

TARTU ÜLIKOOL
Majandusteaduskond
Rahanduse ja arvestuse instituut
Ärerahanduse ja investeringute õppetool

Dissertatsioon *magister artiumi* kraadi taotlemiseks majandusteaduses

Nr.

Oliver Lukason

**PANKROTISTUMISTE MODELLEERIMINE EESTI
KAUBANDUSETTEVÕTETE NÄITEL**

Juhendajad: lektor Priit Sander
teadur Jaan Masso

Tartu 2006

Kaitsmine toimub Tartu Ülikooli majandusteaduskonna nõukogu koosolekul 7. juunil 2006. aastal kell 13.00 Narva mnt. 4 auditooriumis B202.

Ametlikud oponendid: lektor Andres Juhkam, MA (maj)
prof. Enn Listra, PhD (maj)

Majandusteaduskonna nõukogu sekretär: dots. Kaia Philips, PhD (maj)

SISUKORD

Sissejuhatus	4
1. Pankrotistumiste modelleerimise teoreetilised alused	7
1.1. Ettevõtte äriplaneerimine ning selle reguleerimine seadustes	7
1.2. Ettevõtet pankrotistuvaks või mittepankrotistuvaks klassifitseerivad meetodid	12
1.2.1. Üksikutele finantssuhtarvudele baseeruv pankroti prognoosimine	12
1.2.2. Diskriminantanalüüsi kasutamine pankrotimudelite koostamiseks	15
1.2.3. Korduva ositamise meetod	25
1.3. Meetodid pankrotistumise tõenäosuse leidmiseks	29
1.3.1. Logit- ja probit-mudelid pankroti prognoosimiseks	29
1.3.2. Pankrotistumise prognoosimine närvivõrkude meetodit kasutades	32
1.4. Muud meetodid pankrotistumise ennustamiseks	35
1.4.1. Elukestusmudelid	35
1.4.2. Rahavoogudele põhinevad mudelid	37
1.4.3. Oskusteabe töötlemisel põhinev pankroti prognoosimine	39
2. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine	43
2.1. Eesti kaubandusettevõtted ning nende karakteristikud	43
2.2. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimiseks kasutatud andmed ning muutujad	47
2.3. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine diskriminantanalüüsi kasutades	51
2.4. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine logit-analüüsi kasutades	56
2.5. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine korduva ositamise meetodit kasutades	60
2.6. Meetodite kokkuvõte ning analüüsi täiustamise võimalused	62
Kokkuvõte	64
Viidatud allikad	69
Summary	75

SISSEJUHATUS

Ettevõtete pankrotistumiste ja nende võimaliku prognoosimise küsimused on teadlaste huviorbiidis olnud juba rohkem kui pool sajandit. Ettevõtete pankrotistumiste põhjuste uurimine ja nende prognoosimine on väga tähtis nii makro- kui ka mikromajanduslikult, sest ühelt poolt on riigi huviorbiidis stabiilse majandusarengu ja –keskkonna säilitamine, teiselt poolt huvitab see investoreid, finantsinstitutsioone ja teisi subjekte erinevate majandusotsuste tegemisel. Kasutusel on arvukalt meetodikaid, mis peaksid aitama ennustada finantsprobleemide teket ettevõtetes. Konkureerivatest meetoditest ei ole ükski siiani domineerivaks kujunenud, kusjuures meetodite arenguga koos on sageli kasvanud ka nende matemaatiline keerukus. Eestis on pankroti ennustamise mudelite koostamise praktika vähene, kuid kuna lähiminevikust saab näidetena tuua isegi mitmete suurettevõtete pankrotid, siis vajadus konkreetsete uurimuste järele eksisteerib. Samas viivad ettevõtte pankrotini sageli inimlikud (eelkõige ettevõtte juhtkonnast tulenevad) faktorid, millede prognoosimine on sisuliselt võimatu ning seega ei saagi pankrotimudelid olla absoluutselt usaldusväärsed.

Magistritöö teema valikul on autor lähtunud mitmetest aspektidest. Esiteks piirdub pankrotistumiste analüüsimine Eesti ettevõtete näitel ainult paari vastavasisulise uurimusega. Teiseks on olemasolevad uuringud keskendunud eelkõige tootmis-ettevõtetele, samas on sügavate finantsraskuste probleem aktuaalne ka teistes majandusharudes. Kolmandaks on olemasolevates uurimustes pankrotistumiste ennustamiseks autorile teadaolevalt kasutatud ainult diskriminantanalüüsi (välja arvatud käesoleva magistritöö autori bakalaureusetöö) ning autor näeb väga laia arenguruumi muude meetodite rakendamise näol.

Autori eesmärgiks käesoleva magistritöö koostamisel on Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine kasutades erinevaid meetodikaid ning modelleerimisprotsessi tulemuste üldistamine. Käesoleva magistritöö mõistes on

eesmärk piiritletud kaubandusettevõtete näitel diskriminantanalüüsil, logit-analüüsil ning korduva ositamise meetodil põhinevate pankrotimudelite koostamisega. Nimetatud valiku on tinginud eelpoolnimetatud meetodite populaarsus, meetodite kasutamiseks vajalike andmete kättesaadavus ja meetodite mitte väga kõrge keerukuse aste. Autori poolt koostatud mudelid on heaks täienduseks seni Eestis erinevate majandussektorite baasil leitud pankrotimudelite kõrval.

Magistritöö eesmärgi saavutamiseks on autor püstitanud järgnevad uurimisülesanded. Esimeseks ülesandeks on teoreetiliste allikate peamiste seisukohtade üldistamine. Seejuures magistritöö autor püüab vältida seisukohtade esitamist mitme autori vahendusel ning võimalusel kasutab erinevates valdkondades teedrajavate uurimuste algtekste. Teiseks uurimisülesandeks on Eesti kaubandusettevõtete andmete töötlemine, teisendamine, igal meetodikal põhineva parima pankrotimudeli väljaselgitamine ning erinevatel meetodikatel põhinevate pankrotimudelite võrdlemine.

Magistritöö teoreetilise tagapõhja moodustab enamuses ingliskeelne kirjandus. Kasutatud on paljusid teedrajavaid teadusartikleid, millede autoritena saab esile tõsta Altmani, Beaveri, Ohlsoni, jt. Eestikeelse kirjanduse vähese kasutamise põhjuseks on lihtsalt vastavasisuliste allikate puudumine, kuid siiski on töös viidatud kolmele Tartu Ülikooli majandusteaduskonnas koostatud uurimustööle ning AS Krediidiinfo poolt läbiviidud paneeluuringule. Empiiriline osa baseerub Eesti Äriregistrist pärinevatel Eesti kaubandusettevõtete üldkogumi andmetel perioodi 1995-2003 kohta, mille põhjal autor on teinud mahukaid teisendusi ja arvutusi. Pankrotistunud ettevõtete nimekiri pärineb samast allikast ning on koostatud 2005. aasta maikuu seisuga. Empiiriliste andmete positiivse küljena tuleb rõhutada seda, et autori kasutuses on olnud kaubandusettevõtete üldkogumi andmed, kuid enamik välismaal varasemalt läbiviidud ja hiljem laia kõlapinda leidnud uuringutest on teostatud valimil.

Magistritöö sisuline osa koosneb kahest peatükist. Töö esimeses peatükis tuuakse ära pankroti mõiste erinevad käsitlused ning maailmas enimtunnustatud pankrotistumise ennustamise meetodid, nende sisu, ülevaade varasematest vastavat meetodit kasutanud uurimustest ning nende tulemused. Meetodid on jaotatud kolme suurde rühma, milledeks on ettevõtte grupilist kuuluvust määravad meetodid, pankrotistumise tõenäosust arvutavad meetodid ning muud meetodid, mida otseselt ei saa klassifitseerida

kummagi eelneva alla. Töö teises peatükis kirjeldatakse Eesti kaubandussektorit ja selle dünaamikat, modelleerimisprotsessi tarbeks kasutatud andmeid ning tuuakse kolme erineva pankrotimudelite koostamise metoodika rakendused Eesti kaubandusettevõtete näitel.

Esiteks tänab autor oma juhendajaid, ilma kelle abita ei oleks magistritöö koostamine kindlasti kulgenud nii kiirelt. Teiseks tänab autor matemaatika-informaatikateaduskonna doktoranti Marek Tuult erinevate metoodikate rakendamise alase diskussiooni eest. Kolmandaks tänab autor Justiitsministeeriumi Registrikeskust ja Indrek Künnapast, kes võimaldasid kasutada Eesti kaubandusettevõtteid ja vastava sektori pankrotistumisi iseloomustavaid detailseid andmebaase.

1. PANKROTISTUMISTE MODELLEERIMISE TEOREETILISED ALUSED

1.1. Ettevõtte äriiline ebaõnnestumine ning selle reguleerimine seadustes

Ettevõtte tegevuse lõpetamise võimalusi on lähtuvalt Eesti seadustest mitmeid. Äriseadustikust tulenevalt kustutatakse ettevõtte Äriregistrist ettevõtte enda avalduse alusel või mõnel muul seadusest tuleneval põhjusel (Äriseadustik § 59). Muudeks sundlikvideerimise põhjusteks saavad olla ettevõtte pankrotistumine, netovarade mittevastavus nõuetele, varatus, juhatuseeta olek, tegevuse lõpetamata jätmine, kuigi selleks eksisteerib seadusest tulenev vajadus, ning muud seaduses sätestatud tingimused. Enamik nimetatud äriühingu lõpetamise viisidest (varatus, juhatuseeta olek, tegevuse lõpetamata jätmine ja muud tingimused) ei pruugi alati olla seotud äriühingu majandustegevusest tuleneva ebaeduga ning seepärast neid ka käesoleva magistritöö raames ei käsitleta.

Pankrotti on teoreetilises erialakirjanduses defineeritud mitmeti, kuid tulenevalt empiiriliste andmete iseloomust on kõige adekvaatsem kasutada Eesti pankrotiseaduses toodut. Pankrotiseaduse mõistes tähendab pankrot võlgniku kohtuotsusega väljakuulutatud maksejõuetust (Pankrotiseadus § 1). Äriühingu netovara ei vasta seadusest tulenevatele nõuetele, kui see langeb alla poole osa- või aktsiakapitali või seadusest tuleneva miinimumi (Äriseadustik § 176). Nii ettevõtte netovarade mittevastavust nõuetele kui ka pankrotti üldistatakse mõiste *ettevõtte ebaõnnestumine (business failure)* (näiteks Laitinen 1991: 649-650) alla ning sellest tulenevalt eksisteerivad ka ettevõtete ebaedu prognoosimise mudelid (*business failure prediction models*). Mõningates uurimustes kasutatakse nii netovarade nõutele mittevastavuse tõttu likvideeritud ettevõtete kui ka pankrotistunud ettevõtete andmeid pankrotimudelite (*bankruptcy prediction models*) koostamisel, kuid enamjaolt põhinevad pankrotistumise prognoosimise mudelid siiski ainult pankrotistunud ettevõtete andmestikel. Vastav

lähenemine on aluseks võetud ka käesolevas magistritöös. Järgnevalt on detailselt käsitletud eelpool toodud äriühingute sundlõpetamise võimalusi: netovara vähenemist alla kehtestatud normatiivi ning pankrotistumist.

Seadusandlusest tulenevat ettevõtte ebaedu käsitlust on mitmetes kirjandusallikates jaotatud kaheks: puudulikust omakapitalist tulenevaks pankrotiks (*solidity bankruptcy*) ja puudulikust likviidsusest tulenevaks pankrotiks (*liquidity bankruptcy*) (Laitinen 1995: 435-438). Oluline on siinkohal märkida, et netovarade langemist alla seaduses toodud normatiivi käsitletakse ka ühe pankrotistumise liigina, kuigi see ei pruugi tegelikult seaduses pankrotistumisena defineeritud olla. Puudulikust omakapitalist tuleneva pankroti all mõeldakse eelpoolkäsitletud olukorda, kus omakapitali (netovarade) väärtus langeb madalamale kui teatud koefitsiendiga läbi korrutatud osa- või aktsiakapital ja/või kui kohustused ületavad ettevõtte varasid. Ettevõtte puudulikust likviidsusest tuleneva pankroti all mõeldakse olukorda, kus ettevõtte ei jõua tähtaegselt tasuda oma võlgasid. Samas on kaheks jaotamine ka mõnevõrra kunstlik, sest tavapäraselt tingib üks eelpoolnimetatud pankrotiliik teise. Näiteks võib akumul eeruv kahjum viia olukorrani, kus ettevõtte rahajääk väheneb nullini, või rahajäägi vähenemine situatsiooni, kus kahjum hakkab järsult akumul eeruma.

Puudulikust omakapitalist tuleneva pankrotiga seonduvat on võimalik illustreerida rakendades tõenäosusteorია mudelid. Nimelt võib ettevõtet vaadelda kui mängijat, kes võidab teatud hulga raha tõenäosusega p ning kaotab selle tõenäosusega $1-p$. Mäng kestab senikaua, kuni ettevõtte kaotab kogu oma raha, mis tähendab ettevõtte netovarade likvideerimisväärtuse langemist nullini. (Scott 1981: 328) Likvideerimisväärtusest räägitakse konkreetses mudelis just seepärast, et sageli ei vasta ettevõtte varade raamatupidamisväärtus tegelikkusele, kuigi seadus seda nõuab. Pankrotistumise situatsiooni iseloomustab järgnev valem 1.1, kus võimalik positiivne rahavoog on Z_t' ning negatiivne Z_t'' (*Ibid.*: 328):

$$(1.1) \quad K_t + Z_t < 0,$$

kus K_t – netovarade likvideerimisväärtus,

Z_t – tundmatu K_t juhusliku muutuse keskväärtus ($pZ_t' + (1-p)Z_t''$).

Kasutades Soome seadusandlusest tulenevaid tingimusi, omaks valem 1.1 järgnevalt valemis 1.2 toodud konkreetset kuju. Puuduliku omakapitali mudelit on võimalik viia ka

suhtarvude kujule, jagades valemis 1.2 vasakut ja paremat poolt mingi konkreetse bilansikirjega, näiteks varadega.

$$(1.2) \quad W + EBIT - (T + I + D + R) < \frac{S}{3},$$

kus W – omakapital enne aruandeaasta puhaskasumi juurdeliitmist,

$EBIT$ – maksu- ja intressieelne kasum,

T – maksud,

I – intressid,

D – dividendid,

R – muutus reservkapitalis,

S – osa- või aktsiakapital (Kankaanpää, Laitinen 1997: 9).

Antud mudelit saab kohaldada ka Eesti seadustele. Äriseadustik sätestab, et kui osaühingul/aktsiaseltsil on netovara vähem kui pool osakapitalist/aktsiakapitalist või vähem kui osaühingu/aktsiaseltsi puhul ettenähtud miinimumkapital (vastavalt 40000 ja 400000 krooni), siis tuleb kas osakapitali/aktsiakapitali vähendada, algatada vastava äriühingu lõpetamine, likvideerimine, ühinemine, jagunemine, ümberkujundamine või esitada pankrotiavaldus (Äriseadustik §176, §301). Märkusena niipalju, et mõningatel tegevusaladel (näiteks energeetika, pangandus, kindlustus, kütuste tootmine ja turustamine) nõutakse palju suuremat miinimumkapitali (näiteks Elektriturseadus §15, Krediidiasutuste seadus §35). Äriseadustikule tuginev mudel on toodud valemis 1.3, kusjuures ettevõtte varade ja kohustuste vahe ei või osaühingu puhul olla väiksem kui 40000 ning aktsiaseltsi puhul väiksem kui 400000 (autori koostatud):

$$(1.3) \quad V - K < \frac{S}{2},$$

kus V – ettevõtte varad,

K – ettevõtte kohustused,

S – osa- või aktsiakapital.

Netovarade vastavust nõuetele Äriregistris küll jälgitakse, kuid normatiivi mittetäitmine ei too senise praktika põhjal kindlasti kaasa automaatset registrist kustutamist (Künnapas 2004). On loogiline, et uus ettevõtte võib esimestel tegevusaastatel kanda

küllalt suurt kahjumit, sest müügitulemused ei pruugi vastata prognoositutele ning tuleb kanda näiteks põhivara ostu laenu abil finantseerimisest tekkinud intressikohustusi.

Ettevõtte puudulikust likviidsusest tulenevat pankrotti on oma uurimuses käsitlenud Ameerika Ühendriikide teadlane William H. Beaver. Tema seisukohalt tuleks ettevõtet vaadelda kui likviidsete varade reservi, mida varustavad ettevõttesse suunatud rahavood ning mida tühjendavad ettevõttest väljuvad rahavood. Vastav reserv on teatavaks puhvriks rahavoogude volatiilsuse vastu. Ettevõtte likviidsust võib defineerida kui tõenäosust, et vastav reserv ammendub sedavõrd, et ettevõtte ei ole võimeline tasuma tähtaegselt oma kohustusi. Ettevõtte likviidsuse määravad neli komponenti: reservi suurus, likviidsete varade puhasvoog põhitegevusest, ettevõtte võlgade kogumaht ja rahaline väljaminek põhitegevuse finantseerimiseks. (Beaver 1966: 80)

Lähtuvalt eelnevast neljast komponendist sõnastas Beaver järgnevad ettevõtte seisukohalt olulised ja jälgimist nõudvad *ceteris paribus* printsiipid (*Ibid.*: 80):

- 1) mida suurem on reserv, seda väiksem on ebaõnnestumise tõenäosus;
- 2) mida suurem on likviidsete varade puhasvoog põhitegevusest, seda väiksem on ebaõnnestumise tõenäosus;
- 3) mida suurem on ettevõtte võlgade kogumaht, seda suurem on ebaõnnestumise tõenäosus;
- 4) mida suurem on rahaline väljaminek põhitegevuse finantseerimiseks, seda suurem on ebaõnnestumise tõenäosus.

Eesti seadusandluses sätestab ettevõtte likviidsusprobleemidega seonduva pankrotiseadus. Võlausaldaja peab pankrotiavalduses põhistama võlgniku maksejõuetuse ning tõendama nõude olemasolu, kusjuures sellele peab eelnema asjaolu, et võlgnik ei ole täitnud kohustusi 30 päeva jooksul pärast sissenõutavaks muutmist ning ei ole seda teinud ka 10 päeva pärast pankrotihoiatuse esitamist (Pankrotiseadus §10). Pankrotiseaduses on toodud ka rida tingimusi, millede korral jäetakse pankrotimenetlus algatamata, kusjuures üheks tingimuseks on ka pankrotiavalduse aluseks olevate nõuete miinimumsuurus, mida kirjeldab tabel 1.1.

Tabel 1.1. Pankrotiavalduse aluseks olevate nõuete miinimumsuurused

Ettevõtlusvorm	Nõude miinimumsuurus
Aktsiaselts	200000
Osa-, täis- või usaldusühing	40000
FIE ning muu juriidiline isik	10000

Allikas: Pankrotiseadus §15.

Samas on ettevõtte väliste isikute seisukohalt sageli võimatu välja selgitada, kas ettevõttes on vastavas valdkonnas probleeme olnud või kas need on siiani aktuaalsed, sest majandusaasta aruandes ei esitata informatsiooni selle kohta, kui mitu päeva on kohustuste maksetähtaegu ületatud. Kuigi vastavat informatsiooni on valikuliselt võimalik hankida maksehäirete alast informatsiooni koondavatest ettevõtetest, näiteks aktsiaseltsist Krediidinfo, tuleb konkreetne probleem sageli avalikuks siiski alles seoses võlausaldajapoolse pankrotiavaldusega.

Puudulikust likviidsusest tulenevat pankrotti on võimalik ka käsitleda läbi finantssuhtarvude ja finantsaruannete absoluutnäitajate. Ettevõtet ähvardab puudulikust likviidsusest tulenev pankrot, kui eksisteerib valemis 1.4 toodud olukord.

$$(1.4) \quad O + L < 0,$$

kus O – põhitegevusest tulenev juhuslik rahavoog,

L – ettevõtte likviidsusreserv (tabelis 1.2 toodud muutujate summa) (Laitinen 1995: 437).

Põhitegevusest tuleneva rahavoo negatiivne muutus on vaja katta reservidega, mis antud mudeli alusel võiksid tuleneda täiendavatest lühiajalistest laenudest (A), täiendavatest pikaajaliste laenudest (B), hankijatele võlgnevuse tasumise edasilükkamisest (C), varude realiseerimisest (D), ostjatelt laekumata nõuete sissenõudmisest (E), täiendavast osade või aktsiate emissioonist (F). Muutujate a kuni f võimalikud väärtused võivad sõltuda ühelt poolt käsitluse all oleva riigi seadustest ning üleüldisest majanduskeskkonnast, teiselt poolt aga ka ettevõttesisest poliitikast. (Laitinen 1995: 435-437) Mõnevõrra raskendab antud meetodika rakendamist see, et finantssuhtarvud ei kajasta ettevõtte käekäiku alati kõige objektiivsemalt. Lisaks sellele võivad muutujate a kuni f täpsed väärtused olla defineeritud ainult ettevõttesiseste huvigruppide jaoks.

Tabel 1.2. Ettevõtte likviidsusreservi (*L*) komponendid

Komponent	Komponendi arvutusvalem	Märkused
A	finantsvara / a – lühiajalised kohustused (v.a. võlad hankijatele)	a – suhtarvu (finantsvarad / lühiajalised kohustused (v.a. võlad hankijatele)) minimaalne lubatud suurus
B	põhivara / b – pikaajalised kohustused	b – suhtarvu (põhivara/ pikaajalised kohustused) minimaalne lubatud suurus
C	müüdud toodete kulu $\times c / 365$ – võlad hankijatele	c – suhtarvu $[(\text{võlad hankijatele} \times 365) / (\text{müüdud toodete kulu})]$ maksimaalne lubatud väärtus
D	d $\times$ varud	d – spontaanselt realiseeritavate varude osakaal
E	e $\times$ nõuded ostjatele	e – vähendatavate nõuete osakaal
F	f $\times$ aktsia- või osakapital	f – aktsia või osakapitali suurendamise määr

Allikas: Laitinen 1995: 435-437.

