

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Rahanduse- ja majandusteooria instituut

Majandusteooria õppetool

Kadi Pihlak

**ETTEVÕTETE PANKROTISTUMISE PROGNOOSIMINE  
EESTI ETTEVÕTETE NÄITEL**

Bakalaureusetöö

Juhendaja: lektor Peeter Luikmel

Tallinn 2014

Olen koostanud töö iseseisvalt.

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

Kadi Pihlak .....

Üliõpilase kood: 082306

Üliõpilase e-posti aadress: kadipihlak@hotmail.com

Juhendaja lektor Peeter Luikmel:

Töö vastab bakalaureusetööle esitatud nõuetele

.....

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

## SISUKORD

ABSTRAKT .....	4
SISSEJUHATUS .....	5
1. PANKROTI KÄSITLUS JA MODELLEERIMINE .....	8
1.1. Pankrotistumise mõiste ja olemus.....	8
1.2. Laenuaotlejate krediitkvaliteedi hindamine.....	11
1.3. Pankrotistumise prognoosimiseks kasutatavad meetodid.....	15
1.4. Varasemad uurimised, mis käsitlevad pankrotistumise prognoosimist .....	20
2. PANKROTISTUMISE TÕENÄOSUST MÕJUTAVATE TEGURITE ANALÜÜS.....	25
2.1. Pankrotistumise prognoosimise mudeli koostamine. ....	26
2.2. Mudeli tulemuste analüüs ja järeldused .....	30
KOKKUVÕTE .....	34
SUMMARY .....	36
VIIDATUD ALLIKAD .....	39
LISAD .....	42
Lisa 1. Eri sektori ettevõtete osakaalud valimist. ....	42
Lisa 2. Esialgne probit mudel .....	43
Lisa 3. Probit mudeli analüüsi tulemused .....	44
Lisa 4. Esialgne logit mudel .....	45
Lisa 5. Logit mudeli analüüsi tulemused .....	46

## **ABSTRAKT**

Käesoleva bakalaureusetöö eesmärgiks on koostada pankrotistumise prognoosimudel Eesti tööstus- ja teenindusettevõtete põhjal, et selgitada välja, millised tegurid soodustavad nende ettevõtete puhul pankrotistumist. Valitud perioodiks on 2008-2013 aasta, kuna selles vahemikus on nii majandusbuumi, majanduslanguse kui ka majanduse taastumise ajal pankrotistunud ettevõtteid. Pankrotistumise prognoosimisel on kasutatud kahte statistilist meetodit: logit ja probit mudel, võrdlemaks nendega saadud tulemusi. Koostatud mudelite tulemusena leidis töö autor, et pankrotistumist selgitavaid tegureid on seitse vaadeldud üheteistkümnest ning olulised on nii omakapitali suurus, kasuminäitajad, likviidsusnäitajad kui ka võlgnevuse suurus vastu ettevõtte bilansimahtu. Võrreldes varasemate käsitlustega on statistiliselt oluline siin mudelis ka nõuded ostjate vastu bilansimahust, mis ei ole väga levinud muutuja pankrotistumise prognoosimise uurimistes. Tulemus võib olla kasulik finantsasutustele, kes väljastavad ettevõtetele krediiti ning ka ettevõtte omanikele, et nad näeksid, millistele näitajatele ettevõtte juures tuleks keskenduda, et vältida maksejõuetust.

Võtmesõnad: pankrotistumine, pankrotistumise prognoosimine, krediidirisk, probit mudel, logit mudel, finantssuhtarvud.

## SISSEJUHATUS

Käesolev töö on kirjutatud pankrotistumisest, selle tõenäosuse prognoosimisest Eesti ettevõtete näitel ajavahemikus 2008-2013. Krediidiriski hindamine on olnud aastakümneid väga oluline prognoosimaks laenuvõtjate maksejõuetuse tõenäosust ning krediidikahjumite tekkimist seeläbi. Praeguseks on Eesti majandus taastumas viimasest finantskriisist, mil laenusid väljastavad krediidiasutused pidid maha kandma mitmeid majandusbuumi ajal väljastatud laenukohustusi ning kandsid seeläbi üsna suuri laenukahjusid. Seetõttu on väga oluline igal ajahetkel hinnata adekvaatselt ettevõtte maksevõimet mõjutada võivaid riske, mis on seotud nii ettevõtete finantsnäitajatega kui ka makromajandusest tulenevate teguritega, et tulevikus enam nii kriitilist olukorda ei tekiks.

Töö on motiveeritud isiklikust kogemusest. Autor töötab pangas ning puutub igapäevaselt kokku krediidi väljastamisega ning nende laenuaotluse analüüsimisega. Antud töös on keskendutud ettevõtete finantsandmete analüüsimisele, mille kättesaadavus on mõnevõrra parem kui eraisikute andmetel. Lisaks on see uurimus olulisem ka finantsasutuste seisukohast just suuremate laenusummade ja riskide tõttu.

Antud lõputöö eesmärk on võrrelda nii logistilise regressioonanalüüsi kui ka probit analüüsi meetodil koostatud pankrotistumise prognoosmudeleid, et näha, kas nende kahe meetodi kasutamine annab erinevaid tulemusi Eesti tööstus- ja teenindussektori ettevõtete puhul. Nende kahe meetodi abiga selgitab autor välja need raamatupidamislikud finantsnäitajad ning suhtarvud, mis suurendavad ettevõtte pankrotistumise tõenäosust. Oma analüüsis on töö autor kasutanud varasematest uurimustest kõige levinumaid finantsuhtarve, mille kasutamine on ka asjakohane Eesti ettevõtete eripära arvestades. Töö praktilises pooles ei keskendu autor makromajanduslikele näitajatele ning nende mõjule pankrotistumisele, küll aga on mudelisse valitud periood, mis sisaldab nii majanduslanguse aega kui ka majandusbuumi, ehk makromajandusele lisaks mõjutab pankrotistumist ka kindlasti firma enda finantsseis.

Töö autor on vaadelnud oma uurimuses ka krediidiriski olemust ja selle hindamist, kuna soovib vaadelda pankrotistumise prognoosimist ja ohtu just finantsasutuste vaatenurgast.

Tulenevalt töö eesmärgist, on autor püstitanud järgmised uurimisülesanded, mida töö käigus lahendatakse:

1. Selgitada pankrotistumise olemust ning põhjuseid.
2. Vaadelda erinevaid varasemalt kasutatud meetodeid ja uurimus pankrotistumise prognoosimiseks.
3. Selgitada pankrotistumisega kaasnevaid riske ja riskihindamist.
4. Selgitada välja läbi statistilise analüüsi Eesti tööstus- ja teenindusettevõtete pankrotistumist prognoosivad tegurid.

Käesolev töö käsitleb pankrotistumise tõenäosust Pankrotiseaduse tähenduses, kus võlgnikule on juba kohtuotsusega välja kuulutatud maksejõuetus ning võlgnik ei suuda rahuldada võlausaldaja nõudeid või võlgniku vara ei kata tema kohustusi ja see olukord ei ole võlgniku majanduslikult olukorrast tulenevalt ajutine.(Pankrotiseadus)

Töö teoreetilises pooles toob töö autor välja pankrotistumise olemuse ning selle hindamise meetodid, mida on tavapärastel kirjanduses kasutatud pankrotistumise tõenäosuse hindamiseks. Lisaks vaatleb autor ka varasemalt koostatud mudeleid pankrotistumise prognoosimiseks erinevaid statistilisi meetodeid kasutades, et saada luua võrdlusbaas Eesti ettevõtte põhjal koostatud mudelitega. Kaks peamist mudelit, mis panid aluse kaasaegsele krediidiriski analüüsile pärinevad 1960. lõpust ning 1970. algusest (Altman 1968 ja Merton 1974). Käesolev töö keskendub sarnaselt Altmani (1968) lähenemisele raamatupidamislike finantsandmete analüüsil. Valdav enamus kättesaadavat temaatilist kirjandust käsitleb Ühendriikide laenuklentide maksejõuetuse tõenäosust mõjutavaid tegureid, millel on mõnevõrra erinev struktuur Eesti ettevõtetest ning enamus uurimusi on koostatud börsiettevõtete andmeid analüüsides.

Töö teises osas koostab autor ka ise Eesti tööstus- ja teenindusettevõtete põhjal pankroti tõenäosust prognoosiva mudeli identifitseerimaks muutjad, mis osutuvad oluliseks pankrotistumise puhul. Autor on mudelist välja jätnud avaliku sektori ettevõtted ning finantsasutused, kindlustused ja tervishoiu ettevõtted, kuna nende struktuur on erinev ning neid ei saa võrrelda tööstus- ja teenindusettevõtetega. Väljajäetud ettevõtete puhul ei ole pankrotistumise esinemine nii tavaline ning seetõttu ei ole töö autori meelest nende analüüsimisel ka suurt lisandväärtust.

Käesoleva lõputöö tulemused võiksid olla huvipakkuvad nii finantsasutustele, kes väljastavad ettevõtetele krediiti kui ka ettevõtte omanikele, kes võivad saada sisendit, mida jälgida ning parandada, et ettevõtet maksejõuetusest säästa.

# **1. PANKROTI KÄSITLUS JA MODELLEERIMINE**

Seoses hiljutise majanduslangusega on finantsasutused hakanud väga palju tähelepanu pöörama just maksejõuetutele klientidele ning pankrotistumisele, sest ettevõtetele antud laenude osakaal kogu panga laenuportfellis on väga suur just tänu nende laenude suurtele limiitidele ning suur hulk tasumata laenusid ning maksejõuetuid kliente mõjub halvasti pankade omakapitalile ning ka nende püsijäämisele. Käesolevas peatükis toob töö autor välja pankrotistumise mõiste ning olemuse, vaatleb varasemaid uurimusi pankrotistumise kohta, selgitab kaasnevaid riske ning toob lühidalt välja ka populaarseimad statistilised meetodid pankrotistumise prognoosimiseks.

## **1.1.Pankrotistumise mõiste ja olemus**

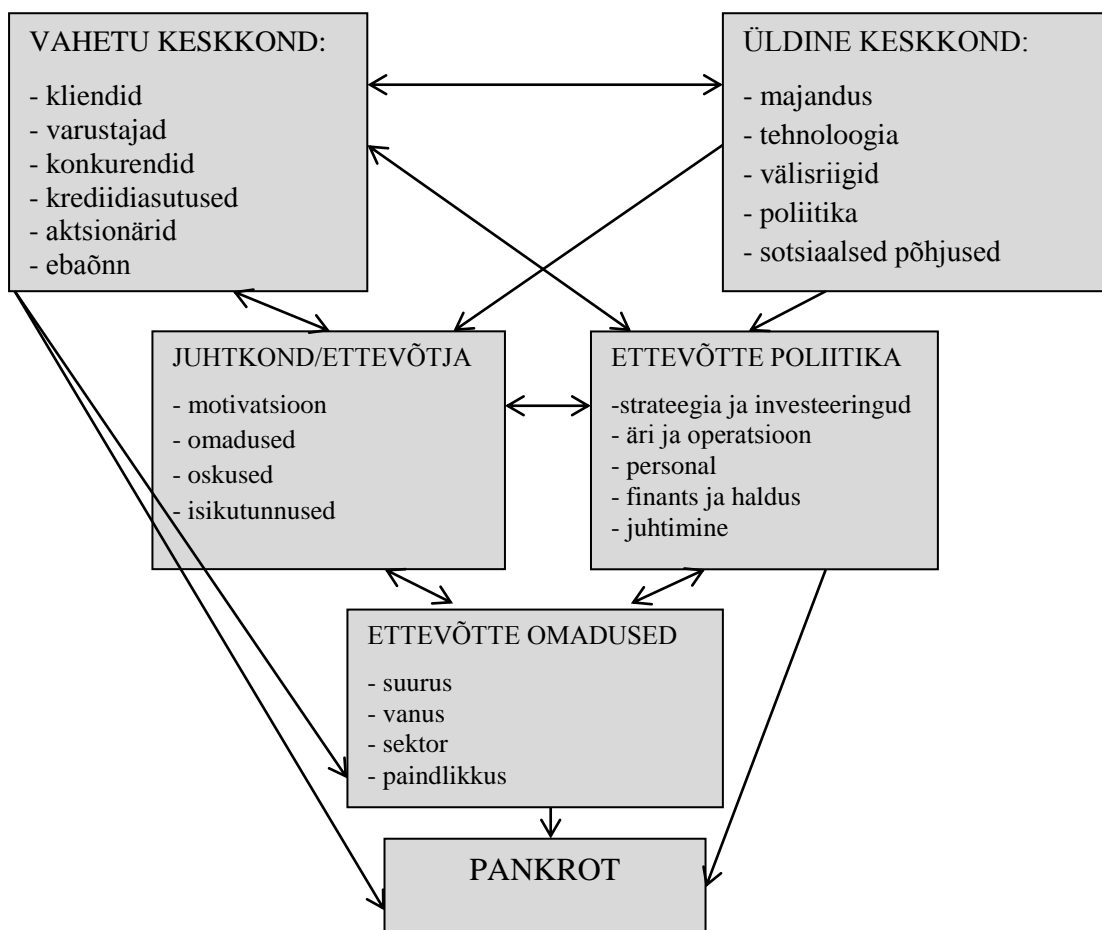
Pankrotiseaduse kohaselt on pankrot võlgniku kohtuotsusega väljakuulutatud maksejõuetus. Võlgnik on maksejõuetu kui ta ei suuda rahuldada võlausaldajate nõudeid ja see suutmatkus ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Juriidilise isiku puhul on ka siis, kui võlgniku vara ei kata ära tema kohustusi ning see seisund ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tingituna ajutine, tegemist maksejõuetusega. (Pankrotiseadus) Riigikohus on võtnud seisukoha, et võlgniku püsiva maksejõuetuse tunnuseks loetakse seda, kui tema majanduslikus olukorras ei ole kohest ja kindlat paranemist ette näha (Riigikohtu tsiviilkolleegium). Pankrotimenetluse käigus on võimalik saada kaks lahendit, kohus kas kuulutab välja pankroti või menetlus raugneb. Raugemise peamiseks põhjuseks on asjaolu, et võlgnikul ei jätku varasid pankrotimenetluse kulude katteks (Pankrotiseadus).

