

Tartu Ülikool  
Majandusteaduskond

Tani Kirt

**PANKROTI PROGNOOSIMISE MUDELI  
KOOSTAMINE EUROOPA INFOTEHNOLOOGIA  
ETTEVÕTETE NÄITEL**

Magistritöö ärijuhtimise magistrikraadi taotlemiseks ettevõtluse ja tehnoloogia erialal

Juhendaja: teadur Oliver Lukason

Tartu 2016

Soovitan suunata kaitsmisele .....  
(juhendaja allkiri)

Kaitsmisele lubatud „ .....2016. a.

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

## SISUKORD

Sissejuhatus .....	4
1. Pankroti modelleerimise teoreetilised alused .....	7
1.1. Pankrot ja selle prognoosimine .....	7
1.2. Pankroti prognoosimise meetodid ning muutujate valik modelleerimisel .....	17
2. Üleeuroopaline infotehnoloogia ettevõtete pankroti prognoosimise mudel .....	29
2.1. Töös kasutatavate andmete ja muutujate kirjeldamine .....	29
2.2. Üleeuroopalise pankroti prognoosimise mudeli koostamine ning tulemuste võrdlemine teaduskirjandusega .....	37
Kokkuvõte .....	52
Viidatud allikad .....	55
Summary .....	59

## SISSEJUHATUS

Pankrotistumine on negatiivne nähtus, mida teaduskirjanduses on palju uuritud. Üks olulisemaid pankrotistumist käsitleva teaduskirjanduse alamvaldkondasid on pankroti prognoosimine. Koostatud on palju pankroti prognoosimise mudeleid erinevate tööstussektorite ning riikide kohta. Infotehnoloogia ettevõtete pankroti prognoosimist autorile teadaolevalt varasemas teaduskirjanduses käsitletud ei ole. Koostatud on küll sektorite üleseid prognoosimudeleid, kuid antud uuringutest puudub infotehnoloogia ettevõtete spetsiifilisuse kontekst, rääkimata hea prognoosivõimega mudelist riikide üleselt. Enamik koostatud pankrotimudeleid on riigispetsiifilised, kuid üha enam rahvusvahelisemaks muutuval turul tekib vajadus universaalsemate pankrotimudelite järele. Riikide ülese pankroti prognoosimudeli on koostanud näiteks Laitinen ja Suvas (2013), Altman *et al.* (2014) ning magistriõõna Stalhman (2015).

Käesoleva magistr töö eesmärgiks on koostada pankroti prognoosimise mudel Euroopa infotehnoloogia ettevõtete näitel. Töö eesmärgi saavutamiseks täidetakse mitmed erinevad uurimisülesanded. Peamised uurimisülesanded töö teoreetilises osas:

- anda ülevaade pankrotistumise valdkonnas kasutatavatest mõistetest ning teooriatest;
- anda ülevaade olulisematest pankroti prognoosimist käsitlevatest uuringutest;
- peamiste pankroti prognoosimiseks kasutatavatest meetodite selgitamine;
- pankroti prognoosimiseks kasutatavate muutujate alase teaduskirjanduse üldistamine.

Peamised uurimisülesanded töö empiirilises osas:

- töös kasutatavate andmete ja muutujate kirjeldamine;
- pankrotistunud ja mitte pankrotistunud infotehnoloogia ettevõtete finantsnäitajate ühemõõtmeline statistiline analüüs;

- logistiline regressioonanalüüs eristamaks pankrotistunud ja mittepankrotistunud Euroopa infotehnoloogia ettevõtteid;
- statistilise analüüsi tulemuste võrdlemine varasema teaduskirjandusega.

Magistritöö jaguneb kaheks peatükiks. Neist esimeses antakse ülevaade ning selgitatakse pankrotialases kirjanduses kasutatavaid olulisemaid mõisteid ning teooriaid. Samuti antakse ülevaade peamistest pankrotistumise uurimisvaldkondadest, selle uurimise vajalikkusest ning pankroti põhjustest. Esimese peatüki teises alapeatükis antakse ülevaade peamistest pankrotimudeli koostamiseks kasutatavatest meetoditest ning muutujate valiku kriteeriumitest. Teises peatükis kirjeldatakse pankrotimudeli koostamiseks kasutatavaid andmeid ja muutujaid ning koostatakse üleeuroopaline pankrotimudel infotehnoloogia ettevõtete näitel. Pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks on kasutatud ettevõtete majandusaasta aruannete andmeid Bureau van Dijk'i Amadeusi andmebaasist. Valimisse on kaasatud Euroopa Ühenduse majanduse tegevusalade klassifikaatori (NACE) järgi J (Info ja side) jakku ning klassidesse 62 (Programmeerimine, konsultatsioonid jms tegevused) ning 63 (Infoalane tegevus) kuuluvad ettevõtted. Mudeli koostamiseks kasutatavate pankrotistunud ettevõtete majandusaasta aruanded kuuluvad ajavahemikku 2006-2013 ning tegutsevate ettevõtete aruanded ajavahemikku 2012-2013. Mudeli koostamiseks kasutatakse pankroti prognoosimisst käsitletud uuringutes laialdast kasutust leidnud logistilise regressiooni meetodit.

Käesolevas töös koostatav prognoosimudel võimaldaks kasutada ühte konkreetset mudelit erinevate riikide infotehnoloogia ettevõtete pankrotistumise ohu hindamiseks. Eesti seisukohast seisneb antud teema aktuaalsus selles, et infotehnoloogia on kohalikus majanduskeskkonnas olulisele kohale tõstetud. Samuti on infotehnoloogia areng viimastel aastakümnetel toonud kaasa üha laialdasema interneti ning E-kaubanduse võimaluste kasutamise. Magistritöös koostatavat mudelit on võimalik kasutada näiteks laenu- ja investeerimisotsuste tegemisel. Samuti võib antud pankrotimudel osutada vajalikuks koostööpartnerite valimisel. Sellise üleeuroopalise pankrotimudeli koostamine aitab selgitada seda, miks osad infotehnoloogia ettevõtted jäävad ellu ja osad ebaõnnestuvad.

Magistritöö koostamisel on tuginetud peamiselt inglisekeelsele pankrotistumist ning pankroti prognoosimist käitlevale teaduskirjandusele. Nii töö teoreetilise kui empiirilise osa koostamisel on tuginetud tuntumate ning enimsiteeritud autorite töödele, kellest võib välja tuua järgnevad: W.B. Beaver, E.I. Altman, S. Balcaen, H. Ooghe, A. Suvas, E.K. Laitinen, J. Ohlson ning O. Lukason. Töö autor tänab oma juhendajat Oliver Lukasoni teema käsitlemisel ning töö valmimisel osutatud abi eest.

**Märksõnad:** pankrot, prognoosimudelid, üleeuroopaline pankrotimudel, universaalne pankrotimudel, pankrotimodeli klassifitseerimistäpsus, infotehnoloogia ettevõtted.

# 1. PANKROTI MODELLEERIMISE TEOREETILISED ALUSED

## 1.1. Pankrot ja selle prognoosimine

Ettevõtete pankrotistumisega seonduvaid uurimisvaldkondi on erievaide. Pankrotistumise kirjeldamiseks on levinud mitmeid mõisteid, mis vajavad magistritöö eesmärgi saavutamiseks lähemat selgitamist ning nende põhjal üldistuste tegemist. Töö esimeses alapeatükis selgitatakse esmalt pankrot prognoosimise valdkonnas kasutatavaid olulisemaid mõisteid. Selgitatakse pankrotistumise erinevaid käsitlusi teaduskirjanduses ning antakse ülevaade pankroti prognoosimise kujunemisest. Samuti käsitletakse esimeses peatükis pankrotistumisega seotud uurimisvaldkondi ning selgitatakse pankrotistumise uurimise vajalikkust. Samuti antakse ülevaade peamistest pankrotistumise põhjustest läbi erinevate autorite käsitluste. Teises alapeatükis selgitatakse levinumaid pankroti prognoosimise meetodeid ning antakse ülevaade peamistest muutujate valiku kriteeriumitest.

Pankroti mõistet on teaduskirjanduses defineeritud mitmel erineval moel. Ettevõtete ebaõnnestumist käsitlevates uuringutes on pankroti tähistamiseks kasutatud ka mõisteid nagu maksejõuetus ning ebaõnnestumine. Karels ja Prakash (1987: 576) on võrrelnud erinevate autorite uuringutes kasutatud pankroti ja ebaõnnestumise definitsioone ning nad leidsid, et antud mõisteid on sageli kasutatud sarnases kontekstis. Nende uurimuses (*Ibid.*: 575) selgus, et mõningate autorite töödes on need mõisted lisaks eelnevale endas sisaldanud ka reorganiseerimist, mitte kohtus väljakuulutatud maksejõuetust, võlakirjade kupongintresside või eelisaktsionäridele dividendide mitte maksmist ning vabatahtlikku likvideerimist. Beaver (1966:71) kohaselt võib ettevõtet lugeda ebaõnnestunuks kui on ilmsiks tulnud vähemalt üks järgnevatest sündmustest: pankrot, maksehäired või eelisaktsionäridele dividendide mittemaksmine. Kokkuvõtvalt mõistis Beaver (*Ibid.*) ettevõtte ebaõnnestumise all olukorda, kus ettevõtte ei ole suuteline

tasuma oma finantskohustusi ehk ettevõtte on maksejõuetu. Samuti on mõningad autorid (Laitinen 1995; Laitinen, Suvas 2013) oma pankrotialastes uuringutes kasutanud finantsraskuste (*financial distress*) mõistet. Sharma ja Mahajan (1980: 81) ebaõnnestumise definitsiooni kohaselt on võimalik ettevõtte ebaõnnestumise mõistet kasutada nii kitsamas kui ka laiemas tähenduses. Laiemas tähenduses mõistetakse ettevõtte ebaõnnestumise all olukordi, kus ettevõtte ei saavuta oma eesmärke või esineb selle toimimises erinevaid tõrkeid (*Ibid.*) Kitsamas tähenduses mõistetakse ebaõnnestumise all olukorda, kus ettevõtte ei suuda täita oma kohustusi ning ka konkreetselt ettevõtte pankrotistumist (*Ibid.*).

Karels ja Prakash (1987: 575) kohaselt on pankrotistumise mõistet kasutatud ka üldmõistena kirjeldamaks finantsraskustes olevaid ettevõtteid. Samuti on mõningad autorid kasutanud ebaõnnestumise mõistet vaheldumisi pankroti mõistega (*Ibid.*). Üldisemas mõttes pidasid Karels ja Prakash (*Ibid.*) pankrotti protsessiks, mis algab majanduslikel põhjustel ning on lõpetatud juriidiliselt (*Ibid.*). Samuti on ebaõnnestumise ilmnemise täpne aeg raskesti märgatav ning üldjoontes on ebaõnnestumist peetud perioodiks alates finantsilistest probleemidest kuni hetkeni, mil ettevõtte ise või kreditor otsustab kohtusse esitada pankrotimenetluse avalduse (*Ibid.*). Karels ja Prakash (*Ibid.*) kohaselt rõhutas varasem kirjandus pankroti defineerimisel juriidilisi kriteeriume ning üldiselt kasutati ettevõtte likvideerimisprotsessi standardina Föderaalse Pankroti Koodeksi VII peatükki (*Chapter VII of the Federal Bankruptcy Code*) või sama koodeksi peatüki XI all olevaid reorganiseerimise sätteid. Samuti ei anna 1978. aasta Pankroti Koodeks (*The Bankruptcy Code of 1978*) selgesõnalist definitsiooni või finantskriteeriume pankroti määramiseks (*Ibid.*). Iga juhtum on lahendatud kohtu poolt individuaalse lähenemise kaudu, ning antud asjaolu põhjendab seda, miks ei ole tänaseni ühtset kindlaks kujunenud pankroti definitsiooni (*Ibid.*).

Ebaõnnestumise selgitamiseks on üles kerkinud mitmekesine kogum definitsioone ning finantsperspektiivist sisaldavad nad järgnevaid tunnuseid: negatiivne omakapital, maksehäired, eelisaktsi dividendide väljajätmine, maksejõuetusmenetlus jne. Selliste iseloomujoonte ilmnemisest olenemata võib ettevõtte lühiajaliselt oma tegevust jätkata. Viimane aga viitab omakorda asjaolule, et ebaõnnestumine ei tähenda koheselt pankrotti. (Karels ja Prakash 1987 :575)

Eesti Vabariigi pankrotiseaduses on pankrot defineeritud kui võlgniku kohtuotsusega väljakuulutatud maksejõuetus (Pankrotiseadus §1). Samas paragrahvis seisab, et võlgnik on maksejõuetu, kui ta ei suuda rahuldada võlausaldaja nõudeid ja see suutmatus ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Samuti on antud paragrahvis kirjas, et juriidilisest isikust võlgnik on maksejõuetu ka siis, kui võlgniku vara ei kata tema kohustusi ja selline seisund ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Eesti Vabariigi kodulehel (Pankrot 2016) on ettevõtte pankrotti kirjeldatud järgnevalt: „Kui ettevõtte on muutunud maksejõuetuks ja ei suuda võlausaldajate nõudeid püsivalt rahuldada, tuleb välja kuulutada pankrot, mida tehakse kohtu kaudu. Pankrot kuulutatakse välja pankrotimenetluse tulemusena. Menetlust alustatakse vastava avalduse alusel. Pankrotimenetluse käigus rahldatakse võlausaldajate nõuded ettevõtte vara võõrandamise arvel või ettevõtte tervendamise (saneerimise) kaudu“.

Kuna antud töös koostatakse pankrotimudel mitme erineva riigi ettevõtete finantsandmeid kasutades, siis järgnevalt on selgitatud erinevate riikide pankrotimenetluse regulatsiooni. Mitmetes Euroopa riikides on kasutusel likvideeriv pankrotimenetlus, mille peamine eesmärk on võlausaldajate nõuete rahuldamine läbi võlgniku vara realiseerimise (Bariatti, Van Galen 2014: 28). Likvideeriv pankrotimenetlus on kasutusel näiteks Ungaris, Itaalias, Rootsis, Lätis ja Leedus (*Ibid.*). Teisalt võib pankrotimenetluse tulemusena mõningates riikides olla ettevõtte nii likvideeritud kui ka saneeritud (*Ibid.*). Sellist lähenemist on rakendatud näiteks Bulgaarias, Tšehhis, Prantsusmaal, Saksamaal, Hollandis ja Poolas (*Ibid.*). Eesti Vabariigi pankrotiseaduse teises paragrahvis seisab, et pankrotimenetluse kaudu rahldatakse võlausaldajate nõuded võlgniku vara arvel pankrotiseaduses ettenähtud korras võlgniku vara võõrandamise või võlgniku ettevõtte tervendamise kaudu. (Pankrotiseadus §2). Tegelikuses on Eestis ettevõtte tervendamist praktikas seni väga vähe ette tulnud ning seetõttu on Eestis kasutusel likvideeriv pankrotimenetlus. Maksejõuetuse määramiseks on kaks võimalikku lähenemist (Bariatti, Van Galen 2014: 30). Üheks mooduseks on rahavooline maksejõuetus, mis tähendab et võlgnik ei suuda oma kohustusi tähtaegselt tasuda ning tal puuduvad need võimalused ka tulevikus (*Ibid.*). Teiseks võimaluseks on bilansiline maksejõuetus ehk bilansis ületavad kohustused varade väärtust (*Ibid.*).

Lukason (2012: 305) kohaselt on ettevõtete ebaõnnestumisega seonduvaid uurimisvaldkondi võimalik välja tuua vähemalt kaks. Neist esimese alamvaldkonna alla kuuluva kirjanduse eesmärgiks on välja selgitada ebaõnnestumise protsessid ja mustrid (*Ibid.*). Teine alamvaldkond on keskendunud ettevõtete finantsomaduste kirjeldamisele, et teha vahet pankrotistuvatel ja tegutsevatel ettevõtetel (*Ibid.*). Teaduskirjanduses on ebaõnnestumise protsesside kirjeldamisel kasutatud mitmeid erinevaid mõisteid ning nende hulka kuuluvad trajektoorid (*trajectory*), mustrid (*patterns*), protsess (*process*), rajad (*pathways*) ning väljasuremine (*extinction*) (Laitinen, Lukason 2014: 811). Burksaitiene ja Mazintiene (2011) on oma uurimuses jaganud ebaõnnestumise protsessi neljaks erinevaks etapiks. Ebaõnnestumise protsessi esimeseks etapiks on ebaõnnestumise alused, mis seisneb ressursside puudumises (*Ibid.*: 139). Antud etapi alla kuuluvad nii ebapiisavad juhtimiskompetentsid kui ka ettevõtte väline keskkond (*Ibid.*). Teiseks etapiks on ebaõnnestumise avastamine (*Ibid.*). Selle tuvastamiseks kasutatakse üldtuntud teadmisi ja analüüsitakse finantsindikaatoreid või kasutatakse ebaõnnestumise avastamiseks statistilisi meetodeid (*Ibid.*). Kolmandaks etapiks on ebaõnnestunud ettevõtte väljumine turult või turgudelt ning neljandaks kas pankrot või taastamine (*Ibid.*: 142).