Eelpool käsitletud puudulikust omakapitalist tulenev ettevõtte pankrotistumise võimalus ning selle leidmise metoodika on küll vägagi aktuaalsed, kuid ei kuulu siiski käesoleva magistr töö uurimisülesannete hulka. Puudulik omakapital viitab juba äärmiselt tõsistele probleemidele ettevõtte normaalses funktsioneerimises ning tegemist ei ole niivõrd ettevõtte ebaedukuse ennustamise, vaid selle konstateerimisega, kuna ka ettevõtte majandusaasta aruanne toob vastava hálbe esile. Seepärast keskendub käesolev magistr töö pankrotile ainult selle pankrotiseaduses toodud tähenduses.

1.2. Ettevõtet pankrotistuvaks või mittepankrotistuvaks klassifitseerivad meetodid

1.2.1. Üksikutel finantssuhtarvudel baseeruv pankroti prognoosimine

Vaadeldav meetod baseerub ettevõtete finantssuhtarvude võrdlemisel ning nende alusel edukate ja ebaedukate ettevõtete eristusalgoritmi väljatöötamisel. Eelkõige on vaatluse all ainult üks suhtarv, kuid mõnikord on leitud murdepunktid ka mitmete erinevate suhtarvude jaoks ning ettevõtte klassifitseerimiseks pankrotistuvaks või mittepankrotistuvaks peavad kõigi suhtarvude väärtused vastama eelnevalt defineeritud kriteeriumitele.

Esimese põhjaliku vastavasisulise uurimuse autoriks oli William H. Beaver oma tööga *“Financial ratios as predictors of failure”* 1966. aastal. Ettevõtete pankrotistumise prognoosimine lähtudes finantsandmetest oli põhjalikumalt olnud kasutusel juba 1930. aastate algusest seoses sellele eelnenud suure majanduslangusega; finantssuhtarvude kasutamine seevastu pärineb 20. sajandi algusaastatest. Tuntumatest autoritest saab esile tõsta järgnevaid: Patrcik (1932), Winakor ja Smith (1935), Merwin (1942) (Beaver 1966: 81). Samas piirdusid toodud autorid ainult erinevate andmete võrdlemisega ning ei olnud välja töötatud universaalseid kriteeriume ettevõtete pankrotiohu määramiseks – tegemist oli lihtsalt finantssuhtarvude analüüsiga. Beaveri tööle eelnenud uurimused viitasid erinevate suhtarvude (tulususe, likviidsuse, pikaajalise maksevõime) vaieldamatule potentsiaalile pankrotiohu määramisel (Altman 1968: 590).

Beaveri 1966. aasta uurimus käsitles 79 perioodil 1954-64 pankrotistunud ettevõtet, millest igale valiti 12000 ettevõtte hulgast mittepankrotistunud paariline tegevusala ja varade mahu alusel. Põhjendus sama tööstusharu ning analoogilise varade mahuga paarilise leidmiseks oli see, et tööstusharude vahel eksisteerivad piisavalt suured erinevused, mis teeb võimatuks nende koos vaatlemise, ning et suure varade mahuga ettevõtted pankrotistuvad väiksema tõenäosusega. Uurimuses vaadeldi esmalt 30 erinevat suhtarvu, mis olid klassifitseeritud järgnevalt:

- 1) 4 rahavoogude suhtarvu (lugejas ettevõtte rahavoog, nimetajas erinevad bilansi- ja kasumiaruande kirjed),
- 2) 4 tulususe suhtarvu (lugejas puhaskasum, nimetajas erinevad bilansi- ja kasumiaruande kirjed),
- 3) 4 kapitali struktuuri suhtarvu (lugejas erinevad kohustused, nimetajas koguvarad),
- 4) 4 varade struktuuri suhtarvu (lugejas varade erinevad liigid, nimetajas koguvarad),
- 5) 3 lühiajalise maksevõime suhtarvu (lugejas erineva likviidsustasemega varad, nimetajas lühiajalised kohustused),
- 6) 11 käibe suhtarvu (lugejas erinevad aktivad, 8 juhul nimetajas käive). (Beaver 1966: 77-78)

Vastavate suhtarvude valikul arvestas Beaver kolme teguriga, millest kasvõi ühe täidetuse korral loeti suhtarv sobivaks: suhtarvu kasutamine varasemates uuringutes (Beaver kasutas 19 finantssuhtarvusi käsitlevas artiklis kõige sagedamini esinevaid suhtarve), suhtarvude kirjeldamisvõime eelmistes uuringutes ning suhtarvus rahavoogude aruande andmete kasutamine (*Ibid.*: 78-79). Beaveri analüüsis osutusid parimateks muutujateks järgnevad (*Ibid.* 1966: 78-99):

- 1) rahavoog/kohustused,
- 2) puhaskasum/koguvarad,
- 3) kohustused/koguvarad,
- 4) käibekapital/koguvarad,
- 5) käibevara/lühiajalised kohustused
- 6) krediidivaba periood (likviidsete varade ja lühiajaliste kohustuste vahe jagatuna põhitegevuse kuludega).

Beaveri töö oluliseks järelduseks oli see, et pankrotistunud ettevõtete keskmised näitajad olid juba viis aastat enne ettevõtte tegevuse lõpetamist edukate mittepankrotistunud ettevõtete omadest halvemad. Vahetult enne pankrotistumist olid erinevused suurimad. Edukate ettevõtete puhul ei olnud võimalik mingisugust trendi tuletada. (Beaver 1968: 184) Beaveri analüüsis osutus parimaks rahavoo ja kohustuste suhtarv, mille ennustusvõime aasta enne pankrotistumist oli 90 % (Beaver 1966: 85).

Üksikutel finantssuhtarvudel põhinevat pankrotistumise ennustamist tuleb siiski lugeda küllaltki ebapraktiliseks. Vastav analüüs ei anna kindlasti häid tulemusi, sest näiteks väga madala rentaablusega töötav firma võib omada väga kõrgeid maksevõime või likviidsuse näitajaid. Probleemi ei aita sageli lahendada ka mitmete suhtarvude samaaegne kasutamine, sest kui üks suhtarv viitab negatiivsele suundumusele ja teine positiivsele, tuleks ikkagi otsida analüüsi lõpuleviimiseks lisakriteeriume. Argumenteeritud seisukohti vastava meetodi pankrotistumise ennustamiseks kasutamise küsitavuse suunal esitasid juba Beaveri uurimuse avaldamise aastal Preston K. Mears ning John Neter (Mears 1966: 119-122, Netter 1966: 112-118). Üksikutel suhtarvudel põhinevat pankrotistumise ennustamist kritiseeris ka Edward I. Altman oma 1968. aastal ilmunud fundamentaalses diskriminantanalüüsi käsitlevas artiklis (Altman 1968: 591). Eelpoolnimetatud probleemile tõigi lahenduse diskriminantanalüüsi

kasutuselevõtt, mille korral suhtarve saab käsitleda koos lähtuvalt nende suhtelisest mõjust lõpptulemusele.

1.2.2. Diskriminantanalüüsi kasutamine pankrotimudelite koostamiseks

Diskriminantanalüüs on statistika meetod, mille eesmärgiks on eristada osapopulatsioone. Eeldatakse, et populatsioon jaguneb lõplikuks hulgaks osapopulatsioonideks, ning eesmärgi saavutamiseks on vaja tuletada eeskiri, mis võimaldaks osapopulatsioone mõõdetud tunnuste ($X_1, \dots, X_n$) põhjal mingis mõttes optimaalselt eristada. Diskriminantanalüüsi teine, esimesega seotud eesmärk on – mõistatada tundmatu päritoluga objekti kuuluvus osapopulatsiooni (eeldades, et see pärineb teadaolevatest osapopulatsioonidest). (Arandi 1998: 14)

Antud magistritöös käsitletakse diskriminantanalüüsi olukorras, kus leitakse lineaarne seos sõltuva ning sõltumatute muutujate vahel, kuid võimalik on ka mittelineaarne lähenemine. Lineaarse diskriminantvõrrandi kasutamine on ettevõtete pankrotistumise kontekstis ka tavapäraseim lähenemine (Davidson, Richardson 1983: 196). Pankrotimudelite korral toimub klassifitseerimine kahte osapopulatsiooni – pankrotistuvad ja mittepankrotistuvad ettevõtted. Mõõdetud tunnustena kasutatakse traditsiooniliselt eelkõige finantssuhtarve, kuid levinud on ka muud majandusnäitajad.

Diskriminantanalüüsis tuleb läbida mitu analüüsietappi, kusjuures selle kasutamist piiravad ka mitmed tegurid ja statistilised tingimused. Altman toob oma 1968. aasta uurimuses välja neli etappi (Altman 1968: 594):

- 1) erinevate alternatiivsete funktsioonide statistilise olulisuse väljaselgitamine, millega kaasneb ka iga mudelis oleva muutuja individuaalse panuse hindamine;
- 2) muutujate vaheliste korrelatsioonide arvutamine;
- 3) erinevate mudelite ennustustäpsuse hindamine;
- 4) analüütiliste hinnangute andmine.

Hilisemates uurimustes on palju tähelepanu pööratud kahele Altmani poolt algselt mittekäsitletud tingimusele: sõltumatute muutujate ühisjaotuse normaalsusele ning kahe osapopulatsiooni kovariatsioonimaatriksite homoskedastiivsusele (näiteks Kankaanpää, Laitinen 1999: 69; Pacey, Pham 1990: 324). Sõltumatute muutujate ühisjaotuse

normaalsuse tingimuse täidetuse tarvilik, kuid mitte piisav tingimus on kõigi muutujate normaalsus (Karels, Prakash 1987: 576). Paljudes pankrotistumise alastes uurimustes testitakse muutujate individuaalset normaaljaotust ning üldistatakse tulemusi ka muutujate ühisjaotuse normaalsusele, mis pole aga korrektne lähenemine (Balcaen, Ooghe 2004: 14). Muutujate normaalsuse tingimus ei luba kasutada ka fiktiivset muutujat (Ohlson 1980: 112). Muutujate teisendamine (näiteks logaritmimeine, ruutjuure jms kasutamine) on seevastu lubatud (Laitinen, Kankaanpää 1999: 69). Kuigi sõltumatute muutujate transformatsioon võimaldab saavutada nende individuaalse normaaljaotuse, ei pruugi ühisjaotuse normaalsuse nõue ikkagi täidetud olla ning lisaks võib transformatsioon oluliselt muuta sõltumatute muutujate omavahelisi seoseid. Kovariatsioonimaatriksite homoskedastiivsuse tingimuse mittetäidetuse korral on statistiliselt korrektsem kasutada mittelineaarseid reegleid; kuna nii lineaarsed kui ka mittelineaarseid reeglid on normaaljaotuse tingimuse mittetäidetuse osas väga tundlikud, siis tuleks kindlasti enne välja selgitada jaotuse ekstsess ja asümmeetriakordaja (Pacey, Pham 1990: 324). Kui kovariatsioonimaatriksid pole sarnased, siis võivad kahe grupi muutujate erinevuse olulisuse määramise testid anda valesid tulemusi (Balcaen, Ooghe 2004: 15). Kovariatsioonimaatriksite sarnasuse testimiseks on parim Box'i M statistik, kuid selleks peab kindlasti olema täidetud sõltumatute muutujate ühisjaotuse normaalsuse tingimus (Taffler 1982: 347).

Oma hilisemates kirjutistes on Altman rohkem diskuteerinud pankrotimudelite koostamisele esitatavate statistiliste eelduste üle. Näiteks põhjendavad Altman ja Eisenbeis, et diskriminantanalüüs ei ole multikolineaarsusele vaja niivõrd tähelepanu pöörata, sest mudeli parameetrite standardhälbed pole sama olulised kui regressioonanalüüsis (Altman, Eisenbeis 1978: 188). Samas on näiteks täiesti vastupidisel seisukohal Joy ja Tollefson, väites et multikolineaarsuse olemasolu tulemuseks on raskesti seletatavad parameetrite hinnangud ning see mõjutab klassifitseerimise korrektsust (Joy, Tollefson 1978: 198).

Mõningal määral on segadust tekitanud ka muutujate olulisuse hindamine. Mõnedes uurimustes algab analüüs ühemõõtmeliselt nende muutujate selgitamisega, mis on kahe grupi lõikes statistiliselt oluliselt erinevad (Pacey, Pham 1990: 322-323). Paljudes uurimustes kasutatakse aga analüüsis kõiki olemasolevaid muutujaid. Pankrotimudelite

koostajad pole ühtsele seisukohale jõudnud ka selles, missugune peaks olema diskriminantmudelis sõltumatute muutujate arv ja mis tingimustel need peaksid sinna jääma (Altman, Eisenbeis 1978: 188-190). Seisukohtade paljusust tuleneb ühelt poolt ka statistikateooriate paljususest (Electronic ... 2005). Juba Altman käsitles oma 1968. aasta uurimuses muutujate individuaalset panust diskriminantmudelisse, leides et kahe grupi lõikes statistiliselt oluliselt mitte erinevad muutujad võivad diskriminantmudeli seisukohalt osutada isegi kõige suuremat panust omavaks (Altman 1968: 596-597). Siiski tuleb pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete lõikes oluliselt mitte erinevate muutujate kasutamisse suhtuda ettevaatlikkusega ning rohkem tuleks tähelepanu pöörata ka muutujate tegelikule sisule. Mitmed uuringud käsitlevad ka mudeli kui terviku diskrimineerimisvõime statistilist hindamist. Selleks sobivad näiteks nii Wilksi λ kui ka F-statistik (Deakin 1972: 174). Samas on uurija seisukohalt eelkõige oluline leida kõrgeim õigesti klassifitseerimise määr, mida käsitletakse järgnevalt.

Diskriminantanalüüsi eripära seisneb selles, et diskriminantfunktsioon transformeerib iseseisvad muutujad ühtseks skooriks, mida seejärel kasutatakse objekti (ettevõtte) klassifitseerimisel pankrotistuvaks või mittepankrotistuvaks. Diskriminantfunktsioon omab järgnevat üldkuju (Altman 1968: 592):

$$(1.5) \quad Z = v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_nx_n,$$

kus Z – diskriminantvõrrandi väärtus (Z -skoor),

$v_1, v_2, \dots, v_n$ – diskriminantvõrrandi kordajad,

$x_1, x_2, \dots, x_n$ – sõltumatud muutujad ehk antud juhul finantssuhtarvud.

Leitud diskriminantvõrrandi alusel on võimalik lähtuvalt empiirilistest andmetest tuletada murdepunkt, mis peaks eristama edukaid ja ebaedukaid ettevõtteid. Sageli ei pruugi eristatavus olla maksimaalne ehk osade pankrotistunud ettevõtete diskriminantfunktsiooni väärtused on suuremad kui mittepankrotistunute omad. Seetõttu on diskriminantanalüüsi meetodikal põhinevatel mudelitel sageli olemas ignorantsuse ala (*zone of ignorance*), mis on vahemik, kuhu langevate ettevõtete puhul pole võimalik ühest seisukohta edukuse või ebaedukuse osas võtta. Pankrotimudeli kirjeldamistäpsus esitatakse tavaliselt tabelina (vt. tabel 1.3), kusjuures see on samasugune enamiku pankrotistumise ennustamiseks kasutatavate meetodite korral.

Tabel 1.3. Õigete ja valede klassifitseerimiste arv

Tegelik kuuluvus	Ennustatud kuuluvus	
	Pankrotistunud	Mittepankrotistunud
Pankrotistunud	f_{11}	f_{12}
Mittepankrotistunud	f_{21}	f_{22}

Allikas: Hajdu, Virag 2001: 32.

Tabelis 1.3 väljendavad arvud f_{11} ning f_{22} õigesti klassifitseerimist, f_{12} ning f_{21} seevastu valesti klassifitseerimist (Hajdu, Virag 2001: 33). Eelpooltoodut on võimalik esitada ka protsentuaalsel kujul, kusjuures protsentuaalse kuju leidmiseks tuleb konkreetne element jagada vastava rea elementide summaga. Üldiselt tuuakse kirjanduses ära keskmine õigesti klassifitseerimise määr, mis pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete valimite sama suuruse korral avaldub $\frac{f_{11} + f_{22}}{f_{11} + f_{12} + f_{21} + f_{22}}$. Erineva suurusega valimite korral tuleb arvestada kaalutud keskmise näitajaga.

Kui pankrotimudel on koostatud valimi põhjal, siis osade autorite arvates peaks kindlasti kasutama ka aprioorseid ettevõtete grupilise kuuluvuse tõenäosusi ning võimalusel valesti klassifitseerimise kulusid (Eisenbeis, Deakin, Hsieh). Sellisel juhul otsitakse minimaalset väärtust valemis 1.6 toodud avaldisele, kusjuures samasse mudelisse on võimalik lülitada ka valesti klassifitseerimise kulud (Altman, Eisenbeis 1978: 191).

$$(1.6) \quad R = q_1 p(1|2) + q_2 p(2|1),$$

kus R – mudeli koguviga,

q_1 – aprioorne ettevõtete pankrotistumise tõenäosus,

q_2 – aprioorne ettevõtete mittepankrotistumise tõenäosus,

$p(1|2)$ – tõenäosus klassifitseerida tegelikult edukas ettevõtte ebaedukaks,

$p(2|1)$ – tõenäosus klassifitseerida tegelikult ebaedukas ettevõtte edukaks.

Aprioorsete ettevõtete pankrotistumise ja mittepankrotistumise tõenäosuste kohta on tavapäraselt võimalik informatsiooni hankida erinevatest ettevõtete andmeid haldavatest organisatsioonidest (äriregister, statistikaamet jms). Mudeli 1.6 kasutamine on oluline eelkõige seepärast, et valimis võib pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete arv olla võrdne, kuid praktikas pooled ettevõtted ei pankrotistu ning seetõttu peab vältima

esimest liiki klassifitseerimisvea domineerimist. Vastava asjaoluga tuleb arvestada ka muude meetodite korral, kui analüüsiobjektina kasutatakse valimit.

Kui Altmani 1968. aasta mudeli puhul puudus selgepiiriline metoodika murdepunkti (*cutoff score* või *cutoff point*) leidiseks, siis tema hilisema *ZETA* mudeli puhul oli välja töötatud juba konkreetne matemaatiline avaldis (vt. valem 1.7), mille abil leitud murdepunktist allapoole jäävad firmad defineeriti pankrotistuvateks ning ülespoole jäävad firmad mittepankrotistuvateks (Altman 2000: 40):

$$(1.7) \quad \text{Murdepunkt} = \ln \frac{q_1 c_1}{q_2 c_2},$$

kus q_1 – aprioorne ettevõtete pankrotistumise tõenäosus,
 q_2 – aprioorne ettevõtete mittepankrotistumise tõenäosus,
 c_1 – esimest liiki klassifitseerimisvea kulud,
 c_2 – teist liiki klassifitseerimisvea kulud.

Esimest liiki klassifitseerimisvea kulude (tegelikult pankrotistuva ettevõtte klassifitseerimisel mittepankrotistuvaks) all mõeldakse otseseid pankroti kulusid, nagu näiteks kohtu, raamatupidamise ning administratiivkulud. Teist liiki klassifitseerimisvea (tegelikult mittepankrotistuva ettevõtte pankrotistuvaks klassifitseerimise) kulude all mõeldakse kaudseid pankroti kulusid, mis väljenduvad eelkõige konkreetse ettevõtte tulude vähenemises. (Altman 1984: 1067) Kaudsete pankrotikuludena tuleks veel käsitleda ka pankroti ootuses ettevõtte juhtide poolt kaotatud aega ning agentuurikulud (*agency-related costs*) (Chow, Pham 1989: 76).

Altmaniga analoogilise lähenemise optimaalse murdepunkti leidmiseks pakub välja ka S.-J. Hsieh. Lisaks esimest ja teist liiki pankrotistumise kuludele ning aprioorsetele pankrotistumise ja mittepankrotistumise tõenäosustele kasutab ta oma mudelis veel pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete pankrotiskooride aritmeetilisi keskmisi ja standardhälbeid. Mudel on toodud ilmutamata kujul valemina 1.8, kusjuures selle rakendamist piirab oluliselt andmete kättesaadavus. (Hsieh 1993: 460) See on ka paljudel juhtudel vastavasisuliste arvutuste kasutamise kitsaskohaks.

$$(1.8) \quad \frac{(\chi - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{(\chi - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2} = \ln\left(\frac{\sigma_2}{\sigma_1}\right) + \ln\left(\frac{F(\omega_1)}{F(\omega_2)} \times \frac{c_{12}}{c_{21}}\right),$$

kus σ_1 – mittepankrotistunud ettevõtete pankrotiskooride standardhälve,
 σ_2 – pankrotistunud ettevõtete pankrotiskooride standardhälve,
 $F(\omega_1)$ – aprioorne ettevõtete mittepankrotistumise tõenäosus,
 $F(\omega_2)$ – aprioorne ettevõtete pankrotistumise tõenäosus,
 c_{12} – kaudsed pankrotikulud,
 c_{21} – otsesed pankrotikulud,
 χ – pankrotimudeli optimaalne murdepunkt,
 μ_1 – mittepankrotistunud ettevõtete pankrotiskooride aritmeetiline keskmine,
 μ_2 – pankrotistunud ettevõtete pankrotiskooride aritmeetiline keskmine.

Diskriminantanalüüsil põhinevate pankrotimudelite rakendamisel on ka mitmeid olulisi puudujääke. Sageli ei kontrollita mudelite klassifitseerimisvõimet hilisemal perioodil võrreldes mudeli koostamisega. Järjepidev kontroll on vajalik, sest mudelite klassifitseerimisvõimet vähendavad oluliselt järgnevad tegurid: inflatsioon, muutused intressimäärades ja krediidi kättesaadavuses, majandustsükkel, majanduskasvu kiirus (Mensah 1984: 381-384). Eelnevat saab üldistada ka muudel meetodikatel põhinevate pankrotimudelite kohta.