Kirjanduses on pankrotistumist tõlgendatud mitte vaid juriidilise terminina vaid eri autorid on ettevõtete pankrotistumist sõnastanud erinevalt. Näiteks Ahn, Cho, & Kim (2000) on selgitanud pankrotistumist kui ettevõtte tegevuse peatamist suutmatusest teenida piisavalt kasumit, Aziz ja Dar (2006) on aga maksejõuetust defineerinud kui ettevõtte suutmatust maksta oma finantskohustusi tähtajaks tagasi. Boardman et al. (1981) on seisukohal, et



ettevõtte pankrotistumine on selgitatav asjaoluga, et tema varad ei kata ära tema kohustusi. Enamasti on siiski pankrotistumise mõiste seotud ettevõtte suutmatusega tasuda ära võetud kohustusi. Erinevad definitsioonid on põhjustatud ilmselt ka asjaolust, et tegemist on eri riikide autoritega ning mõjutada võib ka ajaline faktor, sest eri aegadel võis olla pankrotistumise tõlgendamine erinevalt sõnastatud.

Ettevõtete pankrotistumisel on laastav mõju mitte ainult majandusele ja ühiskonnale, vaid ka kõikidele osapooltele, kes ettevõttega seotud on: aktsionäridele, ametiühingutele, laenuandjatele, valitsusele, töötajatele ja ka klientidele ja varustajatele (Wu 2010). Varasemates uurimustes on toodud välja mitmeid erinevaid võimalikke pankrotistumise põhjuseid. Ooghe ja Waeyaert (2004) on jaganud pankrotistumise põhjused viite erinevasse kategooriasse, mis on välja toodud alloleval joonisel 1.



Joonis 1. Pankrotistumise põhjuste mudel.

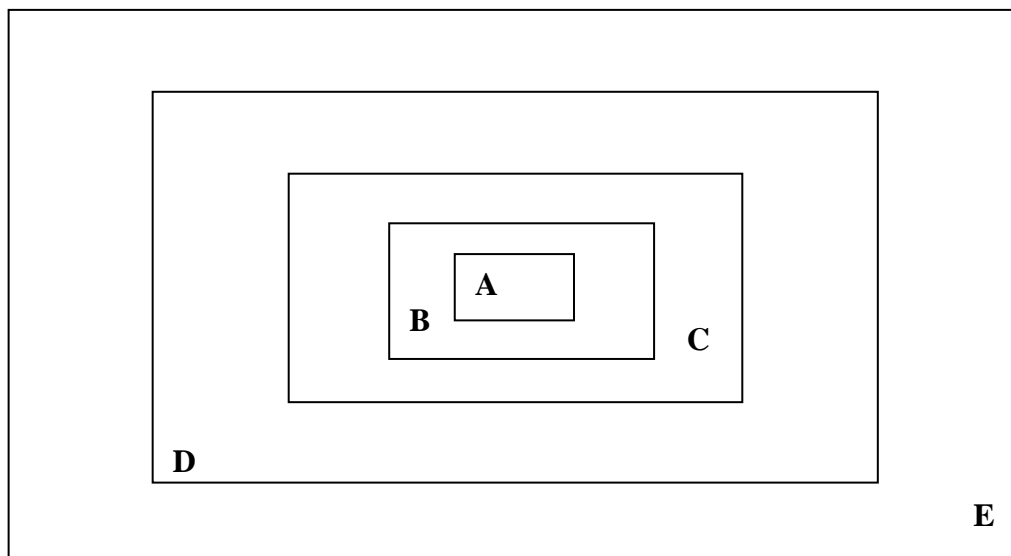
Allikas: Ooghe et al 2004.

Selles käsitluses on välja toodud nii sisemised pankrotistumise põhjused kui ka välimised. Sisemisteks on juhtkond/ettevõtja (motivatsioon, omadused, isikutunnused), ettevõtte poliitika (strateegia, investeeringud, personal, finants, haldamine, juhtimine, äri) ja ettevõtte enda omadused (suurus, vanus, sektor ja paindlikkus) ning välimisteks, mida ettevõtte omanikud või juhtkond ise mõjutada ei saa on üldkeskkonna tegurid (majandus, tehnoloogia, välisriigid, poliitika ja sotsiaalsed põhjused) ning vahetust keskkonnast tulevad tegurid (kliendid, hankijad, konkurendid, krediidasutused, aktsionärid ning ka ettevõtte enda ebaõnnestumised või äpardused). (Ooghe et al 2008)

Ooghe et al (2008) pankrotistumise põhjuste mudeli järgi mõjutab üldkeskkond ettevõtte juhtimist ja juhtide motivatsiooni, oskuste rakendamist ja ettevõtte poliitikat. Suhted ettevõtte ja tema sidusgruppide vahel määravad ära ettevõtte arengu. Ettevõtte juhtimine ja ettevõtte poliitika on aga kõige tähtsamad tegurid, mistõttu on nad ka selles mudelis paigutatud kesksele kohale. Kindlasti on olulised ka ettevõtte enda omadused, eriti vanus ja suurus, sest uuel ettevõttel tuleb pingutada oluliselt rohkem, et end tõestada ja usaldusväärtust saavutada. (Ooghe et al 2008)

Pankrotistumise põhjuseid on lisaks Ooghe ja Waeyaert (2004) uurimisele toodud välja ka teistes pankrotistumist käsitlevates teooriates, küll aga ei ole töö autor leidnud teist nii põhjalikku tegurite väljatoomist. Wu (2010) on leidnud, et ettevõtte pankrotistumise põhjusteks võivad olla kas halvad juhtimisoskused, ebapiisav või puudulik turundus, konkurentsieelise puudumine sarnaste ettevõtete ees või ka majanduslangus, mis võib põhjustada doominoefekti: kliendid või varustajad satuvad raskustesse ning see mõjutab omakorda ka ettevõtte jätkusuutlikkust.

Pankrotistumine ei ole sugugi ainus põhjus ettevõtte tegevuse lõpetamiseks, vaid põhjuseid, miks ettevõtte oma tegevuse lõpetab on mitmeid. Kõik ettevõtte tegevuse lõpetamise põhjused ei ole seotud ettevõtte halva majandusliku olukorraga ning nõrkade finantsnäitajatega. Tihtipeale võib omanik ka muudel põhjustel võtta vastu ettevõtte lõpetamise otsuse. Cochran (1981) on oma uurimuses toonud välja viis peamist ettevõtte tegevuse lõpetamise põhjust, mida on võimalik näha joonisel 2. Kesksel kohal asuv riskülik tähisega A näitab pankrotistunud ettevõtteid tegevuse lõpetanud ettevõtete hulgas.



Joonis 2. Tegevuse lõpetanud ettevõtted

Allikas: Cochran 1981

Joonis 2 näitab kõiki tegutsemise lõpetanud ettevõtteid lõpetamise põhjuse järgi. Põhjused on jagatud viite erinevasse rühma. Rühm, mis on tähistatud tähega E sisaldab kõiki ettevõtteid, mis on lõpetanud tegevuse kas omaniku haiguse või surma tõttu või siis on müüdnud kasumi teenimise eesmärgil. Siia võivad kuuluda ka mitmed edukad ettevõtted. D rühma kuuluvad ettevõtted, mis on suletud alternatiivkulude tõttu, kuna ei tasu ära kapitali- või tööjõukulu või alternatiivseid võimalusi arvestades. C tähistab ettevõtteid, mis on toonud või omanikule kahju või on müüdnud või lõpetatud kahju vältimiseks. B tähega tähistatakse ettevõtteid, kelle tegevuse lõppemisega on kahjustatud kreditoride huve. Täht A joonise keskel tähistab ettevõtteid, kelle tegevus on lõppenud pankrotistumisega. (Cochran 1981)

## 1.2. Laenuaotlejate krediitkvaliteedi hindamine

Pankrotistumist soodustavate tegurite uurimine on väga oluline nii finantsasutustele, kes väljastavad ettevõtetele krediiti, kui ka ettevõtte omanikele endile, kes saavad sisendit, mida peaks tegema paremini, et vältida oma ettevõtte pankrotistumist. Laenude väljastamine ja sellega seotud risk, et laenuvõtja jääb maksejõuetuks või pankrotistub on tihti finantsasutustele esmaseks krediidiriski allikaks. **Krediidirisk** on traditsiooniliselt risk, et tehingu vastaspool jätab oma kohustused täitmata (Blöchlinger 2006). Krediidiriski suurust

mõjutavad lisaks vastaspoolele ka mitmed makromajanduslikust keskkonnast tulenevad tegurid nagu intressimäärad, laenukasv, majandustsükli faas jms (Finantsinspektsioon). Riskidest, millega pangad oma igapäevatoos kokku puutuvad ongi kõige suurem krediidirisk, mis moodustab hinnanguliselt 70% pankade koguriskist, operatsioonirisk 20%, tururisk 5% ning ülejäänud riskid 5% (Kaadu 2005).

Et vältida maksejõuetute ja pankrotistunud klientide suurt osakaalu finantsasutuste laenuportfellis peavad pangad hindama iga laenuaotleja riskisust. Krediidiriski hindamine on arenenud väga palju viimase 40 aasta jooksul ning on aastatega muutunud üha olulisemaks. Selle ajendiks on olnud pankrottide suurenemine, suundumus finantseerida suuremaid ja kvaliteetsemaid laenuaotlejaid, konkurentsivõimelisemad laenuintressid, varade ja sealhulgas ka tagatise väärtuse vähenemine ning bilansiväliste tegurite mõju maksejõuetuks jäämisele. Vastupanuks neile teguritele on krediiti väljastavad asutused võtnud kasutusele uued ja arenenumad krediidi skoorimise-hoiatussüsteemid, hakanud keskenduma üksikute laenuaotluste asemel kogu portfelli riski analüüsimisele, loonud uusi mudeleid, et hinnastada ja mõõta paremini krediidiriski. (Altman 1998)

Krediidiriski hindamise nõue on kommertspankadele tulnud seoses Baseli kapitali adekvaatsuse raamistiku välja töötamisega. Varem kasutati pangasiseselt väljatöötatud võimalusi otsustamiseks, kas kliente finantseerida või mitte ning millistel tingimustel seda teha. Krediidiriski hindamisel arvestatakse täna Baseli II standardeid, mis on Euroopa Liidu poolt kohustuslikud järgida alates 2007. aastast ning neid rakendatakse igas Euroopa Liidu riigis läbi siseriiklike regulatsioonide (Finantsinspektsioon). Vastavalt Basel II ettekirjutisele kujundatakse regulatiivne krediidiriski kapital iga panga jaoks eraldi lähtudes tema individuaalsest vastaspoole maksejõuetuks muutumise tõenäosuse hindamisest (Hull 2004). Eestis rakendatakse Basel II ettekirjutusi Eesti riigi Krediidiasutuste seadustikuga.

**Reiting** on üks allikatest hindamaks laenuaotlejate krediidikvaliteeti. Enamasti peegeldab reiting analüütikute arvamust krediidikõlblikkuse kohta või firmade poolt emiteeritud võlainstrumentide krediidikvaliteeti. Suuremate reitinguagentuuride nagu Moody's, Fitch, Standard & Poor's poolt loodud reitingud on avalikkusele kättesaadavad aga pankade ja finantsinstituutide poolt loodud reitingud on sisemiseks kasutamiseks ning avalikkusele tavaliselt mittekättesaadavad. (Elliot jt 2013)

Reitingud on enamasti olemas Eesti ettevõtetest väga vähestel, vaid suurematel, kes on näiteks emiteerinud võlakirju või aktsiaid, sh Eesti Energia, Eestis tegutsevad suuremad

pangad: Swedbank, Nordea, SEB, Danske jne. Väikeettevõtete puhul aga reitinguid kasutada võimalik pole ning nende puhul on ainus võimalus krediidiriski hinnata finantsasutuse sisemise skooringsüsteemiga.

