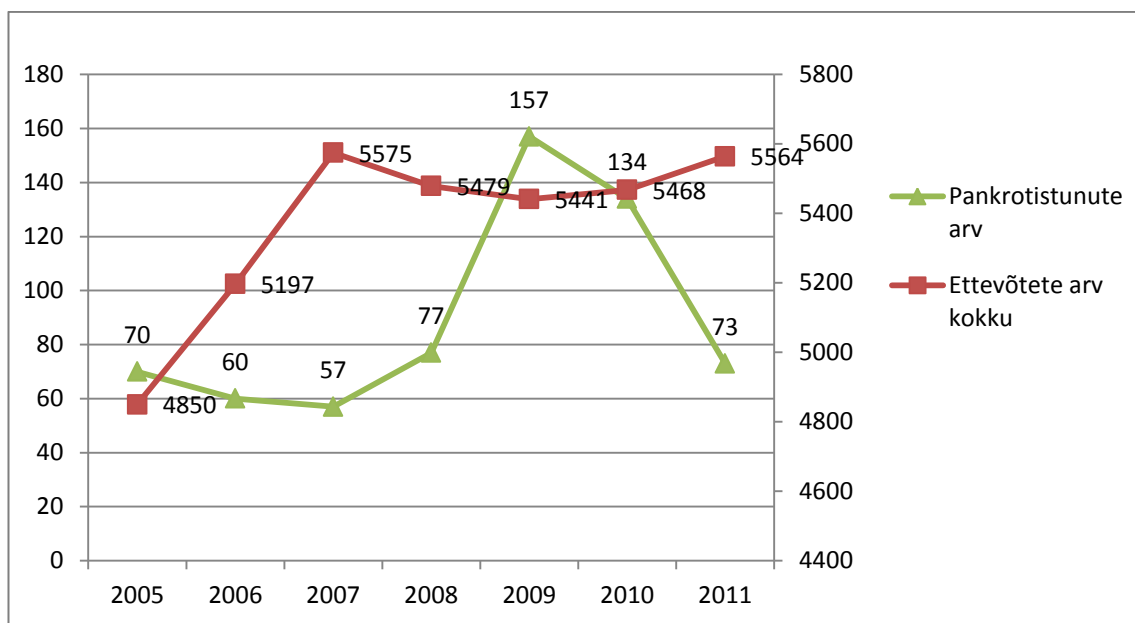
ligi veerand tööga hõivatud isikutest ning kokku annavad üle saja töötajaga ettevõtted tööd pooltele sektori töötajatele.

**Tabel 7.** EMTAK C jao tööstusalad ja keskmine ettevõtete arv 2005 – 2011

<b>C jao tööstusalad</b>	<b>Keskmine ettevõtete arv 2005-2011</b>
puidutöötlemine, puit- ja korktoodete, punutiste tootmine, v.a mööbel	1042
metalltoodete tootmine, v.a masinad ja seadmed	873
mööblitootmine	518
masinate ja seadmete remont ja paigaldus	431
rõivatootmine	411
toiduainete tootmine	386
trükindus ja salvestiste paljundus	275
muude mittemetalletest mineraalidest toodete tootmine	195
muu tootmine	183
tekstiilitootmine	176
kummi- ja plasttoodete tootmine	168
mujal liigitamata masinate ja seadmete tootmine	141
arvutite, elektroonika- ja optikaseadmete tootmine	112
elektriseadmete tootmine	76
kemikaalide ja keemiatoodete tootmine	75
nahatöötlemine ja nahktoodete tootmine	63
muude transpordivahendite tootmine	58
paberi ja pabertoodete tootmine	55
mootorsõidukite, haagiste ja poolhaagiste tootmine	47
joogitootmine	33
metallitootmine	20
põhifarmaatsiatoodete ja ravimpreparaatide tootmine	13
koksi ja puhastatud naftatoodete tootmine	6

Allikas: Tööstusettevõtete majandustegevus jooksevhindades 2013; autori arvutused

Kriisieelsel ajal oli pankrotistunud ettevõtete arv langustrendis. Aastal 2005 pankrotistus või lõpetati pankroti raugemisega 70 ettevõtet, mis moodustas 1,7 protsenti kogu majandusharu ettevõtetest. 2007. aastal oli see arv langenud 57 ettevõtteks, mis moodustas 1,2 protsenti kogu majandusharu ettevõtetest. Ettevõtete arvu ja pankrotistunud ettevõtete arvu dünaamika on toodud joonisel 3.



**Joonis 3.** Eesti tööstussektori tegutsevate ja pankrotistunud ettevõtete dünaamika.

Allikas: Tööstusettevõtete majandustegevus...2013, Äriregistri pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete andmebaas.

2008. aastal alanud majanduskriis kasvatas pankrotistunud ettevõtete arvu ning 2008. ja 2009. aastal kasvas pankrotistunud ettevõtete arv võrreldes eelmiste aastatega peaaegu kahekordseks. Samaaegselt vähenes sektoris tegutsevate ettevõtete arv, mis enne 2008. aastat oli näidanud tugevat tõusutrendi. 2009. aasta lõi olukorra, kus summaarselt oli kahjumis terveid tööstusvaldkondi. Sellisteks valdkondadeks olid näiteks kummi ja plasttoodete tootmine, metallitootmine ning muudest mittemetalsetest mineraalidest toodete tootmine. (Tööstusettevõtete majandustegevus ... 2013). Autori arvates reageeris tööstussektor muutustele kiiresti ning oli üks esimesi, mis kriisist väljuma hakkas. Kindlasti on siin suur roll asjaolul, et alates 2000. aastate algusest on tööstussektoril õnnestunud suurendada ekspordi osakaalu, mistõttu tööstussektori peamiste kaubanduspartnerite nõudluse kasv aitas parandada ka Eesti ettevõtete olukorda. Üle 60 protsendi toodangust läheb välisurgudele, suuremateks sihturgudeks on olnud Soome, Rootsi ja Venemaa (Vabariigi valitsuse valdkonna ... 2013). 2010 aasta lõpuks jõudis tootmiskaht kriisieelsega sarnasele tasemele. 2009. aastast on ka ettevõtete arv taas pööranud väikesele kasvule.

Pankrotistunud ettevõtete valdkondadest oli arvuliselt kõige rohkem ebaõnnestumisi puidutöötlemise ning puit ja korktoodete toomise ning metalltoodete valdkonnas. See on ka loogiline, sest vastavates valdkondades tegutseb arvuliselt kõige rohkem tööstusettevõtteid. Protsentuaalselt on kõige enam pankrotistumisi toimunud joogitööstuses, kus aastatel 2005 kuni 2011 ebaõnnestus keskmiselt 5 protsenti ettevõtetest, sealjuures ulatus antud määr 2009. aastal 10 protsendini, kus 30st kustutati või pankrotistus 3. Pankrotistunud ettevõtete arv tegevusalade kaupa on toodud tabelis 8.

**Tabel 8.** Pankrotistunud tööstusettevõtted tegevusalade kaupa

<b>Tegevusala</b>	<b>2005</b>	<b>2006</b>	<b>2007</b>	<b>2008</b>	<b>2009</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>Kokku</b>
Puidutöötlemine ..., v.a mööbel;	15	13	9	15	31	15	4	102
Metalltoodete tootmine ...	7	3	4	3	26	25	13	81
Rõivatootmine	4	13	10	10	20	13	7	77
Toiduainete tootmine	10	10	7	8	11	6	8	60
Mööblitootmine	3	2	6	7	10	13	4	45
Masinate ja seadmete remont ...	3	2	5	5	1	9	4	29
Kummi- ja plasttoodete tootmine	1	0	1	3	6	7	0	18
Muude mittemetalletest ...	0	1	0	2	3	7	3	16
Mujal liigitamata ...	1	1	1	3	2	5	3	16
Tekstiilitootmine	2	1	0	1	3	3	2	12
Joogitootmine	1	1	0	2	3	1	3	11
Nahatöötlemine ja ...	0	2	2	1	1	1	3	10
Muu tootmine	1	1	0	1	1	3	2	9
Trükindus ja ...	1	1	1	0	1	4	1	9
Muude transpordivahendite ...	1	0	0	0	1	3	1	6
Kemikaalide ja ...	0	1	0	2	1	1	1	6
Arvutite, elektroonika- ja ...	0	1	0	1	2	2	0	6
Elektriseadmete tootmine	1	0	0	0	1	2	1	5
Koksi ja puhastatud ...	0	0	1	0	0	0	0	1
Paberi ja pabertoodete tootmine	0	0	0	0	1	0	0	1
Metallitootmine	0	0	0	0	0	0	1	1
Mootorsõidukite, haagiste ...	0	0	0	0	1	0	0	1
<b>Kokku</b>	<b>51</b>	<b>53</b>	<b>47</b>	<b>64</b>	<b>126</b>	<b>120</b>	<b>61</b>	<b>522</b>

Allikas: Koostatud autori poolt pankrottide andmebaasi põhjal

Tabelist puuduvad põhifarmaatsiatoodete ja ravimpreparaatide tootmise alla kuuluvad ettevõtted, mida on olnud keskmiselt 13, kuid pole andmeid, et nende seas oleks toimunud ühtegi pankrotistumist või kustutamist. Seda võib tõenäoliselt seletada asjaoluga, et farmaatsiatööstuse eripärast tulenevalt on selle sektori ettevõtted enamasti suurte farmaatsiakorporatsioonide tütaretevõtted, mille pankrotistumine on emaeetevõtte võimaluste tõttu vähem tõenäoline.

Kokkuvõttena on hoolimata vahepealsest sügavast kriisist Eesti tööstussektori väljavaade positiivne ning arvestades peamiste eksportturgude olukorda ja valitsuse eesmärke võib tööstussektoris oodata kasvu jätkumist. Olukorra stabiliseerumist näitab ka asjaolu, et kustutamiste ja pankrotistumiste tase on langenud kriisieelsele tasemele.