Diskriminantanalüüsi on uurimustes kasutanud väga paljud autorid. Tavaliselt tuuakse vastavasisuliste uurimuste juures ära ka õigesti klassifitseerimise määr mitme pankrotile eelnenud aasta lõikes. Erinevate autorite uurimuste põhjal võib üldistada, et diskriminantanalüüs klassifitseerib üks aasta enne pankrotti täpsusega üle 90% ning viis aastat enne pankrotti 70% täpsusega. Oluline on uuringutes jälgida ka seda, kas räägitakse klassifitseerimistäpsusest algvalimil või kontrollvalimil, kusjuures algvalimi põhjal saadud tulemustesse peaks suhtuma konservatiivselt. Valikulise ülevaate varasematest diskriminantanalüüsil põhinevatest mudelitest annab tabel 1.4.

Tabel 1.4. Diskriminantanalüüsil põhinevate mudelite varasem praktika

Autor	Kolm kõige olulisemat suhtarvu			Meetod ja ennustustäpsus 1 aasta enne pankrotistumist	Pankrottide periood
Altman (1968)	EBIT/koguvarad	müügitulu/koguvarad	omakapitali turuväärtus/kohustused	Kontrollvalim (83,5%)	1946-65
Elam (1975)	puhaskasum/müügitulu	rahavoog/käive	rahavoog/kohustused	Ei ole toodud	1967-72
Ketz (1978)	lühiajalised kohustused/koguvarad	kohustused/koguvarad	brutokasum/koguvarad	Kontrollvalim (93%)	1970-75
Norton ja Smith (1979)	puhas ettevõtte väärtus/kohustused	kohustused/koguvarad	puhas firmaväärtus/pikaajalised kohustused	Algvalim (90%)	1971-75

Allikas: Mensah 1984: 382.

Diskriminantanalüüsi kasutamise pioneeriks ettevõtete pankrotistumise analüüsimisel oli Edward I. Altman, kes 1968. aastal koostas esimese fundamentaalse vastavat meetodit kasutava pankrotistumise alase uurimuse. Mudelisse oli kaasatud 33 pankrotistunud ja 33 mittepankrotistunud tootmisettevõtet. Andmed hangiti perioodi 1946-65 kohta, kusjuures pankrotid jaotusid vastava perioodi lõikes peaaegu ühtlaselt. Ettevõtete keskmine varade maht oli 6,4 miljonit dollarit (vahemik 0,7-25,9 miljonit dollarit). Pankrotistunud ettevõtetele valiti paariline 1966. aastaks mittepankrotistunud ettevõtete hulgast varade mahu ja tööstusharu alusel. Algselt käsitletud 22 suhtarvust valiti välja 5, kusjuures antud suhtarvud ei osutunud individuaalselt vaadelduna parimateks. Tulemusena sai Altman järgneva mudeli (Altman 1968: 593-595):

$$(1.9) \quad Z = 0,012x_1 + 0,014x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,999x_5,$$

kus x_1 – käibekapital/koguvarad,

x_2 – jaotamata kasum/koguvarad,

x_3 – EBIT/koguvarad,

x_4 – omakapitali turuväärtus/kohustused,

x_5 – käive/koguvarad.

Muutuja x_1 väljendab ettevõtte likviidsete netovarade suhet koguvaradesse. Tavaliselt väheneb suure põhitegevusest tuleneva kahjumi korral muutuja x_1 väärtus, mida mõned autorid on pidanud ka üldse kõige olulisemaks ettevõtte ebaõnnestumise näitajaks. Muutuja x_2 väljendab ettevõtte kumulatiivset tulusust, viidates ühtlasi sellele, kui kaua

on ettevõtte eksisteerinud. Ühelt poolt viitab see nooremate ettevõtete halvemasse seisu asetamisele, kuid samas on tegevust alustava ettevõtte pankrotistumise tõenäosus tavaliselt palju suurem võrreldes vana ettevõttega. Tegelikult võib see muutuja osutada petlikuks näiteks dividendide maksmise või fondiemissioonide korral. Muutuja x_3 väljendab ettevõtte varade tootlust. Näitaja on oluline seetõttu, et ettevõtte eksistents baseerub varade võimel toota kasumit. Muutuja x_4 väljendab seda, kui palju ettevõtte varade väärtus võib langeda, et kohustused ületaksid varasid ning ettevõtte muutuks maksejõuetuks. Muutuja x_5 näitab ettevõtte varade võimet genereerida käivet. Antud näitaja omab mudelis pigem koosmõjulist funktsiooni, sest selle individuaalne olulisus on väga madal, mida ühtlasi tõestab ka Altmani poolt läbiviidud F-test.

Tabel 1.5. Muutujate keskmised väärtused ja olulisused Altmani 1968. aasta mudelis

Muutuja	Pankrotistunute keskmine	Mittepankrotistunute keskmine	F-statistik
x_1	-6,1%	41,4%	32,60
x_2	-62,6%	35,5%	58,86
x_3	-31,8%	15,3%	26,56
x_4	40,1%	247,7%	33,26
x_5	150,0%	190,0%	2,85

Allikas: Altman 1968: 596.

Pankrotimudeli parameetrid on väga tundlikud sõltumatute muutujate arvutuskäigu muutuste suhtes. See viitab ühtlasi asjaolule, et sõltuvalt majanduskeskkonnast tuleb mudeli koostamisel olulist tähelepanu pöörata muutujate tegelikule sisule. Näiteks Altmani esimeses mudelis sõltumatu muutuja x_4 lugejas omakapitali turuväärtuse asendamisel raamatupidamisväärtusega teiseneb mudel järgnevale kujule, kusjuures õigesti klassifitseerimise määraks oli konkreetse mudeli puhul 93% (Altman 2000: 26):

$$(1.10) \quad Z^* = 0,717x_1 + 0,847x_2 + 3,107x_3 + 0,420x_4 + 0,998x_5.$$

Altmani mudelitest on peaaegu sama tuntud 1977. aastal koostatud ZETA krediidiriski mudel tööstus- ja jaemüügi ettevõtete kohta, mille kaasautoriteks olid teadlased Haldeman ja Narayanan. Nimetatud lähenemise puhul on kasutatud mitmeid uuendusi võrreldes esialgse Z-skooriga. Peamised põhjused uue mudeli koostamiseks olid muutused ettevõtete profiilis ning pankrotistumiste sisus, eelmiste mudelite sisuline aegumine, jaemüügi ettevõtteid käsitlevate uurimuste puudumine, tulevikus aset leidvate finantsarvestuslike muudatuste arvestamine ning diskriminantanalüüsi kui

meetodi areng. Vastav mudel klassifitseeris ettevõtteid üks aasta enne pankrotti täpsusega vähemalt 90% ning viis aastat enne pankrotti täpsusega vähemalt 70%. Valimisse oli arvatud 53 pankrotistunud ning mittepankrotistunud ettevõtet, kusjuures 94% ettevõtetest pankrotistus ajavahemikul 1969-75. Pankrotistunud firmade keskmine varade maht oli 100 miljonit dollarit. Kuna mudeli kaasautorid ei ole Altmanile andnud nõusolekut mudeli täpsete kordajate avalikustamiseks, saab siinkohal ära tuua ainult oluliseks osutunud muutujad (kokku kasutati 27 erinevat muutujat) (Altman 2000: 29-35):

1. EBIT/koguvarad,
2. suhtarvu "EBIT/koguvarad" standardhälve 10 aasta lõikes,
3. EBIT/intressikulud,
4. jaotamata kasum/koguvarad,
5. käibevarad/lühiajalised kohustused,
6. omakapital/koguvarad,
7. ettevõtte koguvarad.

Diskriminantanalüüs on olnud veel väga paljude välismaal teostatud uurimuste aluseks, kuid kõigi nende käsitlemine ei kuulu käesoleva magistritöö uurimisülesannete hulka. Eesti ettevõtete andmetele tuginedes on Tartu Ülikooli majandusteaduskonnas koostatud vähemalt kolm varasemat tööd ettevõtete pankrotiohu määramiseks.

Esimese olulise tulemuseni iseseisva pankrotimudeli väljatöötamisel jõudis Indrek Künnapas 1998. aastal 70 tööstusettevõtte andmeid kasutades. Käsitletav mudel on koostatud 1995-96 aasta finantsaruannete põhjal. Vaatluse all oli 20 erinevat finantssuhtarvu, mis olid grupeeritud maksevõime, varade juhtimise, võla juhtimise ning tulutoovuse suhtarvudeks. Lõpptulemuseks on kolme sõltumatu muutujaga mudel:

$$(1.11) \quad T = 2,440x_1 + 0,348x_2 + 0,306x_3,$$

kus T - tööstusettevõtete pankrotimudeli skoor,

x_1 - puhaskasum/koguvarad,

x_2 - realiseerimise netokäive/koguvarad,

x_3 - käibevara/lühiajalised kohustused. (Künnapas 1998: 25-27)

Vastava T -mudeli klassifitseerimistäpsus üks aasta enne pankrotti oli algvalimis pankrotistunud 28 ettevõtte puhul 92,9% ning mittepankrotistunud 42 ettevõtte puhul

95,2%, mis teeb kaalutud keskmiseks klassifitseerimistäpsuseks 94,3%. (Künnapas 1998: 32)

Indrek Künnapase *T*-mudelit on ka hiljem kasutatud ettevõtete pankrotistumise prognoosimiseks ning refereeritud eestikeelsetes ärirahanduse õpikutes (näiteks Krumm, Teearu 2005). Paneeluuringus “Pankrotid Eestis 2001” oli *T*-mudeli ennustustäpsus aasta enne pankrotistumist koguni 98,75% (valimisse kuulus 80 ettevõtet) (Paneeluuring ... 2001: 20). Mudel on koostatud situatsioonis, kus eksisteeris ettevõtte tulumaks, mis võib hetkel tulemusi natuke moonutada.

Teise märkimisväärse tulemusena saab nimetada Margus Vaino 1999. aastal 121 jae- ja hulgikaubandusettevõtte (36 pankrotistunud ning 85 mittepankrotistunud) põhjal koostatud mudelit. Finantsaruannete andmed on hangitud võrreldes Indrek Künnapase tööga analoogiliselt kahe aasta lõikes, täpsemalt aastate 1997-98 kohta. Pankrotistunud ettevõtete bilansimaht kõikus vahemikus 0,09-239 miljonit krooni, mittepankrotistunute puhul oli selleks 0,05-73 miljonit krooni. Mudeli koostamiseks on kasutatud 32 finantssuhtarvu likviidsuse, rentaabluse, võla juhtimise, juhtimise, varade kasutamise ning ettevõtte suuruse valdkondadest. Lõpptulemusena on jõutud järgneva resultaadini:

$$(1.12) \quad P = 0,603z_1 + 0,714z_2 + 0,881z_3,$$

kus z_1 – realiseerimise netokäive/käibevara,

z_2 – $\log(\text{netokäive} \times 100 / \text{hulgikäive Eestis})$,

z_3 – kohustused/koguvarad. (Vaino 1999: 38-46)

Pankrotimudelite koostamisega on eelnevalt tegelenud ka käesoleva magistritöö autor. 2004. aastal koostatud Eesti energeetikaettevõtete andmetel põhinev *E*-mudel klassifitseeris ettevõtteid üks aasta enne pankrotistumist algvalimis täpsusega 100% ning kontrollvalimis täpsusega 95,2%. Mudeli analoogiliseks puuduseks võrreldes teiste Eesti ettevõtete andmetel koostatutega on küllalt väike pankrotistunud ettevõtete hulk, mis võimaldab üksikute ettevõtete probleemide kandumist mudelisse kui üldistusse. Autori poolt koostatud mudel on toodud ka järgneva valemina:

$$(1.13) \quad E = 0,370 \frac{\text{Ärikasum}}{\text{Koguvarad}} + 0,843 \log(\text{Käive}) + 0,587 \frac{\text{Raha ja pangakontod}}{\text{Puhas käibekapital}},$$

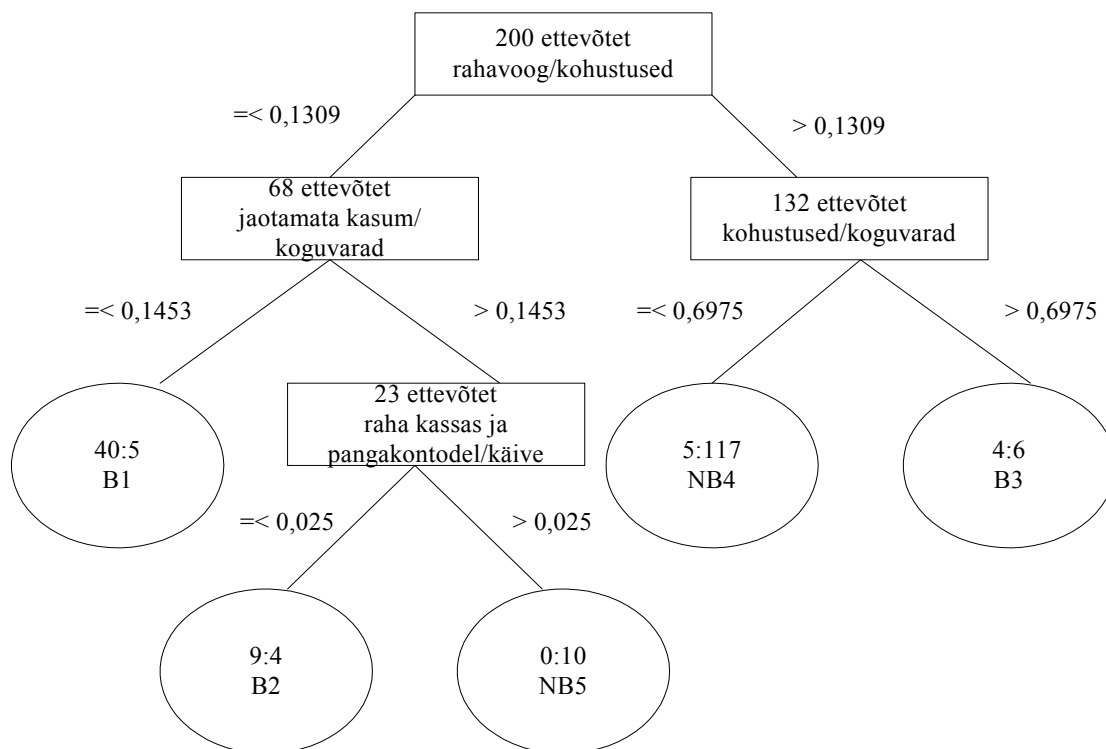
kus E – Eesti energeetikaettevõtete pankrotimudeli skoor. (Lukason 2004: 40)

Eesti ettevõtete kohta senini koostatud diskriminantanalüüsil põhinevate pankrotimudelite osas võib metodoloogilise puudusena märkida seda, et need enamasti ei rahulda statistilisi eeldusi, mis võib põhjustada hinnangute märkimisväärsel nihet.

1.2.3. Korduva ositamise meetod

Umbes viisteist aastat peale diskriminantanalüüsi kasutuselevõttu ettevõtete pankrotistumise ennustamiseks kerkisid esile ka muud võimalikud meetodid, kaasa arvatud korduva ositamise meetod. Korduva ositamise (*recursive partitioning*) meetodit on varasemalt rakendatud nii meditsiinis kui ka füüsikas (Altman *et al.* 1985: 270). Pankrotistumise prognoosimist korduva ositamise meetodi alusel praktiseerisid esimestena M. L. Marais, J. M. Patell ning M. A. Wolfson, kes kasutasid vastavat meetodit kommertsalaenude klassifitseerimisel headeks ning halbadeks (Marais *et al.* 1984: 87).

Korduva ositamise meetodi kasutamiseks on vaja n elemendist koosnevat valimit, kusjuures on ära määratud eristamise alus (antud juhul pankrotistunud või mittepankrotistunud), aprioorsed tõenäosused klassifitseerida ettevõtte pankrotistuvaks või mittepankrotistuvaks ning valesti klassifitseerimise kulud. Mõningates uurimustes ei ole valesti klassifitseerimise kulusid kasutatud või on need võrdseteks arvatud, mis on samuti korrektne lähenemine. Seega on enimlevinud lähenemisteks kas valesti klassifitseerimise riski (*resubstitution risk*) või entroopia (*entropy*) kontseptsiooni kasutamine. Alternatiivselt on võimalik eelnevat sõnastada nii, et korduva ositamise meetodi võib jaotada tinglikult kaheks, kus ühel juhul minimeeritakse valesti klassifitseerimise kulusid ning teisel juhul valesti klassifitseerimist (Chang *et al.* 1999: 66). Mõlemaid meetodeid visualiseeritakse binaarse klassifikatsioonipuu kujul, mille näide on toodud joonisel 1.1.



Joonis 1.1. 200 Ameerika Ühendriikide ettevõtte andmeid ja korduva ositamise meetodit kasutades koostatud klassifikatsioonipuu (Altman *et al.* 1985: 272).

Ülaltoodud jooniselt on näha, et ettevõtted klassifitseeritakse erinevatesse gruppidesse konkreetsete finantssuhtarvude arvuliste väärtuste alusel. Vastava näite puhul omab klassifikatsioonipuu viit lõpppunkti (*terminal node*), mis on tähistatud ringidega. Lõpppunktidele lisatakse ka tavaliselt pankrotistumise tähis *B* (*bankrupt*) või mittepankrotistumise tähis *NB* (*nonbankrupt*). Vastava tähise valiku tingib konkreetse suhtarvu iseloom. Suhtarvu murdepunktid leitakse parima ositamise reegli alusel (*best splitting rule*), mis kujutab endast summaarselt eelpoolkäsitletud valesti klassifitseerimise kulusid (või valesti klassifitseerimist) minimiseerivat ositamisreeglistikku. Eelnev viitab üheselt sellele, et esimene ositamisel kasutatav suhtarv ei pruugi ettevõtteid jaotada parimal võimalikul viisil. Mõnikord on vastavat meetodit siiski kasutatud nii, et ositamine algab kõige paremini eristava suhtarvu abil ning järgnevateks ositamisteks valitakse suhtarvud analoogilise süsteemi alusel. Vaatamata küllalt kõrgele klassifitseerimistäpsusele ei ole sellise algoritmi kasutamine metoodiliselt korrektne ning seda ei saa defineerida kui korduva ositamise reeglit.

Joonisel 1.1 on igas lõpppunktis toodud ka vastava klassifitseerimise tulemus ehk vasakul pool on tegelik pankrotistunud ettevõtete arv ning paremal pool tegelik

mittepankrotistunud ettevõtete arv, mis konkreetsel juhul teeb õigesti klassifitseerimise täpsuseks 90% ($\frac{53}{58} \times \frac{58}{200} + \frac{127}{142} \times \frac{142}{200}$), kus mõlema liidetava korral korrutise esimene liige väljendab summaarset grupisest õigesti klassifitseerimist ja teine liige vastava grupi osakaalu kasutatud valimis. Kuna tegemist on näitega, siis on võimalik konkreetseid võrdlusandmeid klassifikatsioonipuule kanda, kuivõrd see oleks võimatu meetodi kasutamisel prospektiivses lähenemises. Puu suuruse määrab kõige lihtsam kontekstis ära see, kas edasine ositamine vähendab valesti klassifitseerimise kulusid (või valesti klassifitseerimist).

Korduva ositamise meetodil põhinevat pankrotimudelit on võimalik koostada eelpoolkäsitletud valesti klassifitseerimise riski kasutades, mille avaldis ühe konkreetse lõpppunkti jaoks on toodud valemis 1.14. Terve klassifikatsioonipuu summaarne risk (valesti klassifitseerimise kulude summa) on kõikide lõpppunktide riskide summa ($\sum_{t=1}^n R(t)$, kus n on lõpppunktide arv).

$$(1.14) \quad \begin{aligned} R(t) &= \min(R_1(t), R_2(t)), \\ R_1(t) &= \frac{c_{21}\pi_2 n_2(t)}{N_2}, \\ R_2(t) &= \frac{c_{12}\pi_1 n_1(t)}{N_1}, \end{aligned}$$

kus $R(t)$ – minimaalne väärtus kahte tüüpi valesti klassifitseerimistest,
 $R_1(t)(R_2(t))$ – kõigi lõpppunkti t ettevõtete pankrotistunuks (mittepankrotistunuks) klassifitseerimise risk,
 $c_{12}(c_{21})$ – esimest ja teist tüüpi klassifitseerimisvea kulud,
 $\pi_1(\pi_2)$ – aprioorne ettevõtete pankrotistumise (mittepankrotistumise) tõenäosus,
 $n_1(t)(n_2(t))$ – pankrotistunud (mittepankrotistunud) ettevõtete arv lõpppunktis t ,
 $N_1(N_2)$ – pankrotistunud (mittepankrotistunud) ettevõtete koguarv (Altman *et al.* 1985: 271-275).

Korduva ositamise meetodi puudustest rõhutatakse eelkõige kulukat ning aeganõudvat koostamist, mis paljuski seondub raskustega otseste ja kaudsete pankrotikulude defineerimise osas (Chang *et al.* 1999: 68). Autori arvates on täiendavaks probleemiks veel liiga sagedane ositamine ehk liiga paljude muutujate kasutamine, mis võib mudeli

hilisemal prognoosimiseks kasutamisel tuua esile üksikute ettevõtete andmetest tulenevad anomaaliad.