Tuntuimad reitinguagentuurid, kes töötavad välja investoritele ja kolmandatele osapooltele krediidireitinguid on Standard & Poor`s, Moody`s ja Fitch. Nendel agentuuridel on väljatöötatud reitingute süsteem, mille järgi on investoril võimalik kiiresti hinnata vastava ettevõtte krediidivõimekust ja ettevõtte tugevust. Näiteks Standard&Poor`sil ja Fitchil varieeruvad ettevõtetele antavad reitingud AAA-st, mis on kõrgeima kvaliteediga investeeringud, kuni D-ni, mida käsitletakse kui maksejõuetust (White 2010). Moody`se madalaimaks reitingu astmeks on aga hoopis C, mis näitab seda, et ettevõtte on juba põhimõtteliselt maksejõuetu . Nende reitingute selgitus ning tähised on välja toodud tabelis 1 (Moody's Rating Symbols and Definitions, 5).

Moody`s loob reitinguid pika- ja lühiajalistele finantskohustustele ning mitte ainult ettevõtetele vaid ka avalikule sektorile, nt riigivõlakirjadele. Pikaajalised reitingud on tavaliselt tähtajaga 1 aasta ja rohkem ning nad peegeldavad nii maksejõuetuse tõenäosust kui ka prognoositava kahju suurust. (Moody's Rating Symbols and Definitions, 5)

Tabel 1. Moody`se pikajaliste kohustuste reitingud.

Sümbol	Selgitus
Aaa	Kõige kõrgem kvaliteet, kõige madalam krediidirisk
Aa	Kõrge kvaliteet, väga madal krediidirisk
A	Kõrgem keskmine kvaliteet, madal krediidirisk.
Baa	Keskmine kvaliteet, mõõdukas krediidirisk, võib omada spekulatiivseid tunnuseid.
Ba	Spekulatiivne, märkimisväärne krediidirisk
B	Spekulatiivne, kõrge krediidirisk

Caa	Spekulatiivselt halb seisukord, väga kõrge krediidirisk
Ca	Kõrge spekulatiivsus, tõenäoliselt on või on lähedal maksejõuetusele, vähese lootusega paranemisele
C	Kõige madalam hinnang, põhimõtteliselt maksejõuetu, väga vähese lootusega taastumisele.

Allikas: Moody's Rating Symbols and Definitions, 5

**Krediidiskooring** on teine võimalus saamaks informatsiooni laenuaotlejate ning ettevõtete krediitkõlblikkuse kohta (Elliot 2013). See on laialdaselt kasutatav süstemaatiline meetod, mis aitab finantsinstitutsioonidel hinnata tõenäosust, et laenuaotleja jääb maksejõuetuks ning kas anda laenuaotlejatele krediiti või mitte (Bastos 2007). Krediidi skoorimudeli analüüsimise tulemusel tekib skoor, mis on aga ettevõtte siseseks kasutamiseks (Elliot 2013).

Krediidiriski mudelit, mille alusel hinnatakse iga laenusaaajat eraldi nimetatakse tihtipeale ka krediidiskooringuks. Laenu väljastavad finantsasutused kasutavad riski hindamise mudeleid, et selgitada välja iga laenusaaaja puhul tõenäosus jääda maksevõimetuks. Kasutades ajaloolisi andmeid ja statistilisi tehnikaid, püütakse eraldada erinevate laenuaotlejate omadused, mis põhjustavad viiviseid ja kohustuste mittetäitmist. Tavaliselt tekib sellise meetodi tulemusena "skoor", mida pank saab kasutada laenu taotlejate või laenuaotlejate riski hindamiseks. Skoorimudeli või skooringukaardi ülesehitamiseks analüüsivad mudeliarendajad ajaloolisi andmeid varasemate laenude näitel, selgitamaks välja, millised laenusaaaja omadused on kasulikud ennustamiseks seda, kas laenu teenindatakse hästi (Mester 1997). Krediidi mudelite eesmärk on jagada laenuaotlejad "hea krediidi" gruppi, kes tõenäoliselt maksavad tagasi oma finantskohustused ning "halva krediidi" gruppi, kelle taotlused tõenäoliselt tagasi lükatakse, kuna on suur tõenäosus, et nad jäävad kohustuste täitmisel maksejõuetuks (Lee 2005). Hästi kavandatud mudel peaks andma suurema protsendi kõrgeid skoori laenusaaajatele, kelle laenusid teenindatakse hästi ning kõrgema protsendi madalaid skoori laenuaotlejatele, kelle laenusid ei maksta tagasi korrektselt (Mester 1997).

Krediidiskoorimine on muutunud väga oluliseks ülesandeks, kuna krediiti väljastavad asutused saavad kasu paraneva rahavoo, kindlamate tagasimaksete, võimalike riskide vähenemise ja paremate juhtimisotsuste pealt. Üha rohkem tähelepanu pööratakse krediidi

skoorimisele ning skoorimudelite kasutamise tulemusena on krediiti väljastavad asutused lahendanud mitmeid probleeme krediidi andmise hindamise protsessides. (Lee 2005)

Lisaks sellele, et krediidskooringu mudeli uurimine ja väljatöötamine aitab vältida potentsiaalseid võlglast, saab pank sellest lisaks kasu ka laenu hinnastamisel. Krediidskooring aitab määrata igale kliendile vastavalt tema skoorile õiglane intressimäär (mis peegeldaks vastaspoole krediidivõimet). See aitab hinnata täpsemalt panga laenuportfelli krediidiriski. (Atiya 2001)

Skooringu arvutamiseks kasutatakse mitmeid eri tüüpi mudeleid: lineaarsed tõenäosusmudelid, logit mudelid, probit mudelid, ja diskriminantanalüüsi mudelid. Esimesed kolm neist mudelitest on tüüpilised statistilised tehnikad, mille abil saab hinnata laenu tagasi mittemaksmise võimalust võttes aluseks ajaloolised andmed laenude teenindamise kohta ja laenuaotleja omadused. Need mudelid erinevad selle poolest, et lineaarne tõenäosusmudel eeldab, et laenu mittemaksmise ja erinevate seda põhjustavate faktorite vahel on lineaarne seos; logit mudel eeldab, et laenu mitte teenindamise tõenäosus on logistiliselt jagatud ja probit mudel eeldab, et laenu mittemaksmise tõenäosusel on (kumulatiivne) normaaljaotus. Diskriminant-analüüs erineb teistest selle poolest, et laenuvõtja võimaliku kohustuste mittetäitmise hindamise asemel jagab see laenuaotlejad kõrge ja madala kohustuste mittetäitmise-riskiklassi (Mester 1997) Järgmises peatükis vaatleb töö autor lähemalt nende statistiliste mudelite olemust.

### **1.3. Pankrotistumise prognoosimiseks kasutatavad meetodid.**

Leidub mitmeid uurimusi maksejõuetuse ja pankroti prognoosimiseks, millest varasemad ulatuvad 20 sajandi keskpaika. Ettevõtete pankrotistumise prognoosimine on väga oluline ja laialdaselt uuritud teema, kuna sellel on märkimisväärne mõju pankade laenuotsustele ja kasumlikkusele. Pangad peavad hindama potentsiaalse vastaspoole maksejõuetuse tõenäosust enne kui nad väljastavad laenu, et saavutada kindlmaid ja paremaid laenuotsuseid ning seeläbi säästa raha. Kui hinnata kliendi riskisust valesti ning ettevõtte jääb maksejõuetuks, siis jääb laenukahjum panga kanda ning see vähendab panga rahakapitali osakaalu (Atiya 2001). Kuna pankrotistumine ja maksejõuetus ei olene vaid ettevõtte finantsnäitajatest vaid ka makromajanduslikest teguritest, mis muutuvad, siis on väga oluline mudeleid aeg-ajalt uuendada ja täiustada.

Aziz ja Dar (2006) on jaganud pankrotistumise prognoosimise mudelid kolme kategooriasse: klassikalised statistilised mudelid (logit mudel, probit mudel, diskriminantanalüüs jne), tehisintellekti baasil (arvuti) loodud ekspertmudelid (otsustuspuu, närgivõrgud jne), teoreetilised mudelid (skooringukaart jne) (Aziz, Dar 2006). Käesolevas töös on autor lühidalt vaadelnud igas kategoorias vaid levinumaid mudeleid, kuna erinevaid võimalusi pankrotistumise prognoosimiseks on vägagi palju. Pankrotistumise prognoosimudelikud on olulised ja tähendusrikkad kuna (Wu 2010):

1. Ettevõtete omanikud saavad varajase hoiatuse peatselt tekkida võiva pankrotistumise riski kohta ning saavad kasutusele võtta õiged meetmed selle vältimiseks.
2. Rahastajad ja finantsasutused saavad kasutada pankroti prognoosimudeleid, et langetada kvaliteetsemaid otsuseid hinnates firmasid, kellega koostööd teha.
3. Investorid saavad kasutada pankrotistumise prognoosimise mudeleid, et valida terveid ja tugevaid firmasid, kuhu oma raha paigutada.
4. Tulevased töötajad saavad neist mudelitest kasu, et valida endale tugev ja jätkusuutlik tööandja.

Kõige tuntum käsitlus pankroti ennustamisel on Altmani (1968) z-skoor, mis põhineb ettevõtete raamatupidamislikel andmetel. Altman on oma mudelis erinevad muutujad kaalunud, ning selle tulemusena tekib skoor, mis annab hinnangu ettevõtte maksejõulisusele. Altmani z-score arvutatakse järgneva valemiga:

$$Z = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + 1.0x_5$$

Kus:

$x_1$  = käibekapital/ koguvara,

$x_2$  = jaotamata kasum/koguvara,

$x_3$  = kasum enne intresse ja makse/koguvara,

$x_4$  = omakapitali turuväärtus/koguvara,

$x_5$  = käive/koguvara,



Ettevõtted, mis saavad mudeli järgi z-skoori 2.99 või suurema, on maksejõulised ning tõenäoliselt ei pankrotistu. Kriitiliseks väärtuseks aga hinnatakse z-skoori alla 1.81, mille puhul on pankrotistumise tõenäosus suur. (Altman 1968)

Teine väga populaarne meetod krediidiriski hindamiseks on Mertoni poolt 1974. aastal loodud mudel. Selle mudeli puhul ei ole tegemist raamatupidamisliku käsitlusega vaid Merton on arvestanud mudeli koostamisel, et maksejõuetus sõltub ka makromajanduslikest teguritest. Uurimused on näidanud, et majandusest tulenevate tegurite mõju pankrotistumisele võib olla 30-50% (Everett *et al* 1998). Mertoni mudel eeldab, et ettevõttel on teatud kogus nullkuponiga võlakirju, mille tähtaeg on tulevikus perioodil T. Firma jääb maksejõuetuks juhul kui tema varade väärtus on väiksem kui lubatud võla tagasimakse perioodil T. Seda mudelit saab kasutada hindamaks riskineutraalset tõenäosust, et firma jääb maksejõuetuks või määratlemaks võla riskimarginaali. (Hull *et al* 2004)

Mertoni mudeli sisenditeks on ettevõtte varade hetkeväärtus, ettevõtte varade volatiilsus, ülevalolev võlg ja võla lõpptähtaeg. Üks levinud viis Mertoni mudeli rakendamiseks hindab ettevõtte varade hetkeväärtust ja varade volatiilsust ettevõtte omakapitali hetkeväärtuse ja omakapitali hetkelise volatiilsuse pealt. Seejärel valitakse välja võla lõpptähtaeg ning kõik maksed pannakse kokku üheks makseks, mis tasutakse ära võla lõpptähtajal. (Hull *et al* 2004)

Pankrotistumise prognoosimise mudelitest oli kõige enamkasutatavam 1966 kuni 1980. alguseni diskriminantanalüüs, kuna oli võrreldes teiste meetoditega lihtsam ning kergemini tõlgendatav. Selle mudeli negatiivseks küljeks on aga tundlikkus mitme muutujaga normaalsusele. 1980. aastatel muutus populaarsemaks probit ja logit (logistiline regressioon) meetodite, eriti neist viimase, kasutamine. Peale 1990. aastaid hakati laialdaselt kasutama ka närvivõrkudel põhinevat mudelit, mida on hea kasutada väga suurte andmemahtude korral. Igal eelpool nimetatud meetodil on oma eelised ning ka piirangud, seega ei saa öelda, et mõni meetod teistest halvem oleks. (Tseng 2010)