## **2.2. Eesti tööstussektori pankrotistumiste modelleerimiseks kasutatud andmed ja muutujad**

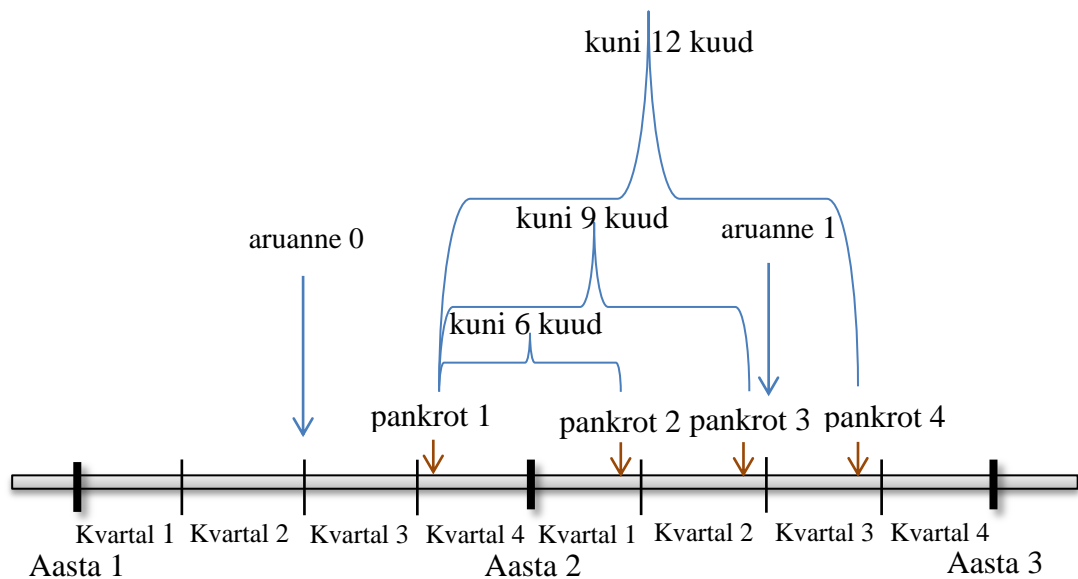
Mudelite koostamiseks on vaja valimit, mis sisaldaks nii tegutsevate kui ka pankrotistunud ettevõtete andmeid. Vastavalt äriseadustiku §32 peavad ettevõtted esitama Äriregistrile finantsinformatsiooni sisaldavad aastaaruanded. Samuti on vastavalt pankrotiseadusele registripidajal informatsioon ettevõtete pankrottidest, mis muudab aastaaruanded koos pankrottide registriga heaks mudelite koostamise valimi allikaks. Mudelite koostamiseks ongi kasutatud Registrate ja Infosüsteemide Keskusest saadud andmeid, mis sisaldasid Eesti tööstusettevõtete aastaaruannete andmeid aastatest 1995 kuni 2011. Samast allikast pärineb ka pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete nimekiri 2012. aasta lõpu seisuga. Võrreldes pankrotistunud ettevõtete nimekirja aastaaruannete andmetega, on võimalik eristada tegutsevaid ja pankrotistunud ettevõtteid. Pankrotistunud ettevõtete nimekirjas on ettevõtted, mille pankrotistumine on väljakuulutatud vastavalt pankrotiseadusele. Kaasatud on nii raugemisega lõppenud pankrotiprotsessid kui ka välja kuulutatud pankrotid. Eesti pankrotistunud ja edukate ettevõtete võrdluses tuleks tähele panna ajalist dimensiooni. Aastaaruannete esitamise ja pankroti väljakuulutamise ajalisest viivitusest tulenevalt võivad pankrotid olla kuulutatud välja sama aastanumbri sees, kuid jaanuaris ja detsembris pankrotistunu vahe võib olla peaaegu aasta, mistõttu ettevõtted ei ole võrreldavad, sest aastaaruande

esitamise tähtajast tulenevalt võib üks olla vahetult pankrotieelses situatsioonis, teine sellest aasta kaugusel.

Mudelite aluseks on valitud nende ettevõtete andmed, mis on pankrotistunud aastatel 2005 kuni 2008. Tegutsevate ettevõtete andmed on valitud pankrotistunud ettevõtete aastaaruannetega samast perioodist. Periood on valitud lähtuvalt asjaolust, et aastatel 2008 kuni 2010 tegi SKP tulenevalt majanduskriisist läbi olulise languse, millel oli suur mõju ka Eesti tööstusettevõtetele. 2009. aasta teises kvartalis ulatus sisemajanduse kogutoodangu langus võrreldes 2008. aasta sama perioodiga 16,1 protsendini (Statistikaameti pressiteade ... 2010). Lähtuvalt SKP suurest langusest ning 2008. ja 2009. aastal toimunud pankrotistunud ettevõtete arvu suurest kasvust (vaata ka joonis 3, lk 31), on autori hinnangul tegemist erakorralise näitajate kiire muutmisega, mistõttu mõjutaks see ka mudelite tulemusi. Mudelite erinevusele perioodide kaupa on viidanud mõned varasemad autorid (näiteks Mensah 1984). Töö aluseks olevad andmed sisaldavad aastaaruandeid aastani 2011. Sellest tulenevalt võivad aastatel 2010 ja 2011 pankrotistunud ettevõtete aruanded aruandluse esitamise tähtaegadest ja pankrotistumise ajast ulatuda kriisi perioodi. Seetõttu on käesolevas töös mudelite aluseks valitud ettevõtted, mis on pankrotistunud aastatel 2005 kuni 2008 ning mille aastaaruanded pärinevad aastatest 2003 kuni 2007. Tegutsevate ettevõtete hulgast on valitud valimisse need, mille aastaaruanded pärinevad pankrotistunudega samadest aastatest.

Pankrotistunud ettevõtete valikul on lähtutud põhimõttest, et pankrotistunud ettevõtete tegutsemisaja erinevus, arvestades aastaaruannete esitamise tähtajast pankrotistumise kuupäevani, ei ületaks kuut kuud. See küll vähendab kasutatavate ettevõtete arvu, kuid ühtlustab ettevõtete omavahelist võrdlusbaasi. Valikut selgitav skeem on toodud joonisel 3. Lähtuvalt levinud majandusaruannete esitamise praktikast, kus majandusaasta kattub kalendriaastaga ning aruanne esitatakse juuni lõpuks, võeti nende ettevõtete puhul, mis pankrotistusid aasta esimeses kvartalis, võrdluse aluseks pankrotistumise kaks aastat varasem majandusaruanne. Joonisel 3 tähendab see seda, et pankrot 3 andmetena kasutatakse aruanne 0 andmeid. Nende ettevõtete puhul, mis pankrotistusid aasta viimases kvartalis, võeti aluseks sündmusest aasta varasem aruanne, mis Joonisel 3 tähendab seda, pankrot 1 andmetena kasutati samuti aruannet 0. Selline valikuvõis tagab selle, et võrreldavate ebaõnnestunud ettevõtete tegutsemisaja

erinevus peale viimase aruande esitamist ei ületa kuut kuud. Teise ja kolmanda kvartali kaasamisel võib vahe ulatuda üheksa kuni kaheteistkümne kuuni. Teises ja kolmandas kvartalis pankrotistunud ettevõtted saaksid kaasamisel viimasest aruande esitamisest arvestades majandustegevust läbi viia kuni üheksa kuud kauem kui esimeses ja neljandas kvartalis pankrotistunud. Seetõttu on pankrotistunud ettevõtete valimi võrdsustamiseks teine ja kolmas kvartal valimi koostamisel välja jäetud.



**Joonis 3.** Erinevates kvartalites toimunud pankrotistumiste ajaline vahe. Allikas: autori koostatud.

Nii pankrotistunud kui ka edukate ettevõtete puhul on valimisse kaasatud ainult tegutsevad ettevõtted. Tegutsevad ettevõtted on defineeritud käibe järgi – kui ettevõttel puudus käive, siis seda valimisse ei kaasatud. Valikutingimuseks oli ka kõigi arvutusteks vajalike andmete olemasolu. Sellise valikupõhimõtte alusel jäi koguvälimisse 83 pankrotistunud ja 4183 tegutsevat ettevõtet. Tegutsevate ettevõtete erinevaid aastaaruandeid sisse arvates oli andmetes 16360 tegutseva ettevõtte kirjet ja 83 pankrotistunud ettevõtte kirjet. Pankrotistunud ettevõtete erinevaid aastaaruandeid valimisse ei kaasatud.

Kuna tavaliselt ei kasutata mudelite koostamiseks ja klassifitseerimisvõime testimiseks sama valimit, on üldvalim jagatud kaheks. 30 protsenti kirjetest lisati klassifitseerimise kontrollvalimisse ning ülejäänud 70 protsenti mudeli koostamise valimisse.

Numbriliselt koosnes kontrollvalim 25 pankrotistunud ja 4908 tegutseva ettevõtte kirjest ja mudelite koostamise valim 58 pankrotistunud ja 11452 tegutseva ettevõtte kirjest.

Koostatud mudelite võrdlemiseks on testitud mudeleid ka kustutatud ettevõtete valimil. On teada, et paljud maksejõuetutest ettevõtetest ei jõua pankrotini, selle asemel jäetakse aastaaruanded esitamata ning ettevõtted kustutatakse selle tõttu ilma pankrotimenetluseta. Valitud ajavahemikul oli registrist kustutatud ettevõtteid kokku 578, kuid kuni kahe aasta vanused aastaaruanded olid olemas vaid 19 ettevõttel. Valdav enamus kustutatud ettevõtteid on kustutatud registrist äriseadustiku §60, §59(5) või §59(6) alusel, millest esimene sätestab ettevõtte kustutamise majandusaasta aruande esitamata jätmise korral, teised juhatuse nõuetele mittevastavuse tõttu. Kahe aastane periood on valitud seetõttu, et lähenemine oleks sama, mis mudelite koostamiseks kasutatud valimi puhul. Lisaks testiti mudeleid majanduslanguse tingimustes. Selleks koostati valim, kuhu kuulusid 2009. ja 2010. aastal pankrotistunud ettevõtted, mille aastaaruanded jäid aastatesse 2008 kuni 2009. Valimisse lisati ka tegutsevad ettevõtted, mille aastaaruanded olid samuti aastatest 2008 ja 2009. Sellisesse valimisse jäi 190 pankrotistunud ja 8990 tegutseva ettevõtte andmed. Valimite ülevaade on toodud tabelis 9.

**Tabel 9.** Töös kasutatud ettevõtete arv valimites ja aastaaruannete aastad

	<b>Mudeli koostamise valim</b>	<b>Kontrollvalim</b>	<b>Kustutatud ettevõtete valim</b>	<b>Kriisis pankrotistunute valim</b>
<b>Tegutsevate ettevõtete kirjeid</b>	11542	4908	–	8990
<b>Pankrotistunud või kustutatud ettevõtete kirjeid</b>	58	25	19	190
<b>Pankrotistumise või kustutamise aastad</b>	2005-2008	2005-2008	2005-2008	2009-2010
<b>Aastaaruannete aastad</b>	2003-2007	2003-2007	2003-2007	2008-2009

Allikas: autori koostatud

Muutujate valimisel lähtuti peamiselt varasemas kirjanduses kasutatud muutujatest. Jälgitud on seda, et muutujate hulka oleks kindlasti kaasatud näitajaid nii rentaabluse, maksevõime, kapitali struktuuri kui ka ettevõtte suurust iseloomustavatest valdkondadest. Muutujad ja neid iseloomustavad andmed on toodud tabelis 10. Andmete struktuurist tulenevalt on töösse võetud ainult need suhtarvud, mida oli võimalik arvutada aastaaruandes olevate andmete pealt ning mis võimaldasid arvutada näitajat kõigi ettevõtete kohta. Nii ei ole näiteks kasutatud rahavoogusid kasutavad näitajaid, sest kasutatavates andmetes ei olnud see kajastatud. Maksevõime näitajatest on kaasatud  $\frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}}$  ja  $\frac{\text{käibevara}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ , mis on küll sarnased muutujad, kuid millest esimene iseloomustab otseselt ettevõtete maksevõime olukorda ning teine maksevõimet läbi kogu käibevara.

