

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Rahanduse ja majandusteooria instituut  
Rahanduse ja panganduse õppetool

Hanna Holdt

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

Bakalaureuse töö

Juhendaja: lektor Kalle Ahi

Tallinn 2014

Olen koostanud töö iseseisvalt.

Töö koostamisel kasutatud kõikidele teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele on viidatud.

Hanna Holdt .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 112940

Üliõpilase e-posti aadress: hanna.holdt@gmail.com

Juhendaja lektor Kalle Ahi:

Töö vastab bakalaureusetööle esitatud nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(ametikoht, nimi, allkiri, kuupäev)

## SISUKORD

ABSTRAKT .....	3
SISSEJUHATUS .....	4
1. ETTEVÖTTE PANKROTISTUMISE MODELLEERIMISE TEOREETILISED ALUSED .....	7
1.1. Pankroti olemus ja põhjused.....	7
1.2. Pankroti prognoosimine ja kasutatavad meetodid .....	11
1.2.1. Suhtarvude analüüs.....	12
1.2.2. Logit analüüs .....	14
1.2.3. Diskriminantanalüüs.....	17
2. EESTI EHITUSETTEVÖTETE PANKROTIMUDELI KOOSTAMINE.....	21
2.1. Ehitussektori ülevaade ja arengutrendid.....	21
2.2. Modelleerimiseks kasutatud andmed ja muutujad.....	26
2.3. Pankrottide modelleerimine suhtarvude analüüsi kasutades .....	31
2.4. Pankrottide modelleerimine logit analüüsi kasutades .....	32
2.5. Pankrottide modelleerimine diskriminantanalüüsi kasutades .....	37
2.6. Meetodite kokkuvõtte ning analüüsi täiustamise ja edasiarendamise võimalused.....	39
KOKKUVÕTE .....	41
SUMMARY .....	44
VIIDATUD ALLIKAD.....	47
LISAD .....	50
Lisa 1. Aritmeetilise keskmise ja standardhälbe erinevused pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete lõikes aastatel 2005-2013.....	50
Lisa 2. Muutujaga X6 konstrueeritud ROC kõver.....	51
Lisa 3. Logit 1 mudeli koefitsiendid, standarviga ning olulisustõenäosus.....	52
Lisa 4. Logit 2 mudeli koefitsiendid, standarviga ning olulisustõenäosus.....	53

## ABSTRAKT

Antud bakalaureusetöö eesmärgiks on koostada pankroti prognoosimise mudel Eesti ehitussektori ettevõtete näitel. Autor avab pankroti ja sellega seonduvate mõistete olemuse, toob välja peamised pankrotistumise põhjused, analüüsib erinevate meetodite tulemuslikkust ja kasutust pankroti prognoosimiseks läbi ajaloo, ehitussektori olemust, eripära ja arengut. Autor koostab pankroti prognoosimise mudeli Eesti ehitussektori andmete põhjal suhtarvude analüüsi, logit-mudelit ja diskriminantanalüüsi kasutades, võrdleb saadud tulemusi ja toob välja analüüsi täiustamise ja edasiarendamise võimalused.

Bakalaureusetööst järeldub, et kõige paremini suudab pankrotte prognoosida logit mudel 1 muutujatega  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulu}{Varad}$  (X10), mis prognoosis õigesti 98,1% valimil ning 82% kontrollvalimil. Teine logit mudel muutujatega  $\frac{Puhas käibekapital}{Varad}$  (X7),  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulud}{Käibevarad}$  (X11) prognoosis korrektselt 99,4% valimil ning 77% kontrollvalimil.

Diskriminantanalüüsi kasutades osutus aga täpsemaks mudel muutujatega  $\frac{Puhas käibekapital}{Varad}$  (X7),  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulud}{Käibevarad}$  (X11), mille prognoosimise tulemus oli 98,4% valimil ning 89,6% kontrollvalimil. Teine diskriminant mudel muutujatega  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulu}{Varad}$  (X10) prognoosis õigesti 95,8% valimil ja kontrollvalimil 89,3% . Mudelis olevad muutujad ei korreleeru omavahel ning on statistiliselt olulised.

Võtmesõnad: Pankrot, pankroti põhjused, pankroti prognoosimine, logit-mudel, ROC kõverad, suhtarvude analüüs, diskriminantanalüüs, ehitussektor

## SISSEJUHATUS

Pankroti prognoosimise vajalikkust on nähtud juba eelmise sajandi alguses ning tegelikult juured ulatuvad ajaloos veelgi kaugemale. 1968. aasta Altmani teedrajavast tööst on alguse saanud mitmed erinevad uuringud ja mudeleid, ennustamaks ettevõtete ebaõnnestumisi. Ka viimastel aastatel pööratakse aina rohkem tähelepanu ettevõtete jätkusuutlikkusele erinevates valdkondades, mis on tingitud läbielatud ülemaailmsest majanduskriisist ja nendega kaasnevatest ettevõtete arvukast pankrotistumisest. Lähimineviku rekordpankrotistumiste arv küündis Statistikaameti järgi hiljutise majanduslanguse ajal Eestis 2009. aastal 105 äriühingu maksejõuetuseni, olles esirinnas Euroopa Liidu liikmesriikide võrdluses. Suurima pankrotiohuga sektoriteks on majutuse ja toitlustuse kõrval ehitus, kus pankrotistus iga 70. ettevõtte.

Ehitussektori dünaamika on oluliselt mõjutatud majandusolukorrast ning selle suundadest. Majandusolukorra paranemisel suureneb ka ehitussektori osatähtsus majanduses. Statistikaamet on välja toonud, et buumiaastatel tõusis ehitussektoris hõivatute arv Eestis 50 000 inimeselt 2005. aastal 82 600 inimesele, moodustades tippajal ligikaudu 13% kogutööhõivest. Majandusolukorra halvenemisel suureneb ettevõtete pankrotistumiste arv, mis omakorda mõjutab negatiivselt nii tööjõuturgu, tarbijaid kui ka avaliku ja erasektori võlausaldajaid. Hiljutine majanduskriis aga tõi Eestis kaasa kõige rohkem pankrotistumisi samuti ehitussektoris.

Ühtlasi ei ole teema olulisus kadunud ka tänapäeval, kuna nii ettevõtte sisestele kui välistele infotarbijatele, nagu näiteks krediidiasutused, investorid ja teised seotud ettevõtted, oleksid pankroti prognoosimise mudelid äärmiselt väärtuslikud riskide hindamise vahendid, kuna see võimaldaks ettevõtete käekäigust sõltuvatel osapooltel loodetavasti vältida suuri kulutusi, mis pankrot endaga kaasa tuua võib. Peale selle on ehitusettevõtetega seotud palju erinevaid valdkondi. Samuti on oluline ettevõtte juhtkonnale ning omanikele jälgida ettevõtte käekäiku ja trende. Pankroti prognoosimise mudeli olemasolul on võimalik avastada ohumärke juba varakult, et ettevõtte edukaks juhtimiseks vajalikke otsuseid vastu võtta.

Käesoleva bakalaureusetöö eesmärk on Eesti ehitussektori ettevõtete pankrotistumiste modelleerimine erinevaid meetodeid kasutades ning modelleerimisprotsessi tulemuste kontrollimine, tõlgendamine ja hindamine. Kuna ettevõtte ebaõnnestumise mõiste on lai ja hõlmab endas erinevaid alaliike, keskendutakse antud bakalaureusetöös just pankrotile. Käesolev töö on piiritletud Eesti ehitussektori ettevõtete pankrotistumise prognoosimisega suhtarvude analüüsi, diskriminantanalüüsi ja logit-mudelit kasutades. Valiku tegemisel said otsustavateks teguriteks nimetatud meetodite populaarsus, varasem ennustustäpsus ning ka andmete kättesaadavus. Bakalaureuse töö eesmärgi saavutamiseks on autor püstitanud järgnevad uurimisülesanded:

- Avada pankroti ja sellega seonduvad mõisted ning kirjeldada ettevõtete ebaõnnestumise põhjuseid;
- Anda ülevaade kirjanduses kasutatud pankroti prognoosimise meetodikatest;
- Anda ülevaade Eesti ehitussektorist ja selle eripärast;
- Töödelda Eesti ehitussektori andmestik ning arvutada pankroti prognoosimise meetodite jaoks vajalikud suhtarvud;
- Rakendada erinevaid meetodeid Eesti ehitusettevõtete pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks;
- Hinnata kasutatud mudelite tulemusi ja täpsust ning sobivust Eesti ehitussektori ettevõtete pankrottide prognoosimiseks.

Käesolev bakalaureusetöö koosneb kahest osast. Töö esimene peatükk tutvustab erinevate autorite poolt välja pakutud pankrotistumise definitsioone ning pankrotistumise üldraamistikku, sealhulgas pankroti olemuse erinevusi võrreldes teiste juhtumitega ettevõtte ebaõnnestumise protsessis. Seejärel toob autor välja pankrotistumise protsessi etapid ja tagajärjed ning tutvustab erinevaid ettevõtte ebaõnnestumise ja pankrotistumise põhjuseid. Edasi antakse ülevaade läbi ajaloo pankrotistumise või ettevõtte ebaõnnestumise prognoosimiseks kasutatud meetoditest ning tutvustab lähemalt neist enimlevinuid mudeleid.

Töö teises ehk empiirilises osas kirjeldab autor Eesti ehitussektori eripära, toob välja seda iseloomustavad näitajad ning vaatlleb trende. Edasi selgitatakse mudeli koostamiseks vajalike muutujate töötlemis - ja valikuprotsessi, tuues välja ka muutujate kirjeldava statistika koos oluliste märkustega. Lisaks käsitleb autor mudeli koostamise protsessi kasutades suhtarvude, logit – ja diskriminantanalüüsi meetodeid EMTAK klassifikaatori F-jaotusesse

kuuluvate Eesti ehitussektori ettevõtete näitel. Samuti hinnatakse mudelite tulemusi ja täpsust kontrollvalimi peal ning tuuakse välja saadud tulemused.

Bakalaureusetöös kasutab autor pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks kvantitatiivseid andmeid, mis on 02.05.2014 seisuga Registrate ja Infosüsteemide Keskuse poolt spetsiaalselt antud bakalaureusetöö läbiviimiseks väljastatud. Käesoleva töö empiiriline osa tugineb EMTAK klassifikaatori alusel F-jaotusesse kuuluvatel Eesti ehitussektori 2013. aasta seisuga jätkavatel ja 2011-2014. aastatel pankrotistunud ettevõtete 2005-2013. aasta majandusaasta aruannetel, mille põhjal on tehtud mahukad autori teisendused ja arvutused. Kontrollvalimi andmed pärinevad andmebaasist Amadeus ning põhinevad mudelite reaalse kasutamise hindamiseks teiste Balti riikide aktiivsete ja pankrotistunud ehitussektori ettevõtete aastaaruannetel samamoodi aastatest 2005-2013. Andmetöötlemiseks on peamiselt kasutatud programme Excel ja SPSS, kuid ka Eviews'i. Teoreetilise osa aluseks on suuremas osas inglisekeelne akadeemiline kirjandus. Kasutatud on palju alustpanevoid teadusartikleid autoritelt nagu näiteks Altman, Beaver, Ooghe, Ohlson jt. Eestikeelse kirjanduse vähene kasutamine on tingitud vastava teema kohta allikate puudumisest, kuid siiski on käesolevas töös viidatud Tartu Ülikoolis tehtud lõputöödele nii bakalaureuse kui ka magistriastmes.

Bakalaureusetöö maht on 49 lehekülge tiitellehest kuni lisadeni, sh 11 valemit, 9 joonist ja 13 tabelit. Viidatud allikate nimekirjas on 35 allikat.

# 1. ETTEVÕTTE PANKROTISTUMISE MODELLEERIMISE TEOREETILISED ALUSED

## 1.1. Pankroti olemus ja põhjused

Pankrotiseaduse paragrahv 1 järgi on pankrot defineeritud kui võlgniku kohtuotsusega väljakuulutatud maksejõuetus. See sätestab, et võlgnik on maksejõuetu, kui ta ei suuda rahuldada võlausaldaja nõudeid ja see suutmatus ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Juriidilisest isikust võlgnik on maksejõuetu ka siis, kui võlgniku vara ei kata tema kohustusi ja selline seisund ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine.

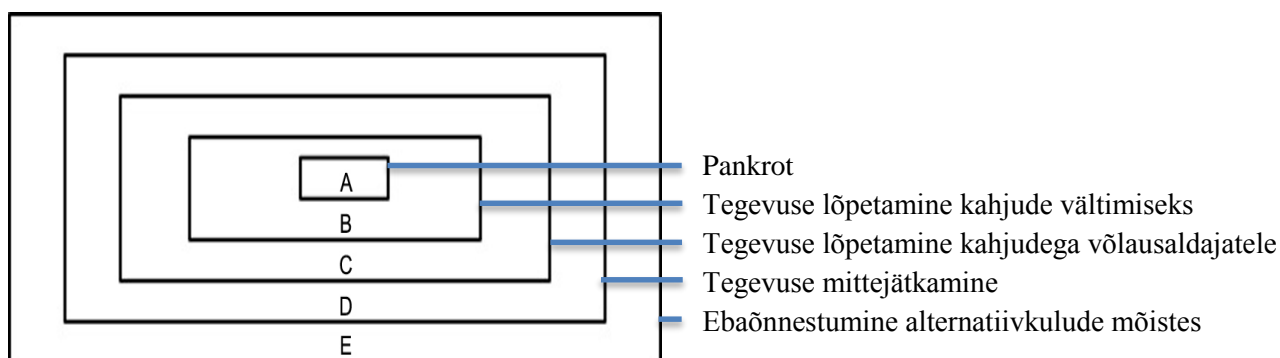
Ameerika raamatupidamisuurija Beaver defineeris 1960. aastatel ettevõtte ebaõnnestumist kui selle võimetust täita finantskohustusi, kui need tekivad. Ta määratleb, et ettevõtet võib nimetada ebaõnnestunuks kui ilmneb pankrot, võlgades pangakonto või eelisaktsiate dividendide mittemaksmine. (Beaver 1966)

EAS, 2000. aastal asutatud Ettevõtluse Arendamise Sihtasutus, sõnastab pankrotti kui äriühingu maksejõuetuks kuulutamist kohtu poolt, kui ühingu maksejõuetus on kestva iseloomuga ehk püsiv, mis on sisuliselt sama nagu pankrotiseaduses väljatoodud definitsioon.

Ettevõtjana tegutsedes tuleb osata majandada ehk realselt hinnata ühingule võetavaid kohustusi, isegi kui motiiviks on äririsk. Pankrotimenetlust võib nimetada maksejõuetu äriühingu likvideerimismenetluseks, mis kaitseb võlausaldajate huve. Avalduse pankroti väljakuulutamiseks esitab kohtule ühing ise ehk võlgnik või tema võlausaldajad. Juhatuse liikmel on pankrotiavalduse viivitamatult esitamise kohustus - ühing ei tohi püsivalt maksejõuetuna oma tegutsemist jätkata. Ajutise maksejõuetuse korral pole põhjust pankrotti algatada ning seda kontrollib kohus, kas pankrotiavaldus on põhjendatud ehk kas maksejõuetus on püsiv või ajutine. (Äriühingu... 2014).



Pankroti temaatika käsitlemisel on oluline välja tuua, et ettevõtete ebaõnnestumise mõistet käsitletakse uuringutes erinevalt, mis omakorda võib viia uuringutulemuste erinevale tõlgendamisele. Ettevõtete suremuse (*business mortality*) ja ärilise ebaõnnestumise (*business failure*) alane kirjandus on väga mitmekülgne, kajastades nii suremuse/ebaõnnestumise põhjuseid, prognoosimist kui ka ärahoidmist. Definiitsioonide paljusust illustreerib hästi Cochran'i poolt väljatöötatud skeem (1981).