Krediidi skoorimudelid kasutavad tavaliselt statistilisi meetodeid, et muuta kvantitatiivset informatsiooni eraisikust laenuaotlejast (näiteks sissetulek, võlajäär, finantsvara, tööajalugu, krediidiajalugu) või ettevõttest (krediidiraportid, finantsnäitajad, müüginäitajad, ettevõtte struktuur ja tööstussektor) numbriliseks krediidiskooriks, mis hindab individuaalseid laenuaotlejaid põhinedes nende tõenäosusele jääda maksejõuetuks. (DeYoung 2008)

**Lineaarne tõenäosusmudel** on kõige lihtsam meetod hindamiseks binaarseid muutujaid ja see põhineb eeldusel, et mingi sündmuse esinemise tõenäosus on lineaarselt seotud hulga selgitavate muutujatega. Lineaarseteks tõenäosusmudeliteks on näiteks skooringukaart, otsustuspuu ja närvivõrgud. (Wagner 2004)

Kõige traditsioonilisem ja lihtsam krediidskooringu vorm on **skooringukaart**. See on tabel, mis koosneb teatud arvust küsimustest (omadustest), mida küsitakse laenu taotlejalt ning igale küsimusele on nimekiri võimalikest vastustest (näitajatest). Iga vastuse eest saab laenutaotleja teatud arvu punkte: rohkem, kui laenutaotleja on madala riskiga, vähem, kui risk on suurem. Sellisel skooringukaardi mudelil on lisaks pikaajalisusele veel teisigi eeliseid võrreldes hiljutiste andmete kogumise tüüpi mudelitega nagu otsustuspuud ja närvivõrkude mudel. Üheks eeliseks on asjaolu, et skooringukaarti on lihtne täita. Vajadusel saab seda hinnata paberilehel laenutaotleja kohalolekul. Skooringukaardist on lihtne aru saada. Ühe vastuse eest saadavad punktid ei sõltu ühestki teisest vastusest ning läbi ühe küsimuse positiivsete vastuste ulatuse punktide arv tavaliselt kasvab väga lihtsalt (tihti monotoonselt või lineaarselt). Seetõttu on tavaliselt lihtne põhjendada laenu taotlejale otsust, mille tegemisel on aluseks võetud skooringukaarti. (Wagner 2004)

Erinevalt skooringukaardist uurib ja rakendab **otsustuspuu** tüüpi mudel seoseid erinevate omaduste vahel. Otsustuspuud kasutades selgitab iga vastatud küsimus välja millist küsimust küsitakse järgmisena. Otsustuspuu mudel koosneb hulgast "kui...siis...või" reeglitest, mis lahterdab laenu taotlejad nende vastuste järjekorra järgi. Nende suurem paindlikkus muudab otsuse-puud potentsiaalselt etteaimatavamaks kui skooringukaardi mudel. Otsustuspuud võivad väga kiiresti muutuda väga keerukateks. Nad on ka ebastabiilsed kui neid ajakohastatakse uute andmetega, mis tähendab, et nende struktuur võib muutuda dramaatiliselt kui muuta esimest küsimust. (Wagner 2004)

**Närvivõrkude** tüüpi mudelid on isegi veel paindlikumad mudelid, mis selgitavad vastasmõjusid ning ühendavad omadusi erinevatel viisidel. Need ei kannata teravate "jagamiste" all nagu otsustuspuud ja skooringukaardid mõnikord võivad. Samuti ei mõjuta neid struktuurne ebastabiilsus sellisel moel nagu otsusepuud. See mudel oma eriti hea prognoosivõimega on seega kõige sobilikum teatud käitumusliku või skooringu põhjuste kogumiku jaoks, kus keskmine ennustustäpsus on olulisem kui iga juhtumi skooringusse sisse vaatamine. (Wagner 2004)

Sarnaselt diskriminantanalüüsile kasutab ka **logit analüüs** hulka raamatupidamislikke näitajaid ennustamiseks võimalust, et laenuaotleja jääb maksejõuetuks, eeldades, et see tõenäosus on logistiliselt jaotatud: kumulatiivne tõenäosus maksejõuetuks jääda võtab logistilise funktsionaalse vormi ja on piiratud vahemikuga 0 kuni 1. (Altman 1998)

**Logistiline ja probit-regressioonanalüüs** on mitme muutujaga meetodid, mis võimaldavad sõltumatute muutujate binaarse suhte ennustamise teel hinnata sündmuse esinemise tõenäosust. Need kaks mudelit ei ole nii limiteeritud kui on lineaarne tõenäosusmudel, mille korral saab tõenäosus olla ka negatiivne või suurem kui 1. (Brooks 2008)

Logit ja probit mudelil on väga sarnane selgitusvõime ning need mudelid on mõlemad väga head hindamiseks maksejõuetust (Gurný 2013). Mõlemat lähenemist eelistatakse lineaarsele tõenäosusmudelile. Mudelid võivad anda märkimisväärselt üksteisest erinevaid tulemusi juhul kui lõhe 0 ja 1 vahel on väga tasakaalust väljas, näiteks kui ühte neist esineb vaid 10% juhtudest. Stock ja Watson (2006) on leidnud, et logistilist regressioonanalüüsi on traditsiooniliselt kasutatud rohkem, kuna see funktsioon ei nõua integraali väärtusi, mistõttu on parameetreid kergem ennustada. Tänapäeval aga ei ole see argument enam päevakohane, kuna enamasti teevad arvutid ära kogu töö ning sobiva mudeli valimine on pigem juhuslik (Brooks 2008). Petr ja Martin Gurný poolt 2013 aastal koostatud uurimuse tulemusel, milles nad on võrrelnud logit ja probit mudelit ning lineaarset diskriminantanalüüsi, on näha, et logit ja probit mudelid on tugevamad hindamiseks maksejõuetuks jäämist. (Gurný 2013) Seetõttu on ka töö autori valik osutunud just probit ja logit analüüsi kasuks oma pankrotimudeli koostamisel.

Algselt kasutati **diskriminantanalüüsi** bioloogilistes ja käitumuslikes uurimustes 1930. aastatel. Alles aastakümneid hiljem võeti see kasutusele finantsprobleemide nagu krediidiriski hindamiseks ja investeringute tõlgendamiseks. Diskriminantanalüüs on statistiline tehnika, mida kasutatakse tõlgendamaks ühe või mitme sõltuva muutuja seost erinevate tunnustega. Seda kasutatakse tavaliselt tõlgendamiseks või ennustamiseks probleemide korral, kus sõltuv muutuja on kvalitatiivne väärtus, näiteks mees või naine, pankrotistub või mitte. (Altman 1968)

Diskriminantanalüüsi eesmärgiks on leida niinimetatud diskriminantvõrrand ja jagada objektid, mida hinnatakse neile iseloomulike omaduste järgi ühte kahest või isegi enamast grupist. Nende kahe või enama grupi erinevust üritatakse selle mudeli koostamisel

maksimeerida ja samal ajal ühe grupi liikmete vahelist erinevust minimeerida. Krediidiriski hindamise mudelites koosneb üks grupp tavaliselt headest laenuklientidest, kes ei jää maksejõuetuks ning teine grupp halbadest maksejõuetuks jäävatest või juba maksejõuetutest laenuklientidest. Erinevuse hindamiseks kasutatakse diskriminantmuutujat – z-skoori. (Gurný 2013)

#### **1.4. Varasemad uurimised, mis käsitlevad pankrotistumise prognoosimist**

Töö autor tõi eelnevalt välja pankrotistumise uurimise olulisuse ning sellega kaasnevad riskid. Kuna pankrotistumine on finantsasutustele ja ka kogu ühiskonnale väga suure mõjuga, siis on seda teemat uuritud väga palju. Siiani tehtud uurimustes on lähenemine pankrotistumise prognoosimisele olnud eri autorite puhul üsnagi erinev, kuna võimalusi ja meetodeid ettevõtte maksejõuetuse tõenäosuse prognoosimiseks on palju. Oma töös keskendub autor vaid neile uurimustele, milles kasutatakse levinumaid prognoosmudeleid, mille ka oma autor eelnevalt töö teoreetilises osas on välja toonud (närvivõrgud, logit mudel, diskriminantanalüüs).

Ajalooost tuntuimad käsitlused pankrotistumise tõenäosuse prognoosimiseks ettevõtetel on kirjutatud Altmani ja Mertoni poolt. Eelmises peatükis tõi töö autor välja nende sisu ja erinevused. Väga paljud hilisemad autorid on oma uurimusel võtnud aluseks ühe neist kahest, levinum on Altmani meetoodika kasutamine.

2001. aastal koostas Atiya pankrotistumise prognoosimiseks selleks närvivõrkude tüüpi mudelit. Tema uurimus on ajendatud Ühendriikide suurest ettevõtete võlatasemest. Sel ajahetkel oli väga levinud närvivõrkude mudeli kasutamine pankrotistumise prognoosimiseks, ka Moody's kasutas seda meetodit riski hindamise mudelite koostamisel ning ka mitmed Ühendriikide pangad. Atiya on oma uurimuses kasutanud Ühendriikide ettevõtete andmeid ning jälginud, et andmete esitamise ning pankrotistumise vaheline periood ei oleks rohkem kui 3 aastat. Minimaalne periood on 1 päev. Selle valimi mediaanperioodiks finantsandmete ja pankrotistumise vahel on 13 kuud. Uurimus põhineb 195 pankrotistunud ja 716 maksejõulise firma andmetel, neist viimased on valitud juhuslikult.

Olemasolevate andmete põhjal koostati kaks mudelit, neist esimene vaid finantssuhtarvude põhjal (Atiya 2001):

1. Raamatupidamislik väärtus/ koguvarad
2. Rahakäive/ koguvarad
3. Rahakäibe muutus aktsia kohta
4. Äritegevuse tulu/ koguvarad
5. ROA ehk varade tootlus

Teise mudeli koostamisel võeti lisaks finantssuhtarvudele arvesse ka aktsiaga seotud näitajaid ning saadi 6 muutujat mudelisse:

1. Raamatupidamislik väärtus/ koguvarad
2. Rahakäive/ koguvarad
3. Aktsia turuhinna ja vaba rahavoo suhe
4. Aktsia hinna muutus
5. Rahakäibe muutus aktsia kohta
6. Aktsiaturu volatiilsus

Atiya (2001) on hinnanud kasutatud valimit võrdlemisi suureks võrreldes eelnevalt tehtud pankrotistumise prognoosimismudelitega. Altmani mudel kasutas näiteks võrdväärset andmevalimit ning uuris 1000 ettevõtte järgi pankrotistumist soodustavaid tegureid

Esimese, vaid finantssuhtarvudel põhineva mudeli prognoositäpsuseks tuli 81,5% ning teisel 85,5%, mis näitab, et aktsiate ja aktsiaturgudega seotud näitajate lisamine mudelisse parandab pankrotistumise prognoosimise täpsust. (Atiya 2001)

Antud uurimus on eelkõige kasulik just Ühendriikide ettevõtete pankrotistumise prognoosimise ennustamisel. Töö autor leiab, et Eesti ettevõtete puhul ei oleks võimalik antud näitajate puhul prognoosimudelit koostada tulenevalt ettevõtete erinevusest. Eestis on suurem osa ettevõtetest osäühingud, mis ei oma aktsiakapitali, ehk nende puhul oleksid aktsia hinnaga seotud näitajad puudulikud ning mudel ei annaks tulemust.