**Tabel 10.** Mudelites kasutatud suhtarvud

Valdkond	Muutuja
Maksevõime	raha / lühiajalised kohustused ( $X_1$ )
	käibevara / lühiajalised kohustused ( $X_2$ )
Kapitali struktuur	omakapital / varad ( $X_3$ )
	Kohustused / varad ( $X_4$ )
Rentaablus	Ärikasum / müügitulu ( $X_5$ )
	Puhaskasum / müügitulu ( $X_6$ )
	Müügitulu / 2 aasta keskmised varad ( $X_7$ )
	Puhaskasum / varad ( $X_8$ )
	Jaotamata kasum / varad ( $X_9$ )
Likviidsus	Raha / varad ( $X_{10}$ )
	Käibevarad / varad ( $X_{11}$ )
Suurus	Ln(käive) ( $X_{12}$ )
	Ln(varad) ( $X_{13}$ )
Muu	ettevõtte vanus ( $X_{14}$ )

Allikas: autori koostatud

Ettevõtte kapitali struktuuri, laenukoormust ja pikaajalist elujõulisust näitavate muutujatena on lisatud laialt levinud näitajatena  $\frac{\text{omakapital}}{\text{varad}}$  ja  $\frac{\text{kohustused}}{\text{varad}}$ . Suurim hulk muutujaid on kaasatud jälgimaks ettevõtte rentaablust, sest on selge, et kahjumlikult töötav ettevõtte pole jätkusuutlik. Lisatud on nii müügitulu kui ka varade rentaablust iseloomustavad näitajad. Kuna ettevõtte varad võivad aastate lõikes kumuleeruda,



näiteks kasumliku ettevõtte puhul raha osakaalu kasvamise näol, siis selle ühtlustamiseks kasutati üle kahe aasta keskmistamist. Tegemist on üsna laialt levinud rentaabluse näitajatega. Ettevõtte likviidsust iseloomustavatena näitajatenä on kaasatud  $\frac{raha}{varad}$  ja  $\frac{käibevarad}{varad}$ . Suuruse näitajatenä on lisatud naturaallõgaritmõid käibest ja varadest. Kuigi ka töõtajate arv ja sellega seotud näitajad oleks kindlasti suuruse osas huvipakkuvad, on andmetes töõtajate arv sageli puudu, mistõttu sellest sõltuvaid näitajaid uuringusse ei kaasatud. Viimase muutujana on lisatud ettevõtte vanus aastaaruande vaatlemise hetkel.

Tabelis 11 on esitatud pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete muutujate keskmised väärtused ning F-testi tulemused kahe grupi keskmiste erinevuste olulisuse hindamiseks.

**Tabel 11.** Eesti tööstusettevõtete pankrotistumise modelleerimisel kasutatud muutujate keskmised väärtused pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete lõikes

Muutujad	Aritmeetiline keskmine		F-testi olulisustõenäosus
	Pankrotis	Tegutsevad	
raha / lühiajalised kohustused (X <sub>1</sub> )	0,21	33,24	0,82
käibevara / lühiajalised kohustused (X <sub>2</sub> )	0,78	45,72	0,93
omakapital / varad (X <sub>3</sub> )	-217,53	0,43	<0,01
kohustused / varad (X <sub>4</sub> )	219,39	1,18	0,01
ärikasum / müügitulu (X <sub>5</sub> )	-2,00	-0,08	0,16
puhaskasum / müügitulu (X <sub>6</sub> )	-3,33	-0,07	<0,01
müügitulu / 2 a keskmised varad (X <sub>7</sub> )	3,35	2,29	0,01
puhaskasum / varad (X <sub>8</sub> )	-5,59	0,13	<0,01
jaotamata kasum / varad (X <sub>9</sub> )	-227,29	-0,11	<0,01
raha / varad (X <sub>10</sub> )	0,13	0,22	<0,01
käibevara / varad (X <sub>11</sub> )	0,71	0,60	0,01
Ln(käive) (X <sub>12</sub> )	14,61	14,74	0,39
Ln(varad) (X <sub>13</sub> )	13,79	14,32	0,01
Ettevõtte vanus (X <sub>14</sub> )	7,05	8,07	0,26

Allikas: autori arvutused

F – testi tulemus viitab sellele, et esialgselt valitud 14 muutujast on ebaolulised 5 muutujat, mille F – testi olulisustõenäosus on suurem kui 0,05. Nendeks on: raha/lühiajalised kohustused, käibevara/lühiajalised kohustused, ärikasum/müügitulu, käibe naturaallõgaritm ja ettevõtte vanus. Toodud tulemus on informatiivse iseloomuga, sest koostatud mudelite loomisel on arvesse võetud kõik muutujad. Mudelite koostamise meetoditest tulenevalt ei kaasata muutujat mudelisse, kui see ei erista pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete gruppi piisaval määral.

### 2.3. Eesti tööstusettevõtete pankrottide modelleerimine logit analüüsi kasutades

Logit mudelite koostamisel on lähtutud samadest muutujatest, mis on toodud tabelis 10. Pankrotistunud ja kustutatud ettevõtteid märgiti staatust kajastavas muutujas väärtusega 1, edukaid ettevõtteid väärtusega 0. Mudeli leidmisel ja arvutuste tegemisel on kasutatud vabavaralist statistikalahendust R. Parim mudel on leitud R-i parimate alamhulkade meetodi abil, mis kasutab parima mudeli leidmiseks Morgan ja Tatar (1972) kirjeldatud ruutude jääksumma protseduuri. Kuna logit meetod seab tingimuseks multikollineaarsuse puudumise, on välja selgitatud muutujate omavahelised korrelatsioonikordajad, mis on toodud tabelis 12. Tabelist on näha, et peamiselt korreleeruvad samast valdkonnast pärit muutujad. Oluliseks on loetud korrelatsiooni, mis on suurem kui 0,4. Seega jäävad tugeva korrelatsiooni tõttu mudelist välja  $\frac{\text{käibevara}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ ,  $\frac{\text{kohustused}}{\text{varad}}$ ,  $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{varad}}$ ,  $\frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}}$  ja  $\text{Ln}(\text{varad})$ . Selliselt valides jäävad logit analüüsis kasutamiseks:

- raha / lühiajalised kohustused ( $X_1$ ),
- omakapital / varad ( $X_3$ ),
- ärikasum / müügitulu ( $X_5$ ),
- puhaskasum / müügitulu ( $X_6$ ),
- müügitulu / 2 aasta keskmised varad ( $X_7$ ),
- raha / varad ( $X_{10}$ ),
- käibevarad / varad ( $X_{11}$ ),
- Ln (käive) ( $X_{12}$ ),
- ettevõtte vanus ( $X_{14}$ ).

**Tabel 12.** Muutujate omavaheline korrelatsioon (muutujate tähiste seletus tabelist 10 leheküljel 40).

Muutu jad	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	X <sub>11</sub>	X <sub>12</sub>	X <sub>13</sub>	X <sub>14</sub>
X <sub>1</sub>	1.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.01	0.00	0.00	0.05	0.01	-0.02	-0.01	0.00
X <sub>2</sub>		1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.01	0.00	0.00	0.04	0.01	-0.02	-0.01	0.01
X <sub>3</sub>			1.00	-1.00	-0.01	-0.01	0.08	0.93	1.00	0.08	-0.12	0.09	0.41	0.10
X <sub>4</sub>				1.00	0.01	0.01	-0.08	-0.93	-1.00	-0.08	0.12	-0.09	-0.41	-0.10
X <sub>5</sub>					1.00	0.95	0.11	0.02	-0.01	0.05	-0.07	0.29	0.11	-0.09
X <sub>6</sub>						1.00	0.13	0.01	-0.01	0.08	-0.06	0.34	0.12	-0.10
X <sub>7</sub>							1.00	0.09	0.08	0.03	0.31	0.23	-0.18	-0.12
X <sub>8</sub>								1.00	0.92	0.11	-0.16	0.11	0.44	0.08
X <sub>9</sub>									1.00	0.07	-0.12	0.09	0.41	0.10
X <sub>10</sub>										1.00	0.31	-0.19	-0.22	-0.09
X <sub>11</sub>											1.00	-0.10	-0.35	-0.01
X <sub>12</sub>												1.00	0.77	0.15
X <sub>13</sub>													1.00	0.16
X <sub>14</sub>														1.00

Allikas: autori arvutused.

Kuna mudel on suunatud kahe grupi, pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete eristamiseks, siis on ettevõtete osakaalud võrdsustatud. Vastasel juhul domineerib mudelis tegutsevate ettevõtete osakaal, raskendades oluliselt pankrotistunud ettevõtete tuvastamist. Osakaal on arvatud kasutades pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete ja edukate ettevõtete suhet algvalimis ning ümardatud lähima täisarvuni. Algvalimi andmete põhjal on pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete puhul rakendatud kaalu  $\frac{11452}{58} \approx 197$ .

Esialgselt koostati mudel eeltoodud muutujate ja meetoditega üle kogu valimi. Seejärel hinnati ebatavaliste andmete mõju standardiseeritud jääkide ja liiga mõjukate kirjete osa Cooki kaugusega ning vajadusel nende andmed eemaldati. Standardiseeritud jääkide alusel liigitati ebatavaliseks kirjed, mille vastav väärtus oli suurem kui 3 või väiksem kui -3. Cooki kauguse piirväärtuseks oli 1. Kui nimetatud võtted parandasid mudeli täpsust, võeti kasutusse parandatud mudel, vastasel juhul jäi kasutusse esialgne. Antud andmete korral ebatavaliste ja mõjukate kirjete eemaldamine mudeli klassifitseerimistäpsust ei parandanud ning parim mudel on koostatud esialgsete andmete põhjal olles kujul:

$$(7) \quad Y = -0,920 - 1,815 \times \frac{\text{omakapital}}{\text{varad}} + 0,869 \times \frac{\text{käibevara}}{\text{varad}} + 0,046 \times \ln(\text{käive}),$$

kus  $Y$  on ebaõnnestumise ja edukuse šansside suhe avaldises  $\frac{e^Y}{(1+e^Y)}$ . Ruutjuure väärtust dispersiooni inflatsioonifaktorist (VIF), mis on suurem kui 2, on peetud kirjanduses multikollineaarsuse tunnuseks. Antud juhul on ruutjuur dispersiooni inflatsioonifaktorist kõigi mudeli liikmete puhul alla kahe, mistõttu võib lugeda antud mudelis multikollineaarsuse puudumise tingimus täidetuks.

Omakapitali ja varade suhte kasv, viidates paremale kapitalistruktuurile, vähendab mudeli tulemust. Kuna pankrotistunud ettevõtted olid tähistatud väärtusega 1, siis muudab omakapitali ja varade suhte kasv mudeli tulemust eeldatavas suunas. Käibevarade suhe varadesse, omades võrrandis „+“ märki, muudab mudeli tulemust seevastu eeldatavale suunas. Selline mõju võib viidata asjaolule, et pankrotistunud ettevõtetel võib kogu varade osakaal olla väiksem näiteks põhivara müügi tõttu. Mõnevõrra ootustele mittevastav ka käibe suuruse märk valemis – pankrotistunud ettevõtetel on see olnud keskmise järgi otsustades vähesel määral väiksem, kui toimivatel ettevõtetel. Viimane võib viidata püüdele säilitada müügitulu kasumlikkuse ja kohustuste suurendamise arvelt.

Mudeli klassifitseerimistäpsust testiti kontrollvalimil kuni kolm aastat enne sündmust. Murdepunktiks on valitud 0,5. Kontrollvalimil on mudeli klassifitseerimistäpsus vastavalt 72 protsenti pankrotistunute ja 88 protsenti tegutsevate ettevõtete puhul, mis on Bellovary *et al.* (2007: 23) ülevaateuuringu järgi otsustades keskpärane. Teisalt on tulemus samas suurusjärgus mitmete eelnevate autorite tulemusega. Kaks aastat enne pankrotistumist toimus mudeli pankrotistunute klassifitseerimistäpsuse järsk langus. See võib viidata võimalusele, et muutujad, mida kasutati, võivad küll iseloomustada ebaõnnestuvat ettevõtet aasta enne, kuid ei pruugi olla samal määral indikatiivsed pikema perioodi jooksul. Aastaruannete esitamise perioodist tulenevalt on ka võimalus, et aastaruannete esitamiste vahele jääva aja jooksul võib ettevõtte seisukord oluliselt halveneda. Edukate ettevõtete klassifitseerimistäpsus on üle kolme aasta samal tasemel. Ebaõnnestunud ja edukate ettevõtete klassifitseerimistulemus on toodud tabelis 12.