Teedrajavaks uurimuseks antud valdkonnas on E. I. Altmani, H. Frydmani ja D.-L. Kao töö. Autorid tõid välja ka mitmed eelnevate meetodite miinused, milledeks olid sõltumatute muutujate normaaljaotuse eelduse eiramisest tulenevad probleemid, raskused õige klassifitseerimisalgoritmi leidmisega ning erinevate sõltumatute muutujate olulisuse täpsest kindlaksmääramisest ja interpretatsioonist tulenevad probleemid. (Altman *et al.* 1985: 270)

Tabel 1.6. Korduva ositamise meetodit kasutanud kaks olulisemat uurimust

Autor ja aasta	Valim (pankrotistunud ja mittepankrotistunud)	Suhtarvud	Õigesti klassifitseerimise määr (%)		
			aastaid pankrotini	algvalim	kontrollvalim
Frydman, Altman ja Kao 1985	58 + 142	20 tükki	juhuslik valik	92	Puudus
Tam ja Kiang 1992	59 + 59	pankade kapitali adekvaatsuse suhtarv (1), varade kvaliteedi (9), pankade rentaabluse (5), likviidsuse suhtarvud (4)	1	92	81
			2	91	78

Allikas: Altman *et al.* 1985: 270; Kiang, Tam 1992: 933.

Tabel 1.6 summeerib kaks olulisemat uurimust, kus on rakendatud korduva ositamise meetodit. Õigesti klassifitseerimise täpsused on antud meetodi puhul olnud küllaltki kõrged. Korduva ositamise meetodit on kasutatud ka käesoleva magistr töö empiirilises osas.

1.3. Meetodid pankrotistumise tõenäosuse leidmiseks

1.3.1. Logit- ja probit-mudelid pankroti prognoosimiseks

Suureks progressiks ettevõtete pankrotiohu määramisel on probit- (*probabilistic*) ja logit- (*logistic*) regressioonimudelite kasutamine. Diskriminantanalüüsi puhul oli vajalik kahe grupi kovariatsioonimaatriksite sarnasus ning muutujate ühisjaotuse normaalsus, kuid probit- ja logit-mudelite puhul pole need eeldused enam vajalikud. Siiski tuleb ka vastava metoodika puhul olla ettevaatlik, kui muutujad hõlbivad normaaljaotusest ekstreemselt (McLeay, Omar 2000: 217). Mõlemad meetodid põhinevad jaotusfunktsioonil (*cumulative probability function*) ning ei kasuta diskriminantanalüüsi eeldusi. Mudeli parameetrid leitakse tavapäraselt suurima tõepära meetodit kasutades.

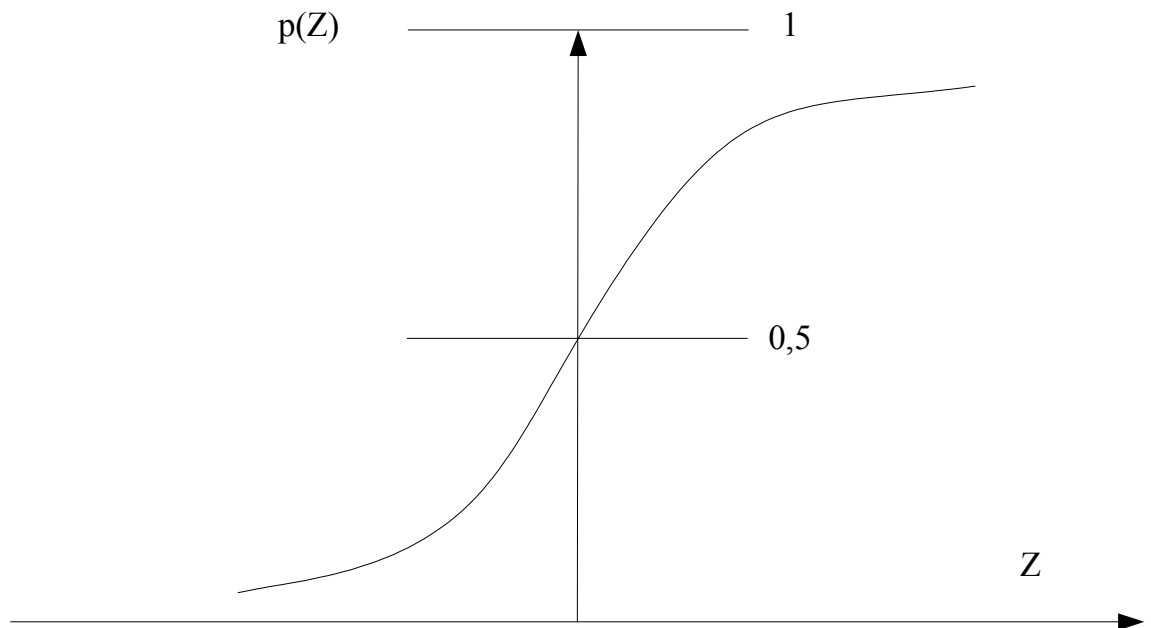
Erinevus logit ja probit-analüüsi vahel seisneb selles, et esimesel juhul eeldatakse sõltumatute muutujate puhul logistilist jaotust, teisel juhul normaaljaotust (Bernhardsen 2001: 6). Logit ja probit-funktsioonide tulemuseks on alati arv 0 ja 1 vahel, mis sisuliselt väljendab protsentuaalsel kujul pankrotistumise tõenäosust (Gibson 1998: 3). Logit-mudeli korral pankrotistumise tõenäosus avaldub järgneval üldkujul (Cram *et al.* 2003: 16):

$$(1.15) \quad p = \frac{e^{a+Xb}}{1 + e^{a+Xb}},$$

kus p – pankrotistumise tõenäosus,
 a – mudeli vabaliige,
 b – mudeli kordajate vektor,
 X – sõltumatute muutujate vektor.

Sageli kasutatakse ka mudeli taandatud kuju $p = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$, kus $Z = a + Xb$ analoogiliselt eelmises valemis esitatuga. Mudeli murdepunktiks loetakse väärtust 0,5, millest ülevalpool asuvad ettevõtted saab tinglikult klassifitseerida tõenäolisemalt pankrotistuvateks ning vastupidisel juhul mittepankrotistuvateks. Samas ei saa punkti 0,5 lugeda absoluutselt õigeks. Kui ettevõtete pankrotistumise tõenäosused on 0,3 ja 0,7 vahel, siis on need tulenevalt logit- ja probit-mudelite eripärast märksa tundlikumad sõltumatute muutujate kasvule või kahanemisele (Kankaanpää, Laitinen 1999: 71).

Logit-mudelid on võrreldes probit-mudelitega pankrotistumise kontekstis ka palju sagedamini praktiseeritud, mille põhjuseks on see, et probit-mudelite koostamine on keerukam (Balcaen, Ooghe 2004: 17). Logistilise jaotusfunktsiooni graafilist kujutamist illustreerib joonis 1.2, kus $p(Z)$ on pankrotistumise tõenäosus ning Z vastav eelpoolkirjeldatud skoor. Konkreetset juhul on tegemist näitega ning jaotusfunktsioon võib olla ka märkimisväärselt järsem või laugem.



Joonis 1.2. Logit-funktsiooni kuju (Bernhardsen 2001: 12).

Logit-mudeli kasutamisel on oluliseks piiranguks multikollineaarsuse olemasolu ning omavahel tugevasti korreleeruvaid muutujaid mudelisse kaasata ei tohiks (Balcaen, Ooghe 2004: 20). Kuna logit-mudeli koostamisel kasutatakse sageli finantssuhtarve, mis omavahel korreleeruvad, siis multikollineaarsuse probleem on vastavate mudelite koostamisel oluline (Tucker 1996: 7). Logit-mudeli puhul on võimalik hinnata sõltumatute muutujate olulisust ning neid interpreteerida eraldi (Balcaen, Ooghe 2004: 20). Mudeli parameetrite sobivuse hindamiseks saab kasutada muuhulgas näiteks tõepära suhtarvu ja Waldi statistikut, mudeli headuse hindamiseks aga Hosmer-Lemeshow testi (Harrel 2001: 228-231). Lisaks tuleb jälgida seda, et andmebaasis ei oleks vastuolulisi ning puuduvaid vaatlusi, sest logit-mudelid on nimetatud probleemi suhtes väga tundlikud (Joos *et al.* 1998).

Pankrotiohu ennustamisel logit- ja probit-mudelite kasutamise teerajajaks loetakse Ameerika Ühendriikide teadlast James A. Ohlsonit, kelle vastavasisuline uurimus ilmus aastal 1980. Oma logit-mudeli koostamiseks kasutas ta 105 pankrotistunud ning 2058 mittepankrotistunud ettevõtte andmeid. Enamik vastavatest ettevõtetest olid pankrotistunud aastal 1971. Ohlsoni jaoks oli oluline mudelis kasutatavate muutujate lihtsus ning ta valis oma mudeli koostamiseks üheksa sõltumatut muutujat, millest viis olid tavalised suhtarvud, üks logaritmitud suhtarv, kaks fiktiivset muutujat ning üks indeks. Vastavate muutujate baasil koostas Ohlson kolm mudelit: esimene mudel ennustas pankrotti ühe aasta lõikes, teine mudel kahe aasta lõikes (eeldusel, et esimene aasta ettevõtte ei pankrotistunud) ning kolmas mudel ennustas pankrotti ühe või kahe aasta lõikes. Aasta enne pankrotti prognoosis pankrotti kõige täpsemini järgnev mudel (prognoosimistäpsus 96%; muutujate tähendused toodud tabelis 1.7):

$$(1.16) \quad O = -0,407x_1 + 6,03x_2 - 1,43x_3 + 0,0757x_4 - 2,37x_5 - 1,83x_6 + 0,285x_7 - 1,72x_8 - 0,521x_9 - 1,32,$$

kus O – logit-mudeli skoor ehk üldistatult $a + Xb$. (Ohlson 1980: 118-121)

Järgnevalt on tabelis 1.7 toodud ülevade probit- ja logit-mudelite kasutamise praktikast alustades kõige varasematest uurimustest. Nagu näha, on erinevate uurimuste õigesti klassifitseerimise täpsused olnud küllaltki erinevad. Samas võib öelda, et need on olnud mõnevõrra kõrgemad kui diskriminantanalüüsi puhul ning mitu aastat enne pankrotistumist ei ole klassifitseerimistäpsus võrreldes täpsusega üks aasta enne pankrotistumist niivõrd diferentseerunud kui diskriminantanalüüsi korral. Suuresti on õigesti klassifitseerimise tulemusi mõjutanud ka murdepunkti valik, mis paljudel juhtudel on ideaalist (väärtus 0,5) erinenud.

Oma bakalaureusetöös “Eesti energeetikaettevõtete pankrotimudel” praktiseeris käesoleva töö autor logit-analüüsi Eesti ettevõtete näitel teadaolevalt esimest korda. Algvalimil oli õigesti klassifitseerimise täpsuseks 97,2% ning kontrollvalimil 85,7% (Lukason 2004: 42). Logit-analüüsi on kasutatud ka käesolevas magistrisööses Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste prognoosimiseks.

Tabel 1.7. Valik pankrotistumise prognoosimiseks logistilist regressiooni kasutanud uurimusi

Autor, aasta ja vaatlusalune sektor	Valim (pankrotistunud ja mittepankrotistunud) ja õigesti klassifitseerimine	Muutujad
Martin 1977, pangandus	23 + 5575 (algvalimil 87%, kontrollvalimil 79%)	Laenuk/koguvabad, bruto teenustasud/brutokasum, kommertsalaenuk/kogulaenuk, kogukapital/riskivabad
Ohlson 1980, erinevad tegevusharud	105 + 2058 (algvalimil 91,2%, kontrollvalimil pole teada)	ettevõtte suurus (x_1) – $\log(\text{koguvabad/SKP hinnataseme indeks, koguvõlg/koguvabad } (x_2), \text{ käibekapital/koguvabad } (x_3), \text{ lühiajalised kohustused/käibevabad } (x_4), \text{ kohustused } (x_5) - (1 \text{ kui kohustused ületavad koguvabasid, muidu } 0), \text{ puhaskasum/koguvabad } (x_6), \text{ reservid/kohustused } (x_7), \text{ puhaskasum viimased 2 aastat } (x_8) - (1 \text{ kui puhaskasum oli viimased kaks aastat negatiivne, muidu } 0), \text{ puhaskasumi muutus } (x_9) - (\text{puhaskasum}_t - \text{puhaskasum}_{t-1}) / (\text{puhaskasum}_t + \text{puhaskasum}_{t-1})$
Bernhardsen 2001, erinevad tegevusharud	8436 + 390253 (algvalimil 82%, kontrollvalimil pole teada)	likviidsus (3 suhtarvu), tulusus (1), omakapitali (1 + 2 imitatsiooni), ettevõtte vanuse (1 fiktiivne), ettevõtte suuruse (1 valem), tööstusharu iseloomustavad (1 keskmine likviidsuse suhtarv, 1 keskmine omakapitali suhtarv, tulususe suhtarvu standardhälve)

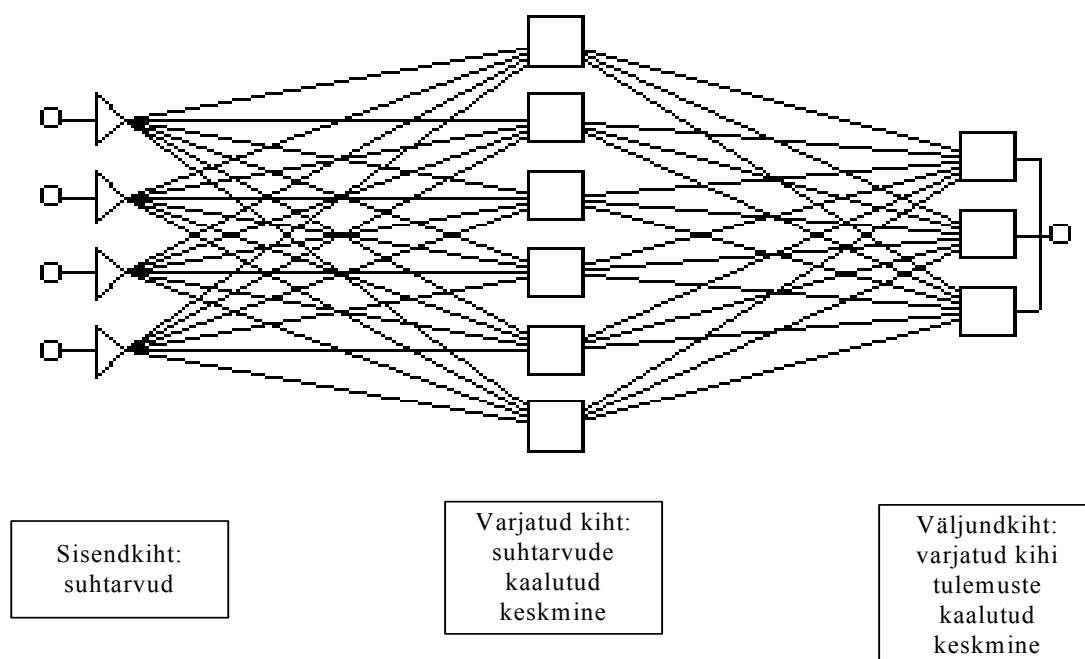
Allikad: Kankaanpää, Laitinen 1997: 23; Ohlson 1980: 118-119; Bernhardsen 2001: 16-17.

1.3.2. Pankrotistumise prognoosimine närvivõrkude meetodit kasutades

Närvivõrkude (*neural networks*) meetodi kasutamine ettevõtete pankrotistumise prognoosimisel sai alguse 1990. aastatel. Sisuliselt ei ole tegemist uue teadusliku lähenemisega, sest esimesed teoreetilised alused vastava meetodi olemusest pärinevad juba 19. sajandist. Vastava meetodi lähtekohaks on inimese närviimpulsside funktsioneerimise protsess, mille puhul on võimalik eristada sisendeid, väljundeid ning viimaste vahepeale jäävaid seoseid ja informatsiooni töötlemist.

Kõige lihtsamal kontekstis koosneb närvivõrkude mudel kolmest kihist: sisendkiht, varjatud kiht ning väljundkiht. Eksisteerivad ka seosed vastavate kihtide vahel, mille arv ja sisu määrab oluliselt närvivõrkude mudeli ennustamisvõime. Seoseid ei eksisteeri mitte kunagi sama kihi elementide vahel. Kui närvivõrkude mudelis informatsioon liigub ainult ühes suunas, siis nimetatakse seda otsesuunaliseks võrgustikuks

(*feedforward net*). Võrgustik saab olla ka tagasipöörduv (*recurrent*), kuid sellisel juhul on tegemist palju keerukamate arvutusmehhanismidega ning mudel ei pruugi alati töötada. Kui vastavas võrgustikus aktiveerida sisendkihi elemendid, siis saadetakse informatsioon seoste alusel varjatud kihti, kus leitakse vastavate sisendite kaalutud keskmised väärtused. Varjatud kiht võib omakorda jaguneda alamkihtideks. Seejärel vastavad kaalutud keskmised väärtused edastatakse kaalusid kasutades väljundkihti, milles on võimalik tulemused sigmoidfunktsiooni mittelineaarset teisendust kasutades taandada vahemikku $\{0,1\}$ ning saada tulemuseks pankrotistumise tõenäosus. (Martin, Morris 1997: 201-202) Joonis 1.3 visualiseerib eelpoolkirjeldatud skeemi (konkreetsel juhul on väljundkihi elementide arv suurem kui üks ning on vajalik täiendav kaalumine enne sigmoidfunktsiooni kasutamist).



Joonis 1.3. Närvivõrkude mudeli struktuuri ning andmete teisendusprotsessi näide (Martin, Morris 1999: 202).

Joonisel 1.3 on toodud närvivõrkude mudeli struktuur pankrotistumise määramisel, mille korral teatud algselt sisestatud muutujad taanduvad lõpuks konkreetseks tulemuseks – pankrotistumise tõenäosuseks. Kui joonisel toodud suhtarvud kaalutakse kaaludega, siis saadakse varjatud kihi elemendid, mille kaalumisel omakorda kaaludega saadakse väljundkihi elemendid. Väljundkihist edasi liikumiseks kasutatakse

aktivatsioonifunktsiooni (selleks on tavaliselt sigmoidfunktsioon $-\frac{1}{(1+e^o)}$).

Mõnikord on väljundkihis ainult üks element ning siis pole väljundkihist andmete edastamisel vajalik täiendavate kaalude kasutamine.

Närvivõrkude mudeli koostamise matemaatilise taustsüsteemi täpne selgitamine ei kuulu käesoleva magistritöö uurimisülesannete hulka, kuna seda magistritöö teises peatükis Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumise prognoosimise mudelite koostamisel ei kasutata.

Tabel 1.8. Valik närvivõrkude meetodi kasutamisest pankrotiohu määramisel

Autor ja aasta	Valimi suurus (pankrotistunud ja mittepankrotistunud)	Suhtarvud	Klassifitseerimise täpsused algvalimil ja kontrollvalimil
Tam ja Kiang 1990	81 + 81	19 erinevat suhtarvu (kapitali adekvaatsuse, varade kvaliteedi, panga tulude, likviidsuse)	92%, 89%
Coats ja Fant 1991	47 +47	kolme aasta muutused järgmistes näitajates: käibekapital/koguvarad, jaotamata kasum/koguvarad, EBIT/koguvarad, omakapitali turuväärtus/kohustused, käive/koguvarad	100%, 94%
Tam 1991, Tam ja Kiang 1992	59 + 59	19 erinevat suhtarvu (kapitali adekvaatsuse, varade kvaliteedi, panga tulude, likviidsuse)	92%, 89%
Fletcher ja Goss 1993	18 + 18	lühiajalise võlgnevuse kattekordaja, maksevalmiduse kordaja, puhaskasum/käibekapital	pole teada, 82%
Wilson ja Sharda 1994	65 + 64	Altmani 1968 aasta mudeli suhtarvud	100%, 98%

Allikas: Kankaanpää, Laitinen 1997: 40.

Nagu ka muude analüüsimeetodite puhul, tuleks koostatud närvivõrkude mudelit testida kontrollvalimil. Närvivõrkude mudelite puhul on iseäralik see, et kontrollvalimil saadud tulemused on kohati olnud isegi paremad kui algvalimil. Samas on analüüs läbi viidud ka teiste meetoditega võrreldes lühema aja jooksul – intervalliks ainult pool aastat.

Ennustustäpsus kaks aastat enne pankrotistumist on aga olnud võrreldes teiste meetoditega palju madalam, kuigi paljud erialased allikad väidavad, et närvivõrkude mudelid peaksid olema kõrgeima ennustustäpsusega. (Atiya 2001: 933) Tabelis 1.8 toodud närvivõrkude meetodi praktika puhul jäid kontrollvalimi peal tulemused peaaegu kõigil juhtudel 80% ja 95% vahele, kuivõrd erandlikult said Wilson ja Sharda tulemuseks ligikaudu absoluutse õigesti klassifitseerimise (Kankaanpää, Laitinen 1997: 40).

Teoreetilises plaanis on närvivõrkude mudel võrreldes diskriminantmudeliga ja logit-mudeliga vähem tundlikum, sest ei tehta eeldusi andmete normaaljaotuse ning muude tingimuste kohta. Puudustena võib tuua selle, et vastav meetod lähtub liiga palju konkreetsetest andmetest ilma üldistavat algoritmi välja töötamata ning ei suuda kaalusid määrata intuiitiivselt.

1.4. Muud meetodid pankrotistumise ennustamiseks

1.4.1. Elukestusmudelid

Tavapärane elukestusmudel mõõdab ajaperioodi pikkust enne mingisuguse sündmuse toimumist või ajaintervalli mingite sündmuste vahel teatud vaatlusperioodi jooksul. Elukestusmudeleid esitatakse tavaliselt funktsiooni kujul, kus sõltuvaks muutujaks on elukestuse aeg või riskimäär. Ettevõtte pankrotistumise kontekstis on antud mudeli eesmärgiks esitada kvantitatiivne seos ettevõtte eksisteerimise aja ja sõltumatute muutujate (näiteks finantssuhtarvude) vahel. Ettevõtete pankrotistumiste prognoosimisel võib vastav mudel omada kahte erinevat kuju. Esiteks on võimalik leida riski määr (*hazard rate*), et ettevõtte pankrotistub ajahetkel t , tingimusel et ta ei ole enne seda pankrotistunud. Teiseks võimalikuks lähenemiseks on ettevõtte elukestuse aja arvutamine.