Burksaitiene ja Mazintiene (2011: 139) kohaselt on ettevõtte ebaõnnestumise protsessis väline keskkond jagatud kahte gruppi, makro ja mikro keskkondadeks. Makro keskkond koosneb „PESTELi“ mudelist, milleks on ettevõtte poliitiline, majanduslik, sotsiaalne, tehnoloogiline ja õiguslik keskkond (*Ibid.*). Ettevõtte konkurentsivõimelist keskkonda saab selgitada läbi Porter'i viie jõu: tööstusharu konkurendid, uued sisenejad, ostjad, tarnijad ning asendajad (*Ibid.*). Kuna mõlemad väliste mõjutajate grupid võivad ettevõttele mõju avaldada on ettevõtte juhtkonnal oluline nendest välja selekteerida sellised mõjutajad, mis kõige tõenäolisemalt võivad muutuda ning ettevõttele kõige suuremat mõju avaldada. (*Ibid.*) Lukason (2012) läbiviidud uuringu kohaselt on pankrotile eelneval perioodil ettevõtete erinevates gruppides teatavad statistilised finantsandmete muutused. Kuigi Lukason (2012) läbiviidud uuringus olid kõik ettevõtted sarnaste maksevõime probleemidega, erines nende ebaõnnestumiseni jõudmise trajektoor.

Varasem pankrotistumist käsitlev teaduskirjandus ebaõnnestumise põhjustele palju tähelepanu ei pööranud, kuid tänaseks on tänu mitmetele autoritele (Karels, Prakash 1987; Boyle, Desai 1991; Lukason, Hoffman 2015) pankrotistumise põhjused selgitust leidnud. Karels ja Prakash (1987: 575) kohaselt loetakse suuretevõtete ebaõnnestumise põhjusteks nii sisemisi ja kui ka välimisi mõjutegurid. Sisemiste teguritena saab välja tuua valed juhtimisvõtted, mis avalduvad läbi puuduliku kommunikatsiooni, tegevuse liigses laiendamises ning suurte projektide ebaprofessionaalse käsitlemise (*Ibid.*). Välimisteks teguriteks võib seevastu pidada tööjõu probleeme, valituse regulatsioone ning keskkonnaga seotud põhjuseid nagu näiteks looduskatastroofid (*Ibid.*: 575-576). Barney (1991: 99) definitsiooni kohaselt ebaõnnestuvad pankrotistuvad ettevõtted nende sisemisi tugevusi kasutavate strateegiate rakendamisel püsivate konkurentsieeliste saavutamises, tehes seda läbi keskkonnavõimalustele reageerimise, neutraliseerides välised ohud ning vältides sisemisi nõrkuseid. Boyle ja Desai (1991: 35) jaotasid väikeettevõtete pankrotistumise põhjused nelja erinevasse kategooriasse. Esiteks jaotati pankrotistumise põhjused sisemisteks ja välimisteks ning need omakorda administratiivseteks ja strateegilisteks. Sisemiste administratiivsete põhjustena töid nad välja järgmised (*Ibid.*):

- suutmatus analüüsida finantsaruandeid,
- juhtkonna suutmatus ettevõtte laienemisel ülesandeid vastutustundlikult delegeerida,
- võtmetöötaja lahkumine ettevõttest,
- omaniku suutmatus tegeleda korraka nii planeerimise kui ka administratiivsete ülesannetega.

Sisemiste strateegiliste põhjuste kategooriast toodi välja näiteks järgnevad (*Ibid.*):

- liigne optimism planeerimisel,
- võtmeklientide kaotamine,
- omaniku puuduliku teadmised tootest ja/või turust,
- puudulik strateegiline planeerimine.

Välimate administratiivsete põhjustena tõid Boyle ja Desai (*Ibid.*) välja järgnevad olukorrad:

- ettevõtte toode või teenus vigastab kedagi,
- ettevõtte juhtkonna liige saab vigastada või haigestub.

Välimate strateegiliste põhjuste kategooriasse kuuluvad Boyle ja Desai (*Ibid.*) kohaselt:

- nii turuosa kui ka nõudluse langus,
- muutused majanduse aktiivsuses riiklikul, regionaalsel või sektori tasandil.

Pankrotistumise põhjuseid on uurinud ka Lukason ja Hoffman (2015). Oma uurimuses leidsid nad, et ettevõtte vanus ning suurus omavad mõju ettevõtte pankrotistumise põhjuste tüüpidele (*Ibid.*: 52). Nendeks põhjusteks võivad olla kas sisesed, välised või kombinatsioon mõlemast (*Ibid.*). Lukason ja Hoffman (2015: 52) uuringu kohaselt suureneb ettevõtte suuruse kasvades tõenäosus, et pankrotistumist põhjustavad sisemised ja välised põhjused koos. Suurte ettevõtete puhul on ainult sisemiste põhjuste tõttu pankrotistumine pigem harvem esinev (*Ibid.*). Ainult väliste põhjuste tõttu pankrotistumise oht kasvab koos ettevõtte vananemisega. (*Ibid.*). Samuti leidsid Lukason ja Hoffmann (*Ibid.*), et tõenäosus pankrotistuda siseste ja väliste põhjuste tõttu on kõrge kõikides vanusegruppides. Maksejõuetuse põhjuseid uurides on Lukason (2010:11) välja toonud ka ettevõtted, mis on asutatud mingi petuskeemi elluviimiseks, kus tegeletakse tavapärase äritegevuse kõrvalt pettustega või algab pettustega tegelemine mingist ajahetkest. Sellist tegevust võib samuti pidada pankroti põhjuseks ning nende ettevõtete siht ei ole mitte ettevõtlusega tegelemine, vaid kuritegevus (*Ibid.*)

Pankrotistumise uurimist on enamasti peetud vajalikuks ettevõtete pankrotiga kaasnevate tagajärgede tõttu. Rahvamajanduslikus mõistes viitavad ettevõtete ebaõnnestumised kodumaise kapitali ebaefektiivsele jaotusele, mis võib viia tõsiste riigisiseste või isegi rahvusvaheliste kriisideni (Laitinen, Suvas 2013: 1). Rahvusvahelises kontekstis moodustavad ebaõnnestumised investoritele olulise riskifaktori ning suurendavad finantskapitali ebaefektiivset paigutamist riikide vahel (*Ibid.*). Burskaitiene ja Mazintiene (2011: 138) on oma uurimuses märkinud, et on võimalik eristada kahte tüüpi pankroti tagajärge. Esiteks võib pankrot olla negatiivne

nähtus, sest sellega kaasnevad negatiivsed tagajärjed töötajatele, võlausaldajatele, partneritele, omanikele, riigile ning majandusele (*Ibid.*). Pankroti halba mõju majandusele saab põhjendada sellega, et ei pankrotistu mitte ainult uuemad ettevõtted, vaid ka pikaajase kogemusega ja professionaalsete töötajatega suurettevõtted (*Ibid.*), mistõttu võivad katkeda ka riikideüleised tarneahelad ning kaubandussuhted. Teisest küljest peetakse pankrotti positiivseks nähtuseks, mille tulemusena puhastatakse turgu halvasti toimivatest ettevõtetest ning toetatakse tehnoloogilist ja majanduslikku arengut (*Ibid.*).

Üks enim tähelepanu saanud pankrotistumise uurimisvaldkondi on pankroti prognoosimine, mille eesmärgiks on teatavate kriteeriumide alusel lugeda ettevõtteid tegutsema jäävateks või pankrotistuvateks. Pankrotimudelid on olulised seetõttu, et nende rakendamisega on võimalik hoiatada eesseisvate finantsprobleemide eest ning anda ettevõtte osanikele vajalikku aega olukorrale reageerimiseks (Laitinen ja Suvas 2013: 1). Sellised mudelid aitavad ettevõtte juhtidel ebaõnnestumist ära hoida ning investoritel hinnata ettevõttesse investeringu tegemisega seotud riski (*Ibid.*).

Antud uurimisvaldkonna teerajajaks võib pidada Beaverit (1966), kes 1966. aastal oma uurimuses võrdles 30. erinevat suhtarvu 79 tegutseva ja 79 ebaõnnestunud ettevõttes 38. erinevas tööstusharus. Beaver (1966: 106) leidis, et puhaskasumi suhe koguvõlga omab kõige suuremat prognoosimise võimekust ning prognoosimudeli täpsuseks aasta enne pankrotistumist saavutas ta 92%. Esimese mitmemõõtmelise mudeli koostas Altman (1968: 596), mis viidi läbi 33. ettevõttega kummaski grupis (pankrotistunud ja mittepankrotistunud). Altmani mudelit kutsutakse „Z-skooriks“ („*Z-score*“) ning selle täpsuseks üks aasta enne pankrotistumist saavutas ta 95% (*Ibid.*: 599). Peale Altman (1966) mudelit suurenes pankrotimudelite arv oluliselt, kusjuures 1970. aastatel koostati 28 mudelit, 1980. aastatel 53 mudelit ning 1990. aastatel 70 mudelit (Bellovary *et al.* 2007: 4).

Pankroti modelleerimiseks kasutatavate meetodite puhul on võimalik eristada kahte suunda, millest üheks on klassikalised ehk statistilised meetodid (näiteks diskriminantanalüüs, logistiline regressioon) ning teisalt masinõppimise meetodid (näiteks närvivõrkude meetod, otsustuspuu meetod). Erinevate meetodite uuringutes kasutamise sageduse võtab kokku tabel 1.

**Tabel 1.** Erinevate meetodite kasutamise sagedus Bellovary *et al.* (2007: 6) ülevaateuuringus

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

Allikas: Bellovary *et al.* 2007: 6.

Tabelist 1 on näha, et enim kasutust leidud meetodiks on diskriminantanalüüs. Antud meetodit kasutati selgelt kõige rohkem 1970. ning 1980. aastatel. Kasutamise sageduselt teisel kohal on närvivõrkude meetod, mida kasutati teistest meetoditest tunduvalt rohkem 1990ndatel aastatel ning kolmandal kohal on logit-analüüs. Kolme enim kasutust leidnud meetodi selgitused on toodud käesoleva töö peatükis 1.2. Bellovary *et al.* (2007: 5) kohaselt on leitud mõningaid vasturääkivusi meetodite klassifitseerimisvõime osas, kuid ükski meetod ei tõuse selgelt teistest paremini esile. Mudeli kasutamisel esineda võivate probleemide tõttu tuleb mudeli valimisel teha hästi põhjendatud valik.

Pankroti prognoosimise mudelite kasutamisel tuleb arvesse võtta Tüüp I ja Tüüp II vigu. Tüüp I viga ilmneb juhul kui mudel ei prognoosi pankrotti õigesti ehk prognoosib pankrotistuva ettevõtte tegutsevaks. Tüüp II viga seevastu seisneb selles, et mudel prognoosib tegutseva ettevõtte pankrotistuvaks. Tüüp I vea vältimist võib pidada olulisemaks, sest on kulukam investeerida ettevõttesse, mis läheb pankrotti võrreldes investeeringu tegemata jätmisega tegutsevasse ettevõttesse. Lõplik prognoosimudeli valik tuleks teha mitte ainult baseerudes prognoosimudelil endal, vaid võttes arvesse ka teisi faktoreid nagu rahavood, tuleviku väljavaated, kasvuvõimalused ning ettevõtte juhtimine. (Bellovary *et al.* 2007: 9)

Enamik pankroti prognoosimist käsitlevad uuringud on riigispetsiifilised. Rahvusvahelisele võrdlusele on keskendunud näiteks Altman ja Narayanan (1997) uuring, kus võrreldi 22 erineva riigi pankroti prognoosimudeleid. Erinevate sektorite kohta koostatud mudeleid on võrrelnud Dimitras *et al.* (1996). Ooghe ja Balcaen (2007: 61) uuringu kohaselt on mõningad prognoosimudelid laialdaselt kasutatavad. Selliseid mudeleid on võimalik rakendada teistsugustel andmekogumitel ning saada kõrgeid prognoositäpsusi (*Ibid.*). Samas leidub mitmeid prognoosimudeleid, mis laialdaselt kasutatavad ei ole. Mudeli muutujad ja nende kaalud (mudeli struktuurid) on riigispetsiifiliste mudelite lõikes küllaltki erinevad, mistõttu on selliseid mudeleid omavahel raske võrrelda ning nad on enamasti riikidevahelise võrdluse juures kasutatud (Laitinen ja Suvas 2013: 2). Hästi toimiva rahvusvahelise pankrotimudeli puhul on peamiseks kasuks asjaolu, et sellise mudeli kasutajad saavad läbi viia rahvusvahelisi analüüse ainult ühte mudelit kasutades (*Ibid.*). Riigispetsiifilisi prognoosimudeleid on küll võimalik omavahel võrrelda, kuid sageli erinevad nad pankroti mõiste määratluse, mudeli koostamiseks kasutatava meetodi ning ka kasutatavate finantsmuutujate poolest (*Ibid.*). Selliste erinevuste pärast ei ole võimalik korrektselt riigispetsiifilisi mudeleid omavahel võrrelda ning nende rakendatavus teiste riikide valimite peal on küsitav (*Ibid.*: 3). Ooghe ja Balcaen (2007) uurisid seitsme erineva prognoosimudeli toimivust Belgia ettevõtete peal. Autorite kohaselt (*Ibid.*: 34) on selline analüüs oluline, sest mitmed rahvusvahelised finantsinstitutsioonid rakendavad prognoosimudeleid nende koostamisel kasutatud valimitest hoopis teistsuguste valimite peal. Uuringu tulemusena jõudsid autorid järeldusele, et mingisuguste riikide prognoosimudelid võivad toimida teistes riikides juhul kui mudelid on ümber hinnatud kasutades samu muutujaid, mis esialgses mudelis (*Ibid.*: 62). Teisisõnu tähendab see eksisteeriva mudeli jaoks uute kordajate leidmist jättes muutujad mudelis samaks.

Ühena esimestest on üleeuroopalise pankroti prognoosimismudeli koostanud Laitinen ja Suvas (2013). Nemad koostasid mudeli Euroopa väikese ja keskmise suurusega tööstussektori ettevõtete kohta, mille bilansimaht oli minimaalselt 100 000 eurot (*Ibid.*: 6). Logistilise regressiooni meetodit kasutades koostatud üleeuroopalise pankroti prognoosimudeli klassifitseerimistäpsuseks tegutsevate ettevõtete hulgas saavutati 70,8%, pankrotistunud ettevõtete hulgas 67,5% ning üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks saavutati 69,2% (*Ibid.*: 14). Samuti on Altman *et al.* (2014)

koostanud rahvusvahelise prognoosimudeli kasutades meetodina Altmani „Z’’-skoori“. Mudeli koostamiseks kasutati 29 erineva riigi tööstussektori ettevõtete andmeid, millest enamus olid Euroopa riigid ning eranditena olid kaasatud Hiina, Kolumbia ning USA tööstussektori ettevõtted (*Ibid.*: 20). Valimisse kaasatud ettevõtete varade hulk pidi ületama 100 tuhat eurot vähemalt ühel korral saadaolevate aruannete aastate jooksul ning uuringusse kaasati ettevõtted sellistest riikidest, mille pankrotistunud ettevõtete hulk oli üle 60 (*Ibid.*: 11). Mudeli prognoosivõimekust hinnati 31 Euroopa riigi ettevõtete ning kolme nimetatud Euroopa välise riigi ettevõtete peal (*Ibid.*: 20). Mudeli klassifitseerimistäpsust hinnati töös läbi ROC (*Receiver Operating Characteristic*) - kõvera alust pindala ehk AUC'i (*area under curve*). AUC perfektse mudeli korral on 1 ning prognoosivõime puudumisel 0,5. (*Ibid.*: 13). Koostatud üldine rahvusvaheline mudel klassifitseeris mõningates riikides hästi (AUC umbes 75%) ning mõningates riikides väga hästi (AUC üle 95%) (*Ibid.*: 1). Töö autorid pöörasid tähelepanu ka asjaolule, et klassifitseerimistäpsus mõningates riikides tõusis riigispetsiifiliste muutujate lisamisega veelgi kõrgemale (*Ibid.*: 1). Nii Laitinen ja Suvas (2013) kui ka Altman *et al.* (2014) jõudsid uuringu tulemusena järeldusele, et kõrge prognoositäpsusega universaalse prognoosimudeli koostamine on võimalik.

Käesolevas töös koostatakse üleeuroopaline pankrotimudel infotehnoloogia ettevõtete näitel. Infotehnoloogia ettevõtete spetsiifiline kontekst seisneb selles, et neil on üldjuhul vähe varasid, müügitulud on kõikuvad ning ettevõtte algaastatel ei pruugi käivet üldse olla. Thornhill ja Amit (2003: 498-499) kohaselt võib noortel ettevõtetel olla ellujäämisega raskusi, sest neil võivad olla ressursid piiratud ning pole välja kujunenud organisatsiooni töökultuur. Noortel ettevõtetel võib olla raskusi toota piisavalt müügitulu, sest samaaegselt tuleb kanda ettevõtte alustamisega seotud kulud, mida vanemad ettevõtted seevastu juba ammu enam kandma ei pea (*Ibid.*: 499).

## 1.2. Pankroti prognoosimise meetodid ning muutujate valik modelleerimisel

Pankroti prognoosimise meetodite rohkuse tõttu on käesoleva töö eesmärgist lähtuvalt oluline erinevaid meetodeid mõista ning osata neid omavahel võrrelda. Seetõttu antakse käesolevas peatükis ülevaade ning selgitatakse levinumaid pankroti prognoosimise meetodeid. Käesolevas peatükis on vaatluse all pankroti prognoosimise meetoditele teedrajava tähtsusega olnud suhtarvude analüüs, samuti diskriminantanalüüs, logit-analüüs ning närvivõrkude analüüs. Antud meetodite selgitamisele on tähelepanu pööratud seetõttu, et need on Belloc *et al.* (2007: 6) ülevaateuuringu kohaselt seni enim prognoosimudelite koostamisel kasutatud meetoditega. Samuti antakse käesoleva peatüki lõpul ülevaade pankroti prognoosimiseks kasutatavatest muutujatest ning nende valiku kriteeriumitest. Puudub konkreetne reegel, mille alusel muutujaid valida. Seetõttu on selgitatud muutujate valikut ning toodud ülevaade enim kasutatud muutujatest peamiselt Jardin (2009) ning Belloc *et al.* (2007) ülevaateuuringute põhjal.