**Tabel 13.** Logit mudeli klassifitseerimistäpsus kontrollimis- ja kriisivalimil kuni 3 aastat enne sündmust

	2005 – 2008			2009 - 2010
	1 aasta enne	2 aastat enne	3 aastat enne	1 aasta enne
<b>Pankrotistunud</b>	72%	48%	48%	58%
<b>Tegutsevad</b>	88%	88%	88%	87%

Allikas: Autori arvutused

Sama mudelit testiti ka kriisivalimil, võrdlemaks kuidas mudel käitub majanduslanguse tingimustes. Kriisi tingimuses jääb mudeli pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimisvõime oluliselt alla mudeli üldvalimi tulemustele, olenemata sellest, et kasutati aastaaruandeid, mis olid valitud samuti 1 aasta enne pankrotistumist. 2009. ja 2010. aasta valimi klassifitseerimistäpsus pankrotistunud ettevõtete puhul oli 58 protsenti. Edukate ettevõtete klassifitseerimistäpsus jäi võrreldavaks algperioodi täpsusega, olles 87 protsenti. Tulemus on kooskõlas varasemate uuringute tulemustega ja kinnitab vajadust kasutada erinevate perioodide kohta erinevaid mudeleid. Sellisele erinevatest majandustsüklitest tingitud mudelite täpsuse vähenemisele on viidanud ka näiteks Mensah (1984) ja Grice ning Dugan (2001). Tulemustest võib järeldada, et peamiselt muutuvad erinevates majandustsüklites just pankrotistuvate ettevõtete karakteristikud.

Mudelit rakendati ka 19 kustutatud ettevõtte peal aastatest 2008-2009. Selles valimis klassifitseeris mudel pankrotistuvaks 16 ettevõtet ehk 84 protsenti. Kuna klassifitseerimisprotsent on kõrge, võib see näidata seda, et kustutatud ettevõtetel on sarnasusi mudeli koostamise aluseks olnud pankrotistunud ettevõtetega. Tõenäoliselt jäetakse majandusaasta aruanne esitamata või muud seadusest tulenevad nõuded täitmata just pankrotiohus ettevõtete puhul, mistõttu klassifitseerib käesolev mudel neid pankrotistuvaks.

## 2.4. Eesti tööstusettevõtete pankrottide modelleerimine närvivõrke kasutades

Närvivõrkude mudeli koostamisel on kasutatud tabelis 10 toodud muutujaid. Võrkude koostamisel kasutatud lähtekood baseerub Huang *et al.* (2012) lahendusel. Autorile teadaolevalt ei ole Eestis pankrotimudelite koostamiseks närvivõrke kasutatud. Andmetena on kasutatud logistilise regressiooni meetodiga samasugust algvalimit. Treeningvalimisse valiti juhuslikkuse alusel koguvalemist 70 protsenti pankrotistunud ettevõtetest, valideerimisvalimisse jäi 30 protsenti. Sama suhtega valiti treeningvalimisse ka edukad ettevõtted. Sarnaselt logistilise regressiooni mudelile on närvivõrkude mudel suunatud kahe grupi, ebaõnnestunud ja edukate ettevõtete, eristamiseks ning seetõttu on erinevatesse gruppidesse kuuluvate ettevõtete osakaalud võrdsustatud. Jättes kaalud treeningvalimis muutmata, on ülekaalus edukate ettevõtete andmed, mis ei võimalda neuronite kaaludel piisavalt muutuda. See viib oluliselt alla pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete tuvastamisvõime. Osakaal on arvatud kasutades pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete ja edukate ettevõtete suhet algvalimis ning ümardatud lähima täisarvuni, milleks käesoleval juhul oli 197. Testvalimis osakaale ei muudetud.

Kasutatud närvivõrkude struktuur on kolmekihiline, koosnedes sisendkihist, ühest peidetud kihist ning väljundkihist. Sisendkiht on koostatud lähtuvalt muutujate arvust. Peidetud kiht on koostatud lähtuvalt skeemist:

$$(8) \quad \beta = 2\alpha + 2,$$

kus  $\beta$  = peidetud kihi neuronite arv,  
 $\alpha$  = sisendkihi muutujate arv.

Erinevate uurijate soovitusel peidetud kihi neuronite arvu kohta on erinevad. Autori eksperimenteerimisel erineva peidetud kihi suurusega andis ülaltoodud skeem, võrreldes väiksema peidetud kihi neuronite arvuga, klassifitseerimistäpsusi võrreldes parema tulemuse. Lisaks on sisendkihis ja peidetud kihis kasutatud kallutusneuronit. Kallutusneuron täidab sisuliselt logit funktsiooni konstandiga sarnast ülesannet, võimaldades mõjutada väljundit soovitud suunas. Väljundkihis on kasutatud kahte neuronit, millest üks neuron on pankrotistunud ettevõtte korral väärtusega kuni 1 ja

teine samal ajal 0. Eduka ettevõtte puhul väljundi muster vahetub. Selline kaheneuroniline väljundkihi ehitus osutus testides edukamaks kui ühe väljundneuroniga väljundkiht.

Neuronite ülekandefunktsioonina on rakendatud sigmoidfunktsiooni. Neuronite sisendfunktsioonina on kasutatud kaalutud summade meetodit (*weighted sum*). Treenimiseks kasutati ekstreemset õppimisalgoritmi, mis omab vea tagastamise algoritmi ees mitmeid eeliseid, nagu näiteks kiirus, veatagastamisalgoritmiga samaväärne või parem tulemus ning lõplik tulemus (Huang *et al.* 2006: 499). Lisaks on antud algoritmi eeliseks adaptiivsus, sest see ei vaja sisendparameetreid, mida peaks määrama arbitraarselt ning seda peetakse üheks kiireimaks närvivõrkude treenimise algoritmiks. Võrreldes tavalise veatagastamise algoritmi eri vormidega, oli ekstreemse masinõppimise meetoditega koostatud võrgustike klassifitseerimistäpsus oluliselt parem.

Närvivõrkude koostamisel, nagu sisuliselt kõigi pankrotimudelite puhul, on oluliseks probleemiks muutujate valimise küsimus. Käesoleval juhul on autor võrgustiku koostamiseks kasutanud geneetilist algoritmi. Muutujate valimist geneetilise algoritmi abil on kasutanud varem näiteks Shin ja Hong (2009). Autor testis ka närvivõrgu koostamist käsitsi, kuid käsitsi valitud võrgustike täpsus jäi oluliselt alla geneetilise algoritmi poolt koostatud võrgustikele, mistõttu neid tulemusi käesolevas töös ei esitata.

Parima närvivõrgustiku leidmiseks kasutatud geneetilise algoritmi iga lahend koosnes 14st loogilise (jah või ei) väärtusega tähisest, millest igauks märkis ühte tabelis 10 toodud muutujast: raha / lühiajalised kohustused, käibevara / lühiajalised kohustused, omakapital / varad, kohustused / varad, ärikasum / müügitulu, puhaskasum / müügitulu, müügitulu / 2 aasta keskmised varad, kasum / varad, jaotamata kasum / varad, raha / varad, käibevarad / varad,  $\ln(\text{käive})$ ,  $\ln(\text{varad})$  ja ettevõtte vanus. Kui tähis oli sisse lülitatud, kaasati muutuja närvivõrku, vastasel juhul mitte. Iga komplekt esindas ühte lahendust, milleks antud juhul on üks ettevõtteid klassifitseeriv närvivõrk. Lahendustest moodustati omakorda populatsioon, mille algsuuruseks oli 60 närvivõrgustikku. Populatsiooni võrgustikke ristati iga iteratsiooni korral, tekitades nii uued muutjate kombinatsioonid. Igasse järgmisse generatsiooni kanti paljundatud

võrgustike populatsioonist paremusjärjestusele tuginedes 90 protsenti närvivõrgustikest. Igat populatsioonis esinevat närvivõrgustikku treeniti ekstreemse masinõppimise meetodiga. Klassifitseerimisvea määramiseks hinnati võrgustiku väljundite omavahelist suhet. See tähendab seda, et lõpliku tulemise saamiseks hinnati seda, kumb klassi näitavatest neuronitest oli suurema väljundiga. Kui esimese väljundneurooni väljund oli väärtusele 1 lähemal kui teine, klassifitseeriti ettevõtte edukaks ning vastupidise väljundite väärtuse korral pankrotistuvaks.

Hindamisfunktsiooniks oli antud närvivõrgu klassifitseerimisviga treeningvalimil. Kuna treeningvalimit kasutatakse ainult üks kord, puudus vajadus testvalimi järgi, sest teiste iteratsioonide puudumise tõttu treenimisel treeningvalim tulemust ei mõjuta. Algoritmiga lahenduse otsimise lõpetamise tingimuseks oli 100 populatsiooni täitumine.

Suurima esindatusega muutujad, mis geneetilise algoritmi poolt võrgustikesse valiti, on toodud tabelis 14.

**Tabel 14.** Geneetilise algoritmi poolt sagedamini kasutatust leidnud muutujad

Muutuja	Esinemiste arv
puhaskasum / varad	50
kohustused / varad	50
omakapital / varad	44
raha / lühiajalised kohustused	36
käibevara / varad	30
puhaskasum / müügitulu	22
käibevara / lühiajalised kohustused	16
äri kasum / müügitulu	14
jaotamata kasum / varad	9
raha / varad	5

Allikas: autori koostatud

50 parima leitud võrgustiku muutujate hulgas oli kõige sagedamini esindatud  $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{varad}}$  ja  $\frac{\text{kohustused}}{\text{varad}}$ , millele järgnevad  $\frac{\text{omakapital}}{\text{varad}}$  ja  $\frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ . Tabeli tulemused sobivad kokku ka muutujate F-testi näitajatega tabelis 11 (vt lehekülj 41). See näitab, et suurimat algoritmis kasutatust leidnud näitajad, välja arvatud  $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{müügitulu}}$  ja  $\frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ , on suure olulisustõenäosusega ning diferentseerivad pankrotistunud ja edukate ettevõtete gruppe hästi.



Parim võrgustik tekkis algoritmi 83. iteratsioonis ning sisaldas viit muutujat:  $\frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ ,  $\frac{\text{kohustused}}{\text{varad}}$ ,  $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{varad}}$ ,  $\frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}}$  ja  $\frac{\text{raha}}{\text{varad}}$ . Kõige parema võrgustiku erinevate kihtide kaalumaatriksid on toodud tabelis 15. Selgitused on toodud tabeli järel. Kuigi jaotamata  $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{varad}}$  ja  $\frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}}$  on omavahelise tugeva korrelatsiooniga, on need kaasatud samaaegselt võrgustikku, sest närvivõrkudel puudub multikollineaarsuse vältimise nõue ning kaasatud muutujad on leitud algoritmi alusel.