Ohlson (1980) on kasutanud andmeid 1970. aastatest (1970-1976), mil ei olnud pankrotistumise prognoosimine veel nii levinud. Ta kasutas 105 pankrotistunud ning 2058 maksejõulise ettevõtte finantsandmeid ning koostas nende põhjal mudeli kasutades logit analüüsi. Mudelisse valitud ettevõtted pidid vastama kolmele tingimusele:

1. Ettevõtte aktsiaga pidi olema kaubeldav aktsiaturul või reguleerimata turul (välistab väikeettevõtted)
2. Ettevõtte pidi kuuluma tööstussektorisse (välistab teistsuguse struktuuriga ettevõtted, nt transpordisektor, finantssektor)

Sarnaselt Atiya (2001) uurimusele oli ka Ohlsoni valimis keskmiseks perioodiks finantsandmete ja pankrotistumise vahel 13 kuud, mida Ohlson hindab võrdlemisi pikaks perioodiks. Küll aga vahetas ta oma mudelist nende 18 pankrotistunud ettevõtte viimased finantsandmed, mis juba näitasid ettevõtte pankrotistumist, aasta varasemate vastu. (Ohlson 1980)

Ohlson (1980) kasutas oma mudelis järgmist üheksat näitajat:

1. Ettevõtte suurus
2. Kohustused / koguvara
3. Käibekapital / koguvara
4. Lühiajalise kohustused / käibevara
5. Väärtus 1 kui kohustused ületavad varasid, 0 kui ei ületa
6. Netotulu / koguvara
7. Äritegevuse vaba rahavoog / kohustused
8. Väärtus 1 juhul kui netotulu viimasel kahel aastal negatiivne, 0 kui mitte
9. Eelmise ja üle-eelmise aasta netotulu vahe jagatud nende kahe netotulu summaga

Valitud andmete põhjal koostati 3 mudelit jagades ettevõtted 3 gruppi, maksejõulised, 1 aasta pärast pankrotistuvad ning 2 aasta pärast pankrotistuvad. Mudeli tulemusena osutusid statistiliselt ebaoluliseks vaid kolm näitajat: käibekapitali suhe koguvarasse, lühiajaliste kohustuste suhe koguvarasse ning 8. muutuja, mis kajastab viimase 2 aasta netotulu (kas on positiivne või mitte). Kõige madalamaks mudeli selgitusvõimeks sai Ohlson 84%, mida autor ise hindab võrdlemisi madalaks. Statistiliselt kõige olulisemaks näitajaks mudelis on ettevõtte suurus. (Ohlson 1980)

Selle uurimuse kokkuvõttena selgus, et pankrotistumisele on kõige suurema mõjuga ettevõtte suurus (mida suurem ettevõtte, seda väiksem on tõenäosus pankrotistuda), seejärel on oluline ka ettevõtte finantsstruktuur, eriti omakapitali- ja kohustuste suhe, näitajad, mis mõõdavad tulemuslikkust ning likviidusnäitajad. (Ohlson 1980)

Võrreldes Atiya (2001) aasta uurimusega on Ohlteni (1980) analüüsis kasutatavaid näitajaid lihtsam rakendada ka Eesti ettevõtete pankrotistumise prognoosimisel, kuna rohkem on analüüsitud ettevõtte omadusi ning finantsnäitajaid kui aktsiatega seotud väärtusi ning seetõttu on need muutujad ka Eesti ettevõtete puhul aktuaalsemad ning käesoleva töö autori hinnangul väärt uurimist. Kuna mõlemad uurimused on koostatud Ühendriikide ettevõtete andmete alusel, siis on näha neis ka mõningasi sarnasusi (nt andmetes, keskmine pankrotistumise aeg peale viimaste andmete esitamist on 13 kuud)

Vuran (2009) logit mudelil ning diskriminantanalüüsil põhineva uurimuse ettevõtete valim koosnes 169 tootmisettevõttest, millest 78 on ebaõnnestunud, ülejäänud 91 edukat. Perioodiks oli valitud vahemik 1997-2007. Ebaõnnestunud firmade all mõisteti selles uurimuses mitte ainult pankrotistunud ettevõtteid vaid ka lihtsalt maksejõuetuid ettevõtteid, kes oma kohustusi täita ei suuda. Näitajad nendesse muutujatesse olid valitud eelnevate empiiriliste käsitluste järgi. Sarnaselt eelmistele autoritele oli ka Vuran (2009) võtnud ettevõtte maksejõuetuse prognoosimisel aluseks vaid paari viimase aasta andmed – siin täpsemalt kahe aasta andmed. Oma mudelites kasutas ta lausa 30 erinevat muutujat, mis näitavad ettevõtte likviidsust, tegevusaktiivsust, kasumlikkust, finantsstruktuuri, varade rahastamist, varade struktuuri, rahavoogusid ja suurust. Muutujad on välja toodud Tabelis 2.

Tabel 2. Mudelisse valitud finantsnäitajad

Finantsnäitaja	Kategooria
Käibevara/lühiajalised kohustused, (käibevara-varud) /lühiajalised kohustused, rahalised vahendid/lühiajalised kohustused	Likviidsus
Müügitulu/tasumata arved, Müüdü kaupade kulu/varud, müügitulu/käibevara, müügitulu/ põhivara, müügitulu/materiaalne põhivara, müügitulu/ koguvardad, müügitulu/ omakapital kokku	Tegevusaktiivsus

Brutokasum/müügitulu, kasum enne intresse ja makse/müügitulu, netokasum/müügitulu, netokasum/omakapital kokku, netokasum / koguvarad	Kasumlikkus
Koguvõlg/koguvarad, lühiajaline võlgnevus/varad, pikaajaline võlgnevus/varad, koguvõlg/omakapital	Finantsstruktuur
Omakapital/koguvarad, põhivara/koguvara, põhivara/(omakapital + pikaajaline võlgnevus), materiaalne põhivara/omakapital	Varade rahastamine
Käibevara/koguvara, pikaajaline võlgnevus/koguvara, põhivara/koguvara, materiaalne põhivara/koguvara	Varade struktuur
Rahavoog äritegevusest/intressikulud	Rahavood
Müügitulu, omakapital, koguvara	Ettevõtte suurus

Allikas: Vuran 2009

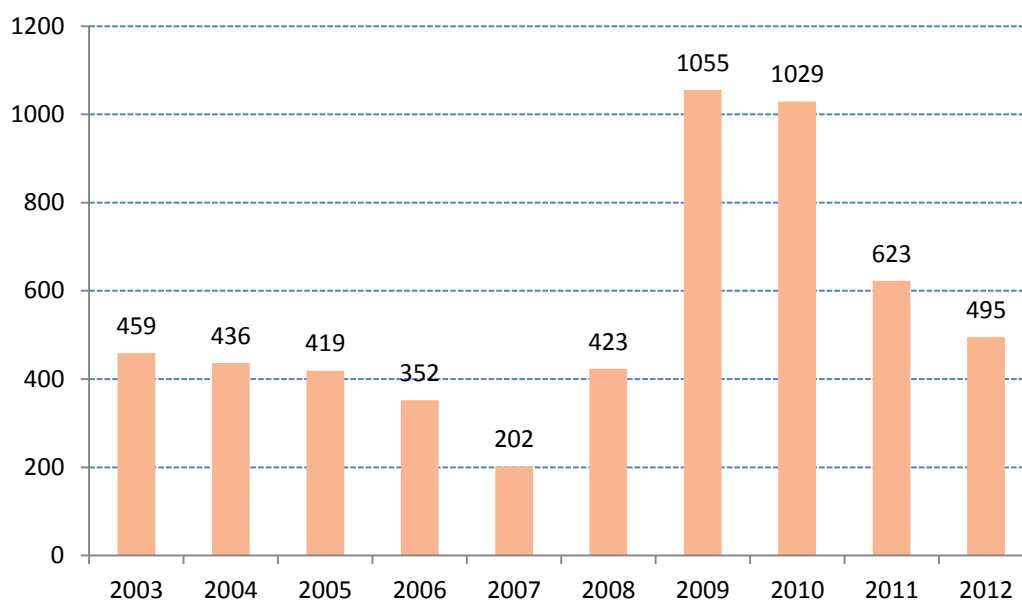
Kuna nii paljude muutujatega esines mudelis suur multikollineaarsus valis autor lõplikku mudelisse igast kategooriast ühe näitaja. Näitajad olid erinevad firmade puhul, mille andmed on 1 aasta vanused võrreldes ebaõnnestumisega võrreldes firmadega, kelle andmed olid 2 aasta vanused. Ettevõtete puhul, mille finantsandmete vanus oli 1 aasta, olid diskriminantanalüüsi kasutades olulised näitajad, mis jäid mudelisse ning näitasid erinevust ebaõnnestunud ning tegutsevate ettevõtete vahel rahavood äritegevusest / intressikulud, netokasum/koguvarad ning koguvõlg/koguvarad. Ettevõtete puhul aga, mille finantsandmete vanus oli 2 aastat mõjutas ettevõtete ebaõnnestumist enim lühiajaline võlgnevus/koguvarad ja müügitulu/koguvarad.

Tulemused logistilist ja diskriminantanalüüsi kasutades olid väga sarnased ning näitajad, mis olid ettevõtte ebaõnnestumise prognoosimisel olulised jäid mõlemasse mudelisse ühesugused. Mudelite prognoosimisetäpsus 1 aasta vanuste andmete puhul oli 84% ning 2 aastaste andmete puhul natuke madalam (diskriminantanalüüsi kasutades 80%, logit analüüsiga 82%). Uurimuse tulemusena selgus, et maksejõuetuse prognoosimisel on kõige tähtsamaks näitajaks ettevõtte kasumlikkus. (Vuran 2009)



## 2. PANKROTISTUMISE TÕENÄOSUST MÕJUTAVATE TEGURITE ANALÜÜS

2003. aastal oli pankrotistunud ettevõtete arv Eestis 459 ning püsis sarnasel tasemel ka järgmisel kahel aastal. 2006. aastast aga pankrottide arv seoses kiire majanduskasvuga langes, jõudes 2007. aastaks tasemele, kus pankrotimenetlust alustati vaid 202 ettevõtte suhtes, mis moodustas 0,4% Eesti ettevõtetest. 2009. aastal sattusid paljud ettevõtted seoses majanduslangusega raskustesse ning seetõttu suurenes rohkem kui kahekordselt ka pankrottide arv, jõudes 1055-ni ning püsis sellel tasemel veel ka 2010. aastal. 2012 aastaks on paljud firmad taastunud majanduslangusest ning ka pankrotistumiste arv on jõudnud 2003-2005 aasta tasemele tagasi. (Krediidiinfo)



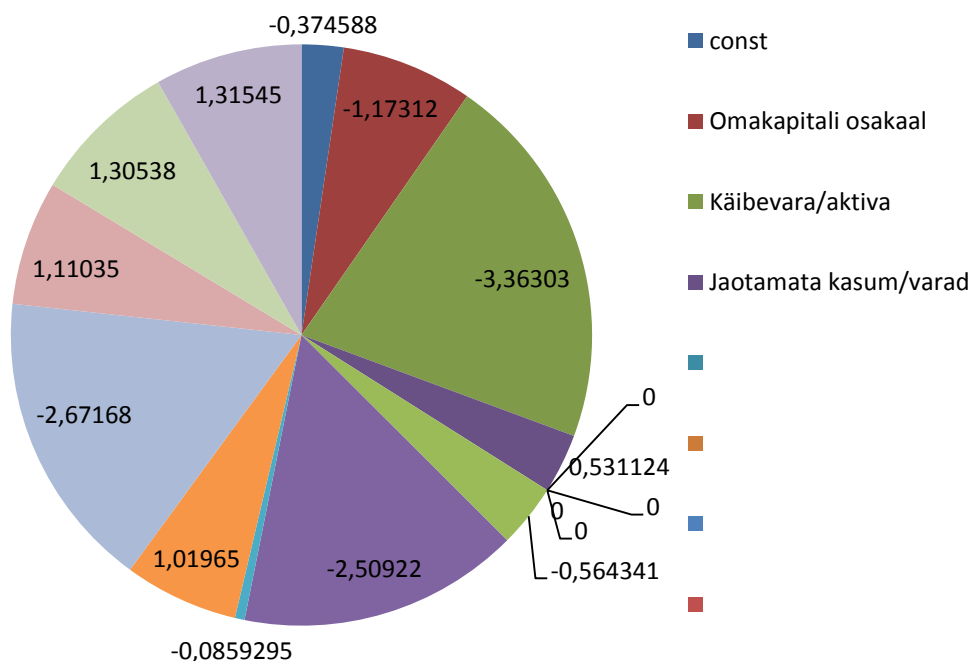
Joonis3. Pankrotistunud ettevõtete arv

Allikas: Krediidiinfo

Kõige suurem on pankrotistumine osahingute hulgas, kus omanikel lasub piiratud vastutus (2012 aasta 495-st pankrotist 460 olid osahingud, 31 aktsiaseltsid, 2 FIE-d, 1 filiaal ja 1 tulundusühistu). Varatute ettevõtete osakaal pankrotistunud ettevõtete seas on aga tõusnud 2012 aastaks 71%-ni võrreldes 62%-ga aasta varem ja 54%-ga aastal 2010. (Krediidiinfo)

## 2.1. Pankrotistumise prognoosmudeli koostamine.

Oma uurimuses on töö autor kasutanud Eesti ettevõtete viimase 2008-2013 majandusaasta aruandeid, mis on võetud Äriregistrist ühe Eesti suurpanga tarbeks. Ettevõtteid oli esialgses valimis 93 000 ning pankrotistunuid neist 1%. Tegemist ei ole kõikide Eesti ettevõtetega, seetõttu ei ole siin valimis ka kõiki nendel aastatel välja kuulutatud pankrotte. Nende 93 000 ettevõtte seas on kõikide erinevate sektorite ettevõtted alustades masinatööstusega ja lõpetades riigiasutustega. Joonisel 4 on näha erinevate sektorite ettevõtete osakaalud valimis.



Joonis 4. Valimi struktuur

Allikas: Lisa 2.