Üheks tuntud elukestusmudeli kujuks on David Coxi poolt väljatöötatu (proportsionaalse riski mudel), kus kasutatakse eelpoolnimetatud riski määra. Mudelis eeldatakse muutujate multiplikatiivset mõju riski määrale (Harrel 2001: 465). Mudel omab järgnevat üldkuju (Cox 1972: 189):

$$(1.17) \quad \lambda(t; z) = \exp(z\beta) \lambda_0(t),$$

kus $\lambda(t; z)$ – riski määr,
 $z\beta$ – muutujate ja parameetrite vektorite korrutis,
 $\lambda_0(t)$ – baasriski funktsioon.

Tabel 1.9. Valik elukestusmudeleid kasutanud uurimusi

Autor ja aasta	Valim (pankrotistunud ja mitte-pankrotistunud)	Suhtarvud	Õigesti klassifitseerimise määr (%)		
			aastaid pankrotini	algvalim	kontroll-valim
Lane, Looney ja Wansley 1986	130 + 334	kapitali struktuuri (3), varade kvaliteedi (3), laenuportfelli (2), hinnakujunduse (3), tulukuse (5), likviidsuse (5) suhtarvud	1	89	80
			2	81	74
Luoma ja Laitinen 1991	36 + 36	7 finantssuhtarvu, 1 kasvumäära näitaja, kasvumäära standardhälve, ametlikud kulud/korrigeeritud kulud, 1 ettevõtte suuruse näitaja	juhuslik valik	62	puudus

Allikas: Kankaanpää, Laitinen 1997: 34.

Elukestusmodelitel on võrreldes staatiliste mudelitega mitmeid eeliseid. Esiteks staatilised mudelid ei arvesta sellega, et osad ettevõtted pankrotistuvad oma esimesel tegevusaastal ning osad alles mitme aasta pärast, kuigi finantsprobleemid võivad eksisteerida juba algusest peale. Teiseks võimaldavad elukestusmudelid arvesse võtta ettevõtte eluiga ning võimaldavad sõltumatuid muutujaid käsitleda ajas muutuvatena. Kolmandaks võimaldavad elukestusmudelid vaadelda igat ettevõtte tegevusaastat eraldiseisvana, samas on staatiliste mudelite puhul iga ettevõtte näol tegemist ühe vaatlusega. Ka paljud eelnevates uuringutes kasutatud suhtarvud on elukestusmudelite kontekstis osutunud ebaolulisteks. Tavapäraselt kasutatakse elukestusmudelite pankrotistumise alasel rakendamisel logistilist regressiooni. (Shumway 2001: 101-103)

Erialastes uurimustes on toodud välja mitmeid elukestusmudelite kujusid ning analüüsimetodeid (lisaks eelpoolkäsitletud Cox'i mudelile), kuid käesolevas magistritöös neid põhjalikumalt ei käsitleta.

1.4.2. Rahavoogudel põhinevad mudelid

Viimase kahekümne aasta jooksul on erinevate pankrotialaste kirjutiste autorid üha rohkem veendunud seisukohas, et rahavoogude aruande andmed on pankroti ennustamisel märksa informatiivsemad kui bilansi ja kasumiaruande kirjed. Rahavoogude aruande (aga ka muu rahavoogude alase informatsiooni) kasutamine ettevõtte finantsseisundi määramisel on muude raamatupidamisaruannetega võrreldes parem seetõttu, et see ei jäta võimalust näidata ettevõtte seisundit tegelikust positiivsemana. On selge, et näiteks osa tekkepõhisest käibest võib jääda laekumata ning osad aruandeaastal tasutud kuludest võivad pärineda eelmisest perioodist.

Varasemad rahavoogude alased uurimused on sisuliselt baseerunud diskriminantanalüüsil või logit-analüüsil ning seisnevad kas individuaalsete või suhtarvuliste rahavoogude aruande näitajate kasutamises. Nimetatud uurimused on andnud erinevaid tulemusi. Näiteks Cornelius Casey ja Norman Bartczaki uurimuse aastast 1985, milles nii diskriminantanalüüsi kui ka logit-analüüsi puhul rahavoogude aruande ja teiste raamatupidamisaruannete andmete alusel saadud tulemused oluliselt ei lahknud (Bartczak, Casey 1985: 394-397). Uuemad uurimused annavad alust väita, et rahavoogude aruande andmete kasutamine realiseerub märksa kõrgemates õigesti klassifitseerimise tulemustes. Näiteks oli Errol Iselini ja Divesh Sharma poolt rahavoogude aruandel põhinevate andmete alusel koostatud probit-mudeli õigesti klassifitseerimise määr 86% ning analoogilise bilansi ning kasumiaruande andmetel baseeruva mudeli ennustustäpsus ainult 59% (Iselin, Sharma 2003: 1127). Üldiselt on rahavoogude andmetel põhinevatest mudelitest logit- ja probit-mudelid võrreldes diskriminantanalüüsil põhinevate mudelitega paremaid tulemusi andnud.

Täiesti iseseisvaks rahavoogudel põhinevaks lähenemiseks on rahavoogude juhtimise mudelite kasutamine, mille suureks plussiks võrreldes paljude muude meetoditega on oluliste statistiliste eelduste puudumine. Rahavoogude juhtimise mudelite üldiste eesmärkidena saab välja tuua rahavoogude juhtimise kulude minimeerimise, puhta rahavoo nüüdisväärtuse maksimeerimise ning ettevõtte kapitali struktuuri optimeerimise (Laitinen, Laitinen 1998: 895). Kui ettevõttel ei õnnestu juhtida oma rahavooge (tagada tasakaal sissetulevate ja väljaminevate rahavoogude vahel), siis on suur tõenäosus, et ettevõtte võib pikas perspektiivis osutuda ebaedukaks. Ühelt poolt on rahavoogude

juhtimise mudelite abil võimalik teada saada, kuivõrd ettevõtte hällbib oma optimaalsest rahajäägist. Teisest küljest on võimalik analüüsida edukate mittepankrotistunud ettevõtete ja pankrotistunud ettevõtete rahajuhtimiskäitumisi ning selgitada välja, kas kaks ettevõtete gruppi erinevad selle poolest. Tabelis 1.10 on koos peamiste eeldustega toodud neli tuntud rahavoogude juhtimise mudelit, mida on võimalik rakendada ettevõtete pankrotistumiste modelleerimiseks.

Tabel 1.10. Varasemad rahavoogude juhtimise mudelid

Autor ja avaldamisaasta	Mudeli eeldused
Baumol 1962	kõik rahavood on teada
	rahavood on perioodilised ja hetkelised
	rahavoogude kiirus on konstantne
Beranek 1963	kõik rahavood on teada
	raha väljavood on hetkelised ja perioodilised
	raha sissevoogude kiirus on konstantne
Miller-Orr 1966	ettevõttel on minimaalne vajaminev rahajääk
	rahavood on normaaljaotusega
	oodatav rahavoog on 0
	rahavoogude vahel puudub autokorrelatsioon
	rahavoogude standardhälve ei muutu ajas
Stone 1972	ettevõttel on minimaalne vajaminev rahajääk
	ettevõtte teab tuleviku rahavooge, kuid teatava veaga

Allikas: Scherr 1989: 144.

Üheks võimalikuks lähenemiseks on riski arvesse võtva nüüdispuhasväärtuse (NPV) kontseptsiooni kasutamine, mis aitab tulevaste prognoositavate rahavoogude baasil välja selgitada, kas ettevõttel on oht sattuda finantsraskustesse või mitte. Eelkõige on sellise meetodi rakendamine mõeldav ettevõttesiseselt, kuna NPV kasutamine eeldab rahavoogude prognoosimist ning samuti teatava diskontomäära kasutamist. Samas on näiteks krediidiastutusele laenu saamiseks ja ka teistele institutsioonidele erinevatel otstarvetel vajalik finantsplaanide esitamine, mis võimaldab ka informatsiooni välistarbijal vastavaid järeldusi teha. Mõnevõrra võib sellist prospektiivset lähenemist lugeda ka küllaltki subjektiivseks võrreldes traditsiooniliste retrospektiivsete lähenemistega.

1.4.3. Oskusteabe töötlemisel põhinev pankroti prognoosimine

Pankroti etteennustamiseks ei pea ilmtingimata koostama matemaatilist mudelit. Küllaltki adekvaatseks informatsiooniallikaks võivad olla ka ekspertide arvamused ettevõtte käekäigu kohta. Tegelikult sõltub ettevõtte edukus paljudel juhtudel ettevõttega seotud pankade, kreditoride ja teiste osapoolte tegevusest, mida saab vaadelda kui paljuski stohhastilisi tegevusi. Oskusteabe töötlemisel põhinev (*human information processing*) pankrotistumise ennustamine võimaldab nimetatud stohhastilisi tegevusi arvesse võtta. Kuna raamatupidamisinformatsiooni kasutatakse paljudel juhtudel otsustamise allikana, siis oskusteabe töötlemise eesmärgiks on ka aidata aru saada, kirjeldada, hinnata ja parandada tehtud otsuseid ning otsustusprotsessi.

Antud analüüsi meetoodika seisneb selles, et spetsialistidele (laenuametnikele, audiitoritele, raamatupidajatele, finantsjuhtidele jms) antakse hinnata pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete (finants)andmed. Vältimaks eelneva oskusteabe mõju tulemustele ei tea spetsialistid analüüsitava ettevõtte nime. Tulemused on senise praktika alusel olnud küllaltki head (vt tabel 1.11). (Kankaanpää, Laitinen 1997: 43)

Tabel 1.11. Oskusteabe töötlemisel põhineva pankrotistumiste etteennustamise praktika

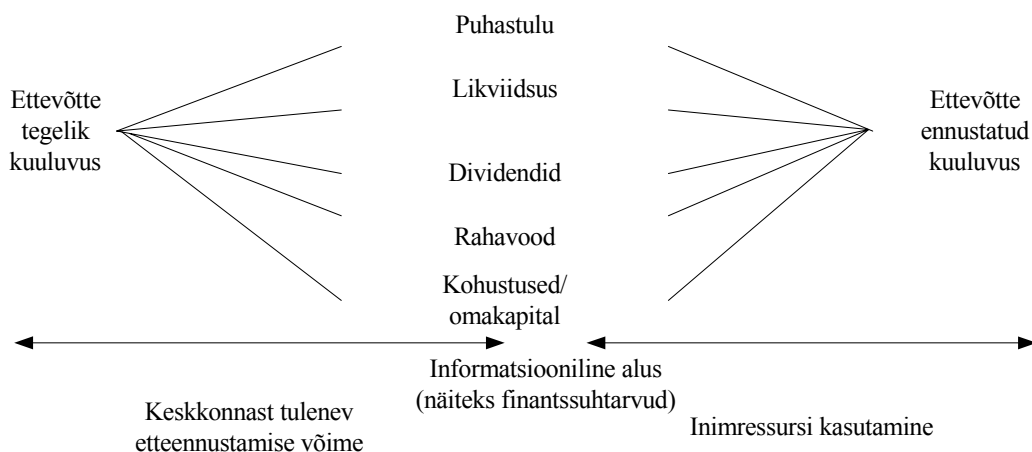
Autor ja aasta	Otsustaja	Otsustuse alus	Õigesti klassifitseerimise määr (%)
Libby 1975	43 laenuametnikku	5 suhtarvu profiili	74
Casey 1980	46 laenuametnikku	6 suhtarvu profiili	57
Kida 1980	27 audiitorit	5 suhtarvu	83
Zimmer 1980	40 laenuametnikku	5 suhtarvu profiili	77
Casey 1983	107 laenuametnikku	6 suhtarvu, tööstusnormatiivid, koguarad, trendiandmed	82
Houghton 1984	30 laenuametnikku	viis suhtarvu kolm aastat enne ebaõnnestumist	69
Chalos 1985	52 laenuametnikku	8 suhtarvu	79

Allikas: Kankaanpää, Laitinen 1997: 46.

Eriti aktiivselt on inimeste võimet ennustada pankrotti uurinud Keith A. Houghton, kellel on ilmunud ka mitmeid selleteemalisi uurimusi. Samas on tema poolt tehtud uurimused näidanud võrreldes teiste autoritega küllaltki tagasihoidlikke tulemusi, varieerudes 60-79% ennustustäpsuse vahepeal, kusjuures samade uurimuste korral

diskriminantanalüüsi kasutamine on õigesti klassifitseerinud keskmiselt 96% ettevõtetest (Houghton, Sengupta 1984: 769).

Oskusteabe töötlemisel põhineva pankroti etteennustamise meetodi visualiseerimisel on abiks Egon Brunswiki poolt välja töötatud nii öelda läätse mudel (*lens model*). Jooniselt 1.4 on näha, et konkreetsel juhul on finantsarvestuslikud näitajad sillaks eksperdi otsuse (kas ettevõtte klassifitseeritakse pankrotistuvaks või mittepankrotistuvaks) ning vaatlusaluse objekti tegeliku kuuluvuse vahel. Lisaks pankrotistumise prognoosile on oluline ka eksperdi otsustusprotsessi kaardistamine, sest see võimaldab aru saada, kirjeldada, hinnata ja parandada tehtavaid otsuseid ja otsustusprotsessi (Belkaoui 1989: 56).



Joonis 1.4. Lihtne läätse mudel pankuri poolseks ettevõtte ebaõnnestumise hindamiseks (Houghton, Woodliff 1987: 538).

Eelnevat mudelit saab esitada ka detailsemal kujul, mille väga heaks näiteks on Kimi ja McLeodi poolt väljapakutu (joonis 1.5). Mudel koosneb kolmest põhielemendist: muutujad ($x_1 \dots x_k$), väljundid (Y_e) (näiteks ettevõtte edukus või ebaedukus) ning ekspertide arvamused väljundite osas (Y_s). Lääts mõlemale poolele on võimalik luua üks regressioonivõrrand. Esimene regressioonivõrrand väljendab muutujate ja väljundite vahelist seost ning prognoosib väljundeid lineaarselt ($Y_t = \text{sum}(B_i X_i)$). Teine väljendab lineaarset seost muutujate ja ekspertide arvamuste vahel ning prognoosib inimotsuseid lineaarselt ($Y_f = \text{sum}(C_i X_i)$). Nelja muutujatekomplekti (Y_e, Y_f, Y_s, Y_t) on võimalik kasutada korrelatsioonikoefitsientide leidmiseks ning seeläbi otsustajate tulemuslikkuse hindamiseks. Kokkusobitamise indeks G on korrelatsioonikordaja Y_t ja

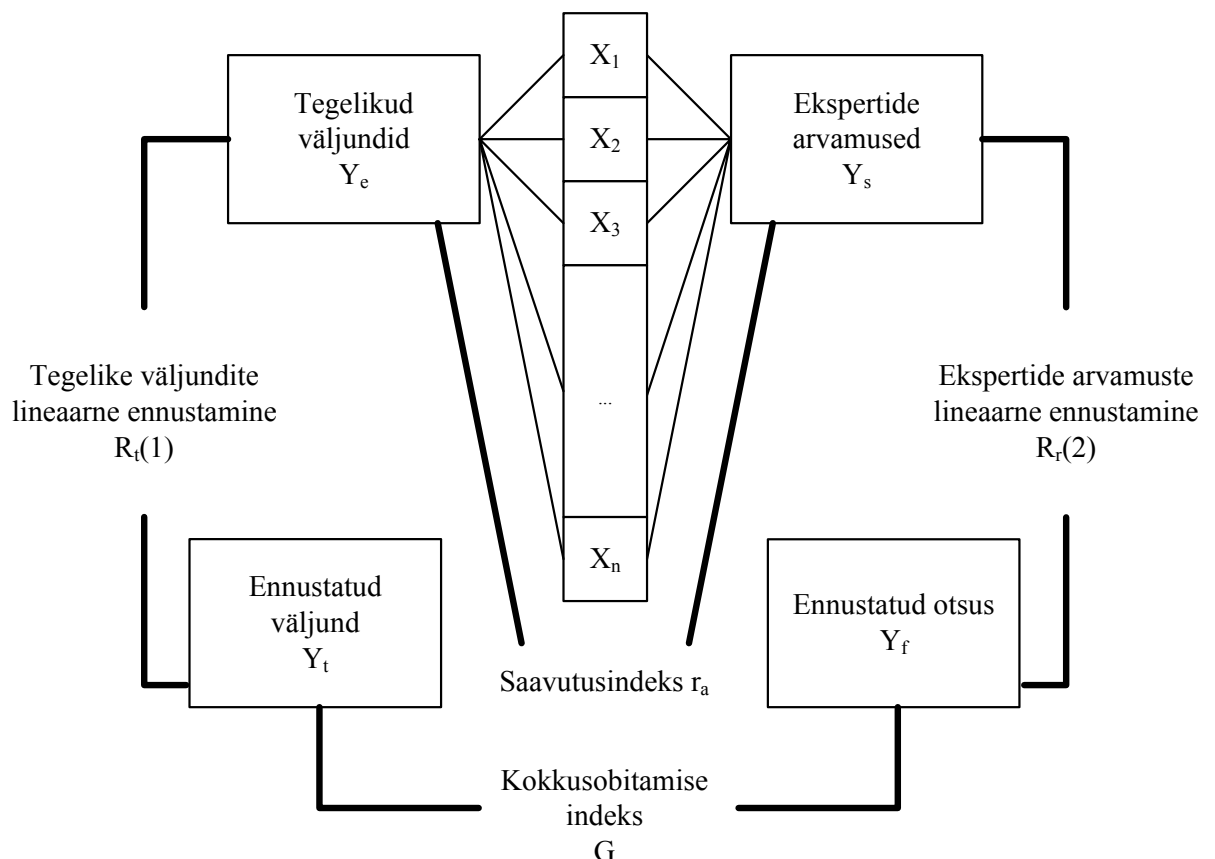
Y_f vahel, saavutusindeks r_a korrelatsioonikordaja muutujate Y_e ja Y_s vahel, R_t korrelatsioonikordaja Y_e ja Y_t vahel ning R_r korrelatsioonikordaja Y_s ja Y_f vahel.

Korrelatsioonikoefitsiendid saab omavahel siduda järgnevasse valemisse:

$$r_a = G \cdot R_t \cdot R_f + C \cdot (1 - R_t^2)^{1/2} (1 - R_f^2)^{1/2},$$

kus $C = Y_t$ ja Y_f jääkliikmete korrelatsioonikoefitsient. (Kim, McLeod 1999: 190-191)

Kui C väärtus läheneb nullile, siis ekspertide poolt kasutatavad otsustusreeglistikud sarnanevad lineaarse regressiooniga ning eksperdid ei suuda pankrotistumise prognoosimisel võrreldes matemaatiliste mudelitega lisandväärtust pakkuda. Kui C läheneb ühele, siis ekspertide otsused on olulisel määral mittelineaarsed ning lineaarsete regressioonimudelitega neid modelleerida pole võimalik – sellises situatsioonis tuleks kasutada kas ekspertide arvamusi või konstrueerida mittelineaarne pankrotistumise prognoosimise mudel. Kui C läheneb miinus ühele, siis ekspertide poolt kasutatavad mittelineaarsed otsustusmehhanismid pigem halvendavad prognoosimistäpsust.



Joonis 1.5. Lätse mudel (Kim, McLeod 1999: 191).

Doukase (1986) kommertsalaenude alase uuringust järeldub, et Kanada pankuritele ei anna pankrotistumise prognoosimise mudelid mingit lisandväärtust. Finantsaruannete andmetele tuginedes suutsid pankurid ettevõtete ebaedu üks aasta enne pankrotti ennustada Altmani mudeliga peaaegu analoogiliselt, kuivõrd olulised erinevused oskusteabe töötlemise metoodika kasuks ilmnemise kaks ja kolm aastat enne pankrotistumist. (Doukas 1986: 485-489) Ühelt poolt ongi oluline ebaedu näha pikas perspektiivis, sest suuremahulisemad laenud on tavaliselt ka pikaajalised.

Kokkuvõtlikult võib käsitletud meetodi kohta öelda, et tegemist pole täielikult iseseisva meetodiga. Sisuliselt kajastuvad meetodi lõpptulemusse summeeritud spetsialistide arvamustes paljud eelpoolkäsitletud meetodid, nagu näiteks üksikute finantssuhtarvude võrdlemine. Lisaks sellele on meetod ka märksa kulukam kui kõik muud eespooltoodud ning see, et spetsialistid on näidanud minevikus väga häid testtulemusi, ei tähenda automaatselt absoluutset täpsust uudses situatsioonis. Samas on meetodi tugevaks positiivseks küljeks dünaamilisus.