Joonis 1. Ettevõtete ebaõnnestumise erinevad definiitsioonid ettevõtete suremuse alamhulkadena

Allikas: Cochran 1981, 53

Joonisel 1 on kõik tegevuse lõpetanud ettevõtted jaotatud viide alamhulka lähtuvalt äri sulgemise ajenditest ja sellega kaasnevatest osapooltele tekkinud kuludest. Ettevõtte tegevuse mittejätkamist või ettevõtte surma tähistab täht "E". See hõlmab kõiki ettevõtete sulgemisi, muuhulgas omaniku tervislikel või vanuselistel põhjustel lõpetatud äritegevused ja kasu saamise eesmärgil müüdnud toimivad ettevõtted. Täht "D" tähistab ebaõnnestumisi tulenevalt kuludest, mis ei tasunud end ära kas kapitalikulu või alternatiivseid valikuvõimalusi arvesse võttes. Tähega "C" on märgitud tegevuse lõpetamine, mis on toonud omanikule rahalisi kaotusi, eesmärgiga vältida kahjude suurenemist tulevikus. Tähe "B" all on ettevõtted, kelle tegevuse lõppemine on kaasa toonud kahjusid kreditoridele. Nii alamhulga "C" kui "B" puhul kanti kaotusi ning neid sündmusi võib vaadelda ebaõnnestumistena. Alles tähe all „A“ moodustavad kõige spetsiifilisema üksuse pankrotistunud ettevõtted. (Cochran 1981, 52-53)

Jooniselt 1 on hästi näha, et tegelikkuses moodustavad pankrotid ehk seaduse alusel väljakuulutatud püsivad maksejõuetused ainult väikese osa ettevõtete ebaõnnestumistest. Laiem mõiste hõlmab ka olukordi, milleks pankrotimenetlust ei algatata või see lõpeb

raugemisega enne pankroti väljakuulutamist. Uuringud, kus kasutatakse mikroandmeid ettevõtete ebaõnnestumise käsitlemiseks, on kõige rohkem olnud suunatud pankrotistunud ettevõtete uurimisele, kuna ülejäänud mõistete järgimise puhul esineb sageli probleeme täpsete andmete kättesaamisega. (Lukason 2010)

Eesti riigi portaal eesti.ee on välja toonud etapid pankroti protsessis:

1. esitage pankrotiavaldus,
2. kohus avaldab teate pankrotiavalduse esitamise kohta Ametlikes Teadaannetes,
3. kohus määrab pankrotihalduri,
4. toimub kohtu eelistung,
5. kohus vaatab läbi pankrotiavalduses,
6. kohus teeb otsuse pankroti kohta,
7. kohus teavitab viivitamatult äriregistrit väljakuulutatud pankrotist.

Siinkohal on oluline märkida, et pankrot ei tähenda alati äriühingu tegevuse lõpetamist. Lisaks on võimalus, et osaühingu või aktsiaseltsi äritegevus korraldatakse ümber ja ta jätkab tegevust (nt võlausaldajate kompromiss, saneerimine). (Äriühingu... 2014)

Eesti riigiportaal on välja toonud ka pankroti tagajärjed (Pankrotid... 2014):

- võlgnik kohustub pankrotihaldurile esitama pankroti väljakuulutamise päeva seisuga nimekirja oma varast ja kohustustest,
- võlgniku varast saab pankrotivara ja selle valitsemise õigus läheb üle pankrotihaldurile,
- võlausaldajate nõuded kaetakse võlgniku varade arvelt,
- võlgnik kaotab õiguse teha mis tahes tehinguid,
- lõpetatakse intressi ja viivise arvestamine võlgniku vastu suunatud nõuetelt,
- võlgniku ärinime võib pärast pankroti väljakuulutamist kasutada ainult koos sõnaga "pankrotis".

Kõige laiemas plaanis jaotatakse ebaõnnestumiste põhjused ettevõttevälisteks ja ettevõttesisesteks. Samas ei vii selline jaotus arusaamani, kas põhjusena kvalifitseeritav sündmus oli ettevõtte poolt mõjutatav ning kas seda ette teades oleks olnud võimalik reageerida või mitte. Lisaks tekib mitmete põhjuste koosseksisteerimisel küsimus, milline neist on peamiseks põhjuseks. Enamikes varasemates pankroti põhjuste uuringutes on oluliseks osutunud ettevõtjate või juhtkonna puudulik tegevus. Näiteks on läbiviidud uuringud leidnud, et äri planeerimine on olnud minimaalne või üldse olematu, pole õieti reageeritud

makrokeskkonnast tulenevatele muutustele või hoopis ei ole konkurentsivõimetut äritegevust ära lõpetatud. Vähe on olnud selliseid ebaõnnestumise juhtumeid, kus ettevõttel poleks olnud võimalik reageerida, nagu näiteks varguse või mõne muu ettenägematu sündmuse ilmnemisel. Välja on toodud ka auditeerimise puudumine või selle ebapiisavad järeldused ning puudulik finantsarvestus ja aruandlus. (Lukason 2010)

Erinevates uuringutes on käsitletud ka ettevõtete ebaõnnestumise võimalikke mustreid. Näiteks Ooghe ja Prijcker'i järgi on alustava ettevõtte nõrkuseks kogemuste ja ressursside, äriplaani ning strateegilise eelise puudumine. Ettevõttel, mille kasvuambitsioonid on liialt suured, võib probleemiks osutuda kaalutlemata suurte riskide võtmine, mis järeldub näiteks liigses finantsvõimenduses või tulude hindamises kõrgemaks, kui need reaalsuses on. Kontrollimatu kasvuga ettevõtte probleemideks võib kujuneda loomulikule edule lootma jäämine, kui äri on õnnestunud ja kõik plaanipäraselt kujunenud. Viimaseks on autorid välja toonud ebaõnnestunud apaatse ettevõtte, kelle otsustavaks probleemiks on kujunenud innovaativuse puudumine ja turu kaotamine. (Ooghe, Prijcker 2007).

Erinevad uuringud on näidanud, et tihti ei vii ettevõtte ebaõnnestumiseni vaid üks põhjus, vaid omavahel seotud põhjuste grupid, mis võivad olla tingitud nii välisest kui sisesest keskkonnast, juhtkonnast või ettevõtjast, äristrateegiast ning muudest teguritest, nagu näiteks ettevõtte suurus, vanus ja tegevusala. (Balcaen, Ooghe 2006)

Justiitsministeeriumi tellimusel 2010.aastal läbiviidud maksejõuetuse põhjuste analüüs toob välja põhjused, mis on osutunud määravaks ettevõtte ebaõnnestumises (Lukason 2010, 17-21):

- Võetakse liiga suuri riske või hinnatakse neid valesti, mis toob kaasa pankrotistumise;
- Äriplaani ei suudeta ellu viia, kuna omakapital on liialt väike, reservid puuduvad ja laenude osakaal on suur;
- Koostööpartnerite tegevus, tellimuste kiire vähenemine, ennekõike ohustab see ettevõtteid, kes on liiga palju orienteerinud ühele või väikesele grupile klientidele;
- Debitoorne võlgnevus, kliendid jäävad võlgu, seda võib siduda riskide valede hindamisega, kuna tihti tarnitakse kaupa tagatiseta;
- Juhtimisprobleemid, kus tehakse põhjendamatuid otsuseid ja valearvestusi. Tihti on pankrotistumise põhjuseks ebaõnnestunud äriplan, mida võib selgelt pidada juhtimisprobleemiks;

- Ettevõtte jaoks ebameeldiv muutus seoses konkurentidega, näiteks mõne konkurendi kiire tugevnemine, uue tulek või ettevõtte enda konkurentsieelise kadumine;
- Regulatsiooni muutus, näiteks seaduse muudatus, millega ei osatud arvestada ning mis toob kaasa lisakohustusi ja investeeringuid, mida pole võimalik teostada.

Enamasti on põhjused omavahel põimunud ning lisaks eeltoodule võib välja tuua ka finantseerimisvõimaluse puudumise, tüürettevõtte ebaõnnestumise, kahjumlikud investeeringud, sisendhindade kasvu, ebakvaliteetse toodangu või selle kvaliteedi languse, kuriteotunnustega teo, üldise majanduslanguse ja ka mingi ettenägematu sündmuse esinemise. (Lukason 2010). Enamasti kajastuvad ettevõtte tegevust mõjutavad sündmused ka majandustulemustes ning nende alusel on võimalik teha teatud prognoose tuleviku kohta.

## 1.2. Pankroti prognoosimine ja kasutatavad meetodid

Tulenevalt erinevatest pankrotistumise võimalikest põhjustest on ettevõtete ebaõnnestumist üritatud prognoosida juba väga ammustel aegadel ning kirjanduses on selle kohta välja toodud hulganisti metodoloogiad ja mudeleid. Esimesed pankroti prognoosimise uuringud olid ühe muutujaga kas finantsnäitajad või -suhtarvud ning suurem osa neist vaadeldud kui kirjeldav statistika. Viimastel aastakümnetel on aga välja arendatud aina keerukamaid mudeleid, mis põhinevad logistilisel regressioonil (logit, probit), mitmesel diskriminantanalüüsil, otsustuspuude- või närvivõrkude meetodil. (Vuran 2009). Erinevatel aastakümnetel on domineerinud mitmesugused meetodid pankroti prognoosimiseks, millest annab ülevaate tabel 1. Kuigi tulemused põhinevad 162 uurimuse vaatlemisesel aastatel 1970 – 2004 ja uuringuid on kindlasti rohkem, aitab see iseloomustada trende.

Tabel 1. Pankroti prognoosimiseks kasutatud finantssuhtarvudel põhinevate meetodite populaarsus aastakümnete kaupa valitud uuringute analüüsi põhjal

	Diskriminantanalüüs	Logit	Probit	Närvivõrgud	Muud meetodid
1970ndad	22	1	0	0	4
1980ndad	28	16	1	1	7
1990ndad	9	16	3	35	11
2000ndad	2	3	3	4	3
Kokku	61	36	7	40	25

Allikas: Bellovary *et al.* 2007, 6

Tabelist on näha, et kõige populaarsem mudel on olnud diskriminantanalüüs. Viimasel kahel kümnendil edestab närvivõrkude kasutamine diskriminantanalüüsi., kuid tuleb märkida, et 2000ndate all on kajastatud alles vaid algusaastad. Käesolevas bakalaureusetöös keskendub autor suhtarvude analüüsile, diskriminantanalüüsile ning logit analüüsile tänu nende kasutamise populaarsusele, ühtlasi ka ennustamistäpsusele ning teostatavuse lihtsusele.

### 1.2.1. Suhtarvude analüüs

20.sajandi alguses oli suhtarvude analüüs alguses staadiumis. See algas üksikute suhtarvude arendamisega üksikute eesmärkide täitmiseks, nagu näiteks krediiditasuvuse hindamiseks. Kuni 1960. aastateni keskenduti pankroti prognoosimises üksikmuutuja (üks faktor või suhtarv) analüüsile. (Bellovary *et al.* 2007) Suhtarvude kasutamine on aga levinud nii laenuandjate, krediidireitingu agentuuride kui ka investorite poolt ning sellega on edukalt ennustatud ka ettevõtete ebaõnnestumisi.

Erinevad uurimused suhtarvude analüüsimisest on jõudnud mitmesuguste tulemusteni. Varajane “FitzPatrick 1932” nime all tuntud uurimus leidis, et netotulu jagatuna omakapitaliga ning omakapital jagatuna võlgnevustega olid muutujad, mis suutsid ennustada ebaõnnestumise riski. Winakor ja Smith jõudsid 1936. aastal arusaamani, et käibekapital jagatud koguaradega on parim indikaator, mis näitab lähenevat ebaõnnestumist. (Vuran 2009)

Merwin vaatles 1942. aastal lähemalt kolme olulist suhtarvu kuus aastat enne ebaõnnestumist, milleks olid käibekapital jagatud koguaradega kõrval ka kogukasud jagatud koguvõlgnevustega ning käibevara jagatud lühiajalised kohustused. Beaver tutvustas aga oma ühemuutujaga uurimuses tehnikat, klassifitseerides ettevõtteid kahes grupis samu finantssuhtarve kasutades. Selgus, et kõige kõrgemat diskrimineerimise võimet näitasid rahavoogude ja koguvõlgade, netotulu ja koguarade ning koguvõlgnevuste ja koguarade suhted. (Ibid.)

Kõige laiemalt tunnustatud suhtarvude analüüsise kasutajaks on William H. Beaver oma 1966. aastal valminud tööga “*Financial Ratios as Predictors of Failure*”. (Bellovary *et al.* 2007) Beaver käsitles oma uurimuses 1954-1964. aastatel 79 pankrotistunud ettevõtet, millele valis tegevusvaldkonna ja varade suuruse alusel 12 000 ettevõtte hulgast mittepankrotistunud paarilise. Beaver testis kokku 30 finantssuhtarvu 6 erinevast grupist, kust valis analüüsi fookuseks välja ühe igast grupist. Andmete analüüsi jagas ta kolmeks erinevaks sektsiooniks: võrdlus keskmise väärtusega, dihhotoomse klassifikatsiooni test ning sarnaste suhtarvude

analüüs. (Beaver 1966)

Parima tulemise andsid järgnevad suhtarvud (Ibid., 80):

- rahavood põhitegevusest / kohustused,
- puhaskasum / varad,
- kohustused / varad,
- käibekapital / varad,
- käibekapital / lühiajalised kohustused,
- krediitivaba periood (käibevarade ja lühiajaliste kohustuste vahe jagatuna põhitegevuse kuludega).

Mõiste suhtarvu analüüs on äärmiselt lihtsasti seletatav rahavoogude mudeli kaudu, mida suhtarvude analüüsis saab hästi kasutada valitud suhtarvude testimiseks. Oma uurimuses vaatles Beaver ettevõtet kui varade reservi, mida läbivad nii raha sisse- kui ka väljavood, ning selle reserv on kui puhver variatsioonide tasakaalustamiseks. Ettevõtte maksevõimet võib Beaveri kohaselt defineerida kui tõenäosust, et reservid ammenduvad niivõrd, et ettevõtte pole enam võimeline tähtaegselt maksta oma kohustisi. (Beaver 1966, 80)

Beaver toob välja 4 olulist tegurit, mis määravad ettevõtte varade likviidsuse. Esiteks reservide suurus ise, teiseks likviidsete varade vood põhitegevusest, mis mõõdavad likviidsete varade netokogust, mida praegused tehingud on reservidest välja võtnud või sinna juurde lisanud. Kolmandaks teguriks on ettevõtte võlgnevused kui potentsiaalsed negatiivsed rahavood reservidest ning neljandaks rahaline väljaminek põhitegevuse finantseerimiseks kui likviidsete varade kasutamine operatiivkulude katmiseks reservide arvelt. Nelja väljatoodud komponendi põhjal formuleerib Beaver neli *ceteris paribus* väidet:

1. Mida suurem on reserv, seda väiksem on tõenäosus ebaõnnestumiseks;
2. Mida suuremad on likviidsete varade vood tehingutelt, seda väiksem on tõenäosus ebaõnnestumiseks;
3. Mida suurem on võlgade maht, seda suurem on tõenäosus ebaõnnestumiseks;
4. Mida suuremad on rahalise väljaminekud põhitegevuse finantseerimiseks, seda suurem on tõenäosus ebaõnnestumiseks.

Erinevus keskmisest väärtusest on ennustatavas suunas iga suhtarvu kohta 5 aastat enne pankrotistumist. Pankrotistunud ettevõtetel mitte ei ole ainult väiksemad rahavood, aga ka väiksem likviidsete varade reserv. Peale suutlikkuse maksta kohustisi on neil enamasti ka suurem võlgade osakaal kui edukatel firmadel. (Beaver 1966) Kõige paremaks suhtarvuks

osutus põhitegevuse rahavoogude ja kohustuste jagatis, mis võimaldas pankrotistumise tõenäosust hinnata 90%-lise täpsusega aasta enne sündmuse toimumist (Ibid., 85). Samas ei olnud suhtarv pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete prognoosimisel võrdse täpsusega. Suhtarvud võimaldasid paremini tuvastada tõenäoliselt tegutsevaid ettevõtteid kui pankrotistunud ettevõtteid (Ibid., 90).