**Suhtarvude analüüsi** meetodit võib pidada kõige algelisemaks meetodiks, millega pankroti prognoosimisega algust tehti. Ühemõõtmelise mudeli kasutamine on lihtne ning ei vaja erilisi teadmisi statistikas. Antud meetodi puhul on piirväärtus leitud mudeli iga muutuja või suhtarvu kohta eraldi (Balcaen ja Ooghe 2006: 65). Iga muutuja klassifitseeritakse eraldi baseerudes ettevõtte konkreetse muutuja väärtusel ja selle vastavuses piirväärtusega (*Ibid.*). Suhtarv iseenesest on kahe arvu jagatis, kus mõlemad arvud koosnevad finantskirjest (Beaver 1966: 71). Beaver (1966) võrdles ühemõõtmelises uurimuses 30 erinevat suhtarvu 79 õnnestunud ja 79 ebaõnnestunud ettevõttes 38. erinevas tööstusharus. Oma uuringusse valis Beaver suhtarvud järgnevate kriteeriumide alusel (Beaver 1966: 78):

- sagedane kasutus varasemas kirjanduses,
- heade tulemuste näitamine varasemates uuringutes,
- suhtarvu on võimalik väljendada rahavoogude kaudu.

Uuringusse kaasamiseks pidi suhtarv vastama vähemalt ühele eeltoodud tingimusele. Beaver (*Ibid.*: 91) leidis, et antud meetodit kasutades on võimalik pankrotistumise riski

hinnata kuni 5 aastat ette. Sellise tulemuse saamiseks on aga vajalik esmalt valida hästi prongoosivad suhtarvud (*Ibid.*). Oma uurimuses leidis Beaver, et kõige parema prongoosivõimega suhtarvud 1 aasta enne pankrotistumist on puhaskasumi suhe koguvõlga (92%), puhaskasumi suhe käibesse (91%), puhaskasumi suhe omakapitali (90%), rahakäibe suhe koguvõlga (90%) ning rahakäibe suhe koguvaradesse (90%) (Bellovary *et al.* 2007: 4). Selliste ühe muutujaga pankroti prognoosimise meetodite puhul on nende tulemused mõneti kaheldavad, sest mõni suhtarv võib viidata saabuvale finantsraskusele, teine aga seevastu ettevõtte suuremale ellujäämise tõenäosusele. Siiski on Beaver (1966) aastal koostatud suhtarvude analüüs teedrajava tähtsusega hilisemate prognoosimeetodite tekkele.

Suhtarvude analüüsi meetoditeks on ka Tamar (1966) riskiindeksi mudel ning Moses ja Liao (1987) koostatud riskiindeksi mudel. Tamari (1966) riskiindeksi mudel on oma olemuselt lihtne punktisüsteem, mis sisaldab endas erinevaid suhtarve. Ettevõttele omistatakse vastavalt mudelisse kaasatud suhtarvude väärtustele teatav arv punkte skaalal 0 kuni 100. Punktid on jaotatud selliselt, et kõige olulisematel suhtarvudel on suurem kaal. Mida suurem on ettevõtte punktiskoor, seda parem on ettevõtte finantsolukord. Sellist punktide jagamise lähenemist võib pidada küllaltki subjektiivseks. Moses and Liao (1987) koostatud riskiindeksi mudeli puhul on suhtarvude piirmäärad kindlaks määratud eraldi iga kasutatud suhtarvu kohta baseerudes ühemõõtmelisel analüüsil. Seejärel on iga suhtarvu kohta loodud muutuja vahemikus 0 kuni 1 ning juhul kui ettevõtte suhtarvu väärtus on üle optimaalse keskpunkti antakse selle väärtuseks 1. Seejärel antakse väärtused kahanevatele muutujatele põhimõttel, et finantsiliselt paremas olukorras ettevõttele on antud kõrgem hinne.

Mitmemõõtmeline **diskriminantanalüüsi** mudel koosneb lineaarsest muutujate kombinatsioonist, mille põhjal on kõige parem vahet teha tegutsevate ja pankrotistuvate ettevõtete vahel (Balcaen, Ooghe 2006: 66). Diskriminant väärtus võib olla  $-\infty$  kuni  $+\infty$ , mis indikeerib ettevõtte finantsolukorda (*Ibid.*). Enamikes uuringutes tähendab ettevõtte madal diskriminant väärtus halba finantsolukorda (*Ibid.*).

Diskriminantanalüüsi võrrand on järgneval kujul (Lachenbruch *et al.* 1975):

$$(1) \quad D_i = d_0 + d_1X_{i1} + d_2X_{i2} + \dots + d_nX_{in},$$

kus  $D_i$  = diskriminant indeks,

$d_0$  = konstant,

$d_j$  = muutuja kaal,

$x_{ij}$  = muutuja,

$i$  = muutuja indeks.

Esimese mitmemõõtmelise mudeli koostas Altman (1968), mille ta viis läbi 33. ettevõttega nii pankrotistunute kui tegutsevate ettevõtete grupis. Altman kasutas mitmemõõtmelist diskriminantanalüüsi loomaks viie teguriga mudel tootmisettevõtete pankrotistumise prognoosimiseks (Bellovary *et al.* 2007: 4.). Altman (1968: 594) koostatud mudel nägi välja järgnevalt:

$$(2) \quad Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,099X_5,$$

kus  $X_1$  = käibekapital / varad (*working capital / total assets*),

$X_2$  = jaotamata kasum / varad (*retained earnings / total assets*),

$X_3$  = tegevuskasum / varad (*earnings before interest and taxes / total assets*),

$X_4$  = omakapitali turuväärtus / kohustused (*market value equity / book value of total debt*),

$X_5$  = müügitulu / varad (*sales / total assets*),

$Z$  = indeks (*overall index*).

Kui ettevõtte indeksi  $Z$  väärtus oli väiksem kui 1,81 klassifitseeriti see pankrotistunuks. Kui ettevõtte indeksi  $Z$  väärtus jäi vahemikku  $1,81 \geq Z \leq 2,99$ , ei saanud seda klassifitseerida tegutsevaks ega ka pankrotistuvaks. Tegutsevateks loeti ettevõtted, mille indeksi  $Z$  väärtus oli suurem kui 2,99. (Altman 1968: 606) Altman (1968) koostatud mudeli täpsuseks 1 aasta enne pankrotistumist oli 95% (Bellovary *et al.* 2007: 4). Prognoositäpsus langes kaks aastat enne pankrotistumist 72%-ni, kolm aastat enne 48%-ni, neli aastat enne 29%-ni ning viis aastat enne pankrotistumist 36%-ni (*Ibid.*). Mudeli prognoosivõimekus kontrollvalimi peal oli 79% (*Ibid.*).

Ohlson (1980) on põhjalikult uurinud diskriminantanalüüsi meetodit ning toonud välja antud meetodi kasutamisel ilmnenuid peamised probleemid:

- Antud meetodi puhul on muutujate jaotustel teatavad statistilised nõuded. Muutujate kovariatsioonimaatriksid peaksid olema nii pankrotistunud kui ka tegutsevate ettevõtete gruppide jaoks samad.
- Analüüsi tulemuseks on väärtus, mida on raske tõlgendada. Seda seetõttu, et see on põhimõtteliselt pingerea meetod.
- Probleemiks pidas Ohlson ka „sobitamise“ („matching“) protseduure, mis varasemalt antud meetodi juures laialdast kasutust pälvisid, kuid tänapäeval pigem logistilise regressiooni meetodi puhul kasutatakse. Ebaõnnestunud ja tegutsevad ettevõtted on sobitatud suuruse ja tööstusharu kriteeriumide järgi, mis kalduvad olema meelevaldsed. Sellise protseduuri käigus ei ole teada, mis on täpsemalt sobitamise käigus mudelile juurde antud või ära võetud. Seega oleks muutujate sobitamise asemel kasulik kaasata muutujaid kui prognoosijaid. (Ohlson 1980: 112)

**Logistilise regressiooni meetodit** pankroti prognoosimiseks hakkas kasutama Ohlson (1980), et vältida eelpool toodud diskriminantanalüüsi kasutamisega ette tulevaid probleeme. Logistilise regressiooni meetodiga sarnane on ka probit meetod, mis kasutab logit meetodile omase logistilise jaotuse funtsiooni asemel normaaljaotuse funktsiooni. Kuna logit-mudel on oluliselt rohkem kasutust leidnud (vt tabel 1 lk 11), siis keskendutakse just logit-mudeli selgitamisele. Logit-mudeli tulemuseks on skoor 0 ja 1 vahel, mis väljendabki pankrotistumise tõenäosust. (Balcaen, Ooghe 2006: 69) Kui ebaõnnestumise staatus on kodeeritud 1-na (0), siis kõrge (madal) logistiline skoor näitab kõrget ebaõnnestumise (õnnestumise) tõenäosust ja seega ka halba (head) finantsseisukorda (*Ibid.*). Ebaõnnestumise tõenäosus järgib logistilist jaotust (*Ibid.*). Mudeli kordajaid on võimalik kasutada eraldi esitledes iga muutuja tähtsust või märkimisväärsust arvutusliku ebaõnnestumise tõenäosuse selgitusena (*Ibid.*). Logit-mudeli üheks eelduseks on multikollineaarsuse puudumine muutujate vahel (*Ibid.*).

Logit-mudel on järgneval kujul (Kim, Gu 2006: 482):

$$(3) \quad P(E) = \frac{1}{1+e^{-y}},$$

kus  $P(E)$  = ettevõtte indeksiga  $i$  mittepankrotistumise tõenäosus,  
 $e$  on naturaallogaritmi alus.

Eeltoodud funktsioonist avaldub  $y$  järgnevalt (Kim, Gu 2006: 482):

$$(4) \quad y = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_n X_{in},$$

kus  $\beta_0$  on vabaliige,  
 $\beta_n$  on suhtarvu indeksiga  $n$  koefitsent,  
 $X_{in}$  on ettevõtte indeksiga  $i$  suhtarv  $n$ .

Ohlson (1980: 121) koostas kolm erinevatel ajaperioodidel põhinevat mudelit ning kõige paremini klassifitseerinud mudel on järgmisel kujul:

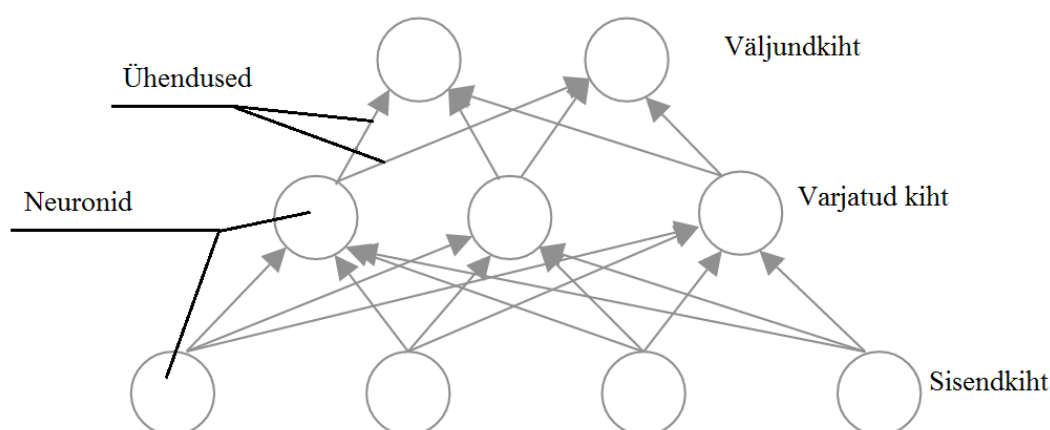
$$(5) \quad Y = -0,407x_1 + 6,03x_2 - 1,43x_3 + 0,076x_4 - 2,37x_5 - 1,83x_6 + 0,285x_7 - 1,72x_8 - 0,521x_9 - 1,32;$$

kus  $Y$  on mudeli indeks,  
 $x_1$  on log (hinnaindeksiga korrigeeritud koguvarad),  
 $x_2$  on kohustused / koguvarad,  
 $x_3$  on käibekapital / koguvarad,  
 $x_4$  on lühiajalised kohustused / käibevara,  
 $x_5$  on 1 kui kohustused ületavad varasid, vastasel juhul on 0,  
 $x_6$  on puhaskasum / koguvarad,  
 $x_7$  on äritegevuse rahavoog,  
 $x_8$  on 1 juhul kui puhastulu oli kaks viimast aastat negatiivne, vastasel juhul on 0,  
 $x_9$  on  $\frac{\text{antud perioodi puhakasum} - \text{eelmise perioodi puhakasum}}{|\text{antud perioodi puhakasum}| + |\text{eelmise peioodi puhakasum}|}$ .

Ohlson (1980: 121) saavutas oma mudeli klassifitseerimistäpsuseks 96,12 %. Klassifikatsiooni kontekstis on logit-mudeli tuumaks see, et ta eraldab ettevõtted ebaõnnestuvate või tegutsevate gruppi arvestades nende logistilist väärtust ning kindlat mudeli murdepunkti väärtust. Ettevõtte on klassifitseeritud ebaõnnestuvate gruppi kui

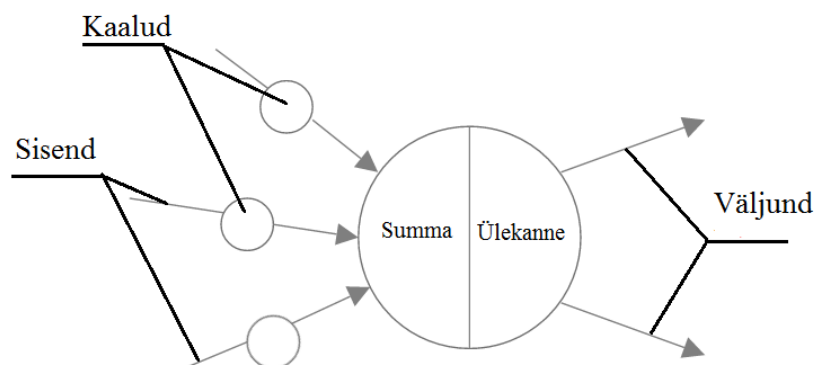
logistiline skoor ületab murdepunkti ning ettevõtte on klassifitseeritud tegutsevate gruppi kui skoor on väiksem või võrdne keskpunktiga. Sarnaselt diskriminantanalüüsi meetodiga baseerub ka logit-mudel sarnasuse printsiibil: ettevõtte kuulub gruppi, millega see kõige lähedasemalt sarnaneb. (Balcaen, Ooghe 2006: 69) Logit-mudel ei nõua mitmemõõtmelisi normaaljaotuse muutujaid või võrdseid dispersioonimaatrikseid (Ohlson 1980: 112). Logit-mudelit on tavaliselt peetud vähem nõudlikuks meetodiks kui diskriminantanalüüs (Balcaen ja Ooghe 2006: 69).

**Närvivõrkude meetodit** hakati kasutama 1980. aastate lõpul ning sai enim kasutatuks meetodiks 1990. aastatel. Närvivõrkude meetod püüab kopeerida inimese närvides aset leidvaid protsesse. Meetod analüüsib sisendeid leidmaks mustreid ning loomaks otsustusprotsessi jaoks sobiva mudeli. Enne mudeli koostamist jäetakse teatav kogum andmeid selle koostamiseks ning ülejäänud kogum andmeid mudeli kontrollimiseks. Mitmed proovijuhud on läbi viidud treeningmoodusel, mille jooksul võrgustik „õpib“ otsustusprotsessi ehk esmalt tehakse mingisuguse kogumi peal närvivõrk valmis. Kontrollmoodust kasutatakse närvivõrkude mudeli kinnitamiseks (Bellovary *et al.* 2007: 7) Tehislikud närvivõrgustikud (*artificial neural networks*) on tehisintelligentsi meetod genereerimaks mittelineaarse kaardistuse sisend- ja väljundmuutujate vahel. Närvivõrk on sõlmed üksteise vahel, mida kutsutakse neuroniteks. Need neuronid on paigutatud kihtidele, milleks on sisendkiht, peidetud kiht ning väljundkiht. (Barniv *et al.* 1997: 180) Närvivõrkude struktuur ja selle kihid on näha joonisel 1 (*Ibid.*).



**Joonis 1.** Närvivõrkude struktuur, selle kihid, ühendused ning neuronid (Barniv *et al.* 1997: 181).

Töötleva elemendi detailid on toodud joonisel 2.