2. EESTI KAUBANDUSETTEVÕTETE PANKROTISTUMISTE MODELLEERIMINE

2.1. Eesti kaubandusettevõtted ning nende karakteristikud

Käesolevas magistritöös on analüüsiobjektiks Eesti jae- ja hulgikaubandusettevõtted. EMTAK klassifikaatori alusel on tegemist G jao osadega 50 (mootorsõidukite ja mootorrataste müük, hooldus ja remont, mootorikütuse jaemüük, välja on jäetud 50.2 “mootorsõidukite hooldus ja remont”), 51 (hulgi- ja vahenduskaubandus) ja 52 (jaekaubandus, välja on jäetud osa 52.7 “isiklike tarbeesemete ja kodumasinade parandus”). Järgnevas tabelis 2.1 on antud ülevaade ka EMTAKi G jao erinevatest osadest kasutatud ettevõtete gruppidest. Jae- ja hulgikaubandusettevõtete eristamine pole otstarbekas tulenevalt järgnevalt käsitletud aspektidest. Esiteks sisaldab autori käsutuses olnud andmebaas iga ettevõtte kohta ainult ühte EMTAKi koodi ehk tegevusala, mis tavapärasest majanduspraktikast arvesse võttes ei pruugi sugugi õige olla – paljud ettevõtted tegutsevad rohkem kui ühel tegevusalal. Pole ka objektiivseid kriteeriume eristamiseks jae- ja hulgikaubandusettevõtteid, sest paljudes ennast eelkõige hulgikaubandusega tegelevaks defineerivates ettevõtetes võib eksisteerida märkimisväärne jaemüük. Teiseks pärineb autori käsutuses olev andmebaas aastast 2003 ning vahepealse ajaintervalli jooksul võivad ettevõtete tegevusalad olla muutunud. Kolmandaks ei ole jae- ja hulgikaubandusettevõtete tegevusspetsiifikas niivõrd erinevaid aspekte, et neid tuleks kindlasti eraldiseisvatena käsitleda. Neljanda faktorina saab esile tuua selle, et eelnevates maailmas läbiviidud uuringutes ei ole ka vastav eristus sagedane. Näiteks Altmani 1968. aasta uurimus käsitles tootmisettevõtteid ilma täiendavat alajaotust välja toomata, kuid on ju ilmne, et ka sellisel juhul tuleks vahet teha täisautomatiseeritud ning personalimahukatel, börsil noteeritud ja mittenoteeritud, toidukaupu ja tööstuskaupu tootvatel, aga ka lõpptarbijat või teist tootmisettevõtet teenindavatel tootmisettevõtetel.

Tabel 2.1. EMTAKi G jao osadest kasutatud ettevõtete grupid

G jao osa	Ettevõtete grupid
Mootorsõidukite ja mootorrataste müük, hooldus ja remont; mootorikütuse jaemüük	mootorsõidukite müük, mootorsõidukite osade ja lisaseadmete müük, mootorrataste, nende osade ja lisaseadmete müük, mootorikütuse jaemüük
Hulgi- ja vahenduskaubandus, v.a mootorsõidukid ja mootorrattad	hulgikaubandus vahendustasu või lepingute alusel, põllumajandustoorme ja elusloomade hulgimüük, toidukaupade, jookide ja tubakatoodete hulgimüük, majatarvete hulgimüük, mittepõllumajanduslike vahetoodete, jääkide ja jäätmete hulgimüük, masinate, seadmete ja lisaseadmete hulgimüük, muu hulgimüük
Jaekaubandus, v.a mootorsõidukid ja mootorrattad; isiklike tarbeesemete ja kodumasinade parandus	jaemüük spetsialiseerimata kauplustes, toidukaupade, jookide ja tubakatoodete jaemüük spetsialiseeritud kauplustes, farmaatsia- ja meditsiinikaupade, kosmeetika ja tualetitarvete jaemüük, farmaatsia- ja meditsiinikaupade, kosmeetika ja tualetitarvete jaemüük, kasutatud kaupade jaemüük kauplustes, jaemüük väljaspool kauplusi

Allikas: Eesti majanduse ... 2006.

Kaubandussektor Eestis on huvipakkuv tulenevalt mitmetest põhjustest. Esiteks on vastav sektor olnud ettevõtete arvu poolest stabiilselt suurim ning ka ettevõtete arvu dünaamika on olnud oluline, mida kirjeldab tabel 2.2. Tabelis 2.2 on täheldatavad küllalt suured aastatevahelised erinevused, mida pankrotistumised ning netovarade nõuetele mittevastavuse tõttu likvideerimised ei kirjelda. Ühelt poolt luuakse uusi ettevõtteid pidevalt juurde ning teisest küljest pole pankroti väljakuulutamine ja netovaradele mittevastavus ainsad likvideerimise võimalused. Lisaks klassifitseeritakse Eesti Statistikaameti andmebaasis mitmel tegevusalal tegutsevad ettevõtted ainult ühe konkreetse tegevusala alla, kuid erinevate tegevusalade olemasolul ei pruugi nende vahekorrad märkimisväärselt lahkned. Eesti Statistikaameti poolt avaldatud andmed sisaldavad kindlasti teatavat viga, sest need põhinevad eelkõige ettevõtete endi poolt defineeritud peamistel tegevusaladel. Tabelist 2.2 on selgesti jälgitav, et vastava sektori ettevõtete arv vähenes oluliselt 1990. aastate lõpus aset leidnud kriiside tagajärjel. Pankrotistumiste arvud on suurenenud ennekõike tänu seadusandluse karmistumisele (lisaks kohalikele õigusaktidele tuleb Euroopa Liiduga liitumise järgselt järgida ka vastavaid direktiive) ning ka netovarade mittevastavust nõuetele hakati Äriregistris

detailsemalt järgima oluliselt hiljem võrreldes vastavasisulise nõude toomisest Äriseadustikku.

Tabel 2.2. Kaubandusettevõtete arvu dünaamika 1997-2005

Aasta	Ettevõtete arv aasta lõpus ¹	Pankrottide arv ²	Likvideerimine netovarade nõuetele mittevastavuse tõttu ²
1997	11563	1	0
1998	10704	12	0
1999	12945	59	0
2000	11828	98	0
2001	12341	110	0
2002	12207	114	17
2003	12932	126	17
2004	13650	181	116
2005 (esimesed 5 kuud)	pole teada	55	161

Allikas: ¹ Ettevõtete ... 2006, ² Kaubandusettevõtete... 2006.

Huvipakkuvamad on trendid jae- ja hulgikaubandusettevõtete lõikes eraldi vaadatuna (tabel 2.3). Mõlemas tegevusharus on toimunud järjepidev pankrottide kasv. Jaekaubandusettevõtete koguarv on hakanud alates 1999. aasta lõpust vähenema, samas on aga hulgikaubandusettevõtete arv märkimisväärselt kasvanud. Eelnevast tulenevalt kirjeldavad pankrotid jaekaubandusettevõtete arvus toimunud muudatusi hulgikaubandusettevõtete võrreldes tõenäoliselt täpsemalt.

Tabel 2.3. Jae- ja hulgikaubandusettevõtete arvu dünaamika 1997-2005

Aasta	Jaekaubandus-ettevõtete arv aasta lõpus ¹	Jaekaubandus-ettevõtete pankrottide arv ²	Hulgikaubandus-ettevõtete arv aasta lõpus ¹	Hulgikaubandus-ettevõtete pankrottide arv ²
1997	4 668	1	6 895	0
1998	5 308	6	5 396	6
1999	7 082	33	5 863	26
2000	6 404	65	5 424	33
2001	6 675	72	5 666	38
2002	6 337	73	5 870	41
2003	5 941	78	6 991	48
2004	5 745	109	7 904	72
2005 (esimesed 5 kuud)	pole teada	29	pole teada	26

Allikas: ¹ Ettevõtete ... 2006, ² Kaubandusettevõtete ... 2006.

Kaubandusettevõtete dünaamikat (k.a. pankrotistumist) on vaadeldaval perioodil mõjutanud terve rida tegureid. Summaarselt saab vastavaid tegureid koondada järgnevate kategooriate alla:

1. mastaabiefekt ja suurte kaubandusettevõtete domineerimine,
2. demograafiline situatsioon,
3. ettevõtete majandamine,
4. seadusandluse ja regulatsioonide muutumine.

Vaadeldavat perioodi iseloomustab väikepoodide kadumine või nende koondumine suurtesse kaubanduskeskustesse (Trade and services ... 2006). Nii maapiirkondades kui linnades on kadunud arvukad väikesed universaalsele tootesortimendile spetsialiseerunud kauplused. Vähenenud on ka turgude roll kaubanduses. Esiteks on turul kindla positsiooni saavutanud suured toiduainete ja tööstuskaupade jaemüügiga tegutsevad kaubandusketid. Toiduainete jaemüügikettide näidetena saab tuua ETK, Rimi, VP Market jt erinevaid poode ning tööstuskaupade jaemüügi puhul Expert jt poode. Suured kaubandusketid omavad olulist eelist väikepoodide ees tänu mastaabisäästule, mis võib väljenduda nii üldkulude efektiivsemas jaotamises tooteühikule, tarnijatega hinnaläbirääkimistes jäigema positsiooni omamises kui ka kliendile erinevate lisaväärtuste pakkumises. Pikemas perspektiivis saabki stabiilne ja jätkusuutlik jaemüüja tegutseda väga spetsiifilises nišikaubanduse valdkonnas või peab konkurentsieeliseks olema mingi muu instrument, näiteks ideaalne asukoht. Hulgikaubandusettevõtete kasvu on samamoodi tinginud mastaabisääst, kuigi paljud nimetatud ettevõtted on jaemüügikettidega võrreldes oluliselt väiksema bilansimahu ning müügituluga. Paljud hulgikaubandusettevõtted on ka välismaiste brändide eksklusiivsed esindajad ning Eestis asuvad tootmisettevõtted ei kasuta võrreldes varasema ajaga enam vahendusettevõtete teenuseid, vaid müüvad oma toodangu otse või oma tütarettevõtet kasutades jaemüügiettevõttele. Eeldades et suurematele ettevõtetele on iseloomulik mastaabiefekt, on pankrotimudelite koostamisse kaasatud ka ettevõtte suurust iseloomustavaid muutujaid.

Viimase kümnendi trendiks on olnud Eestis maapiirkondade rahvastiku vähenemine (Eesti Regionaalarengu Strateegia 2005-2015). Elukõige tuleneb see indiviidide majanduslikest kaalutlustest, kuna sageli pole maapiirkondades töökohti ning ka muud

sotsiaalsed garantiid pole linnadega samal tasemel. Rahvastiku vähenemine on põhjustanud ka kliendibaasi vähenemise ning sageli pole maapiirkondades poed lihtsalt võimelised ära majandama. Tuleb ka rõhutada, et poodide kadumine maapiirkondades on probleemiks, mis sotsiaalset kihistumist süvendab.

Majanduskeskkonna keerukuse kasvades vajavad ettevõtted efektiivsemaks tegutsemiseks kõrgema kvalifikatsiooniga töötajaid. Kümme aastat tagasi ei olnud tavapäratu situatsioon, kus poe juhataja tegeles nii laonduse, müügi kui ka raamatupidamisega (Trade and services ... 2006). Hetkel domineerivad kaubandusvaldkonnas suured ettevõtted, kellel on erinevate ettevõtluse funktsionaalsete valdkondade jaoks eraldiseisvad osakonnad, mis loob väikeettevõtte ees märkimisväärse konkurentsieelise, sest konkreetsetesse osakondadesse on võimalik palgata juba oma ala spetsialiste, kelle funktsiooniks on mingi konkreetse majandusvaldkonna arendamine.

Seadustel on olnud oluline roll kaubandusettevõtete tegevuse soodustamisel ja piiramisel. Kaubandusalal tegutseva ettevõtte juriidilise taustsüsteemi hulka kuuluvad vägagi erinevad seadused, kuid peamistena saab esile tuua järgnevaid: äriseadustik, tarbijakaitse seadus ning kaubandustegevuse seadus. Vastavates seadustes on toimunud vaadeldaval perioodil märkimisväärseid muudatusi, mis on oluliselt pärssinud väikeettevõtete arengut. Eriti tuleb tähelepanu juhtida kaubandusettevõtete sanitaarnormide karmistumisele ning tarbijakaitse paranemisest tulenevale ebakvaliteetse kauba turustamise võimaluse vähenemisele. Suured kaubanduspinnad on juba ehitatud sellistena, mis võimaldavad kõigi vajalike regulatsioonidega kooskõlas olla. Väikeste poodide puhul ei ole nõuetele vastavate tingimuste loomine sageli võimalik.

2.2. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimiseks kasutatud andmed ning muutujad

Modelleerimisprotsessis on andmetena kasutatud Justiitsministeeriumi Registrikeskuse poolt eraldatud Eesti kaubandusettevõtete üldkogumi finants- ja üldandmeid perioodil 1995-2003. Sama allika poolt eraldatud ebaedukate ettevõtete nimekiri hõlmab pankrotte ja likvideerimisi netovarade nõutele mittevastavuse tõttu kuni 2005. aasta maikuuni ning vastav andmebaas on samuti hangitud Justiitsministeeriumi

Registrikeskusest. Modelleerimisprotsessis on pankrotistunud ettevõtete andmeid kasutatud perioodi 2000-2003 kohta ning neile on vastandatud edukate mittepankrotistunud ettevõtete andmed 2003. aastast. Kuna 2000. aastate algusest pole vastavat sektorit mõjutanud niivõrd olulised ja diferentseeruvad muutused nagu seda oli 1990. aastate teisel poolel, siis ei ole olnud vajadust ka igale pankrotistunud ettevõttele leida paarilist samal aastal edukaks osutunud ettevõtte näol. Vastav meetoodika on olnud iseloomulik ka mitmetele eelnevatele välismaal läbiviidud uurimustele (Balcaen, Ooghe 2004: 29).

Ettevõtte edukaks defineerimisel on lähtutud järgnevast algoritmist. Esiteks on andmebaasist elimineeritud passiivsed ehk müügitulu mitteomavad ettevõtted. Teiseks peab ettevõtte olema eksisteerinud kaks aastat või rohkem. Kolmandaks ei tohi ettevõtte olla 2003. aastal olnud kahjumis. Neljandaks peab ettevõtte töötajate arv olema suurem kui üks, sest autori arvates pole kaubandusettevõtete spetsiifikast ning töö- ja puhkeaja seaduses toodust ühel inimesel kaubandusettevõtet võimalik efektiivselt majandada. Pankrotistunud ettevõtete puhul on kasutatud kõige hilisemaid saadaolevaid andmeid, mis tavaliselt pärinevad pankrotistumisele eelnevast või üleeelnevast aastast, sõltudes otseselt kohtusüsteemi kiirusest. Vastavat selektsiooni kasutades on modelleerimiseks kasutatavas andmebaasis 607 pankrotistunud ja 5445 eduka mittepankrotistunud ettevõtte andmed. Kontrollvalimisse on valitud 188 edukat mittepankrotistunud ettevõtet. Pankrotistunud ettevõtteid ei ole kontrollvalimisse kahjuks võimalik kaasata, sest nende arv on piiratud ning kõiki olemasolevaid andmeid on tarvis kasutada pankrotistumist prognoosivate mudelite koostamisel. Sisuliselt kontrollitakse ainult seda, kas mudel klassifitseerib tegelikult mittepankrotistunud ettevõtte pankrotistuvaks.

Jae- ja hulgikaubandusettevõtete pankrotimudelite koostamiseks on valitud muutujad lähtuvalt järgnevatest kriteeriumitest. Esiteks peavad muutujad hõlmama olulisi ettevõtte majandustegevust puudutavaid näitajaid: maksevõime, rentaablus, kapitali struktuur, käibekapitali juhtimine ja ettevõtte suurus. Võimalusel on erinevatest valdkondadest analüüsi tarbeks valitud mitmeid muutujaid, sest ainult ühe konkreetse muutuja kasutamine võib osutuda liialt subjektiivseks, ei pruugi välja tuua tegelikke ebaedukust põhjustavaid tegureid ning võib põhjustada vigu modelleerimisprotsessis. Teiseks on muutujate valikul lähtutud nende tuntusest ning kirjeldamisvõimest

eelnevates uuringutes. Autori eesmärgiks ei ole käesolevas töös unikaalsete muutujate loomine, sest tõenäoliselt ei pakuks need võrreldes varem väljatöötatud ja kasutust leidnud muutujatega lisandväärtust ning oleksid kasutatavad ka ainult osal üldkogumist. Tuleb ka tõdeda, et bilansil ja kasumiaruandel põhinevad muutujad ei võimalda kindlasti kaardistada ettevõtte ebaedukuseni viivat protsessi absoluutselt, kuid ettevõttesisese informatsiooni hankimine (näiteks tegevjuhtide kompetents jms) on vägagi keerukas ning ei pruugi ka alati võimaldada klassifitseerimistäpsust suurendada (kuna see on varasemates uurimustes ning ka käesolevas töös mitmete mudelite puhul niigi peaaegu absoluutne). Järgnevalt on tabelis 2.4 toodud ülevaade analüüsis kasutatavatest muutujatest.

Tabel 2.4. Kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimisel kasutatud muutujad

Maksevõime muutujad	Raha ja pangakontod / lühiajalised kohustused (S1)
	(Käibevara – varud – ettemaksud) / lühiajalised kohustused (S2)
	Käibevara / lühiajalised kohustused (S3)
	(Ärikasum + finantstulu) / intressikulu (S14)
	Puhas käibekapital / varad (S7)
Rentaabluse muutujad	Puhaskasum / müügitulu (S8)
	Puhaskasum / keskmised varad (S9)
	Ärikasum / müügitulu (S11)
	Puhaskasum / keskmine põhivara (S10)
	Rahavoog / müügitulu (S16)
Suuruse muutujad	Ln (varad) (S4)
	Ln (müügitulu) (S5)
	Ln (töötajate arv) (S6)
Kapitali struktuuri muutujad	Kohustused / varad (S12)
	Kohustused / omakapital (S13)
Käibekapitali juhtimise muutuja	Müügitulu / keskmine debitoorne võlgnevus (S15)

Allikas: autori koostatud.

Maksevõime muutujatest on kaasatud nii pikaajalise kui ka lühiajalise maksevõime muutujad. Lühiajalise maksevõime muutujad (S1, S2, S3) varieeruvad murru lugejas oleva kirje poolest ning näitavad maksimaalselt aasta jooksul tasumist nõudvate kohustuste kaetust erineva likviidsustasemega käibevaradega. Muutuja S7 võtab arvesse maksevõime olemasolu või selle puudumise mastaapi ning muutuja S14 hindab ettevõtte pikaajalist maksevõimet. Eelnevates pankrotimudelitel koostamist käsitletud

uurimustes on maksevõime muutujad ka sagedasti olulisteks osutunud. Rentaabluse muutujate puhul (S8, S9, S10, S11, S16) on vaadeldud nii müügitulu kui ka varade puhasrentaablust, põhivarade puhasrentaablust, müügitulu ärirentaablust ja müügitulu kassapõhist rentaablust. Vastavad suhtarvud (välja arvatud S16) on vägagi traditsioonilised ettevõtte kasumlikkuse mõõdikud. Suhtarvu S16, mis arvutatakse ettevõttele suunatud puhta rahavoo ja tekkepõhise müügitulu jagatisena, ei ole päris korrektne klassifitseerida traditsioonilise rentaablussuhtarvuna, kuna lugejas ei kasutata põhitegevuse rahavoo muutust. Nimetatud suhtarv väljendab müügitulu rahatootlust ja omab kaubandusettevõtete puhul tekkepõhiste rentaablusnäitajatega peaaegu analoogilisi väärtusi.

Ettevõtte suuruse muutujate puhul (S4, S5, S6) on kasutatud suuruse defineerimisel nii varasid, müügitulu kui ka töötajate arvu. Vastavad muutujad ei kopeeri sugugi üksteist, sest näiteks väga suure müügituluga ettevõtte bilansimaht ei pruugi olla eriti suur ning ka töötajate arv võib sellel ettevõttel olla minimaalne. Kapitali struktuuri puhul on vaadeldud traditsioonilisi suhtarvusi (S12 ja S13). Raha konversioonitsükli kui ühe käibekapitali juhtimise efektiivsuse mõõdiku kolmest muutujast on kasutatud ainult debitoorse võlgnevuse käibesagedust (S15), kuna empiiriliste andmete iseloomu arvestades võivad nii varude kui ka kreditoorse võlgnevuse käibeväldete muutujad tulla ebakorrektsed.

Tabelis 2.5 on esitatud pankrotistunud ja edukate mittepankrotistunud ettevõtete muutujate keskmised väärtused ning F-testi tulemused kahe grupi keskmiste erinevuste olulisuse hindamiseks. Tabelis 2.5 toodud muutujate väärtused on huvitavad selles osas, et need hõlbivad kohati oluliselt erinevates allikates tavapäraseks peetavatest väärtustest. Vastava anomaalia põhjuseks on see, et universaalseid vahemikke pole kasutatud muutujate korral tegelikult võimalik välja tuua.

Tabel 2.5. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumise modelleerimisel kasutatud muutujate keskmised väärtused erinevate ettevõtete gruppide lõikes

Muutuja	Pankrotis- tunute keskmine	Edukate keskmine	F-testi olulisus- tõenäosus
Raha ja pangakontod / lühiajalised kohustused (S1)	0,99	3,93	0,65
(Käibevara – varud – ettemaksud) / lühiajalised kohustused (S2)	1,22	4,99	0,56
Käibevara / lühiajalised kohustused (S3)	1,69	8,58	0,57
Ln (varad) (S4)	12,88	14,29	0,00
Ln (müügitulu) (S5)	14,37	15,15	0,00
Ln (töötajate arv) (S6)	1,97	1,81	0,00
Puhas käibekapital / varad (S7)	-19,30	0,26	0,01
Puhaskasum / müügitulu (S8)	-0,42	0,17	0,01
Puhaskasum / keskmised varad (S9)	-1,17	0,18	0,06
Puhaskasum / keskmine põhivara (S10)	-0,11	2,54	0,33
Ärikasum / müügitulu (S11)	-0,36	0,13	0,01
Kohustused / varad (S12)	31,58	0,54	0,00
Kohustused / omakapital (S13)	31,38	2,80	0,00
(Ärikasum + finantstulu) / intressikulu (S14)	-279,91	608,13	0,24
Müügitulu / keskmine debitoorne võlgnevus (S15)	164,01	279,95	0,73
Rahavoog / müügitulu (S16)	0,02	0,12	0,08

Allikas: autori arvutused.