Hiljem on aga üksikute suhtarvude analüüs pankroti prognoosimiseks pälvinud võrdlemisi suurel määral kriitikat. Näiteks on Altman oma 1968. aasta töös küsitavuse alla pannud nende uuringute tõelise tähenduse, küsides, kas on näiteks Beaveri ja Merwini töö piisav, et näidata ettevõtte positsiooni halvenemist või on hoopis olulisem vaadelda, millal ettevõtte elutsükli selle ebaõnnestumise risk on kõige suurem. (Altman 1968, 604) Kuna üksikute suhtarvude analüüsimine vaatab ühte suhtarvu või faktorit korraga, võib juhtuda et erinevad suhtarvud peegeldavad erinevaid ettevõtte finantspositsiooni aspekte. (Watts, Zimmerman 1986) Lisaks sellele on suhtarvude analüüs tulemuste vale tõlgendamise osas väga tundlik ning segadusse ajav. Näiteks madala kasumimarginaaliga või maksevõime näitajatega ettevõtet võib pidada potentsiaalselt pankrotistuvaks. Seevastu ei pruugi aga keskmisest madalam likviidsus viidata tõsisetele probleemidele. Potentsiaalne mitmeti mõistetavus selliste situatsioonide korral on ilmselge ning puudujääkide küsimus on omane igale üksikmuutuja analüüsile. (Altman 1968, 591) Nimetatud puudujääkide kõrvaldamiseks asendas mitme muutuja koosanalüüsimine suhtarvude analüüsimise ettevõtete ebaõnnestumise prognoosimise arengus üpris kiiresti välja. (Watts, Zimmerman 1986) Ühtlasi kuna ettevõtted olid 50 aastat tagasi teise spetsiifikaga kui praegused, näiteks oli väike immateriaalsete varade osakaal ja finantseerimisvõimalused olid kitsamad jpm, võib eeldada, et näitajatel, millel võis olla võrdlemisi hea prognoosimisvõime, ei pruugi see enam olla.

### **1.2.2. Logit analüüs**

Viimaste aastakümnete jooksul on ettevõtte ebaõnnestumise prognoosimise teema arenenud üheks põhiliseks uurimisvaldkonnaks ettevõtte rahanduses. Arvukatest teaduslikest uuringutest on kõige populaarsemaks osutunud mitmese diskriminantanalüüsi ning logistilise regressiooni analüüsi rakendamine. (Balcaen, Ooghe 2006) Logistilist regressiooni võib defineerida kui mudelit, mis määrab sõltumatute muutujate põhjal kuuluvuse tõenäosuse kas ühte või teise kahest kategooriast. (Burns 2009) Binaarsel logistilisel regressioonil on kaks varianti, milleks on logit ja probit. Mudelid on sobilikud kui modelleerida kahte alternatiivse

valiku ilmnenemist ehk seoseid, kus sõltuv muutuja on binaarne (omab ainult kaht võimalikku väärtust) ning sõltumatud muutujad võivad võtta ükskõik mis väärtusi. (Hoetker 2007) Logit ja probit mudelite erinevus seisneb selles, et esimene kasutab funktsiooni, mis projitseerib mis tahes reaalarvulise väärtuse vahemikku (0,1), teine aga kasutab standardset normaaljaotusfunktsiooni. (Gujarati 2004, 608) See, kas valida binaarse muutuja korral logit või probit meetod, oleneb analüüsi uurimisvaldkonnast ja selle eripärast, vahel ka kasutatava tarkvara võimalustest. (Binaarsete..., 2014)

Nendest kahest on oluliselt suuremat rakendust ettevõtete ebaõnnestumise ennustamisel leidnud logit mudel, millest tulenevalt keskendub ka antud töö edaspidi logit-mudelile. (Bellovary *et al.* 2007, 6) Logit analüüsi kasutatakse dihhotoomsete muutujate hindamiseks, kus 1-ga on märgitud valitud tunnuse esinemine ning 0-ga selle mitte esinemine. Selliseid situatsioone on tänapäeva ärimaailmas mitmeid erinevaid, nagu näiteks kas tarbija soetab toote või mitte, kas töötaja soovib oma tööandjat või mitte, kas ettevõtte krediidirisk on suur või ei ole jpt. (Burns 2009) Logistilise jaotuse eelduse korral saame logit mudeli defineerida järgmiselt (Vörk 2008, 40):

$$P(y_1 = 1 | x_i) = \Lambda(\beta x_i) = \frac{1}{1+e^{-fk}} = \frac{e^{fk}}{1+e^{fk}} \quad (1)$$

kus

$e$  - naturaalloogaritmi alus,

$\beta$  – vabaliige ning koefitsiendid,

$fk = \beta + \beta x_1 + \beta x_2 + \beta x_3 + \beta x_4 \dots + \beta x_i$ ,

$P(y_1 = 1 | x_i) = \Lambda(\beta x_i)$  - logit skoor vahemikus 0-1 ehk sisuliselt pankrotistumise tõenäosus.

Mudeli hinnang jääb vahemikku nullist üheni ning see näitab, kui suure tõenäosusega sündmus toimub ning  $P$  väärtust võib antud kontekstis nimetada ettevõtte pankrotistumise tõenäosuseks. Vaikimisi on murdepunkt väärtusega 0,5, kus sellest suurema väärtusega hinnangud klassifitseeritakse kui pankrotistuvad ja sellest madalamad kui jätkavad ettevõtteid. Mudeli püstitusest sõltuvalt võib see punkt erineda ning selle valikuks võib seada mitmeid erinevaid eesmärke, nagu näiteks vähendada I või II liiki viga, suurendada õigesti klassifitseerimise määra või hoopis muu mudeli autori poolt seatud eesmärk. (Ohlson 1980)

Logit mudeli rakendamiseks on teatud eeldused, mis tuleb täita või mida ei tule täita (Burns 2009):

- sõltuv muutuja peab olema dihhotoome (2 kategooriat),



- logistiline regressioon ei eelda lineaarset seost sõltumatute ja sõltuva muutuja vahel,
- sõltumatud muutujad ei pea olema ei intervall- ega normaaljaotusega, lineaarse seosega ega ka võrdse erinevusega iga grupi siseselt,
- sõltumatute muutujate vahel pole oluliselt tugevat korrelatsiooni, puudub multikollineaarsus,
- muutujate grupid peavad olema selgelt eristatavad ja iga juhtum saab eksisteerida ainult ühes grupis, sealjuures iga juhtum peab olema mingis muutuja grupis,
- võrdlemisi suure valimi vajalikkus, soovitatavalt minimaalselt 50 juhtumit prognoosi kohta.

Logit mudelit kasutas esimesena maksevõimetuse hindamiseks Ohlson, kes koostas oma 1980. aasta uurimuses kolmel erineval perioodil, mis olid vahemikus 1970 kuni 1976, põhinevat logit mudelit, tuginedes 2163 ettevõtte andmetele, millest 105 olid pankrotistunud. Kõige parema tulemuse andis järgmine mudel (Ohlson 1980, 118–121):

$$O = -0,407x_1 + 6,032 - 1,43x_3 + 0,0757x_4 - 2,37x_5 - 1,836 + 0,285x_7 - 1,72x_8 - 0,521x_9 - 1,32 \quad (2)$$

kus

$$x_1 - \ln\left(\frac{\text{koguvamad}}{\text{SKP hinnataseme indeks}}\right),$$

x<sub>2</sub> - kohustused / koguvamad,

x<sub>3</sub> - käibekapital / koguvamad,

x<sub>4</sub> - lühiajalised kohustused / käibevahendid,

x<sub>5</sub> - kohustuste binaarnäitaja, 1 kui kohustused ületasid varasid, 0 vastasel juhul

x<sub>6</sub> - puhaskasum / koguvamad,

x<sub>7</sub> - reservid / kohustused,

x<sub>8</sub> - puhastulu binaarnäitaja (1 kui puhastulu oli viimased kaks aastat negatiivne, 0 vastupidisel juhul),

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

Järgnevas tabelis 2 on välja toodud Ohlsoni mudeli õigesti klassifitseerimise täpsus võrdluses teiste logit-mudelitega.

Tabel 2. 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
Aziz, Emanuel, Lawson (1988)	Üldine	6	92	85	79

Allikas: Bellovary *et al.* 2007, 23–41; autori täiendused

Kuigi O-mudel is osutus optimaalseks kasutada 9 muutujat, siis tegelikult ei ole vajalik kõrge klassifitseerimistäpsuse saavutamiseks kasutada maksimaalselt palju muutujaid, vaid nagu tabelist 2 on näha, siis on võimalik ka vähemate arvu muutujatega saavutada üle 90% klassifitseerimistäpsus aasta enne pankrotti.

### 1.2.3. Diskriminantanalüüs

Logit mudeli kõrval on domineerivaks klassikaliseks statistiliseks meetodiks läbi pankroti prognoosimise ajaloo olnud diskriminantanalüüsi mudel (Altman, Saunders 1998). I. E. Altman oli esimene, kes kasutas mitmest diskriminantanalüüsi pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete valimites, et vaadata, millised on tulemused pankroti prognoosimise kontekstis erinevaid suhtarvude kombinatsioone kasutades. (Altman 1968) Diskriminantanalüüsi kasutamisele pankroti prognoosimises aluse pannud Altman hindab oma 1968. aastal avaldatud teadusartikliga Z-skoori, kuigi mitmene diskriminantanalüüs ulatub aega, mil R. A. Fisher tõi välja mitmemõõtmelisuse maksunduse probleemides. (Vuran 2009) Erinevalt Beaverist, kellel õnnestus oma valimi põhjal klassifitseerida 78% täpsusega ettevõtete pankrotistumine viis aastat enne pankrotistumist, olid Altmani diskriminantanalüüsi tulemused 95 % efektiivsed ennustamaks tulevast pankrotistumist üks aasta enne selle toimumist. (Deakin 1972)

Diskriminantanalüüs (DA) on statistiline tehnika, mis kasutab saadaolevat informatsiooni sõltumatute muutujate määramisel, et ennustada sõltuvate muutujate väärtust. Tavaliselt on sõltuv muutuja diskriminantanalüüsi probleemis selgelt eristatud ning see esindab gruppe, kuhu vaatlused valimis kuuluvad. DA eesmärk on välja arendada reegel, mis võimaldab ennustada, millisesse gruppi uus vaatlus tõenäoliselt kuulub, võttes arvesse sõltumatute

muutujate väärtusi ja eeldusi. (Ragsdale 2007) Diskriminantfunktsioon on järgmisel kujul (Burns 2009):

$$D = v_1X_1 + v_2X_2 + v_3X_3 + \dots + v_iX_i + a \quad (3)$$

kus  
v = diskriminantkoefitsient,  
X<sub>i</sub> = sõltumatu muutuja,  
a = vabaliige/konstant.

Mitmene diskriminantanalüüs (MDA, *multiple discriminant analysis*) on statistiline tehnika, mida kasutatakse ühe grupeeringu jälgimiseks, mis sõltub vaatluse üksikutest omadustest. Seda kasutatakse peamiselt selliste probleemide klassifitseerimiseks või ennustamiseks, kus sõltuv muutuja ilmneb kvalitatiivses vormis, nagu mees või naine, pankrot või mitte-pankrot. Sellepärast tulebki esiteks luua üle kahe selge grupi. Kui grupid on paigas, andmed nende kohta kogutud, siis MDA tuletab nendest lineaarse kombinatsiooni, mis kõige paremini gruppide vahel diskrimineeruvad ehk eristuvad. (Altman 1968)

Mitmene diskriminantanalüüsi ühe eelisenähtena võib välja tuua selle, et see võtab arvesse kogu omaduste profiili kui tervikut, mis on ettevõtetele ühine, ning samamoodi ka nende omaduste koosmõju. Altman võtab aga arvesse kahte gruppi, nii pankrotistunud kui ka mitte-pankrotistunud ettevõtteid. Nii on analüüs tõstetud ümber selle kõige lihtsamasse vormi, kuna klassifitseerimine toimub kahte osapopulatsiooni. (Ibid.)

Esialgne näide koostati 66 ettevõttega, 33 mõlemas grupis. 1946-1965. Kogumist koostati valim 22 ettevõttega, 11 mõlemas grupis. Nii panebki Altman kokku järgmise mudeli (Ibid., 603):

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5 \quad (4)$$

kus  
X<sub>1</sub> = käibekapital / varad,  
X<sub>2</sub> = jaotamata kasum / varad,  
X<sub>3</sub> = tegevuskasum / varad,  
X<sub>4</sub> = omakapitali turuväärtus / kohustused,  
X<sub>5</sub> = müügitulu / varad.

Kuna Altmani esialgne mudel on kasutatav vaid börsil noteeritud ettevõtete puhul, siis töötas ta 1983. aastal välja uue täiendatud mudeli, kus asendas võrreldes mudeliga (4) välja X<sub>4</sub>-ga tähistatud muutuja (Altman *et al.* 2013):

$$Z = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5 \quad (5)$$

kus

$X_4$  - aktsiakapitali bilansiline väärtus / kohustused kokku.

1993. aastal tuli Altman välja 4 muutujaga mudeliga, mis aitab hõlpsamini ennustada tootmisettevõtete pankrotistumist, kus varade finantseerimisallikad erinevad ettevõtete lõikes oluliselt. Täiustatud nelja muutujaga A-mudeli kuju on järgmine (Altman 1993):

$$Z = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4 \quad (6)$$

Ülaltoodud Altmani pankrotikoefitsient Z-skoor (valem 6) on rakendust leidnud ka hiljutises pankrottide paneeluuringus Eestis (Pankrotid... 2014)

Mudeli indeksväärtuste ehk Z-skooride alusel liigitatakse ettevõtted kolme grupp: 1) pankrotioht puudub, 2) ebastabiilne seis ja 3) kõrge pankrotioht. Kõikide ülaltoodud mudelite indeksväärtused on erinevad A-mudelite lõikes. Ühest A-mudeli versiooni, mis sobiks kõikidele sektoritele võrdselt hästi, ei eksisteeri valdkondade erinevuste pärast ning spetsiifiline mudel kindla tegevusala jaoks võimaldab täpsemalt prognoosida.

Diskriminantanalüüsi läbiviimine nõuab andmetelt erinevate eelduste täitmist, mis muudab selle kasutamise keerukamaks võrreldes teiste binaarsete meetoditega (Burns 2009):

- vaatlused on juhuslikud,
- kõik sõltumatud muutujad on normaaljaotusega,
- sõltuva muutuja kategooriad on selgelt klassifitseeritud ja eristatavad, sealjuures peab eksisteerima vähemalt kaks gruppi nii, et sõltuv muutuja peab esinema vähemalt ja ainult ühes kategoorias,
- valitud muutujad peaksid võimaldama eristada grupe üpriski selgelt,
- ühe sõltuva muutuja kohta peaks olema mudelis kasutatud vähemalt 5 sõltumatut muutujat, seejuures gruppide suurused ei tohiks erineda oluliselt.

Suur osa diskriminantanalüüsi kasutatavatest uuringutest ei kontrolli, kas kasutatav andmestik vastab nõuetele või mitte (Balcaen, Ooghe 2006, 67). Seetõttu on diskriminantanalüüsi sageli kasutatud mittekorrektset ning mudelid ei pruugi sobida üldstatult kasutamiseks (Ibid. 67). Järgnevas tabelis 3 on välja toodud uurimuste valik, kus on käsitletud diskriminantanalüüsi erinevate hulga muutujatega erineva valimi peal, ning nende tulemused. Võrreldes logistilise regressiooni eeldustega, ei oma mitmed eeldused diskriminantanalüüsi

läbiviimiseks nagu normaaljaotus ja variatsiooni-kovariatsioonimaatriksi maatriksi sarnasus pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete vahel ei oma tähtsust logiti puhul. (Ohlson 1980)

Tabel 3. Valik diskriminantanalüüsi uuringuid ja ennustustäpsusi

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

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

Tabelist 3 on näha, et kõrge klassifitseerimisvõime on saavutatud nii 2 kui ka 14 muutuja kaasamisel mudelisse, tuginedes nii müügiettevõtetele kui üleüldisele valimile, sealjuures Kreeka ettevõtete alusel koostatud mudeli õigesti ennustamise protsent on üsna madal.

## **2. EESTI EHISETTEVÕTETE PANKROTIMUDELI KOOSTAMINE**

### **2.1. Ehitussektori ülevaade ja arengutrendid**

Käesolevas peatükis annab autor ülevaate Eesti ehitussektori ja selle eripära kohta, kirjeldab varasemaid trende ning toob välja, kuidas valdkond on muutunud ja arenenud, tuginedes Statistikaameti andmetele seisuga 16.05.2014. Andmeid on analüüsitud ja töödeldud erinevaid ehitussektorit iseloomustavaid näitajaid välja tuues aastatel 2005-2013 nii ehitussektoris tervikuna kui ka alamsektorite kaupa.