Kuna erinevate sektorite ettevõtted on juba olemuselt väga erinevad, siis on raske leida ühiseid tunnuseid, mis suudaks prognoosida kõikide ettevõtete puhul pankrotti ning seetõttu oleks ühise mudeli selgitusvõime olematu. Autor arvutas välja ka mudeli kõikide ettevõtete põhjal ning see kahtlus sai kinnituse, sest mudeli selgitusvõime pseudo R<sup>2</sup>-ga mõõdetuna oli alla 5%. Lisaks sektorite erinevusel võib seda põhjendada andmete kvaliteet. Mudeli koostamisel valimisse kaasatud vaid tööstus- ja teenindussektori ettevõtted, valimist on välja jäetud kommunaalteenustega tegelevad ettevõtted, avaliku sektori ettevõtted ning ka finantsasutused, kuna oma struktuurilt on nad erinevad võrreldes ülejäänud sektoritega. Kuna nende sektorite ettevõtted ei sõltu niipalju majandusest ning meditsiin ja avalik sektor saab oma rahastamise riigilt, siis leiab autor, et need sektorid ei ole ülejäänud ettevõtetega võrreldavad. Töö autori poolt on võetud mudeli koostamiseks valimisse 218 pankrotistunud ettevõtet ning juhuvalikut kasutades 954 tegutsevat ettevõtet.

Töö autor koostab valitud ettevõtete finantsnäitajate põhjal nii probit kui ka logit mudeli, et võrrelda omavahel nende kahe meetodi tulemuste erinevusi. Chambers and Cox (1967) leiavad, et probit- ja logit-mudelite vahel on võimalik eristada ainult siis, kui valimid on suured (nt vaatlusi enam kui 1000) ja teatud ekstreemsed muustrid on andmetes, näiteks väga suur proportsioon (nt üle 60%) selgitavast muutujast on minimaalse või maksimaalse väärtusega ning sõltuval muutujal on sellisel juhul väga suur tõenäosus olla üks, nt suurem kui 99%.

Mudelite eesmärgiks on autori poolt valitud andmete põhjal jõuda ökonomeetriliselt parimate ja korrektseimate mudeliteni, mille põhinäitajad lõpus oleksid:

1. olemasolevate võimaluste juures parim selgitusvõime;
2. statistiliselt oluline, usaldatavus peab olema vähemalt 95%;
3. mudelis on võimalikult palju sõltumatuid muutujaid järel.

Järgnevalt kirjeldab töö autor lühidalt esialgselt mudelisse lisatavaid näitajaid. Mudelisse on valitud vaid suhtarvud, kuna ettevõtted ja nende suurused valimist on väga erinevaid ning raske on võrrelda konkreetseid bilansilisi näitajaid nagu kasum või müügitulu. Väikestel ettevõtetel, kus töötajate arv on väike, on õigustatud väike müügitulu, aga see ei viita ilmingimata, et ettevõtte on nõrgem või maksejõuetuse tõenäosus on suurem. Kui aga vaadelda suhtarve, siis on võimalik omavahel võrrelda ka erineva suurusega ettevõtteid ning ka ettevõtteid, mille aruanded on esitatud erinevates valuutades.

Sarnaselt Altmani z-skoorile on ka käesolevas mudelis kasutatud kõiki viite Altmani poolt kasutatud suhtarvu: käibevara/varad, omakapitali osakaal varadest, jaotamata kasum/varad, käive/varad ja kasum enne intresse ja makse (ärikasum)/koguvara. Lisaks on mudelis analüüsitud ka seost pankroti ja järgmiste muutujate vahel: ROE, ROA, likviidsust iseloomustavad: likviidsuskordaja, raha ja selle ekvivalendid varadest, nõuded ostjate vastu bilansimahust ning intresside katekordaja ja võla suurus bilansimahust.

Järgnevalt toob töö autor välja iga kasutatud suhtarvu oodatava mõju pankrotistumisele koos lühikese selgitusega:

1. Käibevara/varad mõju pankrotistumisele peaks üldjuhul olema negatiivne, sest mida suurem on käibevara osakaal, seda rohkem on ettevõttel likviidseid varasid, mille arvelt kohustusi katta ning ka majanduslikult ebasoodsal ajal toime tulla. Ohlson (1980) uurimuses oli selle näitaja mõju küll positiivne, koefitsient oli 0,041, ent see näitaja ei olnud pankrotistumise prognoosimise mudeli seisukohalt oluline ning jäi lõplikult mudelist välja. Altmani z-skooris on see näitaja sees, Altman (1968) on selgitanud, et firmad, kellel on pidevad ärikahjumid, nende käibevara suurus varade suhtes väheneb. Ehk mida väiksem on see näitaja, seda nõrgem ettevõtte, kuna teenib pidevaid kahjumeid.
2. Omakapitali osakaal varadest peaks mõjutama sõltuvat muutujat, milleks on pankrotistumine, negatiivselt, kuna suurem omakapital tähendab vähem kohustusi, mida peab maksma. Tegemist on ühe näitajaga Altman Z-skoori valemist. Vuran (2009) kasutas ka seda näitajat oma esialgses mudelis, ent selle olulisus polnud piisav, et seda lõplikku mudelisse jätta.
3. Jaotamata kasum/varad mõju pankrotistumisele peaks olema samuti negatiivne, sest kui ettevõttel on suur jaotamata kasumi osakaal, siis see tähendab ühtlasi ka suuremat omakapitali osakaalu ning suuremat likviidsust. Samuti üks näitaja Altmani Z-skoori valemist. Altman (1968) seostab seda näitajat ettevõtte vanusega, ehk mida noorem on ettevõtte, seda madalam on see suhe ja kuna noorematel ettevõtetel on suurem tõenäosus pankrotistuda kui pikaajalistel, siis leiab Altman, et madalam on see näitaja, seda suurem on pankrotistumise oht.
4. Netoäive/varad peaks mõjutama negatiivselt sõltuvat muutujat, sest üldiselt on suurem käive ettevõtete puhul positiivne näitaja ning kui käive on hea ning kulud ei ole sellest suuremad, siis peaks see ettevõttele tähendama ka suuremat kasumit.

Ohlson (1980) kasutas seda näitajat oma pankrotistumise prognoosimudelis. Näitaja oli statistiliselt oluline ning selle mõju oli pankrotistumisele negatiivne.

5. Ärikasum/koguvara mõju peaks samuti pankrotistumisele negatiivne olema, kuna suurem kasum ettevõttel on positiivne ning annab ettevõttele juurde rahalist varu. See näitaja on üks Altmani Z-skoori valimist ning ka Atiya (2001) kasutas seda oma pankrotistumise uurimuses, kus see näitaja oli statistiliselt oluline. Altman (1968) on selle näitaja olulisust põhjendanud sellega, et antud näitaja mõõdab ettevõtte varade produktiivsust ning kuna ettevõtte eksisteerimine põhineb tema tema tootlikkusel, siis on see oluline näitaja pankrotistumise prognoosimisel.
6. ROE ehk omakapitali tootlikkus peaks mõjutama sarnaselt eelnevatele näitajatele pankrotistumist negatiivselt, kuna see näitab kui palju teenib firma kasumit omakapitali kohta.
7. ROA ehk varade tootlikkuse mõju peaks olema samamoodi negatiivne, sest on samuti kasumlikkusega seotud näitaja. Kui ettevõtte kasum on vara pealt suurem, siis see peaks näitama, et ettevõttel läheb hästi. Atiya (2001) kasutas seda näitajat närvivõrkude meetodil koostatud pankrotistumise prognoosimudelis. ROA oli statistiliselt oluline.
8. Likviidsuskordaja näitab likviidsete varade suurust lühiajaliste kohustuste tasumiseks. Jällegi peaks seos pankrotistumisega olema vastassuunaline ning mõju pankroti tõenäosusele negatiivne, kuna suur likviidsete varade osakaal võimaldab ettevõttel paremini kohustustega hakkama saada. Vuran (2009) tõi oma uurimuses välja selle suhtarvu, ent otsustas pankrotistumise mudelisse valida siiski teise likviidust hindava muutuja.
9. Raha ja selle ekvivalendid varadest mõju pankrotistumisele peaks eeldatavasti olema negatiivne, sest suurem raha osakaal varadest tähendab omakorda suuremat ettevõtte likviidsust. Kui ettevõttel on rohkem vaba raha arvel, siis on tal lihtsam tasuda kohustusi ning teha ka muid ootamatuid väljaminekuid ettevõtte heaks. Varasemalt vaadeldud uurimustes ei ole autor täheldanud selle finantssuhtarvu kasutamist.
10. Nõuded ostjate vastu bilansimahust peaks mõjutama pankrotistumist positiivselt. Kui ettevõtte klientidel on palju tasumata arveid, siis on selle all palju vaba raha, mida saaks kasutada näiteks finantsinvesteeringuteks. Lisaks viitab see kõrgele

ostjatega seonduvale krediidiriskile. Autorile teadaolevalt ei ole seda näitajat varasemalt pankrotimudelites kasutatud.

11. Võla suurus bilansimahust mõju pankrotistumisele on tõenäoliselt samuti positiivne, kuna kui võlgnevuse osakaal on väga suur, siis võib tekkida oht, et ettevõtte ei suudagi seda enam ära tasuda. Selle näitaja kasutamine sarnaselt kahele eelnevale ei ole pankrotistumise uuringus kajastust leidnud. Võla all mõistetakse ettevõtte krediidiinfo võlgnevust. Ettevõtete puhul, millel oli teada võlgnevuse suuruse vahemik on arvestatud vahemiku keskmise võlaga.

## 2.2. Mudeli tulemuste analüüs ja järeldused

Esmalt koostas töö autor valitud finantsuhtarvude alusel mudeli kasutades probit analüüsi. Esialgsesse mudelisse lisati kõik 11 valitud näitajat, et leida neist olulisimad, mille alusel on võimalik prognoosida ettevõtte ebaõnnestumist. Esialgne mudel on välja toodud lisa 3. Töö autor võttis mudelist ükshaaval välja kõik näitajad, mille p-value oli üle 0,05, ehk näitajad, mis ei olnud statistiliselt olulised. Esialgses mudelis ei olnud oluline ka nõuded ostjate vastu/ aktiva, ent teiste näitajate eemaldamisel muutus ka see oluliseks. Analüüsi tulemusel jäid mudelisse alles 7 näitajat, mis on statistiliselt olulised, need on välja toodud allolevas tabelis.

Tabel 3. Probit analüüsi tulemused.

	Coefficient	p-value
Const	-0,405	<0,00001
Omakapitali osakaal	-1,284	<0,00001
Netokäive/aktiva	-0,045	0,00008
Nõuded ostjate vastu/aktiva	0,578	0,00915
Raha ja selle ekvivalendid varadest	-1,361	<0,00001
Võla suurus bilansimahust	0,610	0,00093
Jaotamata kasum/varad	0,644	<0,00001

Ärikasum/varad	0,653	<0,00001
----------------	-------	----------

Allikas: Lisa 3.

Mudelisse on alles jäänud näitajad, mille p-value on alla 0,05. Mudeli enda P-value, ehk statistilise olulisuse näitaja on 98,8%, mis on väga hea tulemus ning näitab, et mudel on usaldatav. Töö autor leiab, et mudeli selgitusvõime pseudo  $R^2$  15,56 võiks olla parem, ent uurides erialast kirjandust on autor mõistnud, et pankrotistumise prognoosmudeli puhul ei ole see näitaja kõige olulisem, mida jälgida. Üks võimalus pseudo  $R^2$  väärtuse parandamiseks on lisada mudelisse veel olulisi näitajaid.

Varasemates pankrotistumise uuringutes on olulisimaks näitajaks mudeli tugevuse hindamisel välja toodud korrektselt prognoositud ettevõtete osakaalu, mis on enamuste uuringute puhul olunud üle 80%. Saadud probit mudeli puhul on selle näitaja suuruseks 82,9%, mis on küll natuke madalam, kui uurimustes, mida autor oma lõputöö teoreetilises osas vaatles, ent erinevus nendega ei ole siiski väga suur. See näitaja on leitud tundlikkuse ja spetsiifilisuse keskmisena. **Tundlikkus** näitab, kui suure osa (kui mitu protsenti) uuritava sündmuse toimumistest ennustab kasutatud mudel õigesti. **Spetsiifilisus** aga näitab, kui suure osa (kui mitu protsenti) uuritava sündmuse mittetoimumistest ennustab kasutatud mudel õigesti. Kuna ei ole mudeli tulemustest näha, kui suured need väärtused eraldi on, siis on raske öelda, kumba mudel paremini prognoosida suudab.