Läbiviidud ANOVA test viitab asjaolule, et analüüsiks valitud 16 muutujast on ainult 8 pankrotistunud ja edukate ettevõtete lõikes oluliselt erinevad (F-testi olulisustõenäosus $<0,05$). Järgnevalt läbiviidavate analüüsimetoodikate seisukohalt ei ole kahe grupi lõikes statistiliselt oluliselt mitte erinevate muutujate elimineerimine vajalik, sest kui vastavad muutujad ei panusta kahe grupi vaheliste erinevuste kirjeldamisesse, siis neid ka mudelisse ei kaasata. Seega on ülaltoodud tabel pigem informatiivse iseloomuga.

2.3. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine diskriminantanalüüsi kasutades

Diskriminantanalüüsi läbiviimiseks on esmalt tarvilik testida seda, kas muutujad on mitmemõõtmeliselt normaaljaotusega ehk kas nende ühisjaotus on normaaljaotusega. Tarvilikuks, kuid mitte piisavaks tingimuseks on see, et kõik muutujad oleksid erinevate gruppide (pankrotistunud ja mittepankrotistunud) lõikes normaaljaotusega.

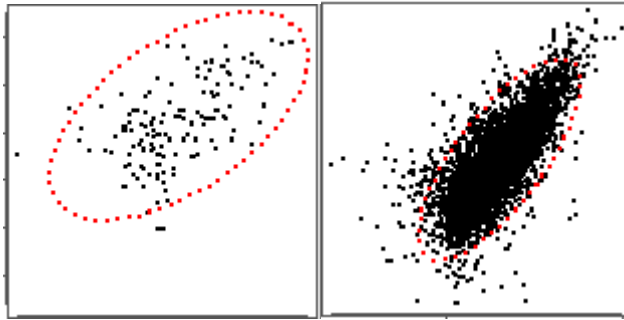
Olemasolevate andmete põhjal võib üheselt väita, et märkimisväärne lahknevus normaaljaotusest leiab aset kõigi naturaallogaritmimata muutujate osas. Asümmeetriakordaja ning ekstsessi näitajad viitavad naturaallogaritmitud muutujate normaaljaotusele, mida kinnitab ka visuaalne histogrammide vaatlus. Asümmeetriakordajate väärtused jäävad alla 0,2 ning püstakuse väärtused alla 0,5. Esmaseks sammuks on muutujate teisendamine, mille puhul on oluline tähelepanu pöörata sellele, et naturaallogaritmida ei saa negatiivseid ja nullväärtusi. Seepärast on negatiivseid väärtusi omavaid muutujaid kunstlikult diskriminantanalüüsi tarbeks nihutatud teatud konstantide võrra, mis on nähtavad ka tabelis 2.6. Vastavad konstandid on leitud magistritöö tarbeks kasutatud üldkogumi alusel kasutades meetodikat, et konstant peab alati olema nii suur, et 99% vaatlustest oleksid naturaallogaritmivad.

Tabel 2.6. Diskriminantanalüüsi tarbeks teisendatud muutujad

$\ln(\text{Raha ja pangakontod} / \text{lühiajalised kohustused})$ (S1U)
$\ln((\text{Käibevarad} - \text{varud} - \text{ettemaksud}) / \text{lühiajalised kohustused})$ (S2U)
$\ln(\text{Käibevara} / \text{lühiajalised kohustused})$ (S3U)
$\ln(\text{Puhas käibekapital} / \text{varad} + 1)$ (S7U)
$\ln(\text{Puhaskasum} / \text{müügitulu} + 1,5)$ (S8U)
$\ln(\text{Puhaskasum} / \text{keskmised varad} + 1,5)$ (S9U)
$\ln(\text{Puhaskasum} / \text{keskmise põhivara} + 1)$ (S10U)
$\ln(\text{Ärikasum} / \text{müügitulu} + 1,7)$ (S11U)
$\ln(\text{Kohustused} / \text{varad})$ (S12U)
$\ln(\text{Kohustused} / \text{omakapital} + 36)$ (S13U)
$\ln((\text{Ärikasum} + \text{finantstulu}) / \text{intressikulu} + 1000)$ (S14U)
$\ln(\text{Müügitulu} / \text{keskmise debitoorne võlgnevus})$ (S15U)
$\ln(\text{Rahavoog} / \text{müügitulu} + 0,5)$ (S16U)

Allikas: autori koostatud.

Vastava transformatsiooni (nihutamine konstandi liitmise teel ning naturaallogaritmimine) tulemusel teisenduvad kõigi muutujate naturaallogaritmide ligilähedaselt normaaljaotusega kujule. Muutujate ühisjaotuse normaalsuse hindamiseks kasutatakse käesolevas töös hajuvusgraafiku usaldusellipsi visuaalset vaatlust (*scatter plot confidence ellipse*), mille kahe muutuja ($\ln(\text{müügitulu})$ ja $\ln(\text{töötajate arv})$) vahelised näited on nii pankrotistunud kui ka mittepankrotistunud ettevõtete lõikes ka järgnevalt joonisena 2.1 toodud.



Joonis 2.1. Pankrotistunud (vasakul) ja mittepankrotistunud edukate (paremal) ettevõtete muutujate $\ln(\text{müügitulu})$ ja $\ln(\text{töötajate arv})$ vahelised hajuvusgraafiku usaldusellipsid.

Muutujate ühisjaotuse normaalsuse määramiseks saab kasutada mitmeid teste (näiteks Shapiro-Wilki ja Mardia teste), kuid käesolevas töös on järeldused ühisjaotuse normaalsuse kohta tehtud just ülalloodud ellipsite visuaalse vaatluse tulemusel. Ellips on koostatud põhimõttel, et kui 95% vaatluste paaridest projekteerub ellipsisse, siis saab muutujate ühisjaotust pidada normaalseks. Konkreetne protsess on läbi viidud kõigi muutujate kohta ning diskriminantanalüüsi tarbeks võib autori arvates kõiki transformeeritud muutujaid sobivateks hinnata. Tähelepanu tuleb pöörata ka asjaolule, et ettevõtete andmestike puhul on sageli üsna keerukas ilma transformatsioonideta normaaljaotust saavutada ning paljudes eelnevates diskriminantanalüüsi kasutanud välismaistes pankrotistumiste alastes uuringutes on muutujate ühisjaotuse normaalsust ka ignoreeritud või normaaljaotuse tingimust loetud täidetuks märksa laiemates piirides, kui seda tavapäraselt tegema peaks (Balcaen, Ooghe: 14).

Järgnevaks sammuks on kovariatsioonimaatriksite sarnasuse hindamine. Selleks viiakse läbi vastava tingimuse hindamiseks kõige traditsioonilisemalt kasutatav Box'i M test. Läbiviidud Box'i M test ei kinnita kõigi muutujate korraga kasutamisel kahe grupi kovariatsioonimaatriksite sarnasust. Üheks võimalikuks põhjuseks võib muuhulgas olla ka hälbumine mitmemõõtmelisest normaaljaotusest, sest Box'i M test on väga tundlik isegi väikeste normaaljaotusest hälbumiste suhtes, mida autori poolne visuaalne vaatlus ei pruugi täheldada (Testing Assumptions ... 2006). Erinevates allikates on küll mainitud robustsemaid teste (näiteks Layard'i test), kuid autor ei pea nende teostamist siinkohal vajalikuks, kuna paljudes eelnevates uuringutes ei ole kovariatsioonimaatriksite homoskedastiivsuse tingimuse täidetusele tähelepanu

pööratud. Ka muutujate edasised transformatsioonid ega edukate ettevõtete arvu vähendamine täiendavate selektsioonide tulemusel ei võimalda testitulemusi parandada.

Diskriminantanalüüsis ei ole soovitatav omavahel tugevasti korreleeruvate muutujate mudelisse kaasamine. Järgnevas tabelis 2.7 on välja toodud muutujate omavahelised korrelatsioonid ning rasvases kirjas toodud tugevad korrelatsioonid (Pearsoni korrelatsioonikordajad). Tugevateks on autor lugenud korrelatsioone, mis on suuremad kui 0,4. Vastav piir on ka piisavalt madal, et allapoole seda jäävaid korrelatsioone saaks lugeda piisavalt väikesteks. Tugevad korrelatsioonid on ka tabelis 2.7 märgitud rasvases kirjas.

Tabel 2.7. Diskriminantanalüüsis kasutatavate muutujate omavahelised korrelatsioonid

	S1U	S2U	S3U	S4	S5	S6	S7U	S8U	S9U	S10U	S11U	S12U	S13U	S14U	S15U	S16U
S1U	1.00	0.79	0.68	-0.17	-0.18	-0.23	0.11	0.15	0.29	0.57	0.12	-0.64	-0.13	0.15	-0.01	0.52
S2U		1.00	0.74	0.10	0.06	-0.10	0.16	0.19	0.31	0.59	0.16	-0.66	-0.11	0.13	-0.36	0.41
S3U			1.00	0.02	-0.04	-0.17	0.27	0.20	0.30	0.65	0.19	-0.80	-0.09	0.16	-0.06	0.32
S4				1.00	0.84	0.62	0.14	0.13	0.00	0.01	0.13	-0.13	0.07	0.00	-0.22	-0.02
S5					1.00	0.68	0.06	-0.09	0.00	-0.09	-0.06	0.05	0.04	0.02	-0.06	-0.24
S6						1.00	-0.01	-0.07	-0.09	-0.16	-0.06	0.13	0.02	-0.04	0.03	-0.18
S7U							1.00	0.07	0.14	0.08	0.15	-0.28	0.01	0.07	0.00	0.07
S8U								1.00	0.42	0.41	0.86	-0.26	0.00	0.04	-0.06	0.39
S9U									1.00	0.49	0.33	-0.24	-0.04	0.11	0.01	0.14
S10U										1.00	0.32	-0.65	-0.10	0.16	-0.03	0.33
S11U											1.00	-0.25	0.01	0.06	-0.06	0.34
S12U												1.00	0.11	-0.16	0.00	-0.30
S13U													1.00	-0.01	0.02	-0.03
S14U														1.00	0.00	0.08
S15U															1.00	-0.09
S16U																1.00

Allikas: autori koostatud.

Mudelite testimisel on kasutatud vastassuunalist meetodit (*backward method*). Kõigi muutujate korraga lisamist (*enter all covariates together*) ning pärisuunalist meetodit (*forward method*) kasutatud ei ole. Kõigi muutujate korraga lisamisel jäetakse mudelisse kõik kasutatavad muutujad. Pärisuunalise meetodi puhul hakatakse mudelisse järkjärgult muutujaid lisama alustades kahe grupi vahelisse diskrimineerimisvõimesse enim panustavast ning muutujaid lisatakse senikaua, kuni mudel ei suuda kahe grupi

vahelist diskrimineerimisvõimet parandada. Vastassuunalise meetodi puhul lisatakse alguses mudelisse kõik muutujad ning hakatakse järjest elimineerima muutujaid lähtuvalt sellest, mis kõige vähem panustab grupilise kuuluvuse määramisse. Muutujate elimineerimine kestab senikaua, kuni mudeli poolset kahe grupi eristamist pole enam võimalik parandada.

Järgnevate mudelite testimisel on kasutatud tabelites 2.5 ja 2.6 toodud muutujaid (tabelist 2.5 muutujaid, mis ei vajanud teisendust saavutamaks normaaljaotuse eelduse täidetust) ning ka tähistused on vastavates tabelites toodutega analoogilised. Mudelitesse ei lisatud konstanti ning autori kasutuses olnud statistikapakett SPSS ka seda ei võimalda. Erinevate kombinatsioonide katsetamise tulemusel osutus parimaks tabelis 2.8 toodud mudel.

Tabel 2.8. Diskriminantanalüüsi käigus esmaselt parimaks osutunud mudeli muutujad ja nende kordajad

Muutuja	Diskriminant-funktsiooni kordaja
S4	0,318
S9U	0,560
S10U	-0,315
S13U	-0,480
S15U	0,627
S16U	0,510

Allikas: autori koostatud.

Õigesti klassifitseerimise täpsus on algvalimil 90,7%, kontrollvalimil 70,2%. Mudeli puhul on õigesti klassifitseerimise täpsus võrreldes eelnevate uuringutega madalam. Teiseks häirivaks asjaoluks see, et muutuja S10U märk pole kooskõlas majandusteoreetiliste seisukohtadega ning samuti esineb muutujate S9U ja S10U vahel korrelatsioon. Kolmandaks probleemiks on muutuja S13U mõju hindamine saadud mudelis – antud muutuja väärtused võivad varieeruda vahemikus $[-\infty, +\infty]$, kuid mõlemas äärmuses on tegemist ebaedukusele viitava olukorraga, mis muudab edasise interpretatsiooni vägagi keerukaks. Seega on mudelist kõrvaldatud muutujad S10U ja S13U. Selle tulemusel on võimalik saavutada algvalimil õigesti klassifitseerimise täpsus 92,0% ja kontrollvalimil 77,4%; mudeli murdepunktiks on 6,5. Kitsaimaks ignorantsuse

alaks, kuhu langeb 90% valesti klassifitseerimisi, on 6-7. Vastav mudel on ka järgnevalt toodud ning lisaks iseloomustab selle klassifitseerimist tabel 2.9:

$$(2.1) D_1 = 0,435 \ln(\text{varad}) + 0,838 \ln\left(\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}} + 1,5\right) + 0,254 \ln\left(\frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}} + 0,5\right) + 0,405 \ln\left(\frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}}\right).$$

Tabel 2.9. Parimaks osutunud diskriminantmudeli D_1 klassifitseerimine

Tegelik kuuluvus	Ennustatud kuuluvus	
	Pankrotistunud	mittepankrotistunud
Pankrotistunud	486	121
Mittepankrotistunud	365	5080

Allikas: autori koostatud.

Diskriminantmudeli koostamist on proovitud ka tabelis 2.5 toodud muutujatega, kuigi need ei vasta diskriminantanalüüsi jaoks esitatud nõuetele. Vastava proovi eesmärgiks on ennekõike see, et veenduda, kas vajalike eelduste mittetäidetuse korral on siiski võimalik saada hea õigesti klassifitseerimise täpsus. Hüpotees, et tulemused ei osutu transformeeritud andmetega võrreldes paremaks, osutub tõeseks. Transformeerimata muutujaid kasutades saadud mudelis pole parameetrite märgid kooskõlas teoreetiliste seisukohtadega ning õigesti klassifitseerimise täpsused jäävad mudelile 2.1 alla.

Käesoleva magistritöö raames on olemasoleval andmebaasil testitud ka Altmani 1968. aasta mudelit. Altmani mudeli tulemused õigesti klassifitseerimise täpsuse näol on mudeli 2.1 omadest märkimisväärselt kehvemad. Siiski tuleb rõhutada, et Altmani mudel sisaldab kahte käesolevas töös parimasse diskriminantmudelisse kaasatud muutujatega analoogilist muutujat, mis on ühene viide sellele, et ettevõtete pankrotistumisele viitavad tegurid võivad olenemata majanduskeskkonnast olla paljuki universaalsed.

2.4. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine logit-analüüsi kasutades

Logit-analüüs ehk logistiline regressioonanalüüs on metoodiliselt diskriminantanalüüsist kergemini rakendatav, kuna selle kasutamiseks ei ole vaja täita niipalju

eeldusi nagu diskriminantanalüüsi korral. Oluliseks ohuks logit-analüüsi puhul on multikollineaarsus. Seepärast on mudeli koostamisele eelnevalt välja selgitatud muutujate omavahelised korrelatsioonid, mida kajastab tabel 2.10. Rasvases kirjas on ära toodud situatsioonid, kus korrelatsioonid muutujate vahel on tugevad (suuremad kui 0,4). Korrelatsioonid erinevad tabelis 2.7 toodutest seetõttu, et erinevalt diskriminantanalüüsist pole kasutatud muutujate normaalsuse tingimuse täidetuse saavutamiseks konstantide liitmist ning naturaallogaritmimist.

Tabelist 2.10 jäeldub, et peamiselt korreleeruvad omavahel sama valdkonna muutujad (vt ka tabel 2.4). Edasises modelleerimisprotsessis on seda ka arvesse võetud ning omavahel tugevasti korreleeruvaid muutujaid samaaegselt ühte mudelisse ei panda. Mudelite koostamisel on kasutatud analoogiliselt diskriminantanalüüsiga vastassuunalise muutujate lisamise meetodikat Antud magistritöös on vastassuunalise meetodina kasutatud tingimuslikku meetodit (*conditional backward method*), mis põhineb tõepära suhtarvul.

Tabel 2.10. Logit-analüüsi tarbeks kasutatud muutujate omavahelised korrelatsioonid

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16
S1	1,00	,998	,995	-,033	-,039	-,019	,000	,005	,000	,950	,003	,000	-,001	,017	-,004	,018
S2		1,00	,995	-,030	-,039	-,021	,000	,026	,000	,955	,004	-,001	-,001	,005	-,005	,019
S3			1,00	-,028	-,035	-,020	,000	,014	,000	,926	,003	,000	-,001	,008	-,005	,011
S4				1,00	,838	,622	,181	,058	-,036	-,031	,042	-,162	,012	,016	-,017	,024
S5					1,00	,684	,030	-,052	,010	-,047	-,050	-,030	,007	,012	-,007	-,079
S6						1,00	,007	-,030	-,037	-,020	-,035	-,009	,001	,005	,003	-,027
S7							1,00	,034	-,064	,001	,038	-,913	,000	,029	,000	-,007
S8								1,00	,027	,058	,997	-,035	-,002	,003	-,002	,041
S9									1,00	,001	,026	,459	-,001	-,001	-,010	,002
S10										1,00	,013	,000	-,002	,003	-,003	,024
S11											1,00	-,039	-,002	,005	-,002	,019
S12												1,00	-,001	-,006	,001	,007
S13													1,00	-,002	,003	-,002
S14														1,00	,000	,012
S15															1,00	-,004
S16																1,00

Allikas: autori koostatud.

Järgnevalt on toodud ülevaade modelleerimistulemustest. Ükski mudel ei sisalda omavahel korreleeruvaid muutujaid. Erinevalt diskriminantanalüüsist ei ole vajalik muutujate normaliseerimine erinevate transformatsioonide teel. Kasutatud on tabelis 2.5

toodud muutujaid ning tähistused on ka analoogilised tabelis 2.5 toodutega. Kõikide mudelite puhul on regressioonvõrrandisse lisatud ka konstant. Parimaks osutunud mudel on toodud valemina 2.2. Kõigi mudelite puhul on kasutatud murdepunkti 0,5, mis viitab ettevõtte pankrotistumise tõenäosusele. Käesolevas magistritöös ei ole kasutatud logistilise regressiooni puhul tavapärast võimalust, kus mudelisse kaasatakse ka erinevate muutujate korrutised. Üheks põhjuseks on see, et eelnevates uuringutes ei ole see olnud tavapärane, teiseks põhjuseks aga see, et muutujate koosmõju on sageli keeruline sisuliselt tõlgendada. Vastassuunalist metoodikat rakendades on parimaks mudeliks mudel 2.2, kus K_1 on skoor pankrotistumise tõenäosuse avaldises $p = \frac{1}{1 + e^{K_1}}$:

$$(2.2) \quad K_1 = 38,108 \frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}} + 0,006 \frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}} + 21,727 \frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}} + 1,875.$$

Vastava mudeli õigesti klassifitseerimistäpsust 98,9% algvalimil kirjeldab tabel 2.11. Õigesti klassifitseerimiseks kontrollvalimil on 100% ning keskmine pankrotistumise tõenäosus kontrollvalimis on 1,0%. Antud mudelis on muutujate märgid kooskõlas rahandusteoreetiliste seisukohtadega, muutujad omavahel ei korreleeru ning on olulised. Suurem tekkepõhine varade rentaablus, lühem debitoorse võlgnevuse laekumise välded ning suurem kassapõhine müügitulu rentaablus on kõik edukale ettevõttele omased tunnused. Waldi statistiku alusel panustab enim kahe grupi vahelise varieeruvuse kirjeldamisesse suhtarv $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}}$. Kirjeldatuse tase on mudelil 0,419.

Tabel 2.11. Mudeli 2.2 klassifitseerimine

Tegelik kuuluvus	Ennustatud kuuluvus	
	Pankrotistunud	mittepankrotistunud
Pankrotistunud	575	32
Mittepankrotistunud	33	5425

Allikas: autori koostatud.

Kui koostada logit-mudel ilma konstandita, siis on õigesti klassifitseerimise täpsuseks algvalimil samuti 98,9%, kuid kirjeldatuse tase on 0,968 ning õigesti klassifitseerimise

täpsus kontrollvalimil 100%. Muutujad omavahel ei korreleeru ning on olulised (olulisustõenäosus kõigil 0). Ka vastavas mudelis on Walde statistiku alusel suhtarv $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}}$ suurima panusega kahe grupi vaheliste erinevuste kirjeldamisel.

Mudeli kuju on toodud valemina 2.3 (kus K_2 on skoor avaldises $p = \frac{1}{1 + e^{K_2}}$) ning klassifitseerimistäpsused algvalimil tabelis 2.12. Vastav mudel on ka logistilise regressiooni rakendamise parimaks tulemuseks.

$$(2.3) \quad K_2 = 0,123 \ln(\text{varad}) + 37,188 \frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}} + 0,006 \frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}} + 22,816 \frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}}.$$

Tabel 2.12. Mudeli 2.3 klassifitseerimine

Tegelik kuuluvus	Ennustatud kuuluvus	
	Pankrotistunud	Mittepankrotistunud
Pankrotistunud	575	32
Mittepankrotistunud	33	5425

Allikas: autori koostatud.

Kui varieerida mudeli tinglikku murdepunkti, milleks momendil on 50%, siis ei ole kummagi eelneva mudeli korral võimalik õigesti klassifitseerimise täpsust parandada. Lisaks on võimalik testida olukorda, kus lisatakse korraga kõik omavahel mittekorreleeruvad ning erinevate valdkondade muutujad. Vastav meetodika ei võimalda õigesti klassifitseerimist parandada.