Käesoleva bakalaureusetöö mudelite koostamise aluseks on Eesti ettevõtted, mis EMTAK klassifikatsiooni alusel kuuluvad ehituse ehk F jaotuse alla, mis omakorda jaguneb kolmeks (EMTAK 2014):

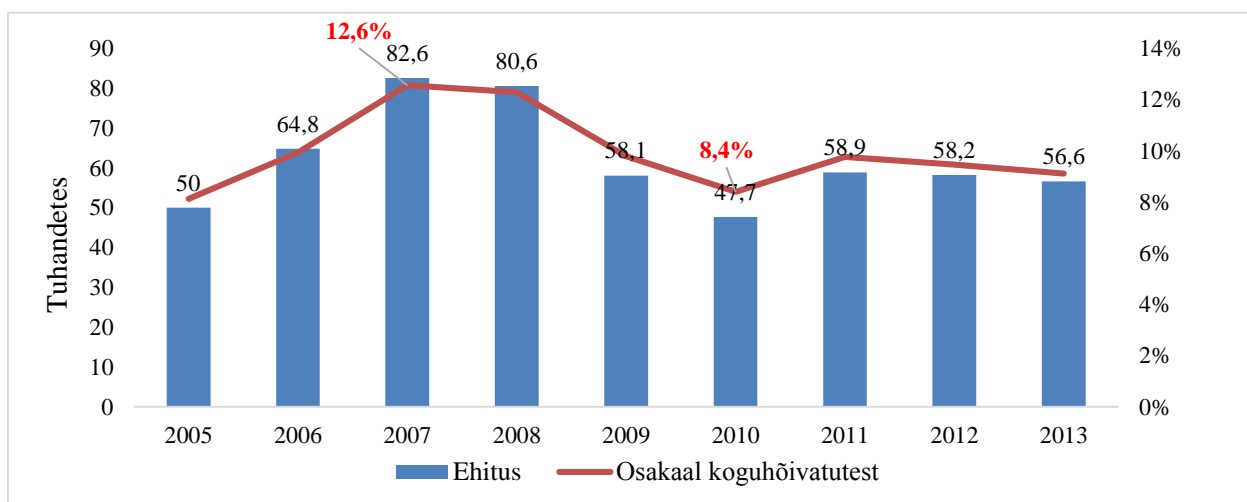
- Osa 41, hoonete ehitus (nt terviklikud elamud, lao- ja taluhooned jm);
- Osa 42, rajataiste ehitus (nt teed, tänavad, sillad, spordirajatised jm);
- Osa 43, eriehitustööd (nt uusehituse, juurde- ja ümberehituse, remondi, kokkupandavate hoonete jt ehitiste montaaž ehitusplatsi ning ajutiste ehitiste püstitamise, sealjuures ehitusseadmete rentimine koos operaatoriga ning hoonete ja rajatiste ehitusprojektide arendus).

Üldehitus on terviklike hoonete ning rajatiste ehitus, mida teostatakse kas omal kulul, projektijuhtimise või peatöövõtu korras. Kogu ehitustöö või osa töödest võib tellida ka alltöövõtjatelt. Ehituse alla kuulub ka hoonete ja rajatiste remont. Kui ehitusprojekti arendus toimub mitte müügi, vaid ehitise edasise kasutamise eesmärgil (nt ruumide väljaüürimine või tootmine), siis liigitatakse üksus vastavalt tegevusele (nt kinnisvara või töötleva tööstuse alla). (EMTAK 2014)

Ehitusvaldkonda Eestis reguleerib ehitusseadus, mis on vastu võetud 01.01.2013 ning ka planeerimisseadus, mis on vastu võetud 13.11.2002.

Ehitussektor on Eestis suurel määral orienteeritud siseturule ning sellest tulenevalt mõjutab tugevalt riigi majandusarengut, olles sellest samal ajal ka oluliselt mõjutatud. Kriisiaastatel on aktiivsemaks muutunud ka ehitussektori eksport. Kuigi ehitussektor reageerib muutustele majanduses viitajaga, on turu taastumise kiirus oluliselt aeglasem kui turu kokku tõmbumine ja muutused muudes majandusvaldkondades. Parematel aegadel majanduses kasvavad ehitusmahud kiiremini ning kasvu pidurdumisel, aeglustumisel või pöördumisel languseks vähenevad ka ehitusmahud ja investeeringud ehitusse märgatavalt. Majanduskriis mõjutas väga jõuliselt ehitussektori ja sellest sõltuvate valdkondade, nagu ruumiline planeerimine, projekteerimine, kinnisvaraarendus, majandustulemusi. (2012. aasta... 2014)

Pärast mõõnaperioodi majanduses on alanud aeglane stabiliseerumine ka ehitussektoris, mis pole aga siiani toonud kaasa olulist hõive suurenemist, vaid pigem tööjõu tootlikkuse tõusu. (2012. aasta... 2014) Järgnevalt on toodud ehitussektoris hõivatute arvu dünaamika võrdlusega koguhõivega aastatel 2005-2013.

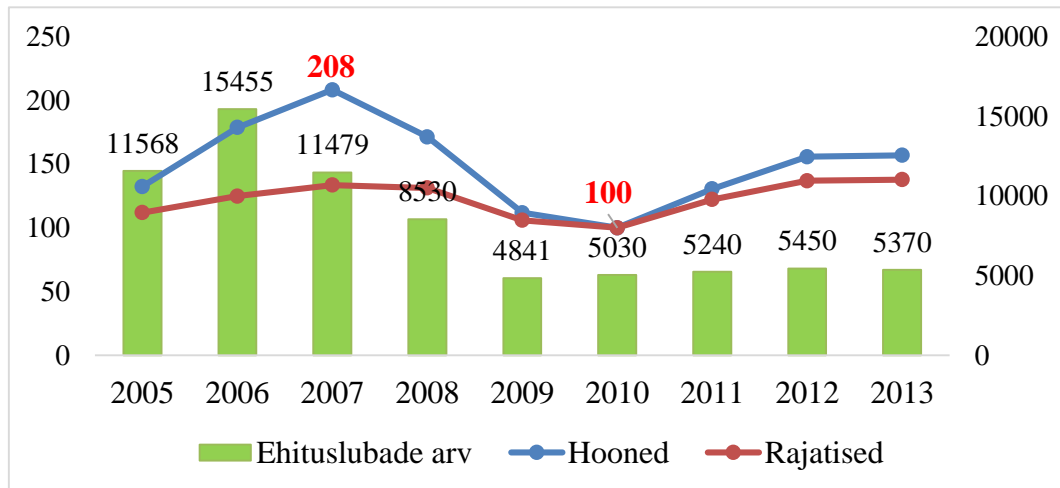


Joonis 2. Hõivatute arv ehitussektoris ja osakaal koguhõivatutest aastatel 2005-2013  
Allikas: Autori koostatud ja arvutatud Statistikaameti andmete alusel

Jooniselt 2 on näha, et töötajate arv tõusis ehitussektoris 50 000 inimeselt 2005. aastal 82 600 inimesele, moodustades tippajal ligikaudu 13% kogutööhõivest. Majandusolukorra halvenemisel on langenud ka ehitussektori osakaal Eesti tööturul, moodustades 8,4% koguhõivatutest. Olenemata hõivatute arvu vähenemisest ületas keskmine palk ehitussektoris

Eesti keskmise palgataseme, kus 2012. aastal oli ehitussektoris töötava inimese keskmine brutopalk 923 eurot kuus. (2012.aasta... 2014)

Järgnevalt on välja toodud ehitustegevuse dünaamika iseloomustamiseks väljastatud ehituslubade arv ja ehitismahu indeksid aastatel 2005-2013 ehitussektori alamsektorite kaupa, sealjuures andmed eriehituse alamsektori kohta Statistikaametis puudusid. 2010 on baasaastaks ehk aasta, mille suhtes teiste aastate tulemusi võrreldakse.



Joonis 3. Ehituslubade arv ja ehitismahu indeksid aastatel 2005-2013 hoonete ja rajatiste kaupa  
Allikas: Autori koostatud Statistikaameti andmete põhjal

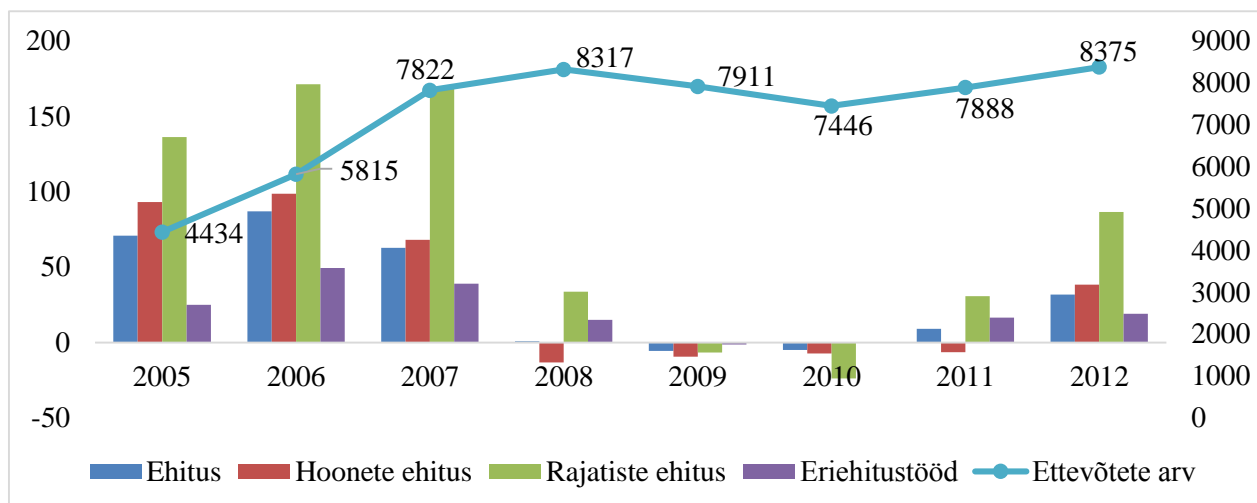
Jooniselt 3 on näha, et kuni 2007. aastani on ehitusmaht kasvanud nii hoonete kui rajatiste ehituses, langedes kõige madalamale tasemele 2010. aastal, ehk baasiks võetud aastal, kus hoonete ja rajatiste ehitismahu indeks on võrdne 100-ga, erinevalt teistest aastatest, kus hoonete ehitismahud ületavad alati rajatiste oma. Pärast langust on näha ehitusmahtude kasvavat trendi nii hoonete kui ka rajatiste ehituses 2013. aastani, kus hoonete ehitusmaht siiski majandusbuumi tasemele ei küüni, kuid rajatiste puhul ületati kõrgaja ehitismahu indeks juba 2012. aastal.

Paranemist on suurel määral ergutanud ka riigipoolsed toetusmeetodid kuni aastani 2013, kuid riigipoolsete tellimuste suurenemist võib oodata jälle 2015. aastal, mil avanevad uue perioodi struktuurivahendid. (2012. aasta... 2014) Jooniselt 3 on selgelt näha, et ehitussektor on tugevalt mõjutatud majandustsüklitest ning majanduse hiilgeajal on väljastatud ka kõige rohkem ehituslubasid. Ehitussektori elavnemist näitab ehituseks väljastatud lubade arvu suurenemine 2009. aastast praeguseeni ning Statistikaameti andmete põhjal iseloomustab ka 2014. aastal



ehituslubade väljastamist kasvutrend. Seda toetab ka Eesti Konjunktuuriinstituudi uuring, mille järgi ehitussektoris tegutsevate ettevõtjate väljavaated ja kindlustunne 2013. aasta märtsis olid paremad kui 2012. aasta lõpus, kuigi domineeriva puudusena tõid ehitusettevõtjad välja nõudluse puudumise. (2012. aasta... 2014; Josing 2012) Lisaks sellele on mitmete väljaannete järgi kinnisvara hinnad tõusnud väga kõrgeks ning palju on spekulieritud uue majanduskriisi tekkimise võimaluste üle erinevatele makronäitajatele tuginedes, mis kujutaks endas tulevikuprobleemi ka ehitussektoris.

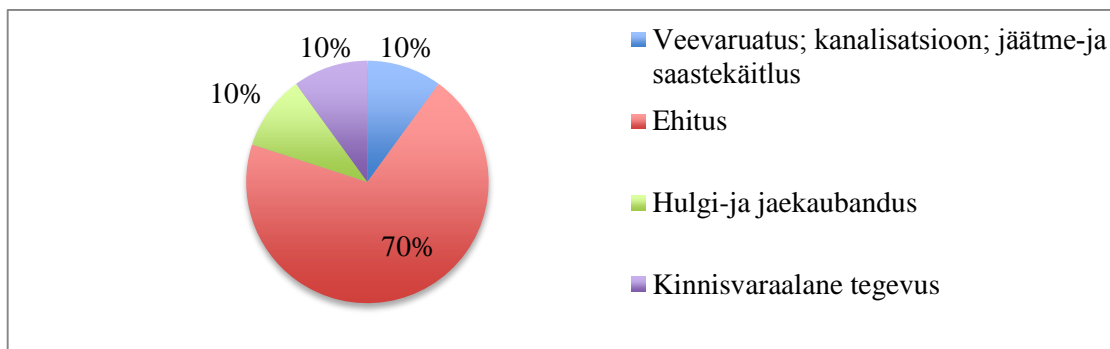
Ehitussektori iseloomustamiseks on oluline vaadata ka üldiseid majandusnäitajaid. Järgneval joonisel 4 on toodud ettevõtete arvu muutumine ehitussektoris ning puhaskasum(-kahjum) tuhandetes eurodes jagatuna ettevõtete arvuga, mis on samuti liikunud samas suunas üldise majandusolukorraga.



Joonis 4. Puhaskasumi(-kahjumi) ja ehitusettevõtete arvukuse muutus aastatel 2005-2012 alamsektorite kaupa võrdluses ettevõtete arvuga ehitussektoris

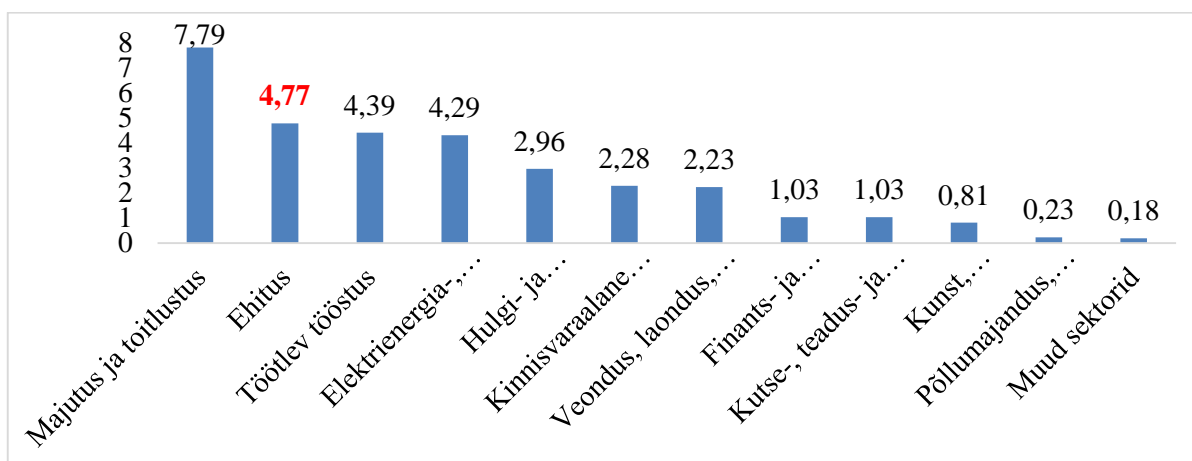
Allikas: Autori koostatud Statistikaameti andmete põhjal

01.01.2014 seisuga oli registreeritud ettevõtteid ehitussektoris 16 545, millest üle 90% moodustasid vähem kui 10 töötajaga mikroettevõtted. Suurimad üldehitustöid teostavad ettevõtted Eestis on Skanska AS, OÜ Astlanda Ehitus, AS YIT Ehitus ning AS Ehitusfirma Rand ja Tuulberg. Teedehituses annavad suurema panuse AS MERKO EHITUS, Nordecon AS, AS Teede REV-2 ja Lemminkäinen Eesti AS. (Pankrotid... 2014). Järgnev sektordiagramm joonisel 5 toob välja kümme suurimat 2013. aastal pankrotistunud ettevõtet tegevusala järgi.