Mudelisse allesjäänud näitajate puhul on näha, et enamus muutujaid mõjutab pankrotistumist tõepoolest samasuunaliselt nagu töö autor eelnevalt eeldas, omakapitali osakaal, netokäive/aktiva ning raha ja selle ekvivalendid varadest mõjutavad pankrotistumist negatiivselt, ehk kui mõni neist näitajatest väheneb tabelis toodud ühiku võrra, suureneb pankrotistumise tõenäosus samuti ühe ühiku võrra. Nõuded ostjate vastu bilansimahust ning võla suurus bilansimahust mõjutavad pankrotistumist positiivselt, ehk kui nende kahe näitaja suurus muutub tabelis toodud koefitsendi võrra, siis suureneb ka pankrotistumise tõenäosus ühe ühiku võrra. Üllatav on autori jaoks aga tulemus jaotamata kasumi ja varade suhte ning ärikasumi ja varade suhte puhul. Autor oleks mudelist oodanud vastupidist tulemust, sest suurem kasum või jaotamata kasum peaks ettevõttele pigem olema positiivne näitaja ning näitama ettevõtte edukus ja paremat likviidsust. Tihti kujuneb jaotamata kasumi arvelt suurem omakapital.

Tabelis 4 on aga töö autor välja toonud samade näitajate põhjal koostatud logistilise regressioonanalüüsi tulemused, et võrrelda kahe meetodi erinevusi Eesti ettevõtete pankrotistumise prognoosimisel. Lisas 5 on võimalik näha esialgset logistilist regressioonanalüüsi mudelit. Nagu ka probit analüüsi puhul võttis töö autor mudelist ükshaaval välja ebaolulised muutujad kasutades selleks iga näitaja olulisust ehk p-valet.

Tabel 4. Logit mudeli tulemused

	Coefficient	p-value
Const	-0,564	0,00003
Omakapitali osakaal	-2,509	<0,00001
Netokäive/aktiva	-0,085	0,00003
Nõuded ostjate vastu/aktiva	1,019	0,0076
Raha ja selle ekvivalendid varadest	-2,671	<0,00001
Võla suurus bilansimahust	1,110	0,00178
Jaotamata kasum/varad	1,305	<0,00001
Ärikasum/varad	1,315	<0,00001

Allikas: Lisa 5.

Logistilist regressioonanalüüsi kasutades on mudeli tulemuste järgi olulised samuti 7 muutujat, mille olulisust pankrotistumise prognoosimisel näitas ka probit mudel. Näitajate mõju suund, kas mõju pankrotistumisele on negatiivne või positiivne on kahe vaadeldud mudeli puhul ühesugune.

Logistilise regressioonanalüüsi puhul kasutatakse näitajate mõju hindamiseks pankrotistumisele šansside suhet. **Šanss** on tõenäosus, et sündmus toimub, jagatud tõenäosusega, et sündmus ei toimu. **Šansside suhe** aga kahe šanssi suhe ehk suhete suhe. Saadud mudeli allosas on välja toodud  $f(\beta x)$  at mean of independent näitaja, mis on logit mudelil 0.389. Kui see läbi korrutada saadud koefitsientidega, on näha, kui palju selgitavad muutujad peavad kas suurenema või vähenema, et pankrotistumise tõenäosus 1 ühiku võrra suureneks. Näiteks omakapitali osakaalu suurenemisel 0,97 ühiku võrra väheneb pankrotistumise tõenäosus 1 ühiku võrra.



Ka mudeli selgitusvõime *pseudo R<sup>2</sup>* on nende kahe mudeli puhul väga sarnane, logit mudeli puhul on see 15,87% võrreldes probit mudeli 15,56%-ga. Logit mudel suudab korrektselt ennustada sellest valimist 975 ettevõtte pankrotistumist või mittepankrotisumist ehk 83,2% puhul. See näitaja on natuke kõrgem kui probit mudeli puhul.

Kokkuvõttes selgus, et Eesti tööstus- ja teenindusettevõtete pankrotistumise tõenäosuse hindamisel on olulisteks näitajateks:

1. Omakapitali osakaal
2. Netokäiva/aktiva
3. Nõuded ostjate vastu/aktiva
4. Raha ja selle ekvivalendid varadest
5. Võla suurus bilansimahust
6. Jaotamata kasum/varad
7. Ärikasum/varad

Võrreldes paljude varasemate pankrotistumise prognoosimise uurimustega on siin mudelis uudsena sees ka nõuded ostjate vastu suhe bilansimahuga. Kogu mudeli analüüsimise protsessi vältel, mida töö autor on teinud antud lõputöö tarbeks on nõuded ostjate vastu bilansimahust alati olnud üks olulisemaid näitajaid, ka suuremat ettevõtete valimit korrigeerides. Töö autor võib järeldada sellest seda, et kui ostjad ei maksa õigeaegselt ära kohustusi, siis võib see mõjuda ettevõtete likviidusele, kuna ostjatelt saadavat rahavoogu ei saa edasi investeerida järgmiste tehingute tegemiseks. Ühtlasi võib see viidata ka maksejõuetutele ostjatele, ehk nendest nõuetest on hiljem saanud ebatõenäoliselt laekuvad arved. Teise uuendusliku näitajana on Eesti ettevõtete põhjal koostatud mudelis oluline ka raha ja selle ekvivalendid varadest. Ka paljud varasemad uurimused pole sellele suhtarvule suurt tähelepanu pööranud, aga töö autor leiab, et see on samuti hea näitaja hindamiseks ettevõtte likviidsust ning selle uurimine on oluline.

Antud analüüsi tulemusena leiab töö autor, et logit ja probit mudeliga saadud tulemused on väga sarnased ning mõlemad sobivad ühtemoodi antud Eesti ettevõtete sektori puhul pankrotistumise prognoosimiseks. Logit mudel suutis vaid paari ettevõtte puhul rohkem korrektselt ennustada, küll aga muus osas suuri erinevusi töö autor ei täheldanud.

## KOKKUVÕTE

Majanduskeskkond meie ümber on pidevas muutumises, mistõttu peavad ettevõtjad suutma pidevalt ajaga kaasas käia, et jääda püsima ka majanduslanguse puhul. Ettevõtete pankrotistumist mõjutavad väga mitmed erinevad tegurid, mis nii mõnigi kord ei sõltu üldse ei ettevõtetest ega ka nende omanikest vaid hoopis välisteguritest keskkonnast. Ettevõtete omanikel on vaid võimalus õppida minevikust ning teiste vigadest ja anda endast parim, et kõik nendest olenev on tehtud ettevõtte püsijäämiseks. Finantsasutused, kes väljastavad ettevõtetele krediiti, peavad samuti laenuaotlejate riske hindama, et vältida klientide maksejõuetust ja laenukahjumeid seeläbi. Suurettevõtete puhul on võimalik laenuaotluste hindamisel kasutada reitingut, ent väiksemate firmade puhul on võimalik kasutada taotluse hindamiseks vaid taotluselt tulevat informatsiooni ning finantsasutuse sisemist skooringsüsteemi- krediidiriski hindamise mudelit.

Erinevates lähenemist on ettevõtete pankrotistumise põhjustele lähenetud erinevalt. Kõige levinum on nende põhjuste jagamine väliskeskkonna teguritest tulenevateks põhjusteks ning sisekeskkonna teguritest tulenevateks põhjusteks. Tihti võivad need tegurid olla ka omavahel seotud, näiteks üldkeskkonna tegurid mõjutavad juhtide motivatsiooni, oskuste rakendamist ja ettevõtte poliitikat ning vahetu keskkond mõjutab ettevõtte arengut läbi suhtluse ettevõtte ja tema sidusgruppide vahel. (Ooghe et al 2008)

Eesti tööstus- ja teenindusettevõtete pankrotistumise uurimiseks valitud periood 2008-2013a. hõlmab endas nii majanduse kõrghetke 2008 aastal ning ka majanduslangust 2009 ja 2010 aastatel, mil pankrotistumiste arv oli üle kahe korra suurem varasematest aastatest.

Töös analüüsiti kahte erinevat statistilist meetodit: probit ja logit analüüsi kasutades 218 pankrotistunud ettevõtte ning 954 tegutseva ettevõtte andmeid, et selgitada välja need finantsnäitajad mille põhjal on võimalik prognoosida ettevõtete pankrotistumise tekkimise võimalust tulevikus. Saadud mudelite tulemusena selgus, et pankrotistumise prognoosimisel on olulisi näitajaid seitse: omakapitali osakaal, netokäibe suhe aktivasse, nõuded ostjate vastu bilansimahust, raha ja selle ekvivalendid bilansimahust, jaotamata kasumi suhe

koguvaradesse, ärikasumi suhe varadesse ning võla suurus bilansimahust.. Saadud mudelid suutsid prognoosida korrektselt ligikaudu 83% ettevõtete pankrotistumist.

Töö autor leiab, et saadud mudel on võrreldes varasema kirjandusega mõneti erinev näitajate poolest, mida ei ole varasemalt mudelitesse lisatud või on osutunud statistiliselt ebaolulisesteks, et need mudelisse sisse jääks (nõuded ostjate vastu bilansimahust ja raha ja ekvivalendid varadest), mis võib olla tingitud ka Eesti ettevõtete ja majanduskeskkonna eripärast, sest tuntumad teadaolevad uuringud on pärit suurriikidest, kus on ettevõtete struktuurid erinevad ning mitmed uurimused on tehtud just börsiettevõtete andmete alusel.

Antud töö puhul puudusid autoril ettevõtete pankrotistumise põhjuste kohta andmed. Järgnevates uurimustes võiks autorid uurida ka pankrotistumise põhjuseid, et valida mudelisse juba ettevõtted, mille puhul ei ole tegemist tahtliku pankrotiga. Lisaks, et saada praegusele uurimusele lisandväärtust võiks uurida ka paralleelselt nii makromajanduslikke kui finantsnäitajate põhiseid andmeid. Lisaks võib andmete kättesaadavusel kasutada ka (eri riikide) äriregistrite andmeid kogu ettevõtete valimi kohta.

## **SUMMARY**

# **CORPORATE BANKRUPTCY PREDICTION ON THE EXAMPLE OF ESTONIAN COMPANIES**

Kadi Pihlak

The economic environment around us is constantly changing, therefore company owners must be able to move with the times and evolve to survive. Valuating credit risk has always been very important to predict the probability of default of borrowers and credit losses thereby. To date, most of the banks have been able to recover from the last economic crisis, when they had to face unusually big loan losses. It made them realize that it is always important to adequately assess the credit risk, while giving out loans.

Failure of a company can affect banks, that give out loans, company owners, who lose their work and have often dedicated years for their business, employees, who will also lose jobs, customers, suppliers – almost entire society is suffering the damage, when a business failures. That is the reason why it is important to predict failure of a company, for that business owners could react early and do everything they can to prevent company from bankruptcy.

Failure of a company is often affected by very different factors, which might not always depend on the company or its owners, but are external factors. The owners only have a chance to learn from past, other businesses mistakes and give their best, so that they have done all for their company's survival.

Different approaches have approached differently to the causes of failure. Most common one divides the causes to external environmental factors and internal factors. These factors are often related to each other, i.e. external general environment affects owner's motivation, implementation of skills, company policy and immediate environment affects the development of company through the interaction between the company and its stakeholders.

The purpose of this dissertation was to find out which factors contribute to bankruptcies on the basis of Estonian industrial and service companies. The period author analysed was 2008-2013, because it contained economic boom, economic recession, and the recovery period.

Due to the purpose of the work, the author set the following research tasks:

1. Explain the nature and causes of bankruptcy.
2. To examine previously used different methods and studies for predicting bankruptcy.
3. Explain the risks associated with the bankruptcies and risk assessments.
4. To find out using statistical analyses, which factors predict bankruptcy for Estonian industrial and service companies.

The author of this dissertation started by explaining the nature and causes of bankruptcy and business failure and also the risks that banks can have, if they don't value loan applications correctly. Author examined previous researches done for predicting the probability of business failure. In the theoretical part of the dissertation is a brief summary of these researches for the possibility of comparing these results to author's model values.

The purpose of this dissertation is to compare models, which are composed using logit and probit analyses, to see whether these two methods give different results valuating probability of bankruptcy of Estonian companies. By using these two methods author explains whether these financial indicators and ratios, which author selected to the models, increase or decrease the likelihood of the company's bankruptcy. Financial ratios for these models were selected from previous researches and author selected the ones that should be suitable for Estonian businesses.

Using these two models author analysed 218 businesses, that had already failed and 954 companies, which were still healthy, to find out which financial ratios can help us predict company failures in the future. The results of these two methods were very similar and they both showed that there are seven important indicators for predicting bankruptcy: equity share, sales/assets, trade receivables/assets, cash and cash equivalents/assets, retained earnings/assets, earnings before interest and taxes (EBIT)/assets, debt /assets. These two models can correctly predict about 83% of all the companies. This result is quite common, when it's compared with previous studies.

The author of this dissertation suggests in future analysing financial ratios together with macroeconomic factors. Also if possible, it is good to find out the reasons of these bankruptcies, to select out the companies, whose bankruptcy was happening on purpose. It is not an easy task, but the bankruptcy reasons can be found from previous court cases. Authors in future may as well if possible, take data from some other country's business register and compare the results of different countries.