**Joonis 2.** Neuronidetailid (Barniv *et al.* 1997: 181).

Otsesuunalisel närvivõrgustikul on ühe kihi väljund järgmise kihi sisendiks. Sisendkiht saab oma sisendi mudeli sõltumatutest muutujatest. Väljundkihi neuroni väljundiks on muudetud väärtus või sõltuva muutuja väärtus. Iga neuron kasutab ülekandefunktsiooni, et konverteerida selle sisend väljundiks. Neuronite ühendused üksteise vahel on erinevate kaaludega, mida võetakse arvesse, et summeerida töötleva elemendi sisendid. (Barniv *et al.* 1997: 180)

Närvivõrku treenitakse korduvalt kasutades proovivaatluseid saamaks sellise vektori kaalu, mis minimaliseerib koguvea tegeliku ning loodetud väljundi vahel. Sellist lähenemist nimetatakse järelvalvega treeninguks (*supervised training*). Närvivõrgustik saab alguse esialgsest kaalust ning need kaalud muudetakse peale igat interaktsiooni kasutades õppimise algoritmi. Kõige sagedasemalt kasutatud leidnud õppimise algoritmiks on vea tagastamise õppimise algoritm (*backpropagation learning algorithm*). (Barniv *et al.* 1997: 181)

Wilson ja Sharda (1994) kasutasid pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks närvivõrkude meetodit. Oma uuringus võrdlesid nad diskriminantanalüüsi meetodit närvivõrkude meetodiga ning seetõttu valiti sarnaselt Altman (1968) koostatud mudeliga samad viis muutujat (Wilson, Sharda 1994: 547):

- Käibekapital / Varad (*Working Capital / Total Assets*),
- Jaotamata kasum / Varad (*Retained Earnings / Total Assets*),

- Ärikasum / Varad (Earnings before Interest and Taxes / Total Assets),
- Omakapitali turuväärtus / Laenud kokku (*Market Value of Equity / Total Debt*),
- Müügitulu / varad (*Sales / Total Assets*).

Närvivõrkude meetodit kasutades oli mudeli prognoositäpsuseks 97% ning see oli võrreldes diskriminantmeetodi kasutamisega kõrgem nii tegutsevate kui pankrotistunud ettevõtete prognoosimisel. (*Ibid.*: 554)

Teoreetilised allikad viitavad sellele, et klassikalistest meetoditest on käesoleva töö tarbeks sobivaim logistiline regressiooni meetod. Antud meetodit kasutades on võimalik hinnata iga muutuja olulisust. Logit-mudel ei nõua muutujate normaaljaotust ning gruppide kovariatsioonimaatriksite sarnasust, mis on meetodi eelisteks diskriminantanalüüsi ees (Ohlson 1980: 112). Ciampi (2015: 1018) peab logit-mudeli eeliseks võimalust kaasata fiktiivseid muutujaid, analüüsida nende muutujate statistilist olulisust ning mõju. Masinõppimise ja ka teised meetodid seda korraga ei võimalda. Logit-mudel kasutab logistilist jaotusfunktsiooni ning parameetreid hinnatakse suurima tõepära meetodil ning selle tulemuseks on skoor 0 ja 1 vahel, mis väljendabki pankrotistumise tõenäosust (Balcaen, Ooghe 2006: 69). Logit-mudel annab statistilise hinnangu, kas ettevõtte profiil sarnaneb rohkem pankrotistunud või tegutsevate ettevõtete omaga (*Ibid.*: 77).

Pankroti prognoosimist käsitlevates uuringutes on kasutatud mitmeid erinevaid muutujaid ning puudub ka konkreetne reegel, mille alusel neid mudeli koostamisse kaasata. Muutujate õige valik on oluline seetõttu, et kõik muutujad ei oma sama head mõju mudeli prognoositäpsusele. Pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks kasutavate muutujate valimisest on koostanud ülevaateuuringu Jardin (2009). Jardin (2009: 2) kohaselt võimaldab hea prognoosimudel teha üldistusi ning seega tagada täpsed tulemused ka selliste andmete peal, mida mudeli koostamiseks ei ole kasutatud. Üldistuste tegemiseks peab mudel olema nii kokkuhoidlik kui võimalik, mis tähendab, et muutujate arv võiks olla nii väike kui võimalik (*Ibid.*: 2). Jardin (*Ibid.*: 4) on jaganud tavaliselt pankroti prognoosimise kasutatavad muutujad kuude erinevasse rühma, mille võtab kokku tabel 2. Tabelist 2 on näha, et konkurentsilt kõige rohkem on pankrotimudelites kasutatud finantssuhtarve, nende kasutamise sagedus 190. uuringus

oli 93%. Finantssuhtarvudele järgnevad populaarsuselt statistilised näitajad (28%), dünaamika näitajad (14%) ning mittefinantsilised näitajad (13%). Kõige vähem on kasutust leidnud turupõhised muutujad ning finantsturu muutujad.

**Tabel 2.** Pankrotimudelites tavaliselt kasutatud muutujad päritolu järgi

<b>Muutujad</b>	<b>Kasutamise sagedus 190. uuringus</b>
Finantssuhtarvud (kahe finantsnäitaja jagatis)	93%
Statistilised näitajad (keskmise, standardhälve, dispersioon jt. kalkuleerituna finantsnäitajatest)	28%
Dünaamika näitajad (finantsnäitajate või nende suhtarvude muutumine ajas)	14%
Mittefinantsilised näitajad (kajastavad ettevõtte või keskkonna tegureid, pole seotud ettevõtte finantsnäitajatega)	13%
Turupõhised muutujad (seotud aktsiahinna või tootlusega)	6%
Finantsturu muutujad	5%

Märkus: Kasutamise sageduse määr on kokku suurem kui 100, sest ühes uuringus võib olla kasutatud mitut erinevat liiki muutujaid.

Allikas: Jardin 2009: 4

Finantssuhtarvude kõige sagedamini prognoosimudelites kasutatavuse üheks põhjenduseks võib tuua nende kättesaadavuse, sest need on kergesti kogutavad ning kontrollitavad (Jardin 2009: 5). Teised mittefinantsilised andmed on seevastu kättesaadavad vaid osade ettevõtete kohta või siis on need üldse puudu (*Ibid.*). Hand (2004: 29) on leidnud, et väikese hulga muutujatega on võimalik saavutada enamik klassifitseerimistäpsusest. Samuti leidis Jardin (2009: 30), et mudeli muutujate suurest arvust kaasnev keerulisus suurendab mudeli täpsust marginaalselt ning esialgne mudeli

versioon selgitab prognoosivõimet kõige suuremas osas. Jardin (2009: 8) ülevaateuurigu kohaselt 40% uuringutest kasutasid peamise muutujate valikukriteeriumina muutuja sagedat esinevust varasemates uuringutes või muutuja kõrget ennustusvõimet varasemas kirjanduses. Samuti on muutujate valimiseks kasutatud üksiknäitaja analüüsi (t test, F test, korrelatsioonitest), mille kasutamise osakaal oli 17% ning sammregressiooni (+Wilksi lambda), mille kasutamise osakaal oli 16% (*Ibid.*). Teised valikukriteeriumid on Jardin (2009: 8) kohaselt vähem kasutust leidnud.

Pankrotimudeli koostamiseks kasutatavate muutujate valimiseks on tavaliselt kasutatud kaheastmelist lähenemist (Jardin 2009: 8). Esmalt valitakse umbes paarkümmend muutujat lähtudes nende populaarsusest varasemas teaduskirjanduses või prognoosivõimekusest läbiviidud uuringutes (*Ibid.*). Lõplikud muutujad on valitud kolmel juhul viiest automaatse toiminguga käigus ning kahel juhul on mudeli koostamiseks kaasatud ka kõik esialgselt valitud muutujad. (*Ibid.*). 20 enim kasutust leidnud suhtarvu Bellovary *et al.* (2007: 42) ülevaateuuringu kohaselt on toodud tabelis 3. Tabelist 3 on näha, et kõige rohkem kasutust leidnud suhtarv on puhaskasumi suhe varadesse (*Net income / Total assets*), millele järgnevad käibevarade suhe lühiajalistesse kohustustesse (*Current ratio*), käibekapitali suhe varadesse (*Working capita l/Total assets*), jaotamata kasumi suhe varadesse (*Retained earnings / Total assets*) ning ärikasumi suhe varadesse (*Earnings before interest and taxes / Total assets*). Samuti on tabelist 3 näha, et suhtarvu nimetajas on enim kasutatud varasid.

**Tabel 3.** 20 pankrotimudelites enim kasutatud suhtarvu

Suhtarv	Esinemine 165 uuringus
Puhaskasum / Varad ( <i>Net income / Total assets</i> )	54
Käibevara / Lühiajalised kohustused ( <i>Current ratio</i> )	51
Käibekapital / Varad ( <i>Working capital / Total assets</i> )	45
Jaotamata kasum / Varad ( <i>Retained earnings / Total assets</i> )	42
Ärikasum / Varad ( <i>Earnings before interest and taxes / Total assets</i> )	35
Müügitulud / Varad ( <i>Sales / Total assets</i> )	32
Raha / Lühiajalised kohustused ( <i>Quick ratio</i> )	30
Laenud kokku / Varad ( <i>Total debt / Total assets</i> )	27
Käibevara / Varad ( <i>Current assets / Total assets</i> )	26
Puhaskasum / Netoväärtus ( <i>Net income / Net worth</i> )	23
Kohustused kokku / Varad ( <i>Total liabilities / Total assets</i> )	19
Raha / Varad ( <i>Cash / Total assets</i> )	18
Omakapitali turuväärtus / Omakapitali raamatupidamislik väärtus ( <i>Market value of equity / Book value of total debt</i> )	16
Äritegevuse rahavoog/Varad ( <i>Cash flow from operations/Total assets</i> )	15
Äritegevuse rahavoog / Kohustused kokku ( <i>Cash flow from operations / Total liabilities</i> )	14
Lühiajalised kohustused / Varad ( <i>Current liabilities / Total assets</i> )	13
Äritegevuse rahavoog / Kohustused kokku ( <i>Cash flow from operations / Total debt</i> )	12
Likviidne käibevara / Varad ( <i>Quick assets / Total assets</i> )	11
Käibevara / Müügitulud ( <i>Current assets / Sales</i> )	10
Ärikasum / Makstud intress ( <i>Earnings before interest and taxes / Interest</i> )	10

Allikas: Bellovary *et al.* 2007: 42.

Bellovary *et al.* (2007: 7) on uurinud pankroti prognoosimise mudeleid ning ta leidis, et muutujate arv mudelis varieerub ühest kuni 57 erineva muutujani ning kokku on uuringutes kasutatud 752 erinevat suhtarvu. Scott (1981: 341) kohaselt on võimalik

muutujaid valida tuginedes pankrotistumise teoriatele. Pankrotimudeli ennustustäpsust on võimalik kasvatada läbi pankrotistumise teoriast tulenevate muutujate ja funktsionaalsete kujude kasutamisega (*Ibid.*). Samas on oluline teostada empiiriline analüüs, et teada saada millised pankrotistumise teooriad on eelnevale tuginedes kõige kasulikumad (*Ibid.*).

## **2. ÜLEEUROOPALINE INFOTEHNOLOOGIA ETTEVÖTETE PANKROTI PROGNOOSIMISE MUDEL**

### **2.1. Töös kasutatavate andmete ja muutujate kirjeldamine**

Infotehnoloogia ettevõtete pankroti prognoosimist autorile teadaolevalt varasemas teadukirjanduses käsitletud ei ole. Koostatud on küll sektoriüleseid prognoosimudeleid, kuid antud uuringutest puudub infotehnoloogia ettevõtete spetsiifilisuse kontekst, rääkimata hea prognoosivõimega mudelist riikide üleselt. Käesoleva peatüki esimene alapeatükk keskendub töös kasutatavate andmete ja muutujate kirjeldamisele. Teises alapeatükis koostatakse üleeuroopaline infotehnoloogia ettevõtete pankroti prognoosimudel ning võrreldakse saadud tulemusi Laitinen ja Suvas (2013) koostatud üleeuroopalise pankroti prognoosimudelig. Koostatud mudeli universaalsust kontrollitakse mudeli koostamiseks kasutatud valimist välja jäänud Euroopa riikide tegutsevate ning pankrotistunud infotehnoloogia ettevõtete kogumite peal. Samuti võrreldakse käesolevas töös koostatud mudeli klassifitseerimistäpsusi Altman et al. (2014) koostatud mudeli klassifitseerimistäpsustega käesolevas töös mudeli koostamiseks kasutatud valimi peal.

Pankroti prognoosimise meetodina on käesolevas töös kasutatud logistilise regressiooni meetodit (vt peatükk 1.2 lk 20). Tegemist on laialt levinud prognoosimudeli koostamiseks kasutatud meetodina, mida on oma uuringutes kasutanud mitmed pankroti prognoosimise valdkonna tuntud spetsialistid nagu näiteks Olhson (1980) ning Zavgren (1985). Logit-mudeli tugevuseks on võime kaasata fiktiivseid muutujaid, analüüsida muutujate statistilist olulisust, seose suunda ning mõju (Ciampi 2015: 1018). Ka teised töö teoreetilises osas kirjeldatud pankroti prognoosimise meetodid võivad anda hea prognoositäpsuse, kuid on tõlgendamiseks komplitseeritumad, mistõttu on käesoleva töö tarbeks sobivaim logistiline regressiooni meetod. Valiku tegemisel on peetud silmas

ka tulemuste võrdlemise võimalust Laitinen ja Suvas (2013) koostatud üleeuroopalise pankroti prognoosimudeliga, kus on samuti kasutatud logistilise regressiooni meetodit.

Pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks on kasutatud ettevõtete majandusaasta aruannete andmeid Bureau van Dijk'i Amadeusi andmebaasist. Antud andmebaasi annavad ettevõtete kohta informatsiooni teised info pakkujad, mistõttu ei ole paljude riikide kohta andmed üldkogumitena, kuid siiski piisava andmehulgana töö eesmärgi saavutamiseks. Ettevõtete finantsandmed on võimalik andmebaasist välja võtta standardses formaadis, mis annab hea aluse statistiliseks analüüsiks. Amadeusi andmebaasis olid ettevõtete finantsandmed allalaadimise hetkel saadavad 2004. aastast 2013. aastani. Järgnevalt on selgitatud ettevõtetele rakendatavaid kriteeriumeid valimisse kaasamiseks. Esiteks klassifitseeruvad valimisse kuuluvad ettevõtted Euroopa Ühenduse majanduse tegevusalade klassifikaatori (NACE) järgi J (Info ja side) jakku. Amadeusi andmebaasi väljavõtte kohaselt on antud jaos tegutsevaid ettevõtteid kokku 855 427 ning pankrotistunud ettevõtteid 9 495. Antud valimist on välja selekteeritud ja valimisse kaasatud ettevõtted, mis kuuluvad klassidesse 62 (Programmeerimine, konsultatsioonid jms tegevused) ning 63 (Infoalane tegevus). Info ja side jakku kuuluvad ka klassid 60 (Programmid ja ringhääling) ning 61 (Telekommunikatsioon), kuid need on lähtudes koostatava mudeli infotehnoloogia spetsiifilisuse taotluse tõttu välja jäetud. Samuti nende klasside elimineerimise põhjuseks asjaolu, et nendes klassides on ettevõtteid võrreldes valimisse kaasatud klassidega tunduvalt vähem. Samuti on klasside valimisel arvestatud asjaoluga, et mida täpsem on mudeli koostamiseks kasutatavate ettevõtete valim, seda spetsiifilisem on ka koostatav prognoosimudel. Samuti on osadel klassidel võrreldes teistega ebaproportsionaalselt vähe pankrotistunud ettevõtteid. Klassis 62 on pankrotistunud ettevõtteid Amadeusi andmebaasi väljavõtte kohaselt kokku 4 591 ning klassis 63 kokku 870, seevastu klassis 60 on 210 ning klassis 61 on pankrotistunud ettevõtteid 511. Eeltoodut arvestades kaasati valimisse klassidesse 62 (Programmeerimine, konsultatsioonid jms tegevused) ning 63 (Infoalane tegevus) kuuluvad ettevõtted. Prognoosimudeli koostamiseks kasutatavad ettevõtete klassid NACE klassifikaatori järgi ning ettevõtete koguarvud klassides Amadeusi andmebaasi andmetel on kokku võetud tabelis 4.

**Tabel 4.** Prognoosimudeli koostamiseks kasutatavad ettevõtete klassid NACE klassifikaatori järgi ning ettevõtete koguarvud klassides Amadeusi andmebaasi andmetel.

Klass	Ettevõtete koguarv klassis	
	Tegutsevad	Pankrotistunud
6201. Programmeerimine ( <i>Computer programming activities</i> )	171 287	2 043
6202. Arvutialased konsultatsioonid ( <i>Computer consultancy activities</i> )	182 675	1 590
6203. Arvutisüsteemide ja andmebaaside haldus ( <i>Computer facilities activities</i> )	14 150	210
6209. Muud infotehnoloogia- ja arvutialased tegevused ( <i>Other information technology and computer service activities</i> )	128 175	748
6311. Andmetöötlus, veebihosting jms tegevused ( <i>Data processing, hosting and related activities</i> )	45 046	511
6312. Veebiportaalide tegevus ( <i>Web portals</i> )	18 471	174
6391. Uudisteagentuuride tegevus ( <i>News agency activities</i> )	6 695	84
6399. Mujal liigitamata infoalane tegevus ( <i>Other information service activities nec</i> )	18 210	101
<b>Kokku</b>	<b>584 709</b>	<b>5 461</b>

Allikas: Amadeusi andmebaas; autori koostatud.

Tabelist 4 on näha, et valdav enamus ettevõtteid kuulub klassidesse 6201 (programmeerimine), 6202 (arvutialased konsultatsioonid) ning 6209 (muud infotehnoloogia- ja arvutialased tegevused). Suurima ettevõtete koguarvuga on klass 6202 (arvutialased konsultatsioonid), milles on 182 675 tegutsevat ning 1 590

pankrotistunud ettevõtet. Kõige väiksema ettevõtete koguarvuga on klass 6 391 (uudisteagentuuride tegevus) 6 695 tegutseva ning 84 pankrotistunud ettevõttega.