Joonis 5. Kümne suurima 2013. aastal pankrotistunud ettevõtte jaotus tegevusala järgi  
Allikas: Autori koostatud

2013. aastal kümnest suurimast pankrotistunud ettevõttest 7 moodustasid ehitussektoris tegutsevad ettevõtted, milleks olid Koger Projektijuhtimise AS, Räga OÜ, WindWind Eesti, Celandier Ehitus OÜ, Elinord Ehitus OÜ, Estconde-E OÜ ja KXM OÜ. 01.01.2014 seisuga oli registreeritud ettevõtteid ehitussektoris 16 545 ning pankrottide arv 1000 ettevõtte kohta oli 4,77. (Pankrotid... 2014). Ehitussektoris on pankrottide arv viimastel aastatel kasvanud ning alates 01.01.2005.a. on Äriregistri andmetel pankrotikandeid tehtud 194 ehitussektori ettevõttele. Võrdluses teiste sektoritega on välja toodud pankrottide arv 1000 ettevõtte kohta 2006.-2013. aasta keskmistele pankrotistumiste arvule tuginedes.



Joonis 6. Ettevõtete pankrotistumised tegevusvaldkonniti aastatel 2006-2013 tuginevate keskmiste pankrotistumiste alusel

Allikas: Autori koostatud Krediidinfo paneeluuringu „Pankrotid Eestis 2013“ põhjal

Pankrottide väljatoomine 1000 ettevõtte kohta võimaldab sektoreid omavahel võrrelda, kuna see võtab arvesse pankrotistunud ettevõtete osakaalu tervest sektorist. Kuna erinevused sektorite suuruse ja seal tegutsevate ettevõtete arvude vahel on märkimisväärsed, on ka pankrottide arvu varieerus lai. Jooniselt 6 on näha, et esimesed kolm kõige kõrgema pankrotistumisega valdkonda on majutus ja toitlustus, ehitus ning töötlev tööstus, kus pankrotistus keskmiselt 5-6 ettevõtet 1000 kohta. Sellest ning ka peatükis kirjeldatud uue majanduskriisi ohust tulenevalt on pankroti prognoosimise mudeli koostamine ehitussektoris pankrotistuvate ettevõtete ennustamiseks aktuaalne ja vajalik.

## **2.2. Modelleerimiseks kasutatud andmed ja muutujad**

Eesti ehitussektori ettevõtete üldkogumisse kuulub Krediidiinfo andmete järgi 01.01.2014 seisuga 16 545 ettevõtet ning keskmine pankrottide arv aastatel 2006-2013 oli 1000 ettevõtte kohta 4,7. Jätkavad ettevõtted on valimisse selekteeritud käibe suuruse järgi kahanevalt ning mittejätkavate ettevõtete näol on kaasatud kõik aastal 2012-2013(2014) pankrotistunud ettevõtted. Sellest tulenevalt jäi valimisse 150 jätkavat ettevõtet, kes on 2013. aastal majandusaasta aruande esitanud. Pankrotistunud ettevõtteid on valimis 62. Valimi määramisel sai otsustavaks teguriks ka tasuta andmete limiteeritud kättesaamine akadeemilise uurimuse läbiviimiseks, millest tulenevalt on autor võtnud kontrollvalimi teiste Balti riikide aktiivsete ja pankrotistunud ehitussektori ettevõtete aastaaruannetest, kasutades selleks Amadeus andmebaasi. Muutujad on samamoodi aastatest 2005-2013 ning samast perioodist pärinevad ka pankrotistunud ettevõtete finantsnäitajad. Kontrollvalimi jätkavate ja pankrotistunud ettevõtete kirjed moodustavad 30% ja mudeli koostamise valimi jätkavate ja pankrotistunud ettevõtete kirjed moodustavad 70% töös kasutatud koguandmetest, sealjuures tegelik hinnanguline proportsioon üldkogumi ja valimi vahel on oluliselt erinev. Lisaks tuleb silmas pidada Läti ja Leedu andmete kasutamisel kontrollvalimina maksusüsteemi, majandustsükli ja teiste võimalike erinevustega Järgnevalt on välja toodud valimi jaotus mudeli koostamiseks ja kontrollimiseks koos aastatega ning ettevõtete kirjete arvuga.

Tabel 4. Töös kasutatud ettevõtete arv valimites ja aastaaruannete aastad

	Mudeli koostamise valim	Kontrollvalim
Tegutseva ettevõtte vaatlused	1249	535
Pankrotistunud ettevõtte vaatlused	241	105
Pankrotistumise aastad	2011-2014	2005-2013
Aastaaruannete aastad	2005-2013	2005-2013

Allikas: Autori koostatud

Valimi põhjal viis autor läbi hulgaliselt teisendusi ja arvutusi, et välja valida parimad muutujad Eesti ehitussektori pankrotistumise prognoosimise mudeli koostamiseks. Varasemalt on muutujaid valitud mitmetel erinevatel alustel. Järgnev tabel 5 illustreerib Jardini (2009) 190 metaanalüüsi põhjal tehtud üldistusi muutujate mudelisse valimise kriteeriumite kohta ning toob välja ka nende kasutamise osakaalu.

Tabel 5. Muutujate mudelitesse valimise kriteeriumid ja nende kasutamise osakaal

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	6
Ekspert	4
Muud meetodid	7

Allikas: Jardin 2009, 8

Tabelist 5 võib järeldada, et muutujate valikul on ülekaalukalt lähtutud varasemates uuringutes kasutamise sagedusest või kirjanduses toodud ennustusvõimest. Bellovary *et al.* Töötas läbi 165 erinevat uuringut ning tegi kokkuvõtte, millised suhtarvud nendest kõige sagedamini esinesid (2007). Tulemused on toodud tabelis 6.

Tabel 6. Pankrotimudelites enim kasutatud kümme suhtarvu 165 läbivaadatud uuringu põhjal

Suhtarv	Esinemise arv uuringutes
Puhaskasum / Varad	54
Käibevara / Lühiajalised kohustused	51
(Käibevara – varud) / 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

Lisaks muutujate valiku alusele on Jardin välja toonud ka 190 vaadeldud uuringus pankrotimudelite koostamise jaoks kõige enam kasutatavate muutujate päritolu, millest annab ülevaate tabel 7 (2009, 4).

Tabel 7. Pankrotimudelite koostamise sagedamini kasutatavate muutujate päritolu

Muutujad	Uuringutes kasutamine
Finants-suhtarvud (kahe finantsnäitaja jagatis)	93%
Statistilised näitajad (keskmise, standardhälve, dispersioon jt.) arvatuna 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

Tulenevalt andmete kättesaadavusest ning populaarsusest eelnevates uuringutes valib autor pankroti prognoosimise modelleerimise muutujateks välja suhtarvud, mis võiksid kõige paremini prognoosida Eesti ehitussektori ettevõtete pankrotistumisi ning mis esindavad järgmisi kategooriaid: likviidsus, rentaablus, kapitali struktuur, toimimine ja maksevõime. Modelleerimiseks kasutatavad muutujad on esitatud tabelis 8. Suhtarvude leidmine on võimalik tänu Äriseadustiku paragrahvist 334 tulenevale ettevõtte majandusaasta aruannete esitamise

kohustusele äriregistrile, mis võimaldab autoril andmed uurimuse teostamiseks võrdlemisi lihtsalt kätte saada, võrreldes teiste modelleerimiseks kasutatud muutujate päritoluga.

Tabel 8. Mudelis kasutatavad suhtarvud ja nende tähised modelleerimisprotsessis ja tulemustes

1. Likviidsuse suhtarvud	
X1	Raha / Varad
2. Rentaabluse suhtarvud	
X2	Puhaskasum / müügitulu ehk käiberentaablus
X3	Puhaskasum / omakapital ehk omakapitali rentaablus
X4	Puhaskasum / varad
X5	Ärikasum / müügitulu
X6	Rahavood / kohustused
3. Kapitali struktuuri suhtarvud	
X7	Puhas Käibekapital / Varad
X8	Kohustused / Varad
X9	Omakapital / Varad
4. Toimimise suhtarvud	
X10	Müügitulu / Varad
X11	Müügitulu / Käibevarad
5. Maksevõime suhtarvud	
X12	Käibevara / lühiajalised kohustused ehk lühiajalise võlgnevuse kattekordaja

Allikas: Autori koostatud

Suurim hulk mudeli koostamiseks valitud muutujad on rentabluse suhtarvud, kuna ettevõtte, mis töötab kahjumiga, lõpetab suure tõenäosusega peagi pankrotis. Samuti on olulised toimimise ja kapitali struktuuri suhtarvud, et saada ettekujutust ettevõtte tegevuse suurusest ning finantsilisest jätkusuutlikkusest. Lisaks on kaasatud ka likviidsuse ja maksevõime suhtarvud, kuna nende kasutamine annab olulist informatsiooni ettevõtte raha liikumise juhtimise kohta, mis omakorda peegeldab selle jätkusuutlikku tegevust. Jälgitud on seda, et muutujad on kaasatud võimalikult mitmest erinevast ettevõtet iseloomustavatest valdkondadest, et hõlmata piisavalt informatsiooni ettevõtte kui terviku kohta. Suhtarvud on arvutatud ettevõtete aastaaruannete andmete põhjal ning valimisse on jäetud ettevõtted, mille puhul oli võimalik nimetatud näitajad leida.

Andmetes esineb võrdlemisi suur varieeruvus, mis võib analüüsi tulemusi kallutada. Sellest tulenevalt on andmetest eemaldatud ekstreemsed erandid, et võimalikke ebatäpsusi vältida, mis absoluutväärtuste või keskmiste kasutamisel võivad ilmneda. Järgnevalt on koostatud kirjeldava statistika tabel 9, kus on välja toodud valitud muutujate aritmeetiline keskmine ja standardhälve jätkavate ja pankrotistunud ettevõtete kohta, maksimum ja miinimum ning olulisustõenäosus.

Tabel 9. Valitud muutujate kirjeldav statistika

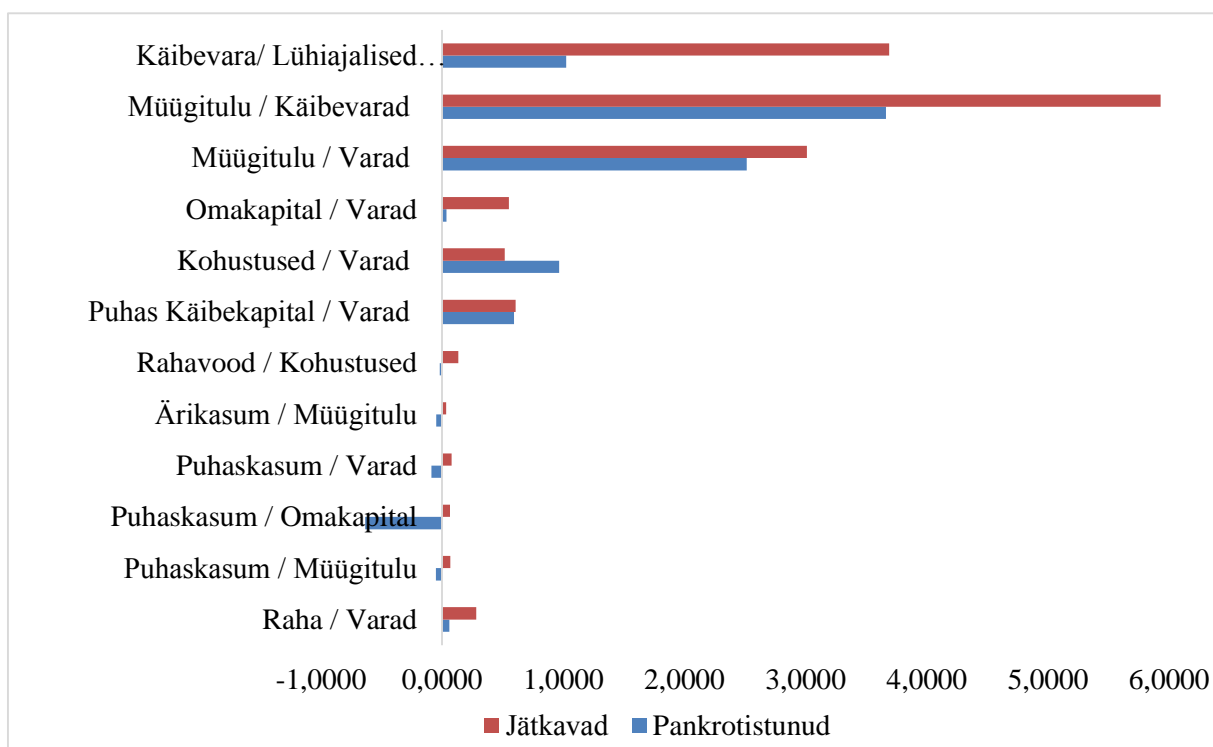
	Keskvärtus	Standardviga	Mediaan	Standardhälve	Miinimum	Maksimum
X1	0,279	0,006	0,208	0,242	0,000	1,000
X2	0,035	0,006	0,035	0,248	-3,303	3,073
X3	0,085	0,027	0,179	1,034	-13,432	5,936
X4	0,083	0,007	0,081	0,286	-1,803	1,369
X5	0,037	0,006	0,040	0,234	-3,303	2,348
X6	0,117	0,042	0,020	1,619	-15,431	16,815
X7	0,609	0,007	0,645	0,263	-0,049	1,000
X8	0,450	0,008	0,401	0,308	0,022	2,865
X9	0,550	0,008	0,599	0,308	-1,865	0,978
X10	2,842	0,058	2,336	2,214	0,007	21,871
X11	4,751	0,130	3,667	5,007	0,007	76,008
X12	3,204	0,102	1,933	3,903	0,039	32,550

Allikas: Autori koostatud; lühendite selgitused toodud tabelis 8

Tabelist 9 on näha, et nii mitmeigi muutuja standardhälve, mis näitab kui palju üksikud tulemused erinevad keskmisest, on võrdlemisi suur. See võib tuleneda nii erinevustest ettevõtete suuruses kui pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete näitajate vahel, mida iseloomustab lisas 1 väljatoodud tabel pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete keskvärtuste ja standardhälvete kohta. Standardvead ehk hinnangud, kui sarnane on käesoleva valimi keskmine oletatavale populatsiooni keskmisele, on kõige suuremad muutujatel X11 ja X12, ühtlasi mille keskvärtused ja standardhälve on samuti teistest suhtarvudest suuremad.

### 2.3. Pankrottide modelleerimine suhtarvude analüüsi kasutades

Käesoleva alapeatüki eesmärgiks on teostada ettevõtete grupi summaarsete ja koondaruannete baasil arvatud keskmiste näitajate finantsanalüüs. Selleks illustreerib autor joonisega 7 suhtarvude keskmisi näitajaid pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete lõikes, et välja selgitada, milliste muutujate puhul on erinevused kõige suuremad ehk millised finantsuhtarvud diskrimineerivad kõige paremini pankrotistunud ettevõtet jätkavast.



Joonis 7. Pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete suhtarvude keskmised aastatel 2005-2013

Allikas: Lisa 1

Jooniselt 7 on näha, et suur erinevus valdab maksevõimet iseloomustavas käibevara / lühiajalised kohustused suhtarvus, kus pankrotistuva ettevõtte maksevõime on üle kolme korda madalam eduka ettevõtte sama näitajaga võrreldes. On märgata, et kõik näitajad on jätkavatel ettevõtetel paremad kui pankrotistuvatel, sealjuures mida madalam on kohustused jagatuna varadega, seda jätkusuutlikum ettevõtte finantsiliselt. Erinevalt edukatest ettevõtetest iseloomustavad pankrotistunud ettevõtteid negatiivne rahavoogude suhe kohustustesse,



ärikasumi suhe müügitulusse, puhaskasumi suhe varadesse ja omakapitali- ja käiberentaablus ning erinevus eduka ja pankrotistuva ettevõtte valitud suhtarvudes on selgelt eristatavad.