Võrgustiku täpsus treeningvalimil oli pankrotistunud ettevõtete puhul 88 protsenti ja edukate ettevõtete puhul 86 protsenti. Testvalimil oli ettevõtete klassifitseerimistäpsus siiski mõnevõrra väiksem – 84 protsenti pankrotistunud ettevõtete puhul ning 85 protsenti edukate ettevõtete puhul. Närvivõrgustiku klassifitseerimistäpsused testvalimil kuni 3 aastat enne pankrotistumist on toodud tabelis 16. Sama mudelit testiti sarnaselt logistilise regressiooni mudelile ka kriisivalimil, võrdlemaks kuidas mudel käitub majanduslanguse tingimustes. Antud vahemiku klassifitseerimistulemused on samuti toodud tabelis 16. Koostatud närvivõrgustiku klassifitseerimistäpsus on 1 aasta enne pankrotistumist pankrotistunute ja edukate ettevõtete lõikes samaväärne. Tulemus on parem kui logit mudeli klassifitseerimistäpsus.

**Tabel 15.** Geneetilise algoritmi poolt koostatud närvivõrgu klassifitseerimistäpsused

	2005 – 2008			2009-2010
	1 aasta enne	2 aastat enne	3 aastat enne	1 aasta enne
<b>Pankrotis</b>	84%	57%	62%	65%
<b>Tegutsevad</b>	85%	84%	83%	77%

Allikas: Autori arvutused

Logit mudelist parem on ka klassifitseerimistäpsus kaks ja kolm aastat enne pankrotistumist. Mitteootuspäraselt on võrgustiku prognoosimistäpsus kolm aastat enne pankrotistumist parem kui kaks aastat enne pankrotistumist. Kriisivalimisse kuuluvate ettevõtete puhul on närvivõrgu klassifitseerimistäpsus samuti parem kui logit mudelil. Kustutatud ettevõtete puhul oli klassifitseerimistäpsus logit mudeli tulemusest madalam: 47 protsenti.

**Tabel 16.** Parima närvivõrgustiku sisend-, väljund- ja peidetud kihtide kaalumatriksid

Kiht	Muutujad	Kihtide kaalud											
Sisend-kiht	$\frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}}$	0.593	0.830	0.623	0.679	0.451	0.221	0.922	0.558	0.876	0.263	0.490	0.339
	$\frac{\text{kohustused}}{\text{varad}}$	0.473	0.553	0.333	0.591	0.061	0.714	0.812	0.682	0.811	0.581	0.681	0.815
	$\frac{\text{kasum}}{\text{varad}}$	0.194	0.391	0.578	0.545	0.712	0.608	0.883	0.588	0.223	0.390	0.202	0.781
	$\frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}}$	0.697	0.589	0.667	0.917	0.39	0.378	0.902	0.037	0.781	0.245	0.749	0.465
	$\frac{\text{raha}}{\text{varad}}$	0.061	0.180	0.798	0.492	0.623	0.300	0.367	0.183	0.794	0.035	0.795	0.183
Peidetud kiht		0.997	0.284	0.855	0.789	0.632	0.599	0.602	0.770	0.239	0.558	0.245	0.604
Väljund-kiht	Tegutsevad	4.518	12.406	-3.661	-2.898	2.653	-11.558	5.441	-2.541	2.564	7.072	-16.738	3.319
	Pankrotistunud	-4.518	-12.406	3.661	2.898	-2.653	11.558	-5.441	2.541	-2.564	-7.072	16.738	-3.319

Allikas: Autori koostatud

Tabelis toodud kaalude abil on võimalik rekonstrueerida kasutatud närvivõrk. Sisendkihi maatriksina on toodud väärtused, millega närvivõrgustiku töös korrutatakse esmalt läbi muutujate väärtustest koostatud maatriks. Peidetud kihi maatriksina on toodud väärtused, mis liidetakse eelmise kihi tulemusele ning mida töödeldakse ülekandefunktsiooniga. Väljundkihi maatriksina on toodud väärtused, millest koostatud maatriksiga eelnevat tulemust korrutades saadakse lõplik väljund.

## 2.5. Eesti tööstusettevõtete pankrottide modelleerimine kasutades grupeeritud mudelite meetodit

Grupeeritud (*ensembled*) meetodis kasutatakse mitut mudelit, mille tulemused hääletamise või mõne muu meetodi alusel agregeeritakse üheks tulemuseks. Käesolevas peatükis on grupeeritud kaks erinevat närvivõrgustikku ja logit mudel. Lõpliku tulemuse otsustamise põhimõtteks on hääletamis põhimõte – arvesse läheb klassifitseerimistulemusena tulemus, mida näitavad kaks mudelit kolmest. Võimalik oleks kasutada ka keerulisemaid selliseks otstarbeks välja töötatud algoritme nagu näiteks AdaBoost, kuid käesoleval juhul neid lisanduva keerukuse tõttu ei kasutata. Kasutatavatest mudelitest esimene on käesolevas töös logit meetodiga koostatud mudel. Teine mudel on käesolevas töös eelnevalt koostatud närvivõrgustik ning kolmas sama võrgustiku väljatöötamise käigus leitud paremusjärjestusest järgmine närvivõrk. Mudelite valik on lähtub asjaolust, et erinevat tüüpi ja erinevate sisenditega mudelid käituvad erinevalt, olles seetõttu ka mitmekesisemad ettevõtete klassifitseerimisel. Valitud mudelite tüübid ja nendes kasutatavad muutujad on ära toodud tabelis 17.

**Tabel 17.** Grupeeritud mudelite tüübid ja nende muutujad

Nr.	Mudeli tüüp	Võrgustiku muutujad
1.	logit	omakapital / varad, käibevara / varad, ln(käive)
2.	närvivõrk	raha / lühiajalised kohustused, kohustused / varad, kasum / varad, jaotamata kasum / varad, raha / varad
3.	närvivõrk	Käibevara / lühiajalised kohustused, omakapital / varad, kohustused / varad, ärikasum / müügitulu, puhaskasum / müügitulu, puhaskasum / varad

Allikas: Autori koostatud

Mudeleid testiti samal valimil ning iga kirje kohta otsustati lõplik klassifitseerimine selle järgi, mida näitasid 2 mudelit kolmest. Individuaalselt olid grupeeritud mudeli koosseisu kuuluvate mudelite klassifitseerimistäpsused vastavalt tabelis 17 toodud järjekorrale 72, 84 ja 76 protsenti pankrotistunud ettevõtete korral ning 88, 85 ja 85 protsenti edukate ettevõtete puhul. Grupeeritud mudelite klassifitseerimistäpsus on toodud tabelis 18. Võrreldes logit meetodi ja parima närvivõrgustikuga üksikuna, on grupeeritud mudelite tegutsevate ettevõtete klassifitseerimistäpsus halvem, kui nii

parimal närvivõrgul kui ka logit mudelil. Pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsus on sama parima närvivõrgustiku täpsusega, kuid parem kui logit mudelil. 2009 – 2010 aastate osas on tulemus sarnane parima võrgustikuga, olles nii pankrotistunud ettevõtete kui ka tegutsevate ettevõtete klassifitseerimisel täpsem nii logit kui ka närvivõrkude mudelist.

**Tabel 18.** Grupeeritud mudelite klassifitseerimistäpsus

2005 – 2008				2009-2010
	1 aasta enne	2 aastat enne	3 aastat enne	1 aasta enne
<b>Pankrotistunud</b>	84%	44%	57%	67%
<b>Tegutsevad</b>	80%	88%	85%	81%

Allikas: Autori koostatud

Kuigi grupeeritud mudelid näitasid osaliselt paremaid tulemusi, kui mudelid üksikuna, jäävad pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimisel tulemused alla parima närvivõrgu klassifitseerimistäpsusele ning tegutsevate ettevõtete klassifitseerimisel logit mudelile. See on seletatav sellega, et parim närvivõrk on juba ise hea täpsusega ning lisanduva kahe vähemtäpsema mudeli tulemus viib üldtäpsust alla. Tulemus on kooskõlas ka Tsai ja Wu (2008) poolt kirjeldatuga, kus parim närvivõrgustik ületas samuti klassifitseerimistäpsuselt grupeeritud mudelite täpsust. Seega ei õigusta vähemalt käesoleval juhul mudelite grupeerimine lisanduvat keerukust.

## 2.6. Meetodite kokkuvõte ja täiustamise võimalused

Stabiilses majanduskeskkonnas on Eesti tööstusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine võimalik hea täpsusega. Pankrottide prognoosimises osutus kolmest töös koostatud mudelist kõige täpsemaks närvivõrkude mudel, mis oli koostatud geneetilise algoritmi abil. Mudel oli parim pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimisel kuni kolm aastat enne pankrotistumist. Pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimisel oli mõnevõrra väiksema täpsusega logit meetodiga koostatud mudel. Tegutsevate ettevõtete määramisel oli seevastu parim just viimane, kuid arvestades, et üldiselt peetakse pankrotistuva ettevõtte valesti klassifitseerimisi kulukamaks kui tegutseva ettevõtte määratlemist pankrotistunuks, peab autor närvivõrkude meetodiga koostatud mudeli

tulemust kaalukamaks. Grupeeritud mudelite meetodi täpsus oli kahe esimese mudeliga samaväärne, kuid selle rakendamine on kõige töömahukam ning lisandunud komplitseeritus ei toonud võrreldes teiste meetoditega kaasa täpsuse kasvu. Kõigi kolme meetodi täpsused ja muutujad, mida koostatud mudelid sisaldasid, on toodud tabelis 19. Täpsus on toodud pankrotistunud ja edukate ettevõtete klassifitseerimistäpsuste keskmisena üks aasta enne pankrotistumist.

**Tabel 19.** Meetodite täpsused ja muutujad

Meetod	Täpsus kontrollvalimil 1 aasta enne pankrotistumist	Muutujad
Logit	Pankrotistunud:72% Tegutsevad:88%	omakapital / varad
		käibevarad / varad
		Ln(käive)
Närivõrk	Pankrotistunud: 84% Tegutsevad:85%	raha / lühiajalised kohustused
		kohustused / varad
		puhaskasum / varad
		jaotamata kasum / varad
		raha / varad
Närivõrkude grupp	Pankrotistunud:84% Tegutsevad:80%	raha / lühiajalised kohustused
		kohustused / varad
		puhaskasum / varad
		jaotamata kasum / varad
		Käibevara / lühiajalised kohustused,
		raha / varad
		omakapital / varad
		ärikasum / müügitulu
puhaskasum / müügitulu		

Allikas: autori koostatud

Võrreldes varasemate uurijate koostatud mudelitega, on käesolevas töös konstrueeritud mudelid samaväärse klassifitseerimistäpsusega. Kuigi kirjanduses leidub ka kuni 100% täpsusega mudeleid, on tulemused sõltuvad vaadeldava sektori eripärast. Näiteks tootmisettevõtete andmete põhjal mudeleid koostanud Zavgreni (1985) klassifitseerimistäpsus jäi 69% piiresse, mis on parimatest mudelitest madalama klassifitseerimistulemusega, kuid võrreldav käesolevas töös logit meetodiga koostatud mudeliga.