Amadeusi andmebaasis on iga ettevõtte kohta teatav staatuse kodeering. Tegutsevate ettevõtete puhul on valimisse kaasatud ainult need ettevõtted, mille staatuseks on „aktiivne“ („*active*“). Ainult antud staatusega tähistatud ettevõtted on tegutsevate ettevõtete puhul riikideülesesse uuringusse kaasanud nii Laitinen ja Suvas (2013) kui ka Altman *et al.* (2014). Pankrotistunud ettevõtete valimisel on välditud nende staatuse valesti määramist, mistõttu kuuluvad pankrotistunud ettevõtete valimisse vaid need ettevõtted, mille staatuseks on „pankrot“ („*bankruptcy*“). Laitinen ja Suvas (2013: 6) kohaselt viitavad pankrotistumisele ka staatused nagu „käimasolev maksejõuetusmenetlus (aktiivne)“ [*receivership (active)*] ning „likvideerimisel (inaktiivne)“ [*in liquidation (inactive)*]. Maksejõuetusmenetluses ettevõtted võidakse olla edukalt saneeritud ning peaksid pigem olema klassifitseeritud tegutsevate alla (*Ibid.*: 6). Olenevalt riigist võivad likvideerimisel olevate ettevõtete alla kuuluda ka ettevõtted, mille tegevus on katkenud mõne muu põhjuse kui pankrotistumise tõttu (*Ibid.*: 6). Amadeusi andmebaasis on maksejõuetusmenetlus eri riikide lõikes erinevalt kodeeritud. Esineb ka riike, mille puhul selline informatsioon on andmebaasist üldse puudu. Varasemates pankroti prognoosimist käsitlevates uuringutes on pankrotistunud ettevõtete puhul erinevate staatuste kaasamisele lähenetud pigem liberaalsemalt. Näiteks Laitinen ja Suvas (2013: 6-7) kaasasid pankrotistunud ettevõtete valimisse ka sellised staatused nagu „likvideerimisel“ („*in liquidation*“), „inaktiivne“ („täpsustus puudub“), [*inactive (no precision)*] ning „aktiivne (käimasolev maksejõuetusmenetlus)“ [*active (receivership)*“]. Nemed kaasasid sellised staatused juhul, kui riigis oli liiga vähe vaatlusi, mille ettevõtte staatuseks oli „pankrot“ (*Ibid.*: 6). Samuti on näiteks Altman *et al.* (2014: 6) kasutanud pankrotistunud ettevõtete valikul lisaks mõningatele teistele eranditele staatust „käimasolev maksejõuetusmenetlus (aktiivne)“ [*receivership (active)*“], olgugi et staatus ise viitab otseselt olekule „aktiivne“. Nende põhjenduseks sellise staatusega märgitud ettevõtete kaasamiseks oli üldiselt tõsiste finantsprobleemide olemasolu (*Ibid.*: 6). Käesolevas töös on pankrotistunud ettevõtete valikul lähenetud konservatiivsemalt. Lisaks eeltoodutele on käesoleva töö puhul pankrotistunud ettevõtete valikul välja jäetud ettevõtted, mille staatuseks on „aktiivne (maksejõuetuse menetlemine)“ [*active (insolvency pros.)*“], „likvideeritud (pankrot)“ [*dissolved*

(*bankruptcy*)“], „aktiivne (tasumata maksed)“ [„*active (default of payment)*“], „tegevus lõpetatud (likvideerimine)“ [„*dissolved (liquidation)*“] ning „inaktiivne (täpsustus puudub)“ [„*Inactive (no precision)*“]. Logit-mudeli üheks eelduseks on tegutsevate ja pankrotistunud ettevõtete gruppide teineteisest eristatavus (Balcaen, Ooghe 2006: 72). Samuti on eelduseks, et ettevõtted oleksid grupisisiselt homogeenised (*Ibid*: 72). Tuginedes töö esimeses peatükis käsitletud pankrotistumise teoreetilistele alusetele võib ettevõtet lugeda pankrotistunuks, kui on pankrot kohtu poolt välja kuulutatud. Sellest tulenevalt võib ettevõtet lugeda tegutsevaks, kui pankrotti ei ole välja kuulutatud ning ei esine ka muid finantsraskustele viitavaid märke. Eelnevale tuginedes on tegutsevate ettevõtete puhul korrektne kaasata ettevõtteid staatusega „aktiivne“ ning pankrotistunute puhul ettevõtteid, mille staatuseks on „pankrot“.

Pankroti prognoosimise mudeli koostamiseks ei ole aga kaasatud kõiki eelnevatele kriteeriumidele vastavaid ettevõtteid. Esimeseks põhjuseks on ettevõtete majandusaasta aruannete puudumine iga aasta kohta. Teiseks, kuna pankroti prognoosimine käib põhimõttel mis olukord oli ettevõttel 1 aasta või 2 aastat enne pankrotistumist, pole võimalik kaasata neid vaatluseid kus pole pankroti aega (kuupäeva) teada. Varasematest pankroti prognoosimist käsitlevatest autoritest on näiteks Ohlson (1980: 115) oma uuringus eeldanud, et ettevõtte olukorda enne pankrotistumist näitab viimane kättesaadav aruanne. Samas on nii Beaver (1966: 73) kui ka Altman (1968: 593) oma uuringusse kaasanud sellised ettevõtted, mille kohta on pankrotistumisele eelneva aasta aruanne kättesaadav. Mudeli koostamisel on oluline, et ajavahe pankroti väljakuulutamise ning ettevõtte viimase majandusaasta aruande vahel oleks terves valimis võimalikult sarnane. Laitinen *et al.* (2014: 214) kohaselt peaks pankrotistunud ettevõtte viimased saadaolevad finantsandmed näitama olukorda pankrotile eelneva aasta lõpu seisuga, kuid praktikas ei ole sellise olukorra saavutamine lihtne. Üheks põhjuseks võib olla see, et viimane majandusaasta aruanne jäetakse üldse esitamata, soovides halba finantsolukorda näiteks võlausaldajate ja koostööpartnerite eest varjata või jäetakse see mõnel muul põhjusel esitamata. Teiseks põhjuseks võib lugeda ettevõtte pankrotistumise ajalist faktorit, mis tähendab, et ettevõtte pankrotistub enne kui tekib kohustus eelmise aasta kohta majandusaasta aruanne esitada. Sellisel juhul on ettevõtte finantsandmed saadavad mitte eelmise vaid üle-eelmise aasta kohta enne pankrotistumist.

Järgnevalt on selgitatud pankrotistunud ettevõtete majandusaasta aruannete valimisse kaasamise põhimõtet. Pankroti prognoosimine käib alati „T-1“ põhimõttel, mille all mõistetakse pankrotistumise hetkest viimase aruande kättesaadavust kindlal ajavahemikul. Käesolevas töös on mudeli koostamisse kaasatud sellised ettevõtted, mille viimane majandusaasta aruanne enne pankrotistumist mahub ajavahemikku 0,75 kuni 1,25 aastat enne pankrotistumist. Pankrotistumise kuupäeva ning viimase kättesaadava aruande vahelise aja määramisel on lähtutud sellest, et ajaline vahe oleks võimalikult väike, kuid riigiti oleks valimid mudeli koostamiseks piisavalt suured.

Täiendavate kriteeriumide arvestamisel kahanes valimi suurus oluliselt. Lisaks ettevõtetele jäid välja suur hulk Euroopa riike, mille ettevõtete kohta puudusid vajalikud bilansi- ja või kasumiaruande finantskirjed. Mõningate riikide ettevõtete andmed vastasid küll eelnevatele kriteeriumidele, kuid nende riikide pankrotistunud ettevõtete arv kahanes nii minimaalseks, et ei olnud otstarbekas neid valimisse kaasata. Kui esialgselt oli eesmärgiks koostada pankrotimudel terve Euroopa kohta, siis eeltoodud kriteeriumid kahandasid valimisse kaasatavate riikide hulka neljani. Lõplikusse valimisse jäid Prantsusmaa, Ungari, Itaalia ning Rumeenia ettevõtted, mille valimeid iseloomustab tabel 5.

**Tabel 5.** Pankroti prognoosimise mudeli koostamise valimid riigiti

Riik	Valim		
	tegutsev	Pankrot	kokku
Prantsusmaa	3 107	104	3 211
Ungari	3 345	15	3 360
Itaalia	3 726	90	3 816
Rumeenia	3 384	13	3 397
<b>Kokku</b>	<b>13 562</b>	<b>222</b>	<b>13 784</b>

Allikas: Amadeusi andmebaas; autori arvutused.

Tabelis 5 on tegutsevate ettevõtete all mõeldud eeltoodud kriteeriumidele vastavate ettevõtete kohta kaasatud 2012. ja 2013. majandusaasta aruannete kogumit. Sellist lähenemist on kasutatud seetõttu, et pankrotistunud ettevõtete puhul on „T-1“ aastale

vastavad majandusaasta aruanded saadaval peamiselt samade aastate kohta. Tabelisse 6 on koondatud erinevate aastate esinevus pankrotiaastana ning antud aastast pärinevad majandusaasta aruannete kogumid. Tabelist 6 on näha, et kõige rohkem esineb pankrotiaastana 2013. (60 vaatlust) ning 2014. aastat (66 vaatlust).

**Tabel 6.** Prognoosimudeli koostamisse kaasatud pankrotistunud ettevõtete pankrotiaastad ning majandusaasta aruanded

Aasta	Esinevus pankrotiaastana	Kaasatud majandusaasta aruannete arv
2006	0	1
2007	1	1
2008	0	1
2009	2	4
2010	1	24
2011	12	50
2012	40	60
2013	60	80
2014	66	1
2015	40	0

Allikas: Amadeus andmebaas; autori arvutused.

Muutujate valikul on lähtutud varasemas teaduskirjanduses (vt peatükk 1.2) levinud muutujate valiku põhimõtetest. Ettevõtte likviidsust (*liquidity ratios*, eesti keeles nimetatud ka maksevõimeks), rentaablust, finantsvõimendust ning efektiivsuse dimensioone iseloomustavaid suhtarve on varasemas teaduskirjanduses kasutatud väga mitmeid. Prognoosimudeli koostamisse ei saanud selliseid finantsuhtarve, mille arvutamiseks puudusid osadel riikidel vajalikud finantsandmed. Samuti jäeti valimist välja sellised suhtarvud, mille nimetaja võib olla 0. Bellovary *et al.* (2007: 8) ülevaateuuringus on samuti leitud, et enamasti on prognoosimudeli koostamiseks kasutatud kaheksat kuni kümmet erinevat suhtarvu. Käesoleva töö puhul on kokku kasutatud üheksat erinevat finantsuhtarvu. Empiirilises analüüsis on muutujatena kasutatud tabelis 7 toodud klassikalisi suhtarve.

**Tabel 7.** Analüüsis kasutatavate muutujate kodeering ning valem

<b>Dimensioon</b>	<b>Kodeering</b>	<b>Valem</b>
Likviidsus	CACL	Käibevarad / lühiajalised kohustused
	CCL	Raha / lühiajalised kohustused
Rentaablus	ROAEBIT	EBIT / koguvarad
	ROANT	Puhaskasum / koguvarad
	EBITS	EBIT / äritulud kokku
	NIS	Puhaskasum / äritulud kokku
Finantsvõimendus	EA	Omakapital / koguvarad
	EBITDAD	EBITDA / kohustused
Efektiivsus	SA	Müügitulu / keskmine koguvara

Allikas: autori koostatud.

Varasemates uuringutes (näiteks Laitinen *et al.* 2014) on suhtarvu nimetajana leidnud sagedast kasutust lühiajalised kohustused, käive ning koguvarad. Tabelist 7 on näha, et suhtarvude nimetajas esinevad koguvarad kolmel, lühiajalised kohustused kahel korral ning korra on kasutatud nimetajas müügitulu. Tabelis 8 on toodud muutujate omavaheline korrelatsioon.

**Tabel 8.** Muutujate omavaheline korrelatsioon (Pearson'i korrelatsioon)

<b>Muutuja</b>	<b>CACL</b>	<b>CCL</b>	<b>ROA-EBIT</b>	<b>RO-ANT</b>	<b>EBITS</b>	<b>NIS</b>	<b>EA</b>	<b>EBIT-DAD</b>	<b>SA</b>
<b>CACL</b>	1	0,83**	0,21**	0,22**	0,23**	0,24**	0,47**	-0,02**	-0,08**
<b>CCL</b>	0,83**	1	0,26**	0,26**	0,26**	0,27**	0,42**	-0,02*	-0,05**
<b>ROAEBIT</b>	0,22**	0,26**	1	0,95**	0,80**	0,75**	0,44**	-0,06**	0,08**
<b>ROANT</b>	0,22**	0,26**	0,95**	1	0,77**	0,81**	0,48**	-0,05**	0,04**
<b>EBITS</b>	0,23**	0,26**	0,80**	0,77**	1	0,94**	0,41**	-0,05**	-0,06**
<b>NIS</b>	0,24**	0,27**	0,75**	0,81**	0,94**	1	0,44**	-0,04**	-0,05**
<b>EA</b>	0,47**	0,42**	0,44**	0,48**	0,41**	0,44**	1	-0,03**	-0,12**
<b>EBITDAD</b>	-0,03**	-0,02*	-0,06**	-0,05**	-0,05**	-0,04**	-0,03**	1	0,00
<b>SA</b>	-0,08**	-0,05**	0,08**	0,04**	-0,06**	-0,05**	-0,12**	0,00	1

Märkused: \*\* korrelatsioon on oluline tasemel 0,01; \*korrelatsioon on oluline tasemel 0,05.

Allikas: autori arvutused.

Analüüsi ei ole kaasatud selliseid näitajad, mille omavaheline korrelatsioon on üle 0,8. Samuti ei ole tulemuste presenteerimisse kaasatud ROAEBIT (EBIT / kogugarad) ning EBITS (EBIT / Äritulud kokku). Kui need mudelisse kaasata on nii üleüldine, tegusevate ettevõtete kui ka pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsus madalam. Sarnaselt Laitinen ja Suvas (2013) uuringule mittefinantsilisi näitajaid ning riigi või tegevusharu mõju hindavaid kontrollmuutujaid kaasatud ei ole. Selliste muutujate kaasamine võib küll mudeli prognoositäpsust parandada (Laitinen ja Suvas 2013: 2), kuid lähtuvalt käesoleva töö eesmärgist neid kaasatud ei ole.

## **2.2. Üleeuroopalise pankroti prognoosimise mudeli koostamine ning tulemuste võrdlemine teaduskirjandusega**

Käesolevas peatükis koostatakse kaks eraldi pankroti prognoosimudelit. Neist esimese mudeli puhul kasutatakse mudeli koostamiseks kõiki valimisse jäänud ettevõtete finantsandmete põhjal arvutatud suhtarvude väärtuseid esialgsel kujul. Teise mudeli puhul on alla 1-protsentiili või üle 99-protsentiili olevad suhtarvude väärtused asendatud vastavate tsentiilidega. Sellise lähenemise eesmärgiks on selgitada kas ja millisel määral alla 1-protsentiili või üle 99-protsentiili jäävate suhtarvude kaasamine mudeli prognoositäpsust mõjutab. Selleks analüüsitakse omavahel kahe erineva lähenemisega koostatud mudeli prognoositäpsusi. Käesoleva peatüki lõpul võrreldaks saadud tulemusi varasema teaduskirjandusega.

Koostatava mudeli eesmärgiks on eristada pankrotistunud ja tegutsevad ettevõtted, mistõttu on ettevõtete osakaalud prognoosimudeli koostamiseks võrdsustatud. Kuna valimis on oluliselt rohkem tegutsevaid ettevõtteid, siis oleks ka koostatav mudel kallutatud tegutsevate ettevõtete õigesti klassifitseerimise suunas. Mudeli koostamiseks kasutatav valim on kaalutud selliselt, et nii pankrotistunud kui ka tegutsevaid ettevõtteid on 6892. Esimese mudeli puhul kaasatud muutujate keskmiseid, standardhälbeid, mediaane, miinimume ja maksimume ettevõtete gruppide lõikes ning Anova (Brown-Forsythe) testi olulisustõenäosusi eraldi välja toodud ei ole. Seda ei ole tehtud seetõttu, et Anova testi ei ole hea kasutada kui on sees äärmuslikud vaatlused. Samuti on mediaan mõlema mudeli korral sama ning kui andmestik on sees üksikud äärmuslikud väärtused, siis kaotab keskmine oma mõtte.

Arvutuste tegemiseks ning mudeli koostamiseks on kasutatud statistikaprogrammi SPSS. Mudeli koostamiseks on statistikaprogrammist SPSS valitud „*forward stepwise method*“. Arvutuste tulemusena jäid esimese mudeli puhul prognoosimudelisse sisse rentaabluuse dimensioonist ROANT (puhaskasumi suhe koguvaradesse), finantsvõimenduse dimensioonist EA (omakapitali suhe koguvaradesse) ning efektiivsuse dimensioonist FA (müügitulu suhe keskmisesse koguvarasse).

Esimese mudeli kohaselt avaldub ettevõtte ellujäämise tõenäosus järgnevalt:

$$(6) \quad P = \frac{1}{1+e^{-y}}$$

$$y = -0,122 + 3,805 \frac{\text{Puhaskasum}}{\text{Koguvarad}} + 0,953 \frac{\text{Omakapital}}{\text{Koguvarad}} +$$

$$+0,179 \frac{\text{Müügitulu}}{\text{Keskmine koguvara}}$$

Koostatud mudeli klassifitseerimistäpsus pankrotistuvate ettevõtete puhul on 73,4%, tegutsevate ettevõtete puhul 92,8% ning üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks on 83,1%. Ettevõtte klassifitseerimisel tegutsevaks või pankrotistuvaks kasutatakse murdepunkti 0,5. Kui logit funktsiooni väärtus on üle 0,5, loetakse ettevõtet tõenäoliselt ellujäävaks ning kui logit funktsiooni väärtus on võrdne või alla 0,5, loetakse ettevõtet tulevikus tõenäoliselt pankrotistuvaks. Koostatud mudeli klassifitseerimistäpsust riikide valimites iseloomustab tabel 9.