Üldiselt võib näha läheneva pankrotistumise märke üksikuid suhtarve vaadeldes üsnagi hästi ning kui kohustused on kasvamas tendentsiga koguvarade mahu suunas või rentaablussuhtarvud halvenevad, võiks see juba olla ohukellaks ettevõtte juhtkonnale ja huvigruppidele, et ebaõnnestumise riskid on suurenenud ning vajalik oleks rakendada meetmeid olukorra parandamiseks. Eriti aga tuleks silmas pidada jooniselt 7 kajastuvat maksevõime kordaja dünaamika olulisust, kus edukat ettevõtet iseloomustab kordaja suurus ligikaudu 3,7 ning pankrotistuvat ettevõtet näitaja suurus 1. Täpsemad erinevused välja toodud lisas 1.

## **2.4. Pankrottide modelleerimine logit analüüsi kasutades**

Käesolevas alapeatükis viib autor läbi logit analüüsi, kasutades tabelis 8 väljatoodud muutujaid, sealjuures pankrotistunud ettevõtted on märgitud muutujas kajastuva väärtusega 1 ning jätkavaid ettevõtteid väärtusega 0. Logit analüüsi läbiviimine tugineb suuremas osas statistikaprogrammile SPSS, kuid kasutatud on ka Excel'it ja Eviews'i. Kuna valimis domineerivad kaalukalt jätkavate ettevõtete andmed, siis tuleks pankrotistuvate ja tegutsevate ettevõtete eristamiseks kasutada kaalusid, mida on rakendatud näiteks Martin Grünbergi magistritöös ning Mart Paali bakalaureuse töös Tartu Ülikoolis. Vastasel juhul jääb modelleerimisel domineerima tegutsevate ettevõtete osakaal, mis raskendab oluliselt pankrotistunud ettevõtete tuvastamist. Osakaal on arvutatud kasutades pankrotistunud ja kustutatud ettevõtete ja edukate ettevõtete suhet algvalimis ning ümardatud lähima täisarvuni. Algvalimi andmete põhjal on pankrotistunud ettevõtete puhul rakendatud kaalu  $1249/246 = 5,1$ .

Märkimisväärseks ohuks võib logit-analüüsis osutada multikollineaarsuse probleem. Sellepärast on enne mudeli koostamist välja selgitatud muutujate omavahelised korrelatsioonikordajad, mis on toodud tabelis 10. Paksus kirjas on ära toodud näitajad, mis sisuliselt on suured ehk ületavad väärtust 0,4. Kui korrelatsioon on madal, ei oma tähtsust, kas see on kõrgem või madalam võrreldes sõltumatute või sõltumatu ning sõltuva muutuja vahel, kuna tegemist on hinnangutega, millel on tegelikult ka oma usalduspiirid, mis võivad olla suhteliselt laiad.

Tabel 10. Pearson'i korrelatsioonikordajad valitud muutujate korrelatsioonimaatriksis

	X0	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
X0	1														
X1	,318	1													
X2	,020	,028	1												
X3	,080	,012	,040	1											
X4	-,004	,199	,288	,175	1										
X5	,020	,032	<b>,997</b>	,040	,288	1									
X6	,028	,216	,071	,049	,138	,073	1								
X7	<b>,803</b>	<b>,518</b>	,077	,048	,093	,075	,059	1							
X8	<b>,808</b>	,088	-,081	,084	-,348	-,078	-,013	<b>,591</b>	1						
X9	,338	,378	,161	-,004	<b>,549</b>	,157	,067	,364	-,281	1					
X10	<b>,652</b>	,286	,020	-,048	-,054	,023	-,020	<b>,692</b>	<b>,542</b>	,197	1				
X11	<b>,598</b>	,131	,030	-,039	-,107	,034	-,033	<b>,436</b>	<b>,523</b>	,139	<b>,808</b>	1			
X12	,183	,225	,029	,021	,129	,025	<b>,423</b>	,213	-,006	,307	,080	,028	1		
X13	<b>,975</b>	,280	,041	,082	,019	,043	,019	<b>,812</b>	<b>,772</b>	,355	<b>,694</b>	<b>,609</b>	,167	1	
X14	<b>,980</b>	,263	,037	,090	,019	,036	,023	<b>,786</b>	<b>,777</b>	,354	<b>,631</b>	<b>,562</b>	,174	<b>,993</b>	1

Allikas: Autori koostatud; lühendite selgitused toodud tabelis 8

Tabelist 10 on näha, et enamasti on tugevam korrelatsioon ühte finantssuhtarvugruppi kuuluvate muutujate vahel, mida on ka edasises modelleerimisprotsessis arvesse võetud. Logit-mudeli kasutamisel on oluliseks piiranguks multikollineaarsuse olemasolu ning omavahel tugevasti korreleeruvaid muutujaid mudelisse kaasata ei tohiks (Baclaen, Ooghe 2006, 20). Sellest tulenevalt leiab autor selliste muutujate kombinatsioonid, kus oleksid esindatud muutujad erinevatest gruppidest nii, et multikollineaarsuse probleem on minimaalne ning vajalikud eeldused logit-mudeli modelleerimiseks täidetud. Nendeks kombinatsioonideks on X6, X8 ja X10 (edaspidi logit 1) ning X7, X8 ning X11 (edaspidi logit 2), mille korrelatsioonimaatriksid on toodud tabelis 11, kus on selgelt näha, et seosed on tugevamad sõltumatu muutuja ja binaarse muutuja, mitte sõltumatute muutujate vahel, millega tingimus logit-analüüsi läbiviimiseks on täidetud.

Tabel 11. Korrelatsioonimaatriksid valitud kombinatsioonidest multikollinearsuse hindamiseks

	X0	X7	X8	X11
X0	1			
X7	0,7781	1		
X8	0,7155	0,5459	1	
X11	0,4124	0,2682	0,3066	1

	X0	X6	X7	X10
X0	1			
X6	0,0267	1		
X8	0,7155	0,0113	1	
X10	0,6293	-0,0204	0,4615	1

Allikas: Autori koostatud

Logit-mudeli modelleerimisel kombinatsiooni X6, X8 ja X10 kasutades kus X6 tähistab muutujat  $\frac{\text{Rahavood}}{\text{Kohustused}}$ , X8  $\frac{\text{Kohustused}}{\text{Varad}}$  ning X10  $\frac{\text{Müügitulu}}{\text{Varad}}$  on näha, et nii mudel kui üksikud muutujad on statistiliselt olulised ja muutujate märgid on loogilised (tulemused toodud lisas 3). Mudeli eristamisjõu hindamiseks kasutab autor ROC (Receiver Operating Characteristic) kõveraid, mis on nimetatud otstarbeks laialdaselt kasutatud leidnud meetod, kus x-teljel on tundlikkus, mis näitab kui suure osa uuritava sündmuse toimumistest ennustab kasutatud mudel õigesti, ning y-teljel 1-spetsiifilisus, mis näitab kui suure osa uuritava sündmuse mittetoimumistest ennustab mudel õigesti. Mudeli täpsust hinnatakse ROC kõvera ja diagonaali vahele jääva ala suurusega. Mida suurem on piirkond, seda spetsiifilisem ja tundlikum on mudel, sealjuures arvestatavaks tulemuseks võib lugeda, kui ala on suurem 0,7-st. (The Area... 2014) SPSS-s mudeli tundlikkust ja spetsiifilisust analüüsid tuleb samuti välja, et valitud muutuja X6 ROC kõvera alune ala on 0,488, mis tähendab, et muutuja pole statistilises mõttes oluline. Koos muutujaga X6 on kogu mudeli ROC kõvera alune ala 0,789, sealjuures muutujata X6 on see 0,9335. Kuna muutuja X6, mis tähistab suhtarvu  $\frac{\text{Rahavood}}{\text{Kohustused}}$ , mudelisse jätmise vähendab oluliselt selle tundlikkust ja spetsiifilisust, jätab autor suhtarvu välja ning teostab uue modelleerimise.

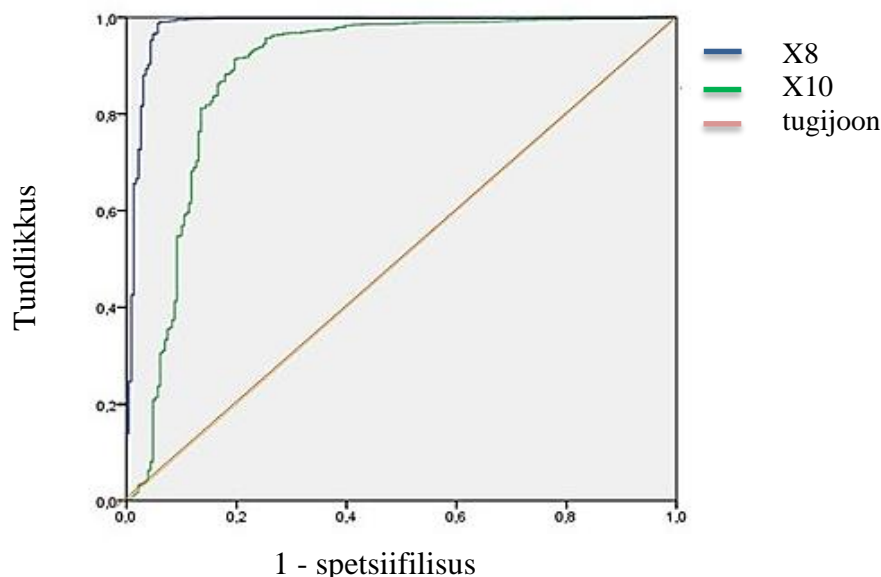
Uue mudeli prognoosi täpsuseks osutub 98,1%, ennustades õigesti 99,5% jätkavatest ning 90,4% pankrotistuvatest ettevõtetest. Jättes X6 mudelisse, oleks see klassifitseerinud 91,3% pankrotistumisi, kuid mudeli tundlikkus ja spetsiifilisus oleksid olnud tunduvalt madalamad. Saadud tulemust kontrollis autor ka kontrollvalimi peal, mille moodustasid teiste Balti riikide ehitussektori ettevõtete finantsnäitajad aastatest 2005-2013. Mudeli testimine valimiväliselt võimaldab hinnata, kui väärtuslik on mudel reaalseks kasutamiseks ning antud kontrollvalim näitab, kui hästi töötab Eesti ehitussektori ettevõtete põhjal koostatud

pankrotiproгноosimise mudel Läti ja Leedu ehitusettevõtetes kasutamiseks. Kontrollvalim prognoosis õigesti 82%, mis on selgelt vähem võrreldes tulemustega mudeli aluseks oleval valimil, kuid samas põhjendatud, kuna tegelikkuses ei olegi võimalik pankrotistumisi niivõrd täpselt ette prognoosida ning ühe valimi põhjal koostatud mudel ei pruugigi täpselt paika pidada valimiväliselt. Mudeli kuju on järgmine:

$$p = \frac{e^{K_1}}{1+e^{K_1}} = \frac{1}{1+e^{-K_1}}$$

$$K_1 = -6,327 + 3,007 \frac{\text{Kohustused}}{\text{Varad}} + 0,163 \frac{\text{Müügitulu}}{\text{Varad}} \quad (7)$$

Logit-mudeli puhul on oluline järgida tundlikkust ja spetsiifilisust, mida illustreerib joonisel 8 kujutatud ROC kõver.



Joonis 8. Logit 1 mudeli ROC kõver

Allikas: Autori koostatud

Jooniselt 8 on näha, et tugijoone ning muutujaid X8 ja X10 kirjeldavate kõverate vahe on suur, ning mudeli AUC väärtusega 0,9335 näitab, et mudel on kasutamiseks piisavalt spetsiifiline ja piisavalt tundlik. Ühtlasi näitab see erinevalt X6-ga koostatud ROC kõverast, et valitud muutujad on mudelis olulised, vastasel juhul paikneksid need tugijoone vahetus läheduses nagu paiknes muutuja X6 (vt Lisa 2).

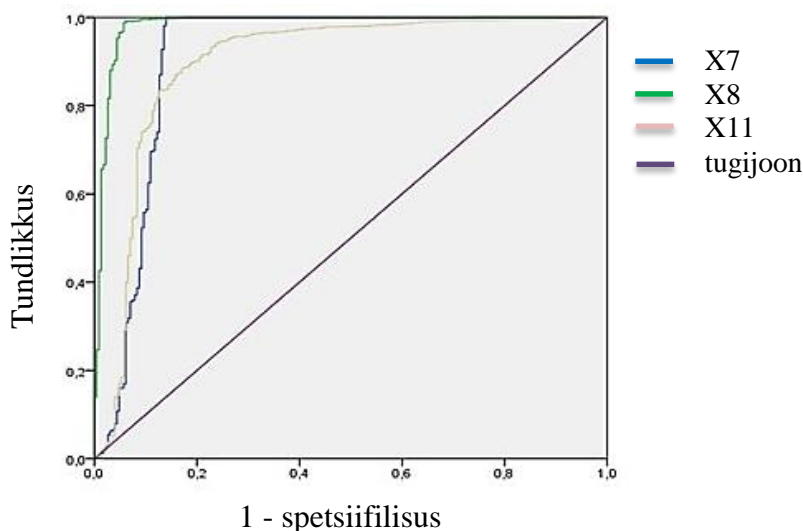
Valitud muutujatest oli võimalik kombineerida lisaks logit 1 mudelis kasutatud multikollineaarsuse vabale kombinatsioonile ka teine sõltuva ja sõltumatute muutujate kombinatsioon, mille korral on täidetud logistilise regressiooni läbiviimise eeldused.

Järgmisena koostab autor logit 2 mudeli, kus finantssuhtarvu  $\frac{\text{Puhas käibekapital}}{\text{Varad}}$  tähistab X7,  $\frac{\text{Kohustused}}{\text{Varad}}$  tähistab X8 ning  $\frac{\text{Müügitulu}}{\text{Käibevarad}}$  tähistab X11 (Tulemused toodud lisa 4). Valides mudelisse teised muutujad, on klassifitseerimisvõime paranenud 1,3 protsendipunkti võrra (98,1%-lt 99,4%-le), ennustades õigesti 99,8% jätkavaid ja 96,9% pankrotistuvaid ettevõtteid. Samas aga klassifitseeris mudel kontrollvalimil korrektselt 77,3% , mis on madalam logit 1 mudeli tulemusest ning viitab viimase suuremale praktilisele väärtusele. Erinevus võib tuleneda logit 1 mudeli suuremast spetsiifilisusest ja tundlikkusest aga ka sellest, et erinevate andmete peal ei pruugi üks ja sama mudel võrdselt hästi prognoosida ja tulemused on erinevad. Varieerides murdepunkti 0,5 ei õnnestu tulemusi kontrollvalimil parandada. Mudeli kuju on järgmine:

$$P = \frac{e^{K_2}}{1+e^{K_2}} = \frac{1}{1+e^{-K_2}}$$

$$K_2 = -7,938036 + 2,371528 \frac{\text{Puhas käibekapital}}{\text{Varad}} + 2,70597 \frac{\text{Kohustused}}{\text{Varad}} + 0,016293 \frac{\text{Müügitulu}}{\text{Käibevarad}} \quad (8)$$

Antud mudeli muutujate märgid on vastavuses rahandusteoreetiliste seisukohtadega ning joonisel 9 on konstrueeritud logit 2 mudeli ROC kõver iseloomustamaks mudeli spetsiifilisust ja tundlikkust.



Joonis 9. Logit 2 mudeli ROC kõver.

Allikas: Autori koostatud

ROC kõvera alune ala AUC (Area Under the Curve) joonisel 9 näitab, et mudelil on kõrge spetsifikatsiooni ning tundlikkuse tase. Järgnevas tabelis 12 on täpsemalt välja toodud

AUC suurus iga muutuja kohta eraldi koos standardveaga, mis iseloomustab tundlikust ja spetsiifilisust numbrites.

Tabel 12. Logit 2 mudeli ROC kõvera AUC ning standardviga muutujate kaupa

Muutuja	ROC kõvera alune ala (AUC)	Standardviga
X7	,910	,017
X8	,982	,006
X11	,896	,015

Allikas: Autori koostatud

Samamoodi nagu ROC kõvera alune ala AUC (Area Under the Curve) joonisel 9 näitavad ka arvud tabelis 12, et mudelil on kõrge spetsifikatsiooni ning tundlikkuse tase, kuna piirkond on suurem 0,7-st. Samuti viitab see sellele, et kõik muutujad mudelis on olulised.