Vaadates mudelites esinevaid muutjaid valdkondade kaupa, on kasutust leidnud kõik muutujate valdkonnad. Rakendust ei ole leidnud ainult neli muutujat:

$\frac{\text{käibevara}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ ,  $\frac{\text{müügitulu}}{2 \text{ aasta keskmised varad}}$ , Ln(varad) ja ettevõtte vanus. Muutujate esindatuse poolest on kõik töös koostatud mudelid erinevad. Seega on vaadeldavate tööstusettevõtete pankrotimudelite koostamiseks võimalik kasutada mitut erinevat muutujate komplekti. Kui logit mudel kasutab kapitali struktuuri, likviidsuse ja suuruse valdkonna muutujaid, siis närvivõrgud toetuvad eelnevatele lisaks rentaabluse valdkonna muutujatele. Rentaablust kajastava suhtarvu esinemine mudelis on oodatav, sest ettevõtte, mis oma varade pealt kasumit ei teeni, ei saa olla pikalt jätkusuutlik. Antud näitajate esinemine koos kapitali struktuuri muutujatega annab võimaluse mudelitel hinnata hetke- ja tulevikuvõimekust. Logit mudelis kasutatud omakapitali ja varade suhe on heaks näitajaks ettevõtte kohustuste kohta. Mida suurem on antud näitaja väärtus, seda rohkem opereerib ettevõtte omavahenditest. Madala väärtuse korral on oht, et ettevõtte pole krediidikõlbulik, suurendades kahjumlikkuse korral ettevõtte pankrotistumise tõenäosust. Likviidsust hindavad näitajad on mudelites esindatud mõlema algmuutujate nimekirjas olnud suhtarvuga: raha/varad ja käibevarad/varad. Tegemist on klassikaliste likviidsust iseloomustavate näitajatega, mis on samuti sageli kasutusel leidnud suhtarvud. Grupeeritud mudelis on selle koostisest tingituna kasutusel kõik eelnimetatud muutujata valdkonnad.

Muutujate arvu poolest on mudelid keskmisest väiksemad – logit meetodiga mudelis on kasutusel vaid kolm ning närvivõrkude mudelis viis muutujat. Bellovary *et al.* (2007) uuringu andmetel oli keskmiseks mudelites kasutatud muutujate arvuks kaheksa kuni kümme. Seega on käesoleva töö puhul saavutatud varasemate kirjanduses toodud mudelitega sarnane klassifitseerimistäpsus väiksema muutujate arvuga.

Mudeleid edasi arendades on kindlasti võimalik parandada nii mudelite mõistetavust kui täpsust. Näiteks on närvivõrgustike kohta võimalik koostada inimesele arusaadavaid reeglistikke, mille kaudu on võimalik paremini mõista, mille alusel kujuneb närvivõrgustike tulemus. Pankrotimudelite kontekstis on närvivõrkudest arusaadavamate reeglite koostamist kasutanud näiteks Shin ja Lee (2002). Reeglite koostamine võiks autori arvates aidata kaasa ka pankrotiprotsessi sisu mõistmisele. Täpsust on võimalik parandada tõstes kasutatava valimi kvaliteeti. Võttes arvesse pankrotistunud ettevõtete madalat osakaalu ettevõtete hulgas, on kasutusel erinevaid valimi kaalumise tehnikaid, mida käesolevas töös ei ole rakendatud, kuid mis on täpsust

parandavatena leidnud äramärkimist näiteks närvivõrkude koostamist käsitlevas kirjanduses. Lisaks arvestades võimendusalgortimide ja alternatiivsete meetodite arengut koos arvutustehnika arenguga, oleks autori jaoks väga huvitav kasutada AdaBoost meetodit.

Kindlasti tuleb käesolevas töös koostatud mudeleid teatud perioodi järel vastavalt majanduskeskkonnale uuendada. Seda näitas ka töös koostatud mudelite täpsuse muutumine kriisiperioodi valimil võrreldes algvalimiga. Seega pole hetkel teada, kas antud mudelid on kasutatavad tulevikutingimustes või kui kaua need praegusel kujul võiks olla rakendatavad. Tõenäoliselt ei muutu ajas mitte pankrotistumist näitavad muutujad vaid nende osakaalud mudelis, mistõttu võiks koostatud mudelites kajastatud muutujad olla ka tulevikus kasutatavad Eesti tööstusettevõtete pankrottide prognoosimisel.

## KOKKUVÕTE

Pankrotistunud ettevõtteid on uuritud eelmise sajandi kolmekümnendate aastate algusest. Pankrottide prognoosimine sattus suurema tähelepanu alla aga 1960. aastatel, kui W.H. Beaver (1966) võrdles pankrotistuvaid ja edukaid ettevõtteid üksikute suhtarvude alusel. Pankrotistumiste prognoosimine on oluline teema seetõttu, et teades millised ettevõtted on tõenäoliselt pankrotistumas, oleks võimalik seda teavet kasutada pankrottide vältimiseks või kahjude vähendamiseks. Omades infot tõenäoliselt pankrotistuvate ettevõtete kohta, oleks näiteks kreditoridel võimaik vähendada laenusaaja pankrotistumisest tulenevaid kahjusid. Üldjuhul liigitatakse ettevõtted pankrotimudelite alusel pankrotistuvateks ja tegutsevateks. Sellisel liigitamisel on võimalik teha kahte tüüpi vigu – paigutada pankrotis ettevõtte tegutsevate hulka ning vastupidiselt klassifitseerida tegutsev ettevõtte pankrotistuvate hulka. Arvestades eksimise teoreetilist kahju, peetakse esimest tüüpi vigu enamasti kulukamaks kui teist tüüpi vigu.

Sageli põhinevad pankrotimudelid ettevõtete finantsnäitajatel. See on seletatav selliste näitajate kerge kättesaadavusega. Kui mittefinantsilisi näitajaid võib olla kõigi ettevõtete kohta keeruline koguda, siis finantsandmed on üldjuhul aastaaruannete näol kergemini kättesaadavad. Aastaaruannetest saadava info põhjal üritatakse mudelitega eristada tegutsevad ja pankrotistuvad ettevõtted. Eestis on heaks infoallikaks Äriregister, millele peavad kõik registreeritud ettevõtted esitama finantsinformatsiooni sisaldavad aastaaruanded. Samuti on vastavalt pankrotiseadusele registripidajal informatsioon ettevõtete pankrottidest. Selle info alusel on võimalik kokku panna tegutsevate ja pankrotistunud ettevõtete valim, mida kasutatakse erinevate meetoditega pankrotimudelite koostamisel.

Finantsaruannete põhjal on võimalik koostada väga suur arv erinevaid muutujaid. Milliseid muutujaid täpselt kasutada, on mudeli koostaja otsustada. Sageli on valik



tehtud eelneva kirjanduse põhjal. Vähem on kasutatud statistilisi teste või teisi muutujate hindamise vahendeid. Muutujate valimisel on piiranguks eeldused, mis tulenevad erinevatest mudelite koostamiseks kasutatavatest meetoditest. Eelduste eiramine võib mudeli ennustustäpsust vähendada. Lisaks muutujate valimisele, tuleb tähelepanu pöörata ka ebaõnnestumise definitsioonile, sest erinevad autorid võivad ebaõnnestumise all silmas pidada erinevaid asju. Sageli kasutatakse seadusest tulenevat pankroti definitsiooni, teisi termineid on kasutatud vähe. Käesolevas töös on ebaõnnestumisi käsitletud seaduses defineeritud pankrotina.

Ajalooliselt on populaarseimad mudelite koostamise meetodid on olnud statistilised meetodid, mille tulemuseks on ühe perioodi mudel. Arvutustehnika arenedes on lisandunud mitmeid uuemaid meetodeid, mille rakendamine oli varasemalt raskendatud. 1980. aastateni olid populaarsed diskriminantanalüüsil põhinevad mudelid. 1980. aastast, mil James A. Ohlson kasutas esimesena pankrotimudelite koostamiseks logit meetodit, muutusid populaarseks logit ja probit mudelid, mis annavad tulemuseks pankrotistumise tõenäosuse ja mittepankrotistumise suhte. Probit ja logit mudelite kasutuselevõtt oli võrreldes diskriminantanalüüsiga samm edasi, sest nendel meetodil puuduvad paljud statistilised eeldused, mis on olemas diskriminantanalüüsil. Alates 1990. aastatest on laiemat kasutust leidnud närvivõrkude meetod. Närvivõrk kasutab neuronite ja nende omavaheliste kaalude struktuuri, mis tekitab mittelineaarse sõltuvuse sisend- ja väljundandmete vahel. Meetod on väga paindlik ning sel puuduvad statistilised eeldused. Küll aga nõuab selle rakendamine mõningaid eelteadmisi.

Lisaks mudelite kasutamisele iseseisvana, on võimalik kasutada erinevate mudelite grupeerimist üheks mudeliks. Selline lähenemine võimaldab grupeerida mitu väikese klassifitseerimistäpsusega mudelit üheks suurema täpsusega mudeliks. Pankrotimudelite koostamisel on seda siiski kasutatud suhteliselt vähe. Lisaks ei ole kinnitust leidnud, et selline lähenemine annab alati parema tulemuse.

Käesoleva töö mudelite koostamise aluseks olid Eesti tööstusettevõtted, mis EMTAK klassifikatsiooni alusel kuuluvad C jakku ja mis tegelevad materjalide, ainete või komponentide töötlemisega uueks tooteks. Siia alla kuuluvad nii toidutööstusettevõtted kui ka näiteks masinate ja seadmete komponentide tootmine. Eesti tööstussektorisse

kuulub ligikaudu 5500 ettevõtet, millest suurema osa moodustavad väikesed, 1–9 töötajaga tootmisettevõtted. Aastatel 2005–2008 oli pankrotistuvate ja kustutatud ettevõtete arv langeva trendiga, saavutades aastaks 2007. aastaks taseme 57 ettevõtet aastas. 2008. aastal alanud majanduskriis viis pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete arvu kasvule ning 2008. ja 2009. aastal kasvas pankrotistunud ettevõtete arv kahekordseks – ligi 150 ettevõtte aastas. Kuna kriis avaldas erakorralist mõju ka suhtarvudele, on töös kasutatud Registrite ja Infosüsteemide Keskusest saadud andmeid aastatest 2005 – 2008. Samast allikast pärineb ka pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete nimekiri. Pankrotistunud ettevõtete valikul lähtunud põhimõttest, et pankrotistunud ettevõtete omavaheline tegutsemisaja erinevus võrreldes pankrotistumise aja ja aastaaruannetega ei ületaks kuut kuud. See küll vähendab kasutatavate ettevõtete arvu, kuid ühtlustab ettevõtete omavahelist võrdlusbaasi. Muutujate valimisel on lähtunud peamiselt varasemast kirjandusest. Jälgitud on seda, et muutujate hulka oleks kaasatud näitajaid erinevatest valdkondadest. Kaasatud on näitajaid nii rentaabluse, maksevõime, kapitali struktuuri kui ka ettevõtte suurust iseloomustavatest valdkondadest. Logit meetodiga mudelit koostades osutus parimaks mudel, mis oli kujul:

$$Y = -0,920 - 1,815 \times \frac{\text{omakapital}}{\text{varad}} + 0,869 \times \frac{\text{käibevara}}{\text{varad}} + 0,046 \times \ln(\text{käive})$$

Vastava mudeli klassifitseerimistäpsus 72 protsenti pankrotistunud ettevõtete ja 88 protsenti edukate ettevõtete puhul. Kaks ja kolm aastat enne pankrotistumist oli mudeli pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsus esialgsest madalam, vastavalt 48 protsenti kaks aastat ja 48 protsenti kolm aastat enne pankrotistumist. Edukate ettevõtete klassifitseerimistäpsus jäi erinevate aastate lõikes esialgsega võrreldavale tasemele. Mudelit testiti ka 2009. – 2011. aastate andmetel, mille puhul oli klassifitseerimistäpsus 58 ja 87 protsenti.