**Tabel 9.** Esimese prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused riigiti

Riik	Valim		Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsev	pankrot	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
Prantsusmaa	3 107	104	92,9	60,6	76,8	91,8
Ungari	3 345	15	94,5	86,7	90,6	94,5
Itaalia	3 726	90	95,0	83,3	89,2	94,7
Rumeenia	3 384	13	88,7	92,3	90,5	88,7

Allikas: Autori arvutused.

Tabelist 9 on näha, et mudeli klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete hulgas väga oluliselt ei erine. Kõige paremini prognoosib koostatud mudel tegutsevaid ettevõtteid

Itaalias, kus klassifitseerimistäpsuseks on 95,0%, seevastu kõige halvemini Rumeenias, kus klassifitseerimistäpsuseks on 88,7%. Suurem erinevus on mudeli klassifitseerimistäpsusel pankrotistunud ettevõtete hulgas. Kõige parema prognoositäpsuse 92,3% annab mudel Rumeenia pankrotistunud ettevõtete hulgas, seevastu kõige halvema Prantsusmaa pankrotistunud ettevõtete hulgas, kus klassifitseerimistäpsuseks on kõigest 60,6%. Mudeli kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus on kõige kõrgem Itaalias, kus selleks on 94,7% ning kõige madalam Rumeenias, kus kaalutud keskmiseks klassifitseerimistäpsuseks on 88,7%.

Järgnevalt on analüüsitud mudeli klassifitseerimistäpsust erinevate ettevõtte suurusgruppide ning vanusegruppide lõikes. Ettevõtted on jagatud suurusgruppidesse Euroopa Liidu suuruskriteeriumide definitsiooni järgi kasutades käibe näitajat. Vanuse järgi on ettevõtted jagatud kolme vanusegruppi, mille moodustavad alla viie, üle viie kuni kümne ning üle kümne aasta vanused ettevõtted. Mikroettevõtete gruppi jäi grupeerimise tulemusena 8 351 tegutseva ning 198 pankrotistunud ettevõtte vaatlust ning väikeettevõtete gruppi 5 211 tegutsevat ning 20 pankrotistunud ettevõtte vaatlust. Käibe näitaja järgi jäi keskmiste ja suurte ettevõtete gruppi kokku 4 vaatlust. Koostatud mudeli klassifitseerimistäpsus keskmiste ja suurte ettevõtete grupis oli 50%, mida ei saa ettevõtete väikese hulga tõttu antud vanusegrupis pidada usaldusväärseks tulemuseks. Selle tõttu ei ole kõige suuremate ettevõtete gruppi tulemuste analüüsi kaasatud. Prognoosimudeli klassifitseerimistäpsust mikro- ja väikeettevõtete lõikes iseloomustab tabel 10.

**Tabel 10.** Esimese prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused ettevõtete suuruse lõikes

Ettevõtte suuruse klass	Valim		Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsevad	pankrot	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
Mikro	8 351	198	91,6	74,2	82,9	91,2
Väike	5 211	20	94,7	70,0	82,4	94,6

Allikas: Amadeus, autori arvutused.

Tabelist 10 on näha, et mikro- ja väikeettevõtete lõikes on mudeli klassifitseerimistäpsus erinev nii tegutsevate kui pankrotistunud ettevõtete lõikes. Tegutsevate ettevõtete puhul on erinevus 3,1% väikeettevõtete kasuks ning

pankrotistunud ettevõtete puhul 4,2% mikroettevõtete kasuks. Kaalutud keskmine mudeli prognoositäpsus on kõrgem väikeettevõtete puhul 3,4% võrra olles 94,6%. Mudeli prognoositäpsuse erineva vanusega ettevõtete gruppide lõikes võtab kokku järgnev tabel 11.

**Tabel 11.** Esimese prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused ettevõtete vanuse lõikes

Ettevõtte vanus	Valim		Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsev	pankrot	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
≤ 5 a. vana	2 428	44	90,6	70,5	80,6	90,3
5 < x ≤ 10 a. vana	3 968	77	91,7	77,9	84,8	91,4
10 > vana	7 166	101	94,2	71,3	82,8	93,8

Allikas: Amadeus andmebaas; autori arvutused.

Tabelist 11 on näha, et kõige suurema grupi moodustavad valimist üle kümne aasta vanuste ettevõtete kohta käivad vaatlused, kuhu kuulub 7 166 tegutseva ning 101 pankrotistunud ettevõtte vaatlust. Üle viie ning kuni kümne aasta vanuste ettevõtete hulka kuulub kokku 3 968 tegutseva ning 77 pankrotistunud ettevõtte vaatlust. Arvuliselt kõige väiksema vanusegrupi moodustavad valimist alla viie aastased ettevõtted, kuhu kuulub 2 428 tegutseva ning 44 pankrotistunud ettevõtte vaatlust. Mudeli klassifitseerimistäpsuses erineva vanusega ettevõtete gruppide lõikes on näha mõningaid erinevusi. Tegutsevate ettevõtete puhul klassifitseerib mudel kõige paremini üle kümne aasta vanuseid ettevõtteid ning kõige halvemini alla viie aasta vanuseid ettevõtteid, andes vastavateks klassifitseerimistäpsusteks 94,2% ning 90,6%. Pankrotistunud ettevõtete lõikes on mudeli klassifitseerimistäpsus erinevate vanusegruppide lõikes suurem. Kõige parema klassifitseerimistäpsuse 77,9% annab mudel keskmises vanusegrupis ja kõige madalama klassifitseerimistäpsuse 70,5% noorimate ettevõtete grupis. Kõige parema kaalutud keskmise klassifitseerimistäpsuse 93,8% annab mudel üle kümne aasta vanuste ettevõtete ning kõige kehvema kaalutud keskmise prognoositäpsuse 90,7% alla viie aasta vanuste ettevõtete hulgas.

Teisel juhul koostati mudel asendades alla 1-protsentiili või üle 99-protsentiili olevate suhtarvude väärtused vastavate tsentiilidega. Enne prognoosimudeli koostamist on vaja

vaadata, kas muutujate keskmised ja mediaanid on tegutsevate ja pankrotistunud ettevõtete lõikes statistiliselt oluliselt erinevad. Prognoosimudeli koostamiseks kasutatavate muutujate keskmised, mediaanid ning muutujate sarnasust kontrolliva Anova testi tulemused on toodud tabelis 12. Kui testi tulemus on alla 0,05, siis nende muutujate keskmised on nende kahe grupi (tegutsevad ja pankrotistunud ettevõtted) lõikes statistiliselt oluliselt erinevad. Nagu tabelist 12 selgub on viie muutuja puhul testi tulemus 0,00, seega on muutujate keskmised kahe grupi lõikes statistiliselt oluliselt erinevad. Üle 0,05 on testi tulemus muutujatel EBITDAD (0,016) ning SA (0,12). Järgnevalt on vaadeldud muutujate keskmiste ja mediaanide erinevusi pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete gruppides. Muutuja CACL puhul on keskmiste erinevus 2,4-kordne, CCL puhul 4,2-kordne; ROAEBIT puhul 2,8-kordne, ROANT puhul 4,2-kordne, EBITIS puhul 4,6-kordne, NIS puhul 5,3-kordne ning EA puhul 1,4-kordne. Muutuja CACL puhul on mediaanide erinevus 1,9-kordne, CCL puhul 15-kordne; ROAEBIT puhul 3,1-kordne, ROANT puhul 5,6-kordne, EBITIS puhul 4,2-kordne, NIS puhul 7,3-kordne ning EA puhul 17,5-kordne. Üheks logit-mudeli eelduseks on ka multikollineaarsuse puudumine (vaata pt. 1.2.). Multikollineaarsuse sisu seisneb kahe muutuja vahelises suures korrelatsioonis ehk kui üks kasvab, kasvab teine ja vastupidi. Klassikaliselt viidatud multikollineaarsuse piiriks on 5, alla mille jäädes ei ole multikollineaarsus probleemiks. Koostatud mudelis multikollineaarsusega märkimisväärseid probleeme ei esine, sest suurim VIF (*variance inflation factor*) (vt tabel 13) on mudelis 3,13. Keskmine VIF on 2,00.

**Tabel 12.** Kaasatud muutujate keskmised, standardhälbed, mediaanid, miinimumid ja maksimumid ettevõtete gruppide lõikes ning Anova (Brown-Forsythe) testi olulisustõenäosus (muutujate tähistuste selgitused tabelis 7 lk 36).

Ettevõtete grupp	Näitaja	CACL	CCL	ROA-EBIT	ROANT	EBITS	NIS	EA	EBITDAD	SA
<b>Pankrotistunud</b>	Keskmine	0,97	0,20	-0,32	-0,35	-0,32	-0,32	-0,26	0,00	1,78
	Standardhälve	1,05	0,58	0,36	0,42	0,37	0,38	0,67	0,00	2,01
	Mediaan	0,78	0,02	-0,25	-0,28	-0,21	-0,22	-0,02	0,00	1,09
	Miinimum	0,17	0,00	-0,88	-0,98	-0,89	-0,87	-1,42	-0,03	0,16
	Maksimum	8,61	6,19	0,44	0,84	0,66	0,60	0,88	0,03	9,37
<b>Tegutsevad</b>	Keskmine	2,37	0,83	0,13	0,10	0,08	0,06	0,35	0,00	1,94
	Standardhälve	2,95	1,66	0,25	0,22	0,18	0,16	0,34	0,01	1,47
	Mediaan	1,48	0,30	0,08	0,05	0,05	0,03	0,35	0,00	1,58
	Miinimum	0,17	0,00	-0,88	-0,98	-0,89	-0,87	-1,42	-0,03	0,16
	Maksimum	20,96	11,26	0,99	0,84	0,66	0,60	0,95	0,03	9,37
<b>Kokku</b>	Keskmine	2,35	0,82	0,12	0,09	0,07	0,05	0,34	0,00	1,94
	Standardhälve	2,93	1,65	0,26	0,24	0,19	0,17	0,36	0,01	1,48
	Mediaan	1,47	0,29	0,08	0,05	0,05	0,03	0,34	0,00	1,58
	Miinimum	0,17	0,00	-0,88	-0,98	-0,89	-0,87	-1,42	-0,03	0,16
	Maksimum	20,96	11,26	0,99	0,84	0,66	0,60	0,95	0,03	9,37
<b>Anova (Brown-Forsythe) testi olulisustõenäosus</b>		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,16	0,12

Allikas: autori arvutused.

Lõplikkusse mudelisse jäi 5 muutujat, milleks on likviidsuse dimensioonist CACL (käibevarade suhe lühiajalistesse kohustustesse), rentaabluise dimensioonist ROANT (puhaskasumi suhe koguvaradesse) ning NIS (puhaskasumi suhe müügitulusse), finantsvõimenduse dimensioonist EA (omakapitali suhe koguvaradesse) ning efektiivsuse dimensioonist FA (müügitulu suhe keskmisesse koguvarasse). Alla 1-protsentiili ja üle 99-protsentiili olevate suhtarvude väärtuste asendamise vastavate tsentiilidega tulemusena lisandusid võrreldes esimese mudeliga juurde likviidsuse dimensioonist CACL (käibevarade suhe lühiajalistesse kohustustesse) ning rentaabluise dimensioonist NIS (puhaskasumi suhe müügitulusse). Üks suhtarv rentaabluise dimensioonist on võimalik mudelist ka välja jätta, kuid sellisel juhul mudeli klassifitseerimistäpsus langeb. Kuna töö eesmärgiks on võimalikult kõrge klassifitseerimistäpsuse saavutamine, on mõlemad suhtarvud siiski mudelisse sisse jäetud. Koostatud mudeli headuse näitajad, diagnostika ja klassifitseerimistäpsused võtab kokku tabel 13.

**Tabel 13.** Mudeli headuse näitajad, diagnostika ja klassifitseerimistäpsused

Valdkond	Näitaja	Tulemus
Mudeli headus	Log-tõepära	11884,95
	Cox & Snelli $R^2$	0,408
	Nagelkerki $R^2$	40,54
Multikollineaarsus	Suurim VIF	3,13
	Keskmine VIF	2,00
Klassifitseerimistäpsus	Tundlikkus	74,8%
	Spetsiifilisus	90,6%
	Üleüldine	82,7%

Märkused: Mudeli tundlikkus näitab mudeli klassifitseerimistäpsust pankrotistunud ettevõtete lõikes. Mudeli spetsiifilisus näitab mudeli klassifitseerimistäpsust tegutsevate ettevõtete lõikes. Üleüldine klassifitseerimistäpsus on mudeli aritmeetiline keskmine klassifitseerimistäpsus.  
Allikas: Amadeus; autori arvutused.

Teise koostatud prognoosimudeli puhul avaldub ettevõtte ellujäämise tõenäosus järgnevalt:

$$(7) \quad P = \frac{1}{1+e^{-y}}$$

$$y = -0,498 + 0,357 \frac{\text{Käibevarad}}{\text{Lühiajalised kohustused}} + 1,271 \frac{\text{Puhaskasum}}{\text{Koguvarad}} + 3,930 \frac{\text{Puhaskasum}}{\text{Müügitulu}} + 1,380 \frac{\text{Omakapital}}{\text{Koguvarad}} + 0,089 \frac{\text{Müügitulu}}{\text{Keskmine koguvara}}$$

Koostatud mudeli klassifitseerimistäpsus pankrotistuvate ettevõtete puhul on 74,8% ning tegutsevate ettevõtete puhul 90,6%, üleüldine klassifitseerimistäpsus on 82,7%. Järgnevalt on analüüsitud teise prognoosimudeli klassifitseerimistäpsust ettevõtete riikide, suurusegruppide ning vanuse lõikes. Mudeli klassifitseerimistäpsuse ettevõtete riikide lõikes võtab kokku järgnev tabel 14.

**Tabel 14.** Teise prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused riigiti

Riik	Valim		Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsev	pankrot	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
Prantsusmaa	3 107	104	91,3	62,5	76,9	90,4
Ungari	3 345	15	93,8	80,0	86,9	93,7
Itaalia	3 726	90	89,9	85,6	87,8	89,8
Rumeenia	3 384	13	87,7	92,3	90,0	87,8

Allikas: autori arvutused.

Tabeli 14 põhjal on näha, et tegutsevate ettevõtete puhul on mudeli prognoositäpsuses riikide vahel mõningased erinevused. Kõige parem on mudeli prognoositäpsus tegutsevate ettevõtete puhul Prantsusmaal (91,3%), kõige halvem Rumeenias (87,7%). Pankrotistunud ettevõtete lõikes on riigilist kuuluvust arvestades märgata mudeli prognoositäpsuses veelgi olulisemat erinevust. Kui kõige parem on mudeli prognoositäpsus Rumeenia pankrotistunud ettevõtete puhul (92,3%), siis Prantsusmaa pankrotistunud ettevõtete hulgas on see oluliselt madalam olles 62,5%. Kahe äärmuse vahele jäävad Itaalia, kus mudeli prognoositäpsus pankrotistunud ettevõtete hulgas on

85,6% ja Ungari, kus mudeli prognoositäpsus pankrotistunud ettevõtete hulgas on 80,0%. Kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus on kõige parem Ungaris (93,7%).

Teise prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused mikro ning väikeste ettevõtete lõikes suuri erinevusi ei esine (Tabel 15.). Tegutsevate ettevõtete lõikes on mudeli klassifitseerimistäpsus kõrgem väikeettevõtetel (91,5%), seevastu pankrotistunud ettevõtete puhul on klassifitseerimistäpsus kõrgem mikroettevõtetel (75,3%). Prognoosimudeli kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus on parem väikeettevõtetel (91,5%).

**Tabel 15.** Teise prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused ettevõtete suuruse lõikes

Ettevõtte suuruse klass	Valim		Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsevad	pankrot	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
Mikro	8351	198	90,0	75,3	82,7	89,7
Väike	5211	20	91,5	75,0	83,3	91,5

Allikas: Amadeus andmebaas, autori arvutused.

Järgnev tabel (Tabel. 16) võtab kokku teise prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused erinevate ettevõtte vanusegruppide lõikes.

**Tabel 16.** Teise prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused ettevõtete vanuse lõikes

Ettevõtte vanus	Valim		Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsev	pankrot	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
≤ 5 a. vana	2428	44	87,6	77,3	84,5	87,5
5 < x ≤ 10 a. vana	3968	77	89,9	75,3	82,6	89,6
10 > vana	7166	101	92,0	73,3	82,7	91,8

Allikas: Amadeus andmebaas, autori arvutused.

Kõige paremat prognoositäpsust omab mudel üle kümne aasta vanuste ettevõtete hulgas nii tegutsevate ettevõtete prognoositäpsuses (92,0%) kui ka kaalutud keskmises prognoositäpsuses (91,8%). Samal ajal omab mudel kõige halvemat prognoositäpsust (73,3%) just üle kümne aasta vanuste pankrotistunud ettevõtete hulgas, samal ajal kui

üle viie ja kuni kümne aasta vanuste ettevõtete grupis on see 75,3% ning kuni viie aasta vanuste ettevõtete hulgas on see 77,3%. Kahe koostatud prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused võtab kokku tabel 17.