## 2.5. Pankrottide modelleerimine diskriminantanalüüsi kasutades

Diskriminantanalüüsi kasutamise puhul on oluliseks tingimuseks normaaljaotus muutujates. Finantssuhtarvude puhul ning pankroti prognoosimise modelleerimise kontekstis ei oma nimetatud eeltingimus aga niivõrd suurt tähtsust, kuna suhtarvude puhul normaaljaotuse saavutamine on haruharv nähtus. Sellest tulenevalt pole järgnevalt läbiviidud diskriminantanalüüsis muutujad normaaljaotusega.

Esialgu viis autor läbi diskriminantanalüüsi SPSSis kõikide muutujatega kasutades *stepwise* meetodit, mis seisneb selles, et muutujad lülitatakse mudelisse ükshaaval vastavalt sellele, millised muutujad korreleeruvad kõige tugevamini kuni punktini, mil järgmine juurde lisatud muutuja ei lisa mudelile (kanoonilisele  $R^2$ -le) olulisust juurde ega vähenda enam Wilk's Lambdat, mida kirjeldab tabel 13. Sellele põhimõttel eemaldab programm mudelist ise muutujad X3 ( $\frac{\text{Puhaskasum}}{\text{Omakapital}}$ ) ning X9 ( $\frac{\text{Omakapital}}{\text{Varad}}$ ) ning järgnevalt on näha, et kõik mudelisse jäänud muutujad on statistiliselt olulised ( $p < 0,005$ ) ning iga muutuja lisamisel on lambda väärtus vähenenud.

Tabel 13. Wilk's Lambda tabel

Samm	Muutujate arv	$\lambda$	F-statistik	Olulisus
1	1	,040	35 307	<0,001
2	2	,035	20 580	<0,001
3	3	,028	16 753	<0,001
4	4	,026	13 540	<0,001
5	5	,026	11 143	<0,001
6	6	,024	9 893	<0,001
7	7	,024	8 580	<0,001
8	8	,024	7 579	<0,001
9	9	,023	6 796	<0,001
10	10	,023	6 151	<0,001
11	11	,023	5 619	<0,001
12	12	,023	5 173	<0,001

Allikas: Autori koostatud

Tabelist 13 on näha, et Wilk's  $\lambda$  väheneb kuni 9. muutuja toomiseni mudelisse, jäädes samaks 10., 11. ja 12. muutuja lisades, ning ühtlasi ka seda, et kõik muutujad on statistiliselt olulised ( $p < 0,05$ ). Lõpuks programm ise hindab, millised muutujad mudelisse võtta ja millised mitte ehk millised muutujad on kõige suurema diskrimineerimisvõimega sündmuse 1 ehk pankrotistumise prognoosimiseks. Lõplik diskriminantfunktsioon on kujul:

$$D_1 = -7,067 + 0,83X_1 - 0,309 X_2 + 0,189 X_4 + 0,3X_5 - 0,024X_6 + 0,618X_7 + 0,675X_8 - 0,032X_{10} + 0,072X_{11} + 0,014X_{12} - 0,153X_{13} + 0,40X_{14} \quad (9)$$

kus

- $X_1$  - Raha / Varad,
- $X_2$  - Puhaskasum / Müügitulu,
- $X_4$  - Puhaskasum / Varad,
- $X_5$  - Ärikasum / Müügitulu,
- $X_6$  - Rahavood / Kohustused,
- $X_7$  - Puhas Käibekapital / Varad,
- $X_8$  - Kohustused / Varad,
- $X_{10}$  - Müügitulu / Varad,
- $X_{11}$  - Müügitulu / Käibevarad,
- $X_{12}$  - Käibevara / lühiajalised kohustused.

Mudeli kirjeldatuse tase on küll nii pankrotistunud ettevõtete kui jätkavate ettevõtete prognoosimisel mõlemal korral 100% ning ka Box's M näitab, et mudel on oluline, kuid mudeli täpsus on siiski kaheldav, kuna sõltumatuid muutujaid pole lisatud ega eemaldatud liiga tugeva

omavahelise korrelatsiooni alusel. Näiteks on tabelist 10 näha, et kõikidel mudelisse jäänud muutujatel on oluliselt tugevam seos mõne teise muutujaga kui binaarse muutujaga X0.

Sellest tulenevalt katsetab autor korrelatsioonimaatriksist väljavaadatud multikollineaarsuse probleemist vabu finantssuhtarvude kombinatsioone, mida on kasutatud ka logit-mudelite koostamisel. Tulemuseks on järgmised funktsioonid:

$$D_2 = 0,987X8 + 0,110X10 - 1,405 \quad (10)$$

$$D_3 = 1,222X7 + 0,829X8 + 0,41X11 - 2,247 \quad (11)$$

Valemiga 10 kirjeldatud mudel on prognoosinud õigesti 99,6% jätkavatest ja 84,3% pankrotistuvatest ettevõtetest ning kontrollvalimi täpsuseks kujunes 89,6%. Valemiga 11 kirjeldatud mudel on prognoosinud täpselt 99,8% jätkavatest ning 90,8% pankrotistuvatest ettevõtetest ning kontrollvalimil 89,3%. Antud diskriminantanalüüsi tulemusi võib pidada heaks ning lisaks võib kindel olla multikollineaarsuse probleemi puudumisel mudelites.

## 2.6. Meetodite kokkuvõte ning analüüsi täiustamise ja edasiarendamise võimalused

Logit mudelitest osutus kõrgema klassifitseerimisvõimega mudeliks logit 1 muutujatega  $\frac{\text{Kohustused}}{\text{Varad}}$  (X8) ning  $\frac{\text{Müügitulu}}{\text{Varad}}$  (X10), mis prognoosis õigesti 98,1% valimil ning 82% kontrollvalimil. Diskriminantanalüüsi kasutades osutus aga täpsemaks mudel muutujatega  $\frac{\text{Puhas käibekapital}}{\text{Varad}}$  (X7),  $\frac{\text{Kohustused}}{\text{Varad}}$  (X8) ning  $\frac{\text{Müügitulud}}{\text{Käibevarad}}$  (X11), mis klassifitseeris 99,4% valimil ning 89,6% kontrollvalimil.

Analüüside täiustamisel ja edasiarendamisel tuleks leida modelleerimisel kompromiss tundlikkuse ja spetsiifilisuse vahel, ehk seada eesmärgiks kas esimest või teist järku viga. Mudeli klassifitseerimisvõime on valimi põhjal kõrge, kuid kui testida seda väljaspool valimit, siis ei pruugi mudel pankrotistumisi niivõrd täpselt klassifitseerida, kuid see sõltub ka kontrollvalimist, sealjuures on oluline, et osakaalud vastaksid modelleerimiseks kasutatud valimile.

Täiustamise võimalusena näeb autor, et parema valimi koostamiseks võiksid olla kättesaadavad kogu üldkogumi andmed, et mitte välja selekteerida jätkavad ettevõtted käibe suuruse alusel, mis iseloomustab ettevõtte tegevuse suurust, vaid hoopis koostada üldkogumit



võimalikult täpselt iseloomustav valim. Näiteks on võimalik jaotada ettevõtted sektori siseselt erinevate suurusnäitajate alusel ning valimisse kaasata kindla sammu alusel valitud ettevõtted, kus tõenäosus valimisse sattuda on kõikidel ettevõtetel suurem. Sel viisil ei oleks mudeli tulemused arvestatavad mitte ainult selle aluseks oleva valimi põhjal, vaid omaksid tõenäoliselt ka suuremat praktilist väärtust. ning see, et kriteeriumiks peaks olema ka klassifitseerimistäpsust põhivalimist väljaspool. Lisaks sellele saab antud töö tulemusi edasi arendada, kui seada kriteeriumiks ka klassifitseerimistäpsus põhivalimist väljaspool, nii et juba modelleerimise käigus rohkem tähelepanu pöörata valimiväliste tulemustele neid paralleelselt jälgides.

Analüüsi edasiarendamise võimalusena võiks katsetada erinevaid valimeid, näiteks Euroopa Liidu andmete põhjal ja võrrelda Eestiga. Võib ka proovida erinevaid meetodeid, mis niivõrd ei tugine finantsandmetele vaid lisaks ka muul informatsioonil, nagu ettevõtte sisesel juhtimisstiilil ning luua näiteks rahanduse ja personalijuhtimise sünergias pankroti prognoosimise mudel. Ühtlasi on väga suur mõju pankrotistumistele makrokeskkonnal ning suurema väärtusega pankroti prognoosimise mudel võiks tugineda ka üldise majanduse näitajatel. Ehitussektor on selgelt tugevas sõltuvuses majanduse üldisest olukorrast ning eeldatavasti on kriisitingimustes ellu jäänud ainult tugevamad ettevõtted. „Tugevam jääb ellu“ põhimõttel tugineb närvivõrkude meetod, mida võiks proovida kasutada ka ehitussektori näitel.

## KOKKUVÕTE

Äriettevõtte ebaõnnestumine võib kaasa tuua märkimisväärseid kahjusid nii kreditoridele kui huvigruppidele. Sellepärast on äärmiselt vajalik, et oleks olemas mudel, mis ennustab potentsiaalset ebaõnnestumist võimalikult vara, et vähendada kulutusi, pakkudes hoiatust huvitatud osapooltele.

Pankrot on seadusandluse poolt defineeritud kui võlgniku kohtuotsusega väljakuulutatud maksejõuetus, mis tekib siis, kui võlgnik ei suuda rahuldada võlausaldaja nõudeid ja see suutmatuse ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Oluline seejuures on eristada pankrotti ettevõtte ebaõnnestumisest, mis on oluliselt laiem mõiste ja hõlmab ka tegevuse lõpetamist kahjude vältimiseks või kahjudega kreditoridele, ettevõtte mittejätkamist ning ebaõnnestumist alternatiivkulude mõttes. Ettevõtete pankrotistumise põhjused võivad tuleneda nii sise- kui ka väliskeskkonnast, millest määravateks on ettevõtte juhtkonna puudulik tegevus alates korraliku äriplaani koostamisest kuni finantsjuhtimiseni, sealjuures esineb vähe selliseid juhtumeid, kus ettevõtte ise pankrotist hoidumiseks midagi ette võtta ei saa.

Pankroti prognoosimise algus ulatub kaugemale ajas tagasi, mil prooviti ennustada ettevõtte ebaõnnestumist üksiknäitajate või -suhtarvude alusel. Alates 1966. aasta Altmani teedrajavast teosest hakati pankroti prognoosimise uuringutes kasutama mitmemõõtmelisi meetmeid. Nendest levinuimateks on diskriminantanalüüs, logistilisel regressioonil põhinev analüüs ning ka närvivõrkude meetod, mis võimaldavad tänu komplitseeritumale konstruktsioonile praeguse aja ettevõtete pankrotistumisi täpsemalt ennustada. Käesolevas bakalaureusetöös on fokuseeritud suhtarvude-, logit- ja diskriminantanalüüsile tänu nende kasutamise populaarsusele, ennustamistäpsusele ning ka teostatavuse lihtsusele.

Modelleerimise teostamise aluseks on Eesti ehitussektor, kus hiljutise Krediidinfo paneeluuringu andmetel pankrotistus 2006 – 2012. aastal 1000 ettevõtte kohta 4,77 ettevõtet. Ehitussektori ehk EMTAK klassifikaatori järgi F jaotuse alla kuuluvad hoonete ja rajatiste ehitus ning ka eriehitustööd. Hiljutise majanduskriisi ajal langesid ehituses nii ehitusmahud,

hõive sektoris, väljastatud ehituslubade arv kui ka finantstulemused, mis tõi paljude ehitusettevõtete jaoks kaasa pankrotistumise. Arengusuunad näitavad kasvutrendi ning Eesti Konjunktuuriinstituudi kohaselt ka üldise kindlustunde paranemist. Samas on erinevate allikate sõnul kasvutrend liialt kiire. Järsk kinnisvarahindade tõus võib tuua kaasa nõudluse vähenemise, mis mõjub negatiivselt ka ehitusettevõtete tegevust. Sellest tulenevalt on pankrotimudeli koostamine ehitussektori ettevõtete näitel aktuaalne ja vajalik.

Käesoleva bakalaureusetöö jaoks väljastas Registrate ja Infosüsteemide Keskus 150 jätkava ja 62 pankrotistunud ettevõtte 2005-2013. aasta majandusaasta aruannetest pärinevad andmed, kus kaasatud on kõik aastatel 2012-2013(2014) pankrotistunud ehitusettevõtted ning edukatest ettevõtetest on valitud suurima käibega 2013. aastal. Täpsemate muutujate valikuks pankroti prognoosimise mudelite koostamiseks on kasutatud erinevaid kriteeriume ning ainuõige põhimõtte selleks puudub. Käesolevas bakalaureusetöös kasutatavateks muutujateks valib autor välja kokku 15 erinevat suhtarvu viiest kategooriatest, milleks on likviidsus, rentaablus, kapitali struktuur, toimimine ja maksevõime.

Antud töö tulemusel on näha, et üksikute suhtarvude jälgimine peegeldab pankrotistumise ohumärke üsnagi selgelt. Jätkavate ja pankrotistunud ettevõtete suhtarvude võrdluses on märgata märkimisväärsed erinevusi, eriti maksevõime näitaja ning kohustuste ja varade suhtarvus, mida tuleks ettevõtte sisestel ja välistel infotarbijatel ettevõtte käekäigu hindamiseks jälgida. Samuti viitavad pankrotile suhtarvud, mis kahjumi tõttu on hoopis negatiivsed.

Käesoleva bakalaureusetöö tulemustest järeldub, et kõige paremini suudab pankrotte prognoosida logit 1 mudel muutujatega  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulu}{Varad}$  (X10), mis prognoosis õigesti 98,1% valimil ning 82% kontrollvalimil. Teine logit mudel muutujatega  $\frac{Puhaskäibekapital}{Varad}$  (X7),  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulud}{Käibevarad}$  (X11) prognoosis korrektselt 99,4% valimil ning 77% kontrollvalimil.

Diskriminantanalüüsi kasutades osutus aga täpsemaks mudel muutujatega  $\frac{Puhaskäibekapital}{Varad}$  (X7),  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulud}{Käibevarad}$  (X11), mille prognoosimise tulemus oli 98,4% valimil ning 89,6% kontrollvalimil. Teine diskriminant mudel muutujatega  $\frac{Kohustused}{Varad}$  (X8) ning  $\frac{Müügitulu}{Varad}$  (X10) prognoosis õigesti 95,8% valimil ja kontrollvalimil 89,3%. Mudelis olevad muutujad ei korreleeru omavahel.

Käesoleva bakalaureusetöö edasiarendusena saab proovida erinevaid meetodeid, mis niivõrd ei tugine finantsandmetele vaid lisaks ka muul informatsioonile, nagu ettevõtte sisene juhtimisstiilil või makrokeskkonna mõjurid. Ühtlasi laialdasemaks kasutamiseks võiks valim proportsionaalselt vastata ehitussektorile kui üldkogumile. Klassifitseerimisvõime on mudelitel valimi põhjal kõrge, kuid väljaspool valimit ei pruugi mudel pankrotistumisi olulisuse täpsusega klassifitseerida. Sellest tulenevalt võiks juba modelleerimise käigus rohkem tähelepanu pöörata valimiväliste tulemustele neid paralleelselt jälgides ehk töö tulemuste edasiarendamisel seada kriteeriumiks ka klassifitseerimistäpsus põhivalimist väljaspool, et mudel oleks rakendatav praktikas. Lisaks tuleks modelleerimisel leida kompromiss tundlikkuse ja spetsiifilisuse vahel ning seada eesmärgiks kas esimest või teist järku viga.

## **SUMMARY**

### **BANKRUPTCY MODELING ON THE EXAMPLE OF ESTONIAN CONSTRUCTION ENTERPRISES**

Hanna Holdt

Business failure can lead to significant losses for both creditors and stakeholders. That is why it is imperative to have a model that predicts the potential failure as early as possible to hopefully reduce or avoid the costs by providing warnings to interested parts.