## VIIDATUD ALLIKAD

- Ahn, B. S., Cho, S. S., Kim, C. Y. (2000). The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*. Vol. 18, no. 2, pp 65–74.
- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. – *The 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.
- Atiya, A.I.. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. – *IEEE Transactions on Neural Networks*. Vol. 12, no. 4.
- Aziz, M.A., Dar, H.A..(2006). Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? - *Corporate Governance*. Vol. 6, pp. 18–33.
- Bastos, J.A. (2007). Credit scoring with boosted decision trees. MRPA Paper 8034. Saksamaa. <http://mpira.ub.uni-muenchen.de/8156/>.
- Blöchliger, A., Leippold, M..(2006). Economic benefit of powerful credit scoring.- *Journal of Banking & Finance*. Vol. 30, pp. 851-873.
- Boardman, C. M., Bartley, J. W., Ratliff, R. B. (1981). Small business growth characteristics. - *American Journal of Small Business*. Vol. 5, no. 3, pp. 3-42.
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*. 2 ed. New York: Cambridge University Press.
- Chambers, E.A., Cox, D.R. (1967). Discrimination between alternative binary response models. *Biometrika*. Vol. 54, pp. 573–578.
- Cochran, A. B. (1981). Small business mortality rates: A review of the literature. – *Journal of Small Business Management*. Pp. 50-59.
- Cole, R. H. (1992). *Consumer and Commercial Credit Management*. 9th ed. Boston: Irwin.

- DeYoung, R., Glennon, D., Nigro, P.(2008). Borrower–lender distance, credit scoring, and loan performance: Evidence from informational-opaque small business borrowers. – *Journal of Financial Intermediation*. Vol.17, pp. 113–143.
- Eesti Pank. <http://www.eestipank.info/> (21.04.2014)
- Elliot, R. J., Siu, T. K., Fung, E. S.. (2013). A Double HMM approach to Altman Z-scores and credit ratings. - *Expert Systems with Applications*. Pp. 1553-1560.
- Finantsinspeksioon. <http://www.fi.ee> (21.04.2014)
- Gurný, P., Gurný, M. (2013). Comparison of Credit Scoring Models on Probability of Default Estimation For us Banks. – *Prague Economic Paper*. Vol. 2, Pp 163-181.
- Hull, J., Nelken, I., White, A. (2004). Merton's Model, Credit Risk and Volatility Skews. -*The Journal of Credit Risk*. Vol. 1, no 1, pp. 3-28.
- Kaadu, K. (2005). Panga krediidiriski modelleerimine. Tallinn
- Krediidiinfo AS.(2013). Pankrotiuring. <http://www.krediidiinfo.ee/files/pankrotid2013.pdf>
- Lee, T.-S., Chen, I.-F.(2005). A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. - *Expert Systems with Applications*. Vol. 28, pp. 743-752.
- Mester, L.J..(1997). What is the Point of Credit Scoring? Federal Reserve Bank of Philadelphia. Pp 1-16. <http://www.phil.frb.org/research-and-data/publications/business-review/1997/september-october/brso97lm.pdf>
- Moody`s Rating Symbols and Definitions. (2008). Moody`s kodulehekülg. [WWW] [www.moodys.com](http://www.moodys.com) (15.05.2008)
- Ohlson, J.A..(1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. – *Journal of Accounting Research*. Vol. 18, no. 1, pp. 109-131.
- Ooghe, H., Waeyaert, N.(2004). Oorzaken van faling: literatuuroverzicht en conceptueel verklaringsmodel. – *Working Paper Steunpunt*. Vol. 57 No. 4, pp. 1-31
- Ooghe, H., De Prijcker, S.(2008). Failure Processes and Causes of Company Bankruptcy: a Typology. - *Management Decision*, Vol. 46, no. 2, pp. 223-242
- Pankrotiseadus. Vastu võetud Riigikogus 22.jaanuaril 2003.a – RT 1 2003, 17, 95
- Tseng, F.-M., Hu Y.-C..(2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks.- *Expert Systems with Applications*. Vol. 37, pp. 1846-1853.



- Vuran, B. (2009). Prediction of business failure: a comparison of discriminant and logistic regression analyses. - *Istanbul University Journal of the School of Business Administration*. Vol. 38, no. 1, pp. 47-65.
- Wagner, H. (2004). The use of credit scoring in the mortgage industry. - *Journal of Financial Services Marketing*, Volume 9, Number 2, pp. 179-183.
- White, L. J. (2010). Markets. The Credit Rating Agencies. – *Journal of Economic Perspectives*. Vol. 24, no. 2, pp. 211-226.
- Wu, W-W. (2010). Beyond business failure prediction.- *Expert Systems with Applications*. Vol. 37, pp 2371–2376.
- 3-2-1-120-02 Eesti Vabariigi (Rapla Maksuameti kaudu) avalduses AS Belarus Service pankroti väljakuulutamiseks. Riigikohtu Tsiviilkolleegium 11.12.2002.  
<https://www.riigiteataja.ee/akt/229574>

## LISAD

### Lisa 1. Eri sektori ettevõtete osakaalud valimist.

Ettevõtte sektor	Osakaal valimist
Materjalitööstus	4,0%
Kestvuskapade tootmine	2,5%
Energia ettevõtted	0,5%
Kapitalikapade tootmine	16,4%
Autotööstus	2,5%
Transport	7,7%
Meedia	1,2%
Restoranid ja vaba aeg	3,7%
Tarbeteenused	13,3%
Tervishoid	2,1%
Toidu- ja tubakatööstus	4,6%
IT	2,5%
Kaubandus	11,4%
Kinnisvara	8,8%
Kommertsteenused	18,2%
Avalik sektor	0,6%

Allikas: Swedbank, Äriregister

## Lisa 2. Esialgne probit mudel

Model 16: Probit, using observations 1-1172

Dependent variable: Pankrot

Standard errors based on Hessian

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
const	-0,498231	0,103766	-4,8015	<0,00001	***
Omakapitali_osaka	-1,22136	0,162115	-7,5339	<0,00001	***
al					
Netokaive_aktiva	-0,0453851	0,0116876	-3,8832	0,00010	***
Nouded_ostjate_va	0,441979	0,283295	1,5601	0,11873	
stu_aktiva					
Raha_ja_selle_ekv	-1,4738	0,334026	-4,4122	0,00001	***
ivalendid_vara					
Vola_suurust_bila	0,640418	0,196368	3,2613	0,00111	***
nsimahust					
Jaotamata_kasum_	0,596198	0,121244	4,9173	<0,00001	***
varad					
arikasum_varad	0,80095	0,167877	4,7711	<0,00001	***
Likviiduskordaja_	-0,00139167	0,00316246	-0,4401	0,65989	
maksevoime_kor					
ROA	-0,00194122	0,00150565	-1,2893	0,19730	
ROE	-1,24056e-06	1,99162e-05	-0,0623	0,95033	
Kaibevara_aktiva	0,199252	0,227761	0,8748	0,38167	
Intresside_kattekor	0,000144269	9,63275e-05	1,4977	0,13421	
daja					
Maksevalmiduse_k	-0,000321176	0,00754832	-0,0425	0,96606	
ordaja					
Varude_osakaal_v	-0,0426943	0,259847	-0,1643	0,86949	
aradest					
Mean dependent var	0,185154	S.D. dependent var		0,388588	
McFadden R-squared	0,177258	Adjusted R-squared		0,150546	
Log-likelihood	-461,9918	Akaike criterion		953,9836	
Schwarz criterion	1029,981	Hannan-Quinn		982,6444	

Number of cases 'correctly predicted' = 972 (82,9%)

f(beta'x) at mean of independent vars = 0,389

Likelihood ratio test: Chi-square(14) = 199,071 [0,0000]

Test for normality of residual -

Null hypothesis: error is normally distributed

Test statistic: Chi-square(2) = 12,5018

with p-value = 0,00192873

### Lisa 3. Probit mudeli analüüsi tulemused

Model 15: Probit, using observations 1-1172

Dependent variable: Pankrot

Standard errors based on Hessian

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
const	-0,405683	0,0770165	-5,2675	<0,00001	***
Omakapitali_osaka al	-1,28479	0,156559	-8,2065	<0,00001	***
Netokaive_aktiva	-0,0450125	0,0114273	-3,9390	0,00008	***
Nouded_ostjate_va stu_aktiva	0,578868	0,222104	2,6063	0,00915	***
Raha_ja_selle_ekv ivalendid_vara	-1,36104	0,250926	-5,4241	<0,00001	***
Vola_suurust_bila nsimahust	0,610652	0,184521	3,3094	0,00093	***
Jaotamata_kasum_ varad	0,644558	0,117347	5,4927	<0,00001	***
arikasum_varad	0,653332	0,111532	5,8578	<0,00001	***
Mean dependent var	0,185154	S.D. dependent var		0,388588	
McFadden R-squared	0,169843	Adjusted R-squared		0,155596	
Log-likelihood	-466,1558	Akaike criterion		948,3116	
Schwarz criterion	988,8433	Hannan-Quinn		963,5973	

Number of cases 'correctly predicted' = 972 (82,9%)

f(beta'x) at mean of independent vars = 0,389

Likelihood ratio test: Chi-square(7) = 190,743 [0,0000]

Test for normality of residual -

Null hypothesis: error is normally distributed

Test statistic: Chi-square(2) = 8,71514

with p-value = 0,0128095

## Lisa 4. Esialgne logit mudel

Model 21: Logit, using observations 1-1172

Dependent variable: Pankrot

Standard errors based on Hessian

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
const	-0,715182	0,182524	-3,9183	0,00009	***
Omakapitali_osaka al	-2,39346	0,34211	-6,9962	<0,00001	***
Netokaive_aktiva	-0,0852498	0,0210353	-4,0527	0,00005	***
Nouded_ostjate_va stu_aktiva	0,79519	0,495949	1,6034	0,10885	
Raha_ja_selle_ekv ivalendid_vara	-2,80274	0,666164	-4,2073	0,00003	***
Vola_suurust_bila nsimahust	1,24735	0,412604	3,0231	0,00250	***
Jaotamata_kasum_ varad	1,22581	0,245549	4,9921	<0,00001	***
arikasum_varad	1,56296	0,327268	4,7758	<0,00001	***
Likviiduskordaja_ maksevoime_kor	-0,00156986	0,00711478	-0,2206	0,82537	
ROA	-0,00324825	0,00271342	-1,1971	0,23127	
ROE	-4,21083e-06	3,67683e-05	-0,1145	0,90882	
Kaibevara_aktiva	0,317603	0,402552	0,7890	0,43013	
Intresside_kattekor daja	0,000233549	0,000159566	1,4637	0,14329	
Maksevalmiduse_k ordaja	-0,00807987	0,020193	-0,4001	0,68906	
Varude_osakaal_v aradest	-0,0772349	0,456586	-0,1692	0,86567	
Mean dependent var	0,185154	S.D. dependent var		0,388588	
McFadden R-squared	0,180388	Adjusted R-squared		0,153675	
Log-likelihood	-460,2347	Akaike criterion		950,4694	
Schwarz criterion	1026,466	Hannan-Quinn		979,1302	

Number of cases 'correctly predicted' = 975 (83,2%)

f(beta'x) at mean of independent vars = 0,389

Likelihood ratio test: Chi-square(14) = 202,585 [0,0000]

## Lisa 5. Logit mudeli analüüsi tulemused

Model 8: Logit, using observations 1-1172  
 Dependent variable: Pankrot  
 Standard errors based on Hessian

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>p-value</i>	
const	-0,564341	0,135993	-4,1498	0,00003	***
Omakapitali_osaka	-2,50922	0,335564	-7,4776	<0,00001	***
al					
Netokaive_aktiva	-0,0859295	0,0205704	-4,1773	0,00003	***
Nouuded_ostjate_va	1,01965	0,382011	2,6692	0,00760	***
stu_aktiva					
Raha_ja_selle_ekv	-2,67168	0,532011	-5,0219	<0,00001	***
ivalendid_vara					
Vola_suurust_bila	1,11035	0,355327	3,1249	0,00178	***
nsimahust					
Jaotamata_kasum_	1,30538	0,242493	5,3832	<0,00001	***
varad					
arikasum_varad	1,31545	0,230684	5,7024	<0,00001	***
Mean dependent var	0,185154	S.D. dependent var		0,388588	
McFadden R-squared	0,173020	Adjusted R-squared		0,158774	
Log-likelihood	-464,3716	Akaike criterion		944,7431	
Schwarz criterion	985,2749	Hannan-Quinn		960,0289	

Number of cases 'correctly predicted' = 975 (83,2%)  
 f(beta'x) at mean of independent vars = 0,389  
 Likelihood ratio test: Chi-square(7) = 194,311 [0,0000]