**Tabel 17.** Koostatud kahe prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused

Mudel	Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
1. mudel	92,8	73,4	83,1	92,5
2. mudel	90,6	74,8	82,7	90,4

Märkused: 1. mudeli puhul on selle arvutamiseks kasutatud suhtarvude väärtuseid esialgsel kujul. 2. mudeli arvutamiseks alla 1-protsentiili või üle 99-protsentiili olevad suhtarvude väärtused asendatud vastavate tsentiilidega.

Allikas: autori koostatud.

Tabelist 17 on näha, et klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete hulgas on parem esimesel mudelil, kus selleks on 92,8%. Pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsus on parem teisel juhul koostatud mudelil, olles 74,8%. Kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus on kõrgem esimesel juhul koostatud mudelil (92,5%). Võrreldes kahe mudeli klassifitseerimistäpsust riikide lõikes (vt tabel 9 lk 38, tabel 14 lk 44) on näha tulemustes teatavat erinevust. Kui esimesel juhul koostatud mudeli kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus oli kõige kõrgem Itaalia (94,7%) ettevõtete hulgas, siis teisel juhul koostatud mudelil näitasid kõige kõrgemat kaalutud keskmist klassifitseerimistäpsust Ungari (93,7%) ettevõtted. Tegutsevate ettevõtete puhul klassifitseerib esimene mudel samuti kõige paremini Itaalia ettevõtteid (95,0%), seevastu teise mudeli puhul on kõrgeim klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete hulgas Ungaris (93,8%). Pankrotistunud ettevõtete hulgas klassifitseerivad mõlemad mudelid kõige paremini Rumeenia ettevõtteid, kusjuures mõlemal juhul on klassifitseerimistäpsuseks 92,3%.

Logit-mudeli statistilisi eeldusi arvestades tuleb käesoleva töö tulemuseks lugeda teisel juhul koostatud prognoosimudelit. Teise mudeli eeliseks esimese ees on ka asjaolu, et see klassifitseerib pankrotistuvaid ettevõtteid paremini (Tabel 17). Samuti on pankrotistunud ettevõtete klassifitseerimistäpsus teise mudeli puhul kõrgem ilma märkimisväärse kaotuseta tegutsevate klassifitseerimistäpsusel võrreldes esimese

mudeliga. Samuti on esimese mudeli puhul sees sellised ettevõtted, kellel puuduvad laenuid või on olemas piisavalt likviidset käibevara kõikide kohustuste katmiseks. Esimene mudel on tugevalt kaldu äärmuste suunas, kuid lähtuvalt töö eesmärgist on oluline haarata üldkogumit kui tervikut. Mudeli kaalutud keskmiseks klassifitseerimistäpsuseks on 90,4%, mida võib pidada väga kõrgeks klassifitseerimistäpsuseks. Järgnevalt on analüüsitud mudeli klassifitseerimistäpsust erinevate aastate aruannete finantskirjeid kasutades. Pankrotistunud ettevõtete puhul 2013. aasta aruannet kasutades on klassifitseerimistäpsus 76,3%, 2012. aasta aruannet kasutades 78,3%, 2011. aasta aruannet kasutades 68,0% ning 2010. aasta aruannet kasutades on klassifitseerimistäpsuseks 79,2%. Tegutsevate ettevõtete puhul on 2012. aasta aruannet kasutades klassifitseerimistäpsuseks 90,6% ning 2013. aasta aruannet kasutades 90,7 %.

Järgnevalt on võrreldud käesoleva töö prognoosimudeli klassifitseerimistäpsusi Laitinen ja Suvas (2013) üleeuroopalise väikese ja keskmise suurusega tööstussektori kohta ning valimisse koostatud prognoosimudeliga. Võrreldes käesoleva tööga jäid Laitinen ja Suvas (2013) koostatud mudeli valimisse oluliselt rohkem riike (30). Sellegipoolest on võimalik Laitinen ja Suvas (2013) uuringus saadud klassifitseerimistäpsusi võrrelda käesolevas uuringus saadud klassifitseerimistäpsustega. Sarnaselt käesolevas töös koostatud mudeliga oli ka Laitinen ja Suvas (2013) mudelil klassifitseerimistäpsused riigiti erinevad. Esines riike, kus keskmine klassifitseerimistäpsus oli kõrgem (83,3 % Poolas, 80,9% Soomes) kui ka riike, mille puhul oli see tunduvalt madalam (60,8% Leedus, 62,1% Maltal) (*Ibid.*: 14.) Samuti on suured erinevused mudeli klassifitseerimistäpsusel eraldi pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete lõikes. Kui kõige madalam mudeli klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete puhul oli Islandil (54,1%), siis kõige kõrgem Leedus (84,0%) (*Ibid.*: 14). Pankrotistunud ettevõtete puhul oli mudeli klassifitseerimistäpsus kõige madalam Sloveenias (50,0%) ning kõige kõrgem Itaalias (87,4%) (*Ibid.* 14). Laitinen ja Suvas (*Ibid.*: 14) koostatud üleeuroopalise pankroti prognoosimudeli klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete hulgas oli 70,8%, pankrotistunud ettevõtete hulgas 67,5% ning aritmeetiliseks klassifitseerimistäpsuseks saadi 69,2%. Käesolevas töös koostatud prognoosimudelit võib pidada täpsemaks, sest vastavateks tulemusteks on 90,6%, 74,8% ja 82,7%.

Koostatud mudeli universaalsust on kontrollitud mudeli koostamiseks kasutatud valimist välja jäänud riikide tegutsevate ning pankrotistunud infotehnoloogia ettevõtete kogumite peal. Mudeli kontrollimiseks koostatud valimis on iga riigi puhul sobilike ettevõtete arv varieeruv. Pankrotistunud ettevõtetele rakendatud valiku kriteeriumid on toodud käesolevas töös peatükis 1.2. Mudeli kontrollimiseks on kaasatud sellised pankrotistunud ettevõtted, mille viimane majandusaasta aruanne enne pankrotistumist mahub ajavahemikku 0,75 kuni 1,5 aastat enne pankrotistumist. Ajavahemikku on suurendatud seetõttu, et mudeli universaalsuse kontrollimiseks kasutatavate pankrotistunud ettevõtete valim oleks suurem. Kokku klassifitseerusid teistest riikidest 50 pankroti vaatlust, mis on kokku võetud tabelis 18.

**Tabel 18.** Koostatud mudeli universaalsuse kontrollimiseks kvalifitseerunud pankrotistunud ettevõtete arvud riigiti

<b>Riik</b>	<b>Pankrotistunud ettevõtete arv</b>
Tsehhi	4
Holland	5
Serbia	2
Bulgaaria	3
Slovakkia	10
Eesti	7
Soome	6
Läti	1
Rootsi	3
Bosnia ja Hertsegoviina	1
Sloveenia	4
Ukraina	2
Horvaatia	2
<b>Kokku</b>	<b>50</b>

Allikas: autori arvutused.

Tabeli 18 põhjal on näha, et mudeli universaalsuse kontrollimiseks ei kvalifitseerunud ettevõtted kõikidest Euroopa riikidest. Samuti kvalifitseerus mõningatest alles jäänud riikidest mudeli universaalsuse kontrollimiseks 1 ettevõtte (Läti, Bosnia ja Hertsegoviina) ja mõningatest rohkem ettevõtteid (Slovakkia 10, Eestist 7). Käesolevas töös koostatud mudel klassifitseerib 50. Universaalsuse kontrollimiseks klassifitseerunud vaatlusest õigesti 35 ehk mudeli klassifitseerimistäpsus mudeli koostamiseks mitte kaasatud pankrotistunud ettevõtete puhul on 70,0%.

Mudeli universaalsuse kontrollimiseks tegutsevate ettevõtete peal võeti esmalt igast riigist juhuslikkuse alusel 1949 tegutseva ettevõtte andmed. Mudeli kontrollimiseks vajalike andmete puudumise tõttu jäi riikide üleselt välja keskmiselt 25% ettevõtetest. Mudeli prognoositäpsused mudeli koostamiseks kasutatud valimist välja jäetud riikide infotehnoloogia ettevõtete puhul võtab kokku järgnev tabel tabel 19.

**Tabel 19.** Koostatud mudeli prognoositäpsused riigist valimi koostamiseks mitte kaasatud tegutsevate ettevõtete näitel

Riik	Klassifitseerimistäpsus (%)
Austria	83,4
Belgia	81,2
Bulgaaria	92,1
Eesti	90,0
Hispaania	88,9
Holland	76,1
Horvaatia	86,9
Iiri	68,5
Leedu	87,9
Läti	75,9
Poola	88,9
Portugal	85,7
Rootsi	88,0
Saksamaa	93,3
Slovakkia	81,7
Sloveenia	86,8
Soome	82,6
Suurbritannia	82,3
Taani	77,2
Tsehhi	90,3

Allikas: autori arvutused.

Tabelist 19 on näha, et kõige kõrgem klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete hulgas on Saksamaal (93,3%) ja Bulgaarias (92,1%) ning kõige madalam Lätis (75,8%) ja Hollandis (76,1%). Mudeli aritmeetiliseks keskmiseks klassifitseerimistäpsuseks mudeli universaalsuse kontrollimiseks kasutatava tegutsevate ettevõtete kogumi peal on 85,8%. Käesolevas töös koostatud mudeli klassifitseerimistäpsused mudeli koostamiseks kasutatud valimi peal ning mudeli kontrollimiseks koostatud valimil on toodud tabelis 20.

**Tabel 20.** Käesolevas töös koostatud prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused mudeli koostamiseks kasutatud valimil ning kontrollivalimil.

Valim	Klassifitseerimistäpsus (%)			
	tegutsev	pankrot	aritmeetiline keskmine	kaalutud keskmine
<b>Mudeli valim</b>	90,6	74,8	82,7	90,4
<b>Kontrollvalim</b>	85,8	70,0	77,9	85,6

Allikas: autori koostatud.

Järgnevalt on võrreldud käesolevas töös koostatud mudeli klassifitseerimistäpsusi Altman *et al.* (2014) koostatud mudeli klassifitseerimistäpsustega käesolevas töös mudeli koostamiseks kasutatud valimi peal. Altman *et al.* (2014) koostatud mudel on valitud käesoleva töö valimi peal testimiseks seetõttu, et see on üleeuroopaline ning antud mudeli koostamiseks kasutatud valimisse jäävad sisse ka käesoleva töö valimisse kuulunud neli riiki. Altman *et al.* (2014) uuringus koostati kokku 8 erinevat mudelit, kuid käesoleva töö valimi peal testimiseks on kasutatud neist 2 mudelit, sest see on koostatud kasutades logistilise regressiooni meetodit. Altmani mudelil on 2 muutujat sisuliselt samad, mis käesolevas töös koostatud mudelis. Erivalt käesolevast tööst loetakse Altman *et al.* (2014) mudeli puhul ettevõtet tõenäoliselt pankrotistuvaks, kui tõenäosus on võrdne või üle 0,5 ning tõenäoliselt tegutsevaks kui tõenäosus on alla 0,5. Altman *et al.* (2014: 37) prognoosimudel on kujul:

$$(8) \quad Y = 0,035 - 0,495 \frac{\text{käibekapital}}{\text{varad}} - 0,862 \frac{\text{jaotamata kasum}}{\text{varad}} - 1,721 \frac{\text{EBIT}}{\text{varad}} - 0,017 \frac{\text{omakapitali raamatupidamislik väärtus}}{\text{kohustused kokku}}$$

Altman *et al.* (2014) koostatud mudel prognoosib käesoleva töö valimist valesi 48 ettevõtet 222-st pankrotistunud ettevõtete grupist ning 1 592 ettevõtet 13 562-st tegutsevate ettevõtete grupist. Pankrotistunud ettevõtete puhul klassifitseerib Altman *et al.* (2014) mudel võrreldes käesoleva töö prognoosimudeliga 8 vaatlust paremini, kuid tegutsevate puhul 317 vaatlust halvemini. Altman *et al.* (2014) mudeli prognoositäpsus käesoleva töö mudeli koostamiseks kasutatud valimi peal on pankrotistunud ettevõtete puhul 78,4%, tegutsevate ettevõtete puhul 88,3% ning üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks on 83,4%. Käesolevas töös koostatud prognoosimudeli vastavateks tulemusteks on 74,8%, 90,6% ja 82,7%. Seega on Altman *et al.* (2014) mudeli prognoositäpsus tegutsevate ettevõtete puhul madalam, pankrotistunud ettevõtete puhul kõrgem ning üleüldine klassifitseerimistäpsus on kõrgem. Altman *et al.* (2014) uuringus polnud välja toodud mudeli kaalutud keskmist klassifitseerimistäpsust, mistõttu on antud tulemus välja arvatud töö autori poolt ning selleks on 88,1%. Kuna tegutsevaid ettevõtteid on valimis märkimisväärselt rohkem, siis on käesolevas töös koostatud prognoosimudeli kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus (90,4%) Altman *et al.* (2014) mudeli kaalutud keskmise klassifitseerimistäpsusega (88,1%) võrreldes kõrgem.

## KOKKUVÕTE

Magistritöö teoreetilises osas selgitati esmalt pankroti mõiste käsitlusi varasemas teaduskirjanduses. Tuginedes erinevatele teoreetilistele käsitlustele võib üldisemas mõttes lugeda ettevõtet pankrotistunuks kui pankrot on kohtu poolt välja kuulutatud. Ettevõtet võib lugeda tegutsevaks kui pankrotti ei ole välja kuulutatud ning ei esine ka muid finantsraskustele viitavaid märke. Samuti käsitleti töö teoreetilises osas ettevõtete pankrotistumise põhjuseid. Kokkuvõtvalt võib nendeks pidada nii sisemisi ja kui ka välimisi tegureid. Sisemiste teguritena saab näitena tuua ettevõtte ebakompetentse juhtimise, mis avaldub läbi puuduliku kommunikatsiooni, tegevuse liigse laiendamise, suurte projektide valesti käsitlemise ning pettuste. Välimisteks teguriteks võib pidada tööjõu probleeme, valitsuse regulatsioone ning keskkonnaga seotud põhjuseid nagu näiteks looduskatastroofid. Pankrotistumise uurimist on enamasti peetud vajalikuks ettevõtete pankrotiga kaasnevate tagajärgede tõttu, sest sellega kaasnevad negatiivsed tagajärjed töötajatele, võlausaldajatele, partneritele, omanikele, riigile ning majandusele. Ettevõtete pankrotid võivad rahvamajanduslikus mõttes viia nii riigisiseste kui ka rahvusvaheliste kriisideni. Samuti moodustavad ettevõtete pankrotid rahvusvahelises kontekstis investoritele riskifaktori ja suurendavad finantskapitali ebaefektiivset paigutamist riikide vahel.

Olulisimaks pankrotistumise uurimisvaldkonnaks võib pidada pankroti prognoosimist, mille eesmärgiks on teatavate kriteeriumide alusel lugeda ettevõtteid tegutsevaks või pankrotistuvaks. Pankroti prognoosimise teerajajaks on peetud W. H. Beaverit, kes 1966. aastal võrdles oma uuringus 30. erinevat suhtarvu 79 tegutseva ja 79 ebaõnnestunud ettevõttes 38. erinevas tööstusharus. Esimese mitmemõõtmelise mudeli koostas E. I. Altman 1968. aastal, mille viis ta läbi 33. ettevõttega pankrotistunud ja tegutsevate ettevõtete grupis. Enim kasutatust leidnud pankroti prognoosimise meetoditeks on diskriminantanalüüs, logistilise regressiooni meetod ning närvivõrkude meetod. Varasemates uuringutes on pankroti modellerimiseks kasutatud üle 752 erineva

suhtarvu. Muutujate valimiseks puudub kindel reegel ning üldjuhul on need valitud tuginedes kõrgele prognoosivõimele varasemates uuringutes.

Käesolevas töös koostati pankroti prognoosimudel infotehnoloogia ettevõtete näitel. Mudeli koostamiseks kasutati käesolevas töös ettevõtete majandusaasta aruannete andmeid Bureau van Dijk'i Amadeusi andmebaasist. Valimisse kuuluvad ettevõtted klassifitseeruvad Euroopa Ühenduse majanduse tegevusalade klassifikaatori (NACE) järgi J (Info ja side) jakku. Antud valimist selekteeriti välja ja kaasati valimisse sellised ettevõtted, mis kuuluvad klassidesse 62 (Programmeerimine, konsultatsioonid jms tegevused) ning 63 (Infoalane tegevus). Valimisse kaasamiseks pidid ettevõtted vastama mitmele erinevale tingimusele, mis kahandas valimi suurust oluliselt. Lõplikkusse valimisse jäid Prantsusmaa, Ungari, Itaalia ning Rumeenia ettevõtted. Pankrotimudeli koostamiseks kasutati muutujaid nii likviidsuse, rentaabluuse, finantsvõimenduse kui efektiivsuse valdkonnast. Pankrotimudeli koostamiseks kasutati laialt levinud logistilise regressiooni meetodit.