Närvivõrgustiku baasil koostatud mudel sisaldas viit muutujat:  $\frac{\text{raha}}{\text{lühiajalised kohustused}}$ ,  $\frac{\text{kohustused}}{\text{varad}}$ ,  $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{varad}}$ ,  $\frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}}$  ja  $\frac{\text{raha}}{\text{varad}}$ . Võrgustik koostati geneetilise algoritmiga, mille abil valiti võrgustikku erinevad suhtarvud. Võrgustiku klassifitseerimistäpsus pankrotistunud ettevõtete puhul oli 84 protsenti ja edukate ettevõtete puhul 85 protsenti, kontrollvalimil oli tulemus kehvem. 2 ja 3 aastat enne

pankrotistumist võetud andmete peal kalkuleeritud ettevõtete klassifitseerimistäpsus oli pankrotistunute puhul vastavalt 57 ja 62 protsenti. Edukate klassifitseerimistäpsus oli võrreldav lühema perioodi klassifitseerimistäpsusega – 84 ja 83 protsenti. 2009. – 2010. aasta valimis klassifitseeris antud võrgustik õigesti 65 protsenti pankrotistunutest ja 77 protsenti tegutsevatest ettevõtetest.

Grupeeritud meetodi rakendamisel koostati varem konstrueeritud logit mudelist ja kahest geneetilise algoritmi poolt leitud närvivõrgust grupp, mille tulemused võeti arvesse hääletuspõhimõttel. Selline meetod toimis parimast närvivõrgust ebatäpsemalt, saavutades kontrollvalimil pankrotistunute klassifitseerimistäpsuseks 84 protsenti ja edukate puhul 80 protsenti. 2 ja 3 aastat enne pankrotistumist olid täpsused vastavalt 44 ja 57 protsenti pankrotistunute ja 88 ning 85 protsenti tegutsevate puhul. 2009. – 2010. aasta valimi vastavad näitajad olid 67 protsenti pankrotistunute ja 81 protsenti tegutsevate puhul.

Kokkuvõtteks võib öelda, et kõik kolm mudelit on võrreldava klassifitseerimistäpsusega, kuid suurim täpsus saavutati närvivõrkude meetodiga. Mõnevõrra kehvemad tulemust näitas logit analüüsiga tehtud mudel. Koostatud mudelid sisaldasid erinevaid muutujaid, mis näitab seda, et pankrotistumiste prognoosimisel võivad sobilikuks osutada mitu komplekti muutujaid. Käesoleva töö mudelites on esindatud nii maksevõime, kapitali struktuuri, rentaabluse, likviidsuse kui ka suuruse valdkonna muutujad, kasutust ei ole leidnud ettevõtte vanus. Kindlasti tuleb töös toodud mudelite puhul arvestada seda, et neid tuleb vastavalt majanduskeskkonna muutustele uuendada. Seda näitas ka töös koostatud mudelite täpsuse muutumine kriisiperioodi valimil võrreldes algvalimiga. Hetkel pole teada kui kaua toodud mudelid võiksid olla praegusel kujul rakendatavad.

Käesolev magistr töö aitab kaasa pankrottide prognoosimise valdkonna uurimisele Eestis, kuid omab ka mitmeid täiendusvõimalusi. Ühe variandina näeb autor närvivõrkude alusel reeglite koostamist ning erinevate valimi kvaliteeti parandavate meetodite kasutamist. Esimene võimalus aitaks aru saada, kuidas närvivõrk vastavale tulemusele jõuab, teine aga võimaldaks tõenäoliselt parandada mudelite täpsust.

## VIIDATUD ALLIKAD

1. **Altman, E. I.** Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Of Corporate Bankruptcy. – Journal of Finance, 1968, Vol. 23, No. 4, pp. 589–609.
2. **Altman, E., Narayanan, P.** An International Survey of Business Failure. – Financial Markets, Institutions & Instruments, 1997, Vol. 6, No 2, pp. 1–57.
3. **Altman, E. I., Haldeman R. G., Narayanan, P.** Zeta Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. – Journal of Banking and Finance, 1977, Vol. 1, No. 1, pp. 29–54.
4. **Argenti, J.** Corporate collapse: The causes and symptoms. London: McGraw-Hill, 1976, 193 p.
5. **Balcaen, S., Ooghe, H.** Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods? Vlerick Leuven Gent Management School Working Papers, 2004, pp. 1-33. [<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.135.456&rep=rep1&type=pdf>] 15.05.2013
6. **Balcaen, S., Ooghe, H.** 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. – The British Accounting Review, 2006, Vol. 38, No. 1, pp. 63–93.
7. **Barniv, R., Agarwal, A., Leach, R.** Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three-state classification using neural networks. – Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 1977, Vol. 6, No. 3, pp. 177–194.
8. **Beaver, W. H.** Financial Ratios as Predictors of Failure. – Journal of Accounting Research, 1966, Vol. 4, pp. 71–111.
9. **Bellovary, J., Giacomino E., Akers, M.** A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. – Journal of Financial Education, 2007, Vol. 33, pp. 1–42.

10. **Campbell, J. Y., Hilscher J., Szilagyi J.** In search of distress risk. – The Journal of Finance, 2008, Vol. 63, No. 6, pp. 2899–2939.
11. **Cochran, A. B.,** Small business mortality rates: A review of the literature. – Journal of Small Business Management, 1981, Vol. 19, No. 4, pp. 50–59.
12. **Crutzen, N.** Essays on the Prevention of Small Business Failure: Taxonomy and Validation of Five Explanatory Business Failure Patterns (EBFPs). – Doctoral dissertation, University of Namur, Belgium, 2009, 236 p.
13. **Dimitras, A.I., Zanakis S.H., Zopounidis C.** A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. – European Journal of Operational Research, 1996, Vol. 90, No. 3, pp. 487–513.
14. **Freund, Y., Schapire, R. E.,** A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. – Journal of Computer and System Sciences, 1997. Vol. 55, No. 1, pp. 119–139.
15. **Freund, Y., Schapire, R. E.,** A Short Introduction to Boosting (In Japanese, translation by Naoki Abe.). – Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence, 1999, Vol. 14, No. 5, pp. 771–780.
16. **Goudie, A., Meeks. G.** The exchange rate and company failure in a macro-micro model of the UK company sector. – Economic Journal, 1991, Vol. 101, No. 406, pp. 444–457.
17. **Gupta, M. C., Huefner, R. J.,** A cluster analysis study of financial ratios and industry characteristics. – Journal of Accounting Research, 1972, Vol. 10. No.1, pp. 77–95.
18. **Grice J. S., Dugan M. T.,** The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researcher. – Review of Quantitative Finance and Accounting, 2001, Vol. 17, No. 2, pp. 151–166.
19. **Hand D.J.** Marginal classifier improvement and reality. – Paper presented at Symposium on Data Mining, Ghent University (Belgium), 2004, 50 p.  
[<http://www.cvstat.ugent.be/symposia/DataMining/SlidesDHand.pdf>]  
15.03.2013
20. **Hassan, R., Cohanin B., de Weck O.,** A Comparison of particle swarm optimization and the genetic algorithm. – Proceedings of the 1st AIAA multidisciplinary design optimization specialist conference, 2005, 13 p.

[[http://www.mit.edu/~deweck/PDF\\_archive/3%20Refereed%20Conference/3\\_50\\_AIAA-2005-1897.pdf](http://www.mit.edu/~deweck/PDF_archive/3%20Refereed%20Conference/3_50_AIAA-2005-1897.pdf)] 23.04.2013

21. **Huang G-B, Zhu Q-Y, Siew C-K.** Extreme learning machine: theory and applications. – *Neurocomputing*, 2006, Vol 70, pp.489–501
22. **Huang, G. B., Zhou, H., Ding, X., Zhang, R.** Extreme Learning Machine for Regression and Multi-Class Classification, – *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions*, 2012, Vol. 42, No 2, pp. 513–529.
23. **Jardin, P.** Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? – *Bankers, Markets & Investors*, 2009, Vol. 98, pp. 39–46.
24. **Jiang, Y.** Bankruptcy prediction – A nonparametric approach. – Master's dissertation, Carleton University, 1993, 336 p.
25. **Kim, H., Gu, Z.** Predicting restaurant bankruptcy: a logit model in comparison with a discriminant model. – *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 2006, Vol. 30, No. 4, pp. 474–493.
26. **Künnapas, I.** Eesti tööstusettevõtete pankrotimudeli koostamine finantssuhtarvude ja diskriminantanalüüsi abil. TÜ ärianduse ja investeringute õppetool, 1998, 51 lk. (bakalaureusetöö)
27. **Lachenbruch P. A., Goldstein M.,** Discriminant Analysis. – *Perspectives in Biometry*, 1979, Vol. 35, No. 1, pp. 69–85.
28. **Laitinen, E.** Financial Ratios and Different Failure Processes. – *Journal of Business Finance & Accounting*, 1991, Vol. 18, No. 5, pp. 649–673.
29. **Laitinen, T., Kankaanpää M.** Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. – *European Accounting Review*, 1999, Vol. 8, No. 1, pp. 67–92.
30. **Lukason, O.** Eesti energiaettevõtete pankrotimudel. TÜ ärianduse ja investeringute õppetool. 2004, 62lk. (bakalaureusetöö).
31. **Lukason, O.** Pankrotistumiste modelleerimine Eesti kaubandusettevõtete näitel. TÜ ärianduse ja investeringute õppetool, 2006, 79 lk. (magistritöö)
32. **Mensah, Y., M.** An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. – *Journal of Accounting Research*, 1984, Vol. 22, No. 1, pp. 380–395.

33. **Morgan J. A., Tatar J. F.** Calculation of the Residual Sum of Squares for all Possible Regressions. – *Technometrics*, 1972, Vol. 14, No.2, pp. 317–325.
34. **Mossman, Ch. E., Bell, G. G., Swartz, L. M., Turtle, H.,** An empirical comparison of bankruptcy models. – *Financial Review*, 1998, Vol. 33, No. 2, pp. 35–54.
35. **Neter, J.** Discussion of Financial Ratios As Predictors of Failure. – *Journal of Accounting Research*, 1966, Vol. 4, pp. 112–118.
36. **Neves J. C., Vieira A.,** Improving Bankruptcy Prediction with Hidden Layer Learning Vector Quantization. – *European Accounting Review*, 2006, Vol. 15, No. 2, pp. 253–271.
37. **O’Leary D. E.,** Using Neural Networks to Predict Corporate Failure. – *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 1998, Vol. 7, No. 3, pp. 187–197.
38. **Odom M., Sharda R.,** A neural network model for bankruptcy prediction. – *Proceedings of the Second IEEE International Joint Conference on Neural Networks in San Diego*, 1990, Vol. 2, pp. 163–168.
39. **Ohlson, J.** Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. – *Journal of Accounting Research*, 1980, Vol. 18, No. 1, 109–131.
40. **Ooghe, H., De Prijcker, S.** Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. – *Management Decision*, 2007, Vol. 46, No. 2, pp. 223–242.
41. Pankrotiseadus. [<https://www.riigiteataja.ee/akt/751863>]. 23.03.2013
42. **Peck, C. C, Dhawan A., P.,** Genetic Algorithm Based Input Selection for a Neural Network Function Approximator with Applications SSME Health Monitoring. – Paper presented at IEEE International Conference on Neural Networks in San Francisco, 1993, pp. 1115–1122.
43. **Reisz, A. S., Perlich C.,** A market-based framework for bankruptcy prediction. – *Journal of Financial Stability*, 2007, Vol. 3, No. 2, pp. 85–131.
44. **Sharma S., Mahajan V.** Early Warning Indicators of Business Failure. – *Journal of Marketing*, 1980, Vol. 44, No. 4, pp. 80–89.