The aim of the thesis is bankruptcy modeling on the example of Estonian construction companies by using different methods and control, interpret and assess the results of this research. As the definition of business failure is comprehensive including different subdefinitions this thesis is focusing on bankruptcies. The present study is specified with the bankruptcy prediction of Estonian construction companies by using ratio analysis, discriminant analysis and logit models. The basis of the choice are the popularity of the methods, accuracy in previous studies and also the access to relevant data. The investigative tasks set in order to achieve the aim of the thesis are following:

- Define bankruptcy and the related concepts and bring out the reasons of business failure;
- Give an overview and analyse the methods of bankruptcy prediction in the literature;
- Give an overview of Estonian construction sector and its peculiarity;
- Systemise the Estonian construction sector data and calculate the necessary ratios for bankruptcy modeling;
- Use different methods in bankruptcy modeling of Estonian construction enterprises;
- Assess the results and accuracy of models and assess the suitability for predicting bankruptcies in Estonian construction sector.

Bankruptcy is defined by the legislation as a judgment debtor declared insolvent, which occurs when a debtor is unable to satisfy the claims of creditors and the inability of the debtor's

financial situation is not temporary. It is important to distinguish between the failure of the company's bankruptcy, which is much broader concept and includes the failure in order to prevent damage, the failure with the debts to creditors of the company and the failure in terms of alternative costs. The reasons behind why businesses are failing can be internal, external or both. The main reasons mostly come from the company's environment, which mostly involve the lack of decisive action, no proper business plan nor financial management. Majority of the reasons can actually be avoided by the company itself.

Bankruptcy prediction origins go far back in time, where individual indicators or ratios were used for predicting company's failure. From the year 1966 the work of Altman began the bankruptcy prediction based on multidimensional measures. Of those widely spread are discriminant analysis, logistic regression analysis and neural networks method that allows the design of complex characteristics that describes the companies of today.

The modeling is based on the construction sector in Estonia, where a recent study has shown that during 2006-2012 4,77 enterprises out of 1000 went bankruptcy. Under the construction industry (F distribution according to EMTAK) there are also classified the construction of buildings and structures, and also specialized construction activities. The recent economic crisis had a tremendous effect on the construction industry bringing numerous bankruptcies. The recent trends have shown growth and overall improvement in confidence, but according to various sources there have been arguments around the possibility of a new economic crisis, referring to changes in the related areas such as a significantly fast rise in property prices.

The data for this thesis is issued by Centre of Registers and Information Systems (*Registrite ja Infosüsteemide keskus*) reflecting 150 of the successful and 62 of the bankrupt companies from year 2005 to 2013. For specific variables in the selection of bankruptcy prediction model there are variety of criteria used. The variables used in this thesis are chosen out of a total of 15 different ratios of the five categories: liquidity, profitability, capital structure, operation and solvency.

This work has led to a conclusion that the ratios of the individual observation reflects a fairly clear warning signs of bankruptcy, especially solvency ratios and the ratio of assets and liabilities. Also it refers to bankruptcy if financial ratios are negative due to losses.

The results of this thesis conclude that most bankruptcies are better to predict using the logit model 1 variables  $\frac{Liabilities}{Assets}$  (X8) and  $\frac{Revenue}{Assets}$  (X10), which correctly predicted 98,1 % of

the sample and 82% of the control sample. The second logit model with variables  $\frac{\text{Net working capital}}{\text{Assets}}$  (X7),  $\frac{\text{Liabilities}}{\text{Assets}}$  (X8 ) and  $\frac{\text{Sales revenue}}{\text{Current assets}}$  (X11) correctly predicted 99,4 % of the sample and 77% of the control sample.

Using discriminant analysis proved to be more accurate model with variables  $\frac{\text{Net working capital}}{\text{Assets}}$  (X7),  $\frac{\text{Liabilities}}{\text{Assets}}$  (X8 ) and  $\frac{\text{Sales revenue}}{\text{Current assets}}$  (X11) and the prediction result was 98.4% in sample and 89.6 % in control sample. Another discriminant model with variables  $\frac{\text{Liabilities}}{\text{Assets}}$  (X8 ) and  $\frac{\text{Revenue}}{\text{Assets}}$  (X10) correctly predicted 95,8 % of the sample and the control sample of 89,3%. The variables in the model do not correlate with each other and are statistically significant.

In extension of this thesis is to try out different methods that do not rely only on financial data but also other information available, such as the macroeconomic indicators or the management style in company. Furthermore, a more extensive use could answer the sample in proportion to the population of the construction sector to have more practical value. The classification capability of models based on the sample ar high, but outside the sample it is not necessarily accurate. That could get more attention already in the modeling process to monitor the sample and control sample parallel. The extension of the study would also be developing the set criterion for the classification accuracye outside of the model to be implemented in practice. In addition to modeling there should be a compromise found between sensitivity and specificity, or to set a target, either with the focus on the first or second type of error.

## VIIDATUD ALLIKAD

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Of Corporate Bankruptcy. – *Journal of Finance*, Vol. 23, No. 4, pp. 589–609.
- Altman, E.I., Saunders, A. (1998). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. – *Journal of Banking & Finance*, Vol. 21, pp. 1721-1742.
- Altman, E.I. (1993). Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting & Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy. New York: Wiley Finance Edition.
- Altman E.I., Danovi A., Falini A. (2013). Z-score Models' Application to Italian Companies Subject to Extraordinary Administration. - *Journal of Applied Finance*, Vol. 23, pp 128-137.
- Balcaen, S., Ooghe, H. (2006). 35 Years of Studies on Business Failure: an Overview of the classic statistical Methodologies and Their Related Problems. –*The British Accounting Review*, Vol. 38, pp. 63-93.
- Beaver, H. (1966). Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure. – *The Accounting Review*, Vol. 43, No. 1, pp. 113-122.
- Bellovary, J., Giacomino E., Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. – *Journal of Financial Education*, Vol. 33, pp. 1–42.
- Bhattacharya, S., Gepp, A., Kumar, K. (2010) Business Failure Prediction using Decision Trees. - *Australia Journal of Forecasting*, Vol. 29, pp 536-555.
- Binaarsete tunnuste analüüsimeetodit. Eesti Maaülikool  
[http://ph.emu.ee/~ktanel/bin\\_tunnuste\\_analyys/pt33.php](http://ph.emu.ee/~ktanel/bin_tunnuste_analyys/pt33.php) (02.06.2014)
- Burns, R., Burns, R. (2009). Business Research Methods and Statistics using SPSS. London: SAGE Publications Ltd.



- Cochran, A. B. (1981). Small business mortality rates: A review of the literature. – *Journal of Small Business Management*, Vol. 19, No. 4, pp. 50–59.
- Deakin, E.A. (1972). Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure – *Journal of Accounting Research*, Vol. 1, pp. 167-179.
- EMTAK. Registrate ja Infosüsteemide keskus.  
<https://emtak.rik.ee/EMTAK/pages/klaskifikaatorOtsing.aspx> (10.05.2014)
- Gujarati, D. N. (2004). Basic Econometrics. 4th Ed. New York: MacGraw-Hill.
- Hoetker, G. (2007). The Use of Logit And Probit Models In Strategic Management Research: Critical. – *Strategic Management Journal*, Vol. 28, pp. 331-343.
- Jardin, P. (2009). Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? – *Bankers, Markets & Investors*, Vol. 98, pp. 39–46.
- Josing, M. (2012). Eesti ehitusturu areng, ehitusettevõtete tööjõuturu olukord ja perspektiivne tööjõu vajadus.  
[http://www.kredex.ee/public/Energiatohusus/BUILDEST/Buildest\\_8.06\\_Marje\\_Josin\\_g.pdf](http://www.kredex.ee/public/Energiatohusus/BUILDEST/Buildest_8.06_Marje_Josin_g.pdf) (01.05.2014)
- Lukason, O. (2010) Maksejõuetuse põhjuste analüüs. Kokkuvõte olulisematest uuringutulemustest. Justiitsministeerium. Tarkade Otsuste Fond.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. – *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109–131.
- Ooghe, H., De Prijcker, S. (2007). Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. – *Management Decision*, Vol. 46, No. 2, pp. 223–242.
- Pankrotid Eestis 2013. Krediidiinfo. <http://www.krediidiinfo.ee/files/pankrotid2013.pdf> (30.04.2014)
- Pankrot. Eesti riigiportaal  
<https://www.eesti.ee/est/pankrot/> (28.04.2014)
- Pankrotiseadus. Vastu võetud Riigikogus 22. jaanuaril 2003. a –RT I, 2003, 17, 95; RT I, 2004, 37, 255.
- Ragsdale, C.T. (2007). Spreadsheet Modeling & Decision Analysis: A Practical Introduction to Management Science, Fifth Edition. Mason: Thomson South-Western.

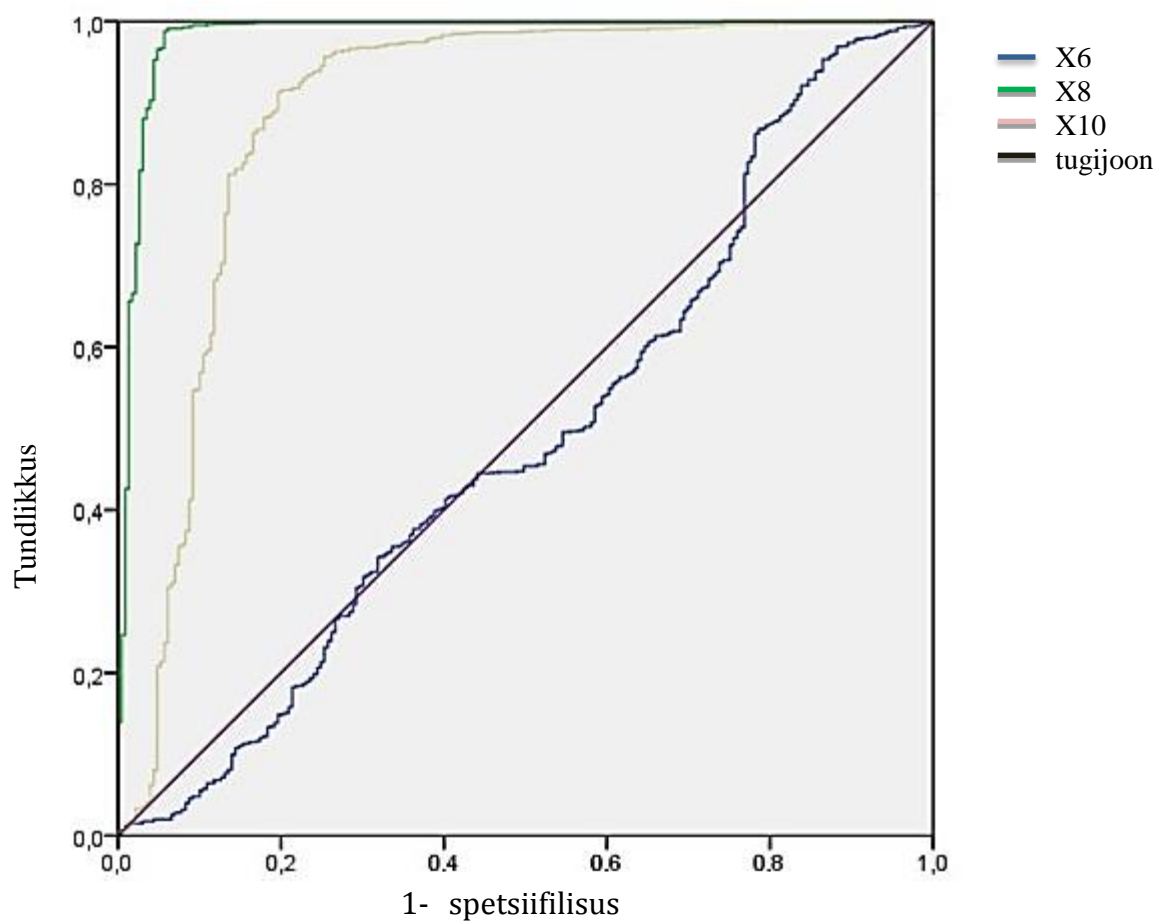
- Statistika andmebaas. (2011). Eesti Statistikaamet.  
<http://pub.stat.ee/px-web.2001/dialog/statfile2.asp> (28.04.2014)
- Statistika. (2011). Eesti Pank.  
<http://www.eestipank.ee/pub/et/dokumendid/statistika/> (28.04.2014)
- Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. – *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol 12. No. 1, pp. 19–45.
- The Area Under an ROC Curve. <http://gim.unmc.edu/dxtests/roc3.htm> (02.06.2014)
- Vuran, B. (2009). Prediction of Business Failure: A Comparison of Discriminant And Logistic Regression Analysis – *Istanbul University Journal of the School Business Administration*, Vol.38, No.1, pp. 47-65.
- Vörk, A. (2008). Mikroökonomieetria loengumaterjal.  
<http://www.hm.ee/index.php?popup=download&id=11842> (06.05.2014)
- Watts, R. L., J. L. Zimmerman (1986). Positive Accounting Theory. New Jersey: Prentice Hall International.
- Äriseadustik. Vastu võetud Riigikogus 15. veebruaril 1995.a – RT I, 1995, 26, 355; RT I, 2003, 88, 591.
- Äriühingu pankrot. Ettevõtluse Arendamise Sihtasutus.  
<http://www.eas.ee/et/alustavale-ettevotjale/ettevotlusest-loobumine/vabatahtlik-lopetamine-ja-sundlopetamine/aeriuehingu-pankrot> (28.04.2014)
2012. aasta majandusülevaade. Majandus- ja Kommunikatsiooniministeerium, Rahandusministeerium.  
[http://www.mkm.ee/public/Majandusylevaade\\_2012.pdf](http://www.mkm.ee/public/Majandusylevaade_2012.pdf) (15.05.2014)

## LISAD

**Lisa 1. Aritmeetilise keskmise ja standardhälbe erinevused pankrotistunud ja jätkavate ettevõtete lõikes aastatel 2005-2013**

Tähis	Suhtarv	Aritmeetiline keskmine		Standardhälve		F testi olulisustõenäosus
		pankrotistunud	jätkavad	pankrotistunud	jätkavad	
X1	Raha / Varad	0,059	0,281	0,071	0,244	<0,01
X2	Puhaskasum / Müügitulu	-0,05	0,068	0,518	2,73	0,453
X3	Puhaskasum / Omakapital	-0,635	0,066	2,61	1,732	0,002
X4	Puhaskasum / Varad	-0,089	0,079	0,265	0,369	0,874
X5	Ärikasum / Müügitulu	-0,048	0,033	0,516	0,773	0,447
X6	Rahavood / Kohustused	-0,019	0,135	0,13	4,217	0,286
X7	Puhas Käibekapital / Varad	0,593	0,607	0,271	0,268	<0,01
X8	Kohustused / Varad	0,965	0,516	0,456	1,731	<0,01
X9	Omakapital / Varad	0,035	0,55	0,456	0,353	<0,01
X10	Müügitulu / Varad	2,515	3,01	1,792	3,179	<0,01
X11	Müügitulu / Käibevarad	3,664	5,93	2,653	22,615	<0,01
X12	Käibevara/ Lühiajalised kohustused	1,024	3,69	0,62	9,311	<0,01

## Lisa 2. Muutujaga X6 konstrueeritud ROC kõver



Jooniselt on selgelt näha, et muutuja X6 on mudeli madala spetsiifisuse ja tundlikkuse taga, millest tulenevalt on käesoleva bakalaureusetöö logit-analüüsi osas nimetatud muutuja logit 1 mudelist eemaldatud.

### Lisa 3. Logit 1 mudeli koefitsiendid, standardviga ning olulisustõenäosus

Muutuja	Koefitsient	Standardviga	Z-statistik	P-väärtus
X10	0.144105	0.028390	5.075972	0.0000
X6	0.060390	0.016529	3.653599	0.0003
X8	3.322586	0.311060	10.68149	0.0000
Vabaliige	-6.375214	0.386559	-16.49221	0.0000
Mudeli standardviga	0.129117	Kogu vaatluste arv		1490
Mudeli olulisustõenäosus	0.000000			

Allikas: Autori koostatud

#### Lisa 4. Logit 2 mudeli koefitsiendid, standardviga ning olulisustõenäosus

Muutuja	Koefitsient	Standardviga	Z-statistik	P-väärtus
X11	0.016293	0.005422	3.004746	0.0027
X7	2.371528	0.372319	6.369610	0.0000
X8	2.705970	0.297013	9.110624	0.0000
Vabaliige	-7.938036	0.577587	-13.74345	0.0000
Mudeli standardviga	0.084815	Kogu vaatluste arv		1490
Mudeli olulisustõenäosus	0.000000			

Allikas: Autori koostatud