Käesoleva töö tulemuseks loetud infotehnoloogia ettevõtete pankroti prognoosimudel on järgneval kujul:

$$Y = -0,498 + 0,357 \frac{\text{Käibevarad}}{\text{Lühiajalised kohustused}} + 1,271 \frac{\text{Puhaskasum}}{\text{Koguvaramad}} + 3,930 \frac{\text{Puhaskasum}}{\text{Müügitulu}} + 1,380 \frac{\text{Omakapital}}{\text{Koguvaramad}} + 0,089 \frac{\text{Müügitulu}}{\text{Keskmise koguvarama}}$$

Koostatud mudeli klassifitseerimistäpsuseks tegutsevate ettevõtete hulgas on 90,6%, pankrotistunud ettevõtete hulgas 74,8% ning mudeli üldiseks klassifitseerimistäpsuseks saavutati 82,7%. Mudeli kaalutud keskmiseks klassifitseerimistäpsuseks on 90,4%, mida võib pidada väga kõrgeks klassifitseerimistäpsuseks. Järgnevalt on toodud prognoosimudeli klassifitseerimistäpsused mudeli valimiks olnud ettevõtete riikide, suurusegruppide ning vanusegruppide lõikes. Üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks saavutati Prantsusmaal 76,9%, Ungaris 86,9%, Itaalias 87,7% ja Rumeenias 90,0%. Mudeli kaalutud keskmiseks klassifitseerimistäpsusteks vastavateks riikides saavutati 90,4%, 93,7%, 89,8% ning 87,8%. Mudeli üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks mikroettevõtete seas saavutati 82,7% ning väikeettevõtete seas 83,3%. Mudeli kaalutud keskmisteks

klassifitseerimistäpsusteks vastavates ettevõtete suurusgruppides saavutati 89,7% ning 91,5%. Mudeli üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks viie või nooremate ettevõtete seas saavutati 84,5%, üle viie ja kuni kümne aasta vanuste ettevõtete seas 82,6% ning üle kümne aasta vanuste ettevõtete seas 82,5%. Mudeli kaalutud keskmisteks klassifitseerimistäpsusteks vastavates vanusegruppides saavutati 87,5%, 89,6% ning 91,8%.

Koostatud mudeli universaalsust kontrolliti mudeli koostamiseks mitte kasutatud ettevõtete peal ehk kontrollvalimil. Mudeli klassifitseerimistäpsused kontrollvalimil on 84,4% tegutsevate ettevõtete puhul, 70,0% pankrotistunud ettevõtete puhul ning üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks on 77,2%. Samuti kontrolliti, millised klassifitseerimistäpsused annab mõni teine tuntud prognoosimudel käesoleva töö prognoosimudeli koostamiseks kasutatud valimi peal. Selleks rakendati Altman et al. (2014) koostatud mudelit töö valimi peal ning selle klassifitseerimistäpsus tegutsevate ettevõtete puhul oli 88,3%, pankrotistunud ettevõtete puhul 78,4% ning üleüldiseks klassifitseerimistäpsuseks oli 83,4%. Seega on Altman et al. (2014) mudeli prognoositäpsus käesoleva töö pankrotimudeliga võrreldes tegutsevate ettevõtete puhul madalam, pankrotistunud ettevõtete puhul kõrgem ning üleüldine klassifitseerimistäpsus on kõrgem. Käesolevas töös koostatud prognoosimudeli kaalutud keskmine klassifitseerimistäpsus (90,4%) on Altman et al. (2014) mudeli kaalutud keskmise klassifitseerimistäpsusega (88,1%) võrreldes parem. Käesolevas töös koostatud mudelit võib pidada universaalseks, sest see toimib edukalt ka teiste andmekogumite peal.

Töö uudsus seisneb selles, et autorile teadaolevalt infotehnoloogia ettevõtete pankroti prognoosimist seni uuritud ei ole. Lisaks infotehnoloogia ettevõtete üleeuroopalise mudeli kõrgele prognoositäpsusele leidis kinnitust, et koostatud pankrotimudel on universaalne ning seda on võimalik rakendada teiste andmekogumite peal. Töö autori arvates on käesolevat tööd võimalik edasi arendada. Valimi peal on võimalik rakendada teisi pankroti prognoosimeetodeid ning võrrelda erinevate meetoditega saadud tulemusi. Samuti on võimalik uurida pankrotimudeli prognoosivõimet ettevõtete ebaõnnestumise protsesside lõikes.

## VIIDATUD ALLIKAD

1. **Altman, E. I.** Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. – The Journal of Finance, 1968, Vol. 23, No. 4, pp. 589–609.
2. **Altman, E. I., Narayanan, P.** An International Survey of Business Failure Classification Models. – Financial Markets, Institutions and Instruments, 1997, Vol. 6, No. 2, pp. 1–57.
3. **Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., Suvas, A.** Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. – Social Science Research Network, 2014, 47 p.
4. **Balcaen, S., Ooghe, H.** 35 Years of Studies on Business Failure: an Overview of the Classical Statistical Methodologies and Their Related Problems. – The British Accounting Review, 2006, Vol. 38, No. 1, pp. 63–93.
5. **Bariatti, S., van Galen, R.** Study on a New Approach to Business Failure and Insolvency- Comparative Legal Analysis of the Member States' Relevant Provisions and Practices. INSOL Europe, 2014a, 44 p. [[http://ec.europa.eu/justice/civil/files/insol\\_europe\\_report\\_2014\\_en.pdf](http://ec.europa.eu/justice/civil/files/insol_europe_report_2014_en.pdf)] 18.04.2016
6. **Barney, J.** Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. – Journal of Management, 1991, Vol. 17, No. 1, pp. 99–120.
7. **Barniv, R., Agarwal, A., Leach, R.** Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three-state classification using neural networks. – Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 1977, Vol. 6, No. 3, pp. 177–194.
8. **Beaver, W. H.** Financial Ratios as Predictors of Failure. – Journal of Accounting: Selected Studies, 1966, Vol. 4, pp. 71 – 111.

9. **Bellovary, J., Giacomino, D., Akers, M.** A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. – Journal of Financial Education, 2007, Vol. 33, pp. 1–42.
10. **Boyle, R. D., Desai, H. B.** Turnaround Strategies for Small Firms. – Journal of Small Business Management, 1991, Vol. 29, No. 3, pp. 33–42.
11. **Burskaitiene, D., Mazintiene, A.** The Role of Bankruptcy Forecasting in the Company Management.– Economics and Management, 2011, Vol. 16, pp. 137–143.
12. **Ciampi, F.** Corporate Governance Characteristics and Default Prediction modeling for Small Enterprises. An Empirical Analysis of Italian Firms. – Journal of Business Research, 2015, Vol. 68, No. 5, pp. 1012–1025.
13. **Dimitras, A.I., Zankis, S.H., Zopounidis, C.** A Survey of Business Failures With Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications. – European Journal of Operational Research, 1996, Vol. 90, No. 3, pp. 487–513.
14. Eesti Vabariigi pankrotiseadus. Vastu võetud Riigikogus 22. jaanuaril 2003. a – Riigi Teataja I osa, 2003, nr. 17, art. 95
15. **Hand D.J.** Marginal classifier improvement and reality. Symposium on Data Mining, Ghent University, 2004, 50 p.  
[<http://www.cvstat.ugent.be/symposia/DataMining/SlidesDHand.pdf>]  
12.04.2016
16. **Jardin, P.** Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables? – Bankers, Markets and Investors, 2009, No. 98, pp. 39–46.
17. **Karels, G. V., Prakash, A. J.** Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy.– Journal of Business Finance & Accounting, 1987, Vol. 14, No. 4, pp. 573–593.
18. **Kim, H., Gu, Z.** Predicting restaurant bankruptcy: a logit model in comparison with a discriminant model. – Journal of Hospitality & Tourism Research, 2006, Vol. 30, No. 4, pp. 474–493.
19. **Lachenbruch, P.A.** Discriminant Analysis. - Hafner Press, New York, 1975.
20. **Laitinen, E. K.** The Duality of Bankruptcy Process in Finland. – The European Accounting Review, 1995, Vol. 4, No. 3, pp. 433–454

21. **Laitinen, E. K., Lukason, O.** Do Firm Failure Processes Differ Across Countries: Evidence from Finland and Estonia. – *Journal of Business Economics and Management*, 2014, Vol. 15, No. 5, pp. 810–832.
22. **Laitinen, E. K., Lukason, O., Suvas, A.** Are Firm Failure Processes Different? Evidence from Seven Countries. – *Investment Management and Financial Innovations*, 2014, Vol. 11, No. 4, pp. 212-222.
23. **Laitinen, E. K., Suvas, A.** International Applicability of Corporate Failure Risk Models Based on Financial Statement Information: Comparisons Across European Countries. – *Journal of Finance & Economics*, 2013, Vol. 1, No. 3, pp. 1–26
24. **Lukason, O.** Financial Performance Before Failure: Do Different Firms Go Bankrupt Differently? – *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 2012, Vol. 3, No. 4, pp. 305–310
25. **Lukason, O.** Maksejõuetuse põhjuste analüüs: Kokkuvõte olulisematest uurimistulemustest. 2010, 38 lk.  
[[http://www.just.ee/sites/www.just.ee/files/elfinder/article\\_files/maksejouetuse\\_pohjuste\\_analuus\\_2010\\_0.pdf](http://www.just.ee/sites/www.just.ee/files/elfinder/article_files/maksejouetuse_pohjuste_analuus_2010_0.pdf)]. 12.04.2016
26. **Lukason, O., Hoffman, R. C.** Firm Failure Causes: A Population Level Study. – *Problems and Perspectives In Management*, 2015, Vol. 13, No. 1, pp. 45–55.
27. **Moses, D., Liao, S.S.**, 1987. On developing models for failure prediction. *Journal of Commercial Bank Lending*, Vol. 69, pp. 27–38.
28. **Ohlson, J. A.** Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. – *Journal of Accounting Research*, 1980, Vol. 18, No. 1, pp. 109–131.
29. Pankrot. Eesti riigiportaal.  
[<https://www.eesti.ee/est/pankrot/>] 10.04.2016
30. **Ooghe, H., Balcaen, S.** Are Failure Prediction Models Widely Usable? An Empirical Study Using a Belgian Dataset. – *Multinational Finance Journal*, 2007, Vol. 11, No. 2, pp. 33–76.
31. **Scott, J.** The Probability of Bankruptcy. - *Journal of Banking and Finance*, 1981, No. 5, pp. 317-344.
32. **Sharma, S., Mahajan, V.** Early Warning Indicators of Business Failure. – *Journal of Marketing*, Vol. 44, No.3, pp. 80–89.

33. **Stahlman, R.**, Üleeuroopalise tööstussektori mikro- ja väikeettevõtete pankroti prognoosimudeli klassifitseerimistäpsus erinevates ebaõnnestumise protsessides. TÜ majandusteaduskond, 2015, 136 lk. (magistritöö)
34. **Tamari, M.**, Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. – Management International Review, 1966, Vol. 6, No. 4, pp. 15–21.
35. **Thronhill, S., Amit, R.** Learning About Failure: Bankruptcy, Firm Age, and the Resource-Based View. – Organizational Science, 2003, Vol. 14, No. 5, pp. 497–509.
36. **Wilson, R. L., Sharda, R.** Bankruptcy prediction using neural networks. – Decision Support Systems, 1994, Vol. 11, pp. 545-557.
37. **Zavgren, C. V.** Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. – Journal of Business Finance and Accounting, 1985, Vol. 12, No. 1, pp. 19–45.

## SUMMARY

### BANKRUPTCY MODELLING IN THE EXAMPLE OF EUROPEAN INFORMATION TECHNOLOGY ENTERPRISES

Tani Kirt

Bankruptcy is a negative phenomenon, which has been widely researched in business literature. One of the most important sub-fields of bankruptcy-related research is bankruptcy prediction. There are many bankruptcy prediction models, which are built for different industry sectors and countries, but there have been no bankruptcy models built on the example of information technology firms. Although there have been composed some international bankruptcy prediction models, they are still lacking the specificity of the information technology sector. As most of the existing prediction models are country-specific, then the need for international bankruptcy prediction models is inevitable in the globalizing market. A well-functioning international prediction model allows its users to conduct international analysis, using only one bankruptcy model. International bankruptcy prediction models have been built by different scholars, for example by Laitinen and Suvas (2013), Altman *et al.* (2014) and Stalhaman (2015). The aim of this research is to build the bankruptcy prediction model based on the example of European information technology firms.

This paper is divided into two chapters. In the first one there has been given an overview of main terms and theories related to bankruptcy prediction. Also there has been given an overview of the main areas of inquiries in bankruptcy prediction, the importance of bankruptcy prediction and the causes of bankruptcy. The main methods used for building bankruptcy prediction models and choosing the financial variables have been discussed in the second sub-chapter of the first chapter. In the second chapter there have been described data and variables used for building the bankruptcy model in

example of information technology firms and finally the pan-european bankruptcy model in example of information technology firms has been built.

Firm is bankrupt if it is proclaimed so by court. Firm is operating successfully when there have been no proclaimed bankrupt or there aren't any other signs of financial difficulties. The causes of bankruptcy can be related to the internal or external factors. Internal factors may be inefficient management of firm, which is manifested through inadequate communication, excessive expansion of operation, mishandling the major projects or fraud. External factors may be for example problems related with labour, government regulations or environment-related issues such as natural disasters. Bankruptcy research has been considered essential due to the consequences, the bankruptcy of the firm has to the workers, investors, partners, owners, country and economy.

The pioneer of the bankruptcy prediction was W. H. Beaver, who compared thirty different variables in seventy nine failed and non-failed firms in thirty eight different industries in 1966. First multidimensional model was composed by E. I. Altman in 1968 which was conducted in thirty three firms in failed and non-failed firm groups. The most exploited bankruptcy prediction methods are discriminant analysis, logistic regression and neural networks. There have been used more than 752 variables in the previous studies. There's lacking a certain rule for choosing the variable and generally they have been chosen by having high predictive accuracy in the previous studies.

The annual reports of the firms used for building the bankruptcy prediction model were downloaded from the database of Bureau van Dijk Amadeus. The sample consists of firms belonging to part J (Information and communication) and classes 62 (Programming, consultations etc. actions) and 63 (Information services) from the Statistical Classification of Economic Activities in the European Community. Annual reports for failed firms were used from years 2006 -2013 and for operating firms from years 2012 -2013. The bankruptcy prediction model was built by using the widely-known logistic regression method.

The bankruptcy prediction model built in this paper is as follows:

$$Y = -0,498 + 0,357 \frac{\text{Current assets}}{\text{Current liabilities}} + 1,271 \frac{\text{Net income}}{\text{Total assets}} +$$

$$3,930 \frac{\text{Net income}}{\text{Operating revenue (turnover)}} + 1,380 \frac{\text{Shareholder funds}}{\text{Total assets}} +$$

$$0,089 \frac{\text{Operating revenue (turnover)}}{\text{Total assets}}$$

On model dataset the model classified correctly 90,6 percent of successful firms, 74,8 percent of the bankrupt ones and therefore the average classification accuracy is 82,7 percent. Model weighed average classification accuracy is 90,4 percent which can be regarded as very high classification accuracy. Explained below are the classification accuracies on model dataset by countries, size groups and age groups of the firms. Model overall classification accuracy reached 76,9 percent in France, 86,9 percent in Hungary, 87,7 percent in Italy and 90,0 percent in Romania. Weighed average classification accuracy for the corresponding countries reached 90,4 percent, 93,7 percent, 89,8 percent and 87,8 percent. Model overall classification accuracy reached 82,7 percent for the micro firms and 83,3 percent for the small firms. Weighed average classification accuracy for the corresponding firm groups reached 89,7 percent and 91,5 percent. Model overall classification accuracy reached 84,5 percent for the five years old and younger firms, 82,6 percent for the firms older than five years to ten and 82,5 percent for the firms older than ten years. Weighed average classification accuracy for the corresponding firm groups reached 87,5 percent, 89,6 percent and 91,8 percent.

The universality of the model was tested over firms not used for building the model, in other words over control dataset. On control dataset the model classified correctly 84,4 percent of successful firms, 70,0 percent of the bankrupt ones and the overall classification accuracy was 82,7 percent. Also it was tested what classification accuracies would give some well-know model in this models dataset. Altman *et al.* (2014) model was applied in the model dataset and the model classified correctly 83,3 percent of successful firms, 78,4 percent of the bankrupt ones and the overall classification accuracy was 83,4 percent. So the classification accuracy of the model used by Altman *et al.* (2014) was lower among successful firms, higher among bankrupt firms and the overall classification accuracy was also higher. The model built in this

thesis has higher weighed average classification accuracy (90,4 percent) compared to Altman et al. (2014) model`s weighed average classification accuracy (88,1 percent). Bankruptcy prediction model built in this paper is universal because it performs well over other datasets as well.

The novelty of this paper lies in the fact that known to the author, there have not been studied information technology bankruptcy prediction before. In addition to the high predictive ability of the pan-European information technology firm bankruptcy model built, it was confirmed that bankruptcy model is universal and it could be applied on different datasets and would still give high predictive accuracies. This research could be developed further. For example, other prediction methods can be applied in the model dataset, so to compare classification accuracies received by using different modeling methods. Also it`s possible to study bankruptcy model predictive ability in firm`s different failure processes.

The bankruptcy prediction model built in this thesis could be used to estimate the bankruptcy risk of information technology firms by using only one uniform model. From Estonia`s point of view the theme is actual because information technology has been prominent in local economic environment. The growth of information technology sector in the last decades has provided opportunities for wide internet usage and the usage of the E-commerce capabilities. The model built in this research could be used for example making loan and investment decisions, as well as choosing potential business partners. This bankruptcy prediction model helps to explain why some information technology firms succeed and some of them fail.

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

Mina, Tani Kirt

(sünnikuupäev: 31.08.1991)

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose “Pankroti prognoosimise mudeli koostamine Euroopa infotehnoloogia ettevõtete näitel”,

mille juhendaja on teadur Oliver Lukason,

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

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

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

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

Tartus, 26.05.2016