45. **Shin K., Lee J.**, A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. – Expert Systems with Applications, 2002, Vol. 23, No. 3, pp. 321–328.
46. **Shin S. W., Kilic S., B.** Using PCA-Based Neural Network Committee Model for Early Warning of Bank Failure. – Advances in Natural Computation, 2006 Vol. 4221, pp. 289–292.
47. **Shin, K., Hong S.** GA-based Input Selection Approach for Neural Networks Modeling: Application to Bankruptcy Prediction. – Ewha Womans University, College of Business Administration, 2000, 10 p.
48. **Shumway T.** Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. – The Journal of Business, 2001, Vol. 74, No. 1, pp. 101–124.
49. Statistikaameti pressiteade, I kvartalis majanduslanguse aeglustumine jätkus [<http://www.stat.ee/37781>] 12.04.2013
50. Tööstusettevõtete majandustegevus jooksevhindades. Statistikaamet 2013 [[http://pub.stat.ee/px-web.2001/Dialog/varval.asp?ma=TO001&ti=T%D6%D6STUSTOODANG+JOOKSEVHINDADES+TEGEVUSALA+%28EMTAK+2008%29+J%C4RGI&path=../Database/Majandus/24Toostus/02Toostuse\\_majandusnaitajad/02Aastastatistika/&lang=2](http://pub.stat.ee/px-web.2001/Dialog/varval.asp?ma=TO001&ti=T%D6%D6STUSTOODANG+JOOKSEVHINDADES+TEGEVUSALA+%28EMTAK+2008%29+J%C4RGI&path=../Database/Majandus/24Toostus/02Toostuse_majandusnaitajad/02Aastastatistika/&lang=2)] 10.04.2013.
51. Tootlikkus hõivatu kohta 2013. [<http://valitsus.ee/et/valitsus/tegevusprogramm/konkurentsivoimeline-majanduskeskkond/tootlikkus-hoivatu-kohta>] 15.04.2013
52. **Tsai C. W., Wu J.** Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring. – Expert Systems with Applications, 2008, Vol. 34, No. 4, pp. 2639–2649.
53. **Tucker, J.**, Neural networks versus logistic regression in financial modelling: a methodological comparison. – Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing, Nagoya University, pp. 19–30.
54. Vabariigi valitsuse valdkonna eesmärkidega seotud ülevaated. Eksport 2013. a jaanuaris [<http://valitsus.ee/et/valitsus/tegevusprogramm/konkurentsivoimeline-majanduskeskkond/Valdkonna-eesmarkidega-seotud-ylevaated--konkurents/12032013-Eksport-2013-a-jaanuaris>] 12.04.2013



55. **Vaino, M.** Eesti jae- ja hulgikaubandusettevõtete pankrotimudeli koostamine finantssuhtarvude ja diskriminantanalüüsi abil. TÜ äriahanduse ja investeringute õppetool, 1999, 73 lk. (bakalaureusetöö)
56. **Vinterbo S., Ohno-Machado L.** A genetic algorithm to select variables in logistic regression: example in the domain of myocardial infarction. – Proceedings of AMIA Symposium, 1999, pp. 984–988.
57. **Weitzel W., Jonsson E.** Decline in Organizations: A Literature Integration and Extension. – Administrative Science Quarterly, 1989, Vol. 34, No. 1, pp. 91–109.
58. **Whetten, D.** Organizational Decline: A Neglected Topic in Organizational Science. – The Academy of Management Review, 1980, Vol. 5, No. 4, pp. 577–588.
59. **Wu C., Tzeng G., Good Y, Fang W.** A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. – Expert Systems with Applications, 2007, Vol. 32, No. 2, pp. 397–408.
60. **Zavgren, C.** Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. – Journal of Business Finance & Accounting, 1985, Vol 12. No. 1, pp. 19–45.
61. **Zhang G., Hu M. Y., Patuwo E. B., Indro D. C.** Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. – European journal of operational research, 1999, Vol. 116, No. 1, pp. 16–32.
62. **Zmijewski M. E.** Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. – Journal of Accounting Research, 1984, Vol. 22, pp. 59-82.
63. Äriseadustik. [<https://www.riigiteataja.ee/akt/693458>]. 13.04.2013.

# SUMMARY

## BANKRUPTCY MODELLING ON THE EXAMPLE OF ESTONIAN INDUSTRIAL FIRMS

Martin Grünberg

Bankruptcy prediction modeling consists of composing models which enable classification of firms into two categories – operating and failing. This domain became into spotlight in late 1960ies when William H. Beaver published an article „Financial Ratios as Predictors of Failure“, followed by an article called „Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy“ by Edward I. Altman. These works became a base for many bankruptcy modeling researchers for the next 50 years, rising the number of methods which are usable for bankruptcy prediction by a great deal.

The bankruptcy modeling is not a widespread research topic in Estonia. However it is still relevant as accurate models would help to identify probably failing companies which would make possible to avoid bankruptcies or mitigate damages. Some examples of the bankruptcies which have received wider media coverage in Estonia in recent years would be the bankruptcies of AS Luterma and Kreenholmi Valduse AS. The previous works in Estonia have mainly used classic cross sectional statistical methods like discriminant analysis and logistic regression to model bankruptcies. Newer methods like the ones using neural networks have been used less.

The objectives of the author in the current thesis have been to model bankruptcies of Estonian industrial firms using several different methodologies and to compare and summarize results. The methods that were used are logit-analysis, neural networks and grouped models. Neural network is a method that has found widespread coverage since the 1990-ies. The author has no knowledge that neural networks would have been used in previous works done to predict bankruptcies in Estonia. This has been one of the motivations using it in the current thesis. In order to reach the objectives of the thesis, following research tasks have been formulated:

- to provide an overview and analysis of methods, models and overviews used in the domain of bankruptcy prediction,
- to process and transform the data from Estonian industrial sector and compare results from best models composed with the mentioned methods.

The first part of this thesis covers the background and essence of the methods used to compose bankruptcy prediction models, including pre-conditions, advantages and disadvantages of different methods, definition of bankruptcy and selection of variables. This part is based on previous, mainly English, researches and overviews. The second chapter is based on Estonian industrial sector, giving overview of its dynamics and the process of composing bankruptcy prediction models based on the sector data using three different methods.

Bankruptcy prediction models are based on classification. It is possible to compose rules for classifying objects of unknown class and known descriptors based on known objects and their descriptors. It is possible to make two types of errors in this classification. First it is possible to wrongly classify bankrupt companies as successful, the second is the opposite – classifying successful companies as bankrupt. The first type of error is generally considered to be more expensive than the latter.

The most common source for bankruptcy models is financial ratios. This is explainable by the availability. Financial ratios can be composed from annual reports. Some researchers have used market data for composing models but this approach has an assumption of company being listed. Annual reports on the other hand are available for both unlisted and listed companies. In Estonian context the Centre of Registries and Information Systems registry is a good source for information as the companies are obliged by law to present annual reports. The registry also contains information on bankruptcies which combined with annual reports data is an almost full dataset for composing bankruptcy models.

A common issue in composing the bankruptcy prediction models is the selection of variables. There is no publicly accepted theory about this. Most of the research done in this field uses previous literature to choose variables. However several other options are available such as statistical tests. One of the less used methods is using genetic

algorithms to compose a best variable set. However some methods have constraints and assumptions to follow in order for the model to be accurate. Also a common issue has been the definition of failure and in different works this can be defined different. The most often definition is from law although some other definitions have been used. Some of them are financial distress, insolvency, inability to service a loan and capital reorganization. In the current thesis failure has been defined based on law.

The first methods used were statistical methods like discriminant analysis or logistic regression. However advances in computer technology have introduced several new methods of which neural networks has had the most usage. The discriminant analysis was first used by E. I. Altman in 1968. Unfortunately it has several restrictions. The method assumes multivariate normality and homoscedascity of covariance matrices. In 1980 J. A. Ohlson was the first to use logit analysis. The logit analysis is free of the most assumptions that discriminant analysis has. However the logit analysis is sensitive to variable collinearity. 1990 Odom and Sharda were first to use neural networks for bankruptcy prediction. Neural networks are free from the restrictions that the classic statistical methods have. This method mimics the work of a brain, consisting of several neurons and their interconnections. However the neural networks are also without perils as several parameters need to be selected arbitrarily. Additionally to single models there is a method of grouping models which is gaining ground in many classification tasks. The grouping enables to aggregate results from several weakly predicting models into one more accurately predicting model. However in bankruptcy prediction context the latter has seen rather low usage.

The models described in the current thesis were based on Estonian industrial sector, defined by the C part of EMTAK classification. The sector consists of about 5500 companies of which most are small, having the number of employees between 1 and 9. The trend of bankruptcies was falling between 2005 and 2008. By the year 2007 the number of bankruptcies was 57. The crisis which began in 2008 raised the number of deleted and bankrupt companies to almost 150. The crisis years were excluded from the models as the crisis had extraordinary effect on the financial results. The data used for the models has followed a 6 month principle – the time difference between last annual report and bankruptcy should not exceed six months. The first selection of the variables

was done based on previous literature. Also the selection was done so that different areas such as profitability, solvency, capital structure and size were covered. In total 14 variables were selected. The composed logit model was as follows:

$$Y = -0,920 - 1,815 \times \frac{\text{equity}}{\text{total assets}} - +0,869 \times \frac{\text{liquid assets}}{\text{total assets}} + 0,046 \times \ln(\text{turnover})$$

On a test dataset the model predicted successfully 72 percent of bankrupt companies and 88 percent of the successful ones. The model performed worse on data 2 and 3 years prior the bankruptcy, 44 percent and 48 percent of the bankrupt companies accordingly. The classification accuracy of successful companies was comparable to the original result. The model was also used on 2009 and 2010 data on which the accuracy was 58 percent for failed and 87 for successful companies.

The model using neural network included five ratios –cash to current liabilities ratio, liabilities to total assets, net income to total assets, retained profits to total assets and cash to total asset ratios. The network was constructed using genetic algorithm which was used to select the 5 mentioned variables from original 14. The models classification accuracy for bankrupt companies was 84 percent and for 85 for the successful ones. The results taken on dataset from 2 and 3 years prior to bankruptcy were 57 and 62 percent for the failure companies. The classification accuracy of successful companies was comparable to the initial result. For the companies from 2009 – 2010 periods the model classified 65 percent of bankrupt companies and 77 percent of the successful ones.

The final method using grouping consisted of the earlier created logit model and 2 neural networks constructed in previous part. The result was decided on majority vote. This method performed somewhat worse than the other methods: 84 percent for the bankrupt companies and 80 for the successful ones. The results taken on dataset from 2 and 3 years prior to bankruptcy were 44 and 57 percent for the bankrupt companies, for the successful companies the result was 88 and 88 percent accordingly. For the companies from 2009 – 2010 periods the model classified 58 percent of bankrupt companies and 87 percent of the successful ones.

All the composed models had similar classification results but the neural network had some advantage. The grouped model did not show a better result and the logit model

produced a lower result but also by a small margin. Ratio wise the models were very different. This indicates that there may be several sets of ratios that give good results..

The thesis contains some ideas for improvement, mainly from the field of new emerging classification improvement methods and the author would be interested in applying them. The thesis has shown usability of some novel techniques and fills a void in Estonian bankruptcy prediction research on some methods.

**Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks**

Mina

Martin Grünberg

sünnikuupäev: 21.04.1983

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose

Pankroti prognoosimise mudeli koostamine Eesti Tööstussektori ettevõtete näitel,

mille juhendaja on

Oliver Lukason

1.1.reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;

1.2.üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.

2. olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

3. kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Tartus \_\_\_\_\_ (kuupäev)