Kasutatud kaubandusettevõtete andmebaasis toodud andmeid on testitud ka Ohlsoni 1980. aastal koostatud logit-mudeliga, mis on toodud esimeses peatükis valemina 1.16. Ohlsoni mudeli korral on õigesti klassifitseerimist (79,8%) iseloomustavad andmed toodud tabelis 2.13.

Tabel 2.13. Ohlsoni mudeli klassifitseerimine

Tegelik kuuluvus	Ennustatud kuuluvus	
	Pankrotistunud	mittepankrotistunud
Pankrotistunud	584	23
Mittepankrotistunud	1202	4243

Allikas: autori koostatud.

Ohlsoni mudeli puhul põhjustavad valesti klassifitseerimist tõenäoliselt muutujad x_5 , x_8 x_9 (kohustused (x_5) – (1 kui kohustused ületavad kogugarasid, muidu 0); puhaskasum viimased 2 aastat (x_8) – (1 kui puhaskasum oli viimased kaks aastat negatiivne, muidu 0), puhaskasumi muutus (x_9) – $\frac{puhaskasum_t - puhaskasum_{t-1}}{|puhaskasum_t| + |puhaskasum_{t-1}|}$.

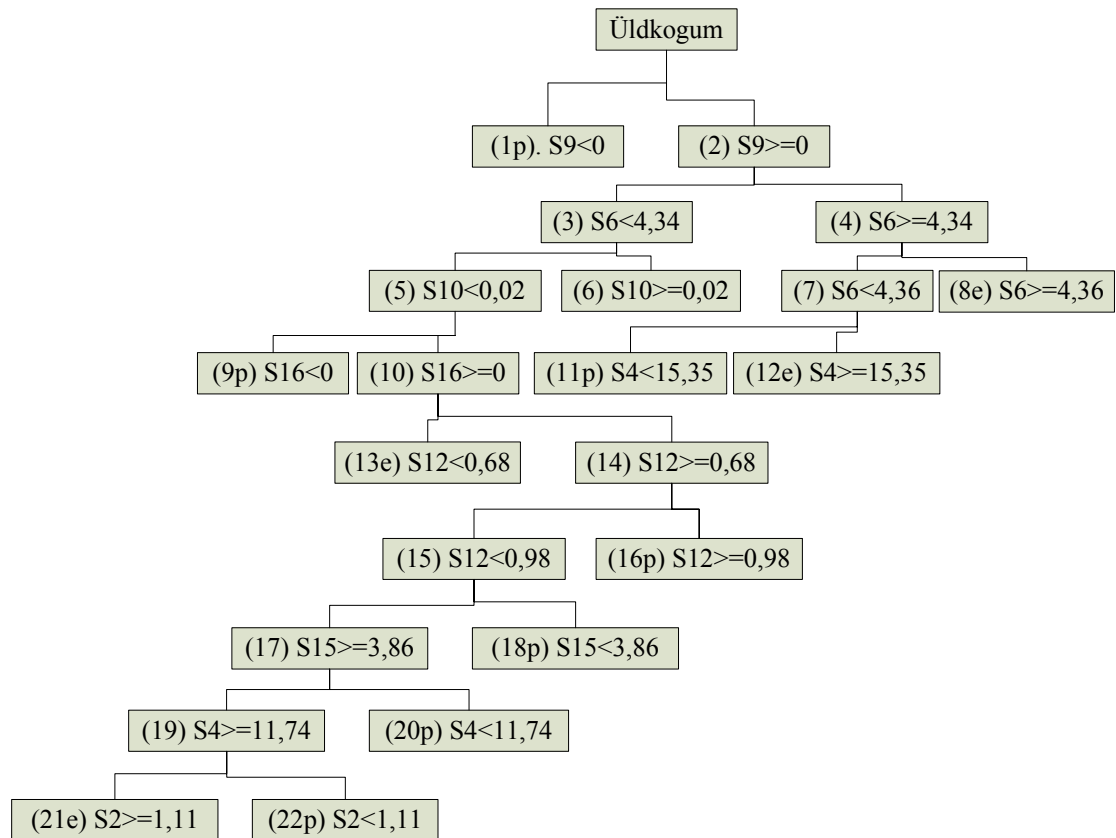
2.5. Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumiste modelleerimine korduva ositamise meetodit kasutades

Analoogiliselt logit-mudeli koostamisega baseerub ka antud uurimistöös kasutatav korduva ositamise meetodil põhinev Eesti kaubandusettevõtete pankrotistumise ennustamine tabelis 2.5 toodud muutujatel. Korduva ositamise meetodi rakendamisel on kasutatud programmis MS Excel selleks otstarbeks loodud spetsiaalset liidest *Ctree*. Vastav programm kasutab kalkuleerimisel Ross Quinlani poolt välja töötatud ja entroopia kontseptsioonil põhinevat C4.5 klassifitseerimisalgoritmi (Classification Tree ... 2006). Vastava meetodi puhul ei ole vajalik järgida erinevate statistiliste eelduste täidetust, mis oluliselt lihtsustab modelleerimisprotsessi. Lisaks sellele pole korduva ositamise meetodi puhul käsitletud esimest ja teist liiki klassifitseerimisvigade kulusid, kuna viimaste väljaselgitamine Eesti oludes võib osutuda raskesti teostatavaks.

Järgnevalt on käsitletud tingimusi, millega korduva ositamise otsustuspuu koostamisel on arvestatud. Puu edasiarendamine lõpetatakse kui lõpppunktis on vähem kui 1% vaatlustest ning selles on õigesti klassifitseerimise täpsus suurem või võrdne kui 99%. Mudeli koostamisel on kasutatud ka andmete juhuvaliku põhimõtet. Optimaalseimaks osutunud rekursiivse ositamise otsustuspuud iseloomustab joonis 2.2. Joonisel on kõigepealt märgitud punkti number ning juhul kui punkt on lõpppunkt, siis ka tulemus (kas vastavas lõpppunktis klassifitseeritakse ettevõtte pankrotistuvaks (tähis *p*) või mittepankrotistuvaks (tähis *e*)). Viimasena on ära toodud konkreetse muutuja murdepunkt.

Vastava mudeli õigesti klassifitseerimise täpsus algvalimil 98,5% ning kontrollvalimil 100%. Vastavat otsustuspuud on võimalik koostada ka kärpimise (*prune*) võimalust kasutades. Sellisel juhul lõpetab programm otstarbekuse kaalutlusest lähtuvalt edasise ositamise punktides 7 ja 10. Vastav teguviis õigesti klassifitseerimist ei paranda kuid

võimaldab lihtsalt analüüsi lühemaks muuta, sest korduva ositamise meetodil põhinev otsustuspuu on lihtsaid abivahendeid (näiteks MS Excelit) kasutades diskriminantanalüüsil ning logit-analüüsil põhinevatest mudelitest märkimisväärselt keerukamalt rakendatav.



Joonis 2.2. Korduva ositamise otsustuspuu Eesti kaubandusettevõtete näitel (autori koostatud).

Korduva ositamise otsustuspuu on võimalik kergesti viia ka kujule, kus õigesti klassifitseerimise täpsus algvalimil oleks 100%, kuid see muudab analüüsi ühelt poolt väga tülikaks, sest puu läheb suureks. Teisest küljest on suur oht, et kontrollvalimil testimisel tekivad vead, sest lõpuks taandub puu situatsiooni, kus näiteks kaks allesjäänud vaatlust jaotatakse mingi konkreetse neid eristava suhtarvu alusel. Muidugi ei pruugi selgelt eristuvate ettevõtete (edukad ja ebaedukad) korral analüüs sinnamaani jõudagi.

2.6. Meetodite kokkuvõte ning analüüsi täiustamise võimalused

Kolme erineva meetodikaga koostatud pankrotimudelid annavad ligikaudu analoogilisi õigesti klassifitseerimise tulemusi. Mõnevõrra kehvemad on diskriminantanalüüsi rakendamisel saadud pankrotimodeli õigesti klassifitseerimise tulemused. Kokkuvõtte erinevatest pankrotimudelitest ning neisse kaasatud muutujatest annab tabel 2.14, kus on lisaks ära toodud ka õigesti klassifitseerimise täpsused algvalimil ning kontrollvalimil.

Tabel 2.14. Erinevatesse pankrotimudelitesse kaasatud muutujad (teisendamata kujul) ning õigesti klassifitseerimise täpsused nii algvalimil kui ka kontrollvalimil

Analüüsimeetod ja klassifitseerimistäpsused	Mudelisse kaasatud muutujad
Diskriminantanalüüs (algvalimil 93,2%, kontrollvalimil 77,4%)	Ln (varad) (S4)
	Puhaskasum / keskmised varad (S9)
	Müügitulu / keskmine debitoorne võlgnevus (S15)
	Rahavoog / müügitulu (S16)
Logit-analüüs (algvalimil 98,9%, kontrollvalimil 100%)	Ln (varad) (S4)
	Puhaskasum / keskmised varad (S9)
	Müügitulu / keskmine debitoorne võlgnevus (S15)
	Rahavoog / müügitulu (S16)
Korduv ositamine (algvalimil 98,5%, kontrollvalimil 100%)	Käibevara / lühiajalised kohustused (S3)
	Ln (varad) (S4)
	Ln (töötajate arv) (S6)
	Puhaskasum / keskmised varad (S9)
	Puhaskasum / keskmine põhivara (S10)
	Kohustused / varad (S12)
	Müügitulu / keskmine debitoorne võlgnevus (S15)
	Rahavoog / müügitulu (S16)

Allikas: autori koostatud.

Tabelist 2.14 järeldub, et erinevate meetodikate puhul kaasatud muutujad on üsnagi sarnased ning pigem tulenevad erinevused meetodikatest. Kaasatud on ka muutujad kõigist valdkondadest, kuid vägagi huvipakkuv on see, et nii diskriminantanalüüsi kui ka logit-analüüsi puhul ei ole lõppmudelisse ühtegi maksevõime muutujat jäänud. Autori meelest see ainult kinnitab mudelite kvaliteeti, kuna ettevõtete ebaedule ja selle kulmineerumisele pankrotiga viitavad keerukamad tegurid kui ainult illikviidsus. Mõnes mõttes on see ka põhjendatav, sest ettevõttel on sageli võimalik raha juurde laenata, eeldades et see on krediidikõlblik.

Järgnevalt on kommenteeritud muutujaid, mis on olulisteks osutunud vähemalt kahe rakendatud meetodi lõikes. Muutuja $\ln(\text{varad})$ olulisus ei ole üllatav, sest oodatav oli mõne ettevõtte suuruse näitaja mudelitesse jäämine. Ettevõtte edukuse defineerimine läbi bilansimahu on võrreldes müügitulu ja töötajate arvuga ka natuke loogilisem, sest suure müügitulu korral võib ettevõtte ikkagi olla kahjumis ning ka töötajate arv ei pruugi ettevõtte tegutsemiseefektiivsusega korreleeruda. Eelnevaga ei taha autor loomulikult viidata sellele, et suure bilansimahuga ebaedukaid kaubandusettevõtteid ei saaks eksisteerida. Muutujad $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}}$ ja $\frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}}$ on rentaablusnäitajad, mis on mudelites sagedased edukuse või ebaedukuse indikaatorid. Kui ettevõtte varad ei genereeri kasumit või ei ole müük kasumlik, siis on selge, et ettevõttel võib tulevikus tekkida finantsprobleeme. Mudelid kinnitavad ka seda, et puhaskasum on konkreetse analüüsi tarbeks ärikasumist märka parem indikaator. Käibekapitali juhtimise efektiivsuse näitaja $\frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}}$ on oluline, sest debitoorne võlg võib kergesti muutuda ebatõenäoliselt laekuvaks, eriti kui see on juba pikemat aega eksisteerinud. Vastav probleem on ennekõike tähtis hulgikaubandusettevõtete seisukohalt. Kuna konkreetne muutuja on näiteks logit-mudelis väga väikese kaaluga, siis ei ole vajadust ka selle muutuja sobivust jaekaubandusettevõtete seisukohalt pikemalt käsitleda.

Pole otseselt võimalik öelda, kui kaua antud mudeleid on võimalik pankrotistumise etteennustamiseks kasutada, kuid analoogiliselt muude pankrotimudelitega tuleks ka vastavad mudelid paari aasta perspektiivis üle vaadata. Eelkõige ei ole see oluline mitte selles osas, et ettevõtete pankrotistumisele viitavad tegurid aja jooksul ise muutuvad, vaid pigem võivad muutuda nende proportsioonid. Nimetatud muudatuste testimine on muidugi ainult üheks töö edasiarendamise võimaluseks. Kindlasti saab katsetada ka teisi meetodeid, modifitseerida olemasolevaid mudeleid ning sarnasuste või erisuste esile toomiseks teostada analüüs mõne muu sektori näitel. Enim pakuks töö autorile huvi ühe sammu võrra edasi minek ehk pankrotistumist kirjeldavate tegurite vastavateks kujunemise täpsem analüüs ning ettevõtete ebaõnnestumiste sisu uurimine, mitte ainult selle prognoosimine, sest pelgalt tulevase ebaedu konstateerimine ei võimalda olukorra parendamiseks midagi ette võtta.

KOKKUVÕTE

Pankrotti on erinevate riikide seadustes, aga ka erinevates uurimustes defineeritud mitmeti. Eesti pankrotiseaduse alusel on pankrot võlgniku kohtuotsusega väljakuulutatud maksejõuetus. Lisaks pankrotistumisele on ettevõtte likvideerimise levinud võimaluseks veel netovarade mittevastavus nõutele, mille Eestis sätestab äriseadustik. Mõningates uurimustes kasutatakse nii pankrotistunud kui ka netovarade nõutele mittevastavuse tõttu likvideeritud ettevõtete andmeid, üldistades vastavaid uurimistulemusi mõiste *ettevõtete ebaedu prognoosimise mudelid* (*failure prediction models*) alla, kuid enamjaolt kasutatakse pankrotimudelite (*bankruptcy prediction models*) koostamiseks ainult pankrotistunud ettevõtete andmeid. Pankrotistumise prognoosimise meetodid saab tinglikult jaotada kolme gruppi. Esimesse gruppi kuuluvad meetodid, mis annavad tulemuseks ettevõtte grupilise kuuluvuse: üksikutel finantssuhtarvudel põhinev pankrotistumiste ennustamine, diskriminantanalüüs ning korduva ositamise meetod. Teisse gruppi kuuluvad meetodid, mis annavad tulemuseks ettevõtte pankrotistumise tõenäosuse: logit-analüüs ning närvivõrkude meetod. Kolmandasse gruppi kuuluvad meetodid, mida ei saa otseselt paigutada kahte eelnevasse gruppi: elukestusmudelid, rahavoogudel põhinevad mudelid ning oskusteabe töötlemisel põhinev pankroti ennustamine.

Pankrotistumiste prognoosimine sai alguse üksikute finantssuhtarvude kasutamisest, mille tuntuima praktiseerijana saab välja tuua Ameerika Ühendriikide teadlase Beaver'i. Tema uurimuse peamiseks tulemuseks oli see, et pankrotistunud ettevõtete finantssuhtarvud olid juba viis aastat enne ettevõtte tegevuse lõpetamist edukate ettevõtete omadest oluliselt halvemad. Ühe muutuja põhjal pankrotistumiste ennustamine on siiski vägagi subjektiivne ning see sundis otsima komplekssemaid meetodeid.

Kõige rohkem on ettevõtete pankrotistumiste ennustamiseks kasutatud diskriminantanalüüsi. Diskriminantvõrrandi kasutamise tulemuseks on skoor, mille alusel saab ettevõtteid rühmitada kas pankrotistuvateks või mittepankrotistuvateks. Teedrajavaks uurimuseks on Altman'i 1968. aastal avaldatud töö, kus ta töötas välja mitme muutujaga diskriminantvõrrandi Z-skoori. Altman kasutas oma uurimuses ainult suhtarve, samas hilisemad vastava meetodi viljelejad on sellest sageli loobunud. Altmani esimese mudeli ennustustäpsuseks kontrollvalimi peal oli 83,5%, kusjuures tema kaastööna valminud ZETA mudeli puhul oli selleks juba 93%. Diskriminantmudelit on kasutatud ka erinevate majandusharude Eesti ettevõtete pankrotiohu määramiseks, kusjuures Indrek Künnapas saavutas oma 1998. aasta töös väga kõrgeid õigesti klassifitseerimise täpsusi. Ometi on diskriminantanalüüs statistiliselt küllaltki nõudlik, eeldades näiteks muutujate ühisjaotuse normaalsust ning kovariatsioonimaatriksite sarnasust. Mitmed uurimused rõhutavad ka seda, et muutujad ei tohiks ka omavahel tugevasti korreleeruda.

Korduva ositamise meetod baseerub erinevaid finantssuhtarve kasutades otsustuspuu koostamisel, mis klassifitseerib ettevõtteid mitmeetapiliselt pankrotistumist või mittepankrotistumist kajastavatesse lõpppunktidesse. Nimetatud klassifikatsioon seisneb pankrotistuvaid ja mittepankrotistuvaid ettevõtteid eristavate muutujate ning nende murdeväärtuste leidmises, mis saab põhineda nii valesti klassifitseerimise kulusid arvesse võtval valesti klassifitseerimise riskil kui ka entroopial.

Suureks sammuks ettevõtete pankrotistumiste prognoosimisel on probit- ja logit-mudelite kasutamine, mis annavad tulemuseks pankrotistumise tõenäosuse. Positiivse küljena on logit-mudelite puhul erinevalt diskriminantanalüüsist lubatud ka fiktiivsete muutujate kasutamine. Antud valdkonna pioneeriks loetakse James A. Ohlsonit, kes 1980. aastal koostas 105 pankrotistunud ja 2058 mittepankrotistunud ettevõtte baasil oma O-mudeli.

Närvivõrkude meetod on autorile teadaolevalt uusim pankrotistumiste prognoosimisel kasutatav meetod. See seisneb keerukas matemaatilises algoritmis, mis peaks iteratsioonimehhanismi kasutades jõudma ideaalse lõpptulemuseni. Meetodi positiivseks küljeks on see, et kasutatavate andmete osas puuduvad spetsiifilised nõuded.

Rahavoogude mudelite koostamist saab lugeda üksnes poolenisti iseseisvaks meetodiks. Ühelt poolt on paljud rahavoogudel põhinevad pankrotistumiste ennustamise mudelid kasutanud diskriminantanalüüsi ja logit-analüüsi. Samas on pankrotistumiste ennustamiseks kasutatavad ka rahavoogude juhtimise mudelid ning muud ärirahanduse kontseptsioonid, nagu näiteks NPV.

Erinevalt eelpooltoodud meetoditest püütakse elukestusmudelite abil leida kvantitatiivne seos ettevõtte elukestuse pikkuse või riski määra ja sõltumatute muutujate vahel. Antud valdkond on pärvinud uurijate vähest tähelepanu ning meetodikad on sageli oluliselt diferentseerunud ning ennustustäpsused ei ole samuti olnud kaugeltki ideaalilähedased. Samas on meetodi plussiks dünaamilisus erinevalt muudest statsionaarsetest meetoditest.

Kõige mitteformaalsemaks lähenemiseks on oskusteabe töötlemisel põhinev pankroti ennustamine, mille puhul kogutakse eriala spetsialistidelt informatsiooni ettevõtete tulevase käekäigu kohta. Kuna vastava meetodi korral on sageli otsused tehtud muude pankrotistumiste ennustamise meetodite põhjal, siis ei saa sedagi meetodit lugeda täiesti iseseisvaks.

Erinevate meetodite lõikes on osade uurimuste tulemused olnud ideaalilähedased, samas on esinenud ka kehvemaid resultate. Pigem sõltub resultaat uurija käsutuses olnud andmete kvaliteedist.

Eesti kaubandusettevõtete arv on perioodil 1997-2005 varieerunud, kuid summaarselt võib hulgikaubandusettevõtete puhul näha kasvutrendi ning jaekaubandusettevõtete puhul langustrendi. Analüüsiks on kasutatud 5445 eduka mittepankrotistunud ettevõtte ning 607 pankrotistunud ettevõtte andmeid. Ettevõtte edukaks defineerimisel on lähtutud nii ettevõtte tegutsemisaktiivsusest, eksisteerimise ajast, kasumlikust majandamisest ning töötajate arvust.

Kaubandusettevõtete pankrotimudelite koostamiseks on valitud muutujad lähtuvalt järgnevatest kriteeriumitest: muutujad peavad hõlmama olulisi ettevõtte majandustegevust puudutavaid valdkondi (maksevõime, rentaablus, kapitali struktuur, käibekapitali juhtimise efektiivsus, ettevõtte suurus), muutujad peavad olema tuntud

ning hea kirjeldamisvõimega eelnevates uuringutes. Autori eesmärgiks ei ole käesolevas töös unikaalsete muutujate loomine, sest tõenäoliselt ei pakuks need võrreldes varem väljatöötatud ja kasutust leidnud muutujatega lisandväärtust ning oleksid arvatavasti kasutatavad väiksemal osal üldkogumist.

Mitme muutujaga diskriminantanalüüsi rakendamise tulemusena osutus parimaks järgnev mudel:

$$D_1 = 0,435 \ln(\text{varad}) + 0,838 \ln\left(\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}} + 1,5\right) + 0,254 \ln\left(\frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}} + 0,5\right) + 0,405 \ln\left(\frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}}\right).$$

Vastava mudeli õigesti klassifitseerimise määraks algvalimil oli 93,2% ning kontrollvalimit kasutades oli tulemuseks 77,4%. Mudel rahuldab osasid vajaminevaid statistilisi eeldusi: muutujad ei korreleeru omavahel ning muutujate ühisjaotus on normaaljaotus. Samas pole täidetud kovariatsioonimaatriksite homoskedastiivsuse tingimus.

Logit-analüüsi rakendamise tulemusel osutus parimaks järgnev mudel (kus K_2 on skoor pankrotistumise tõenäosuse avaldises $p = \frac{1}{1 + e^{K_2}}$):

$$K_2 = 0,123 \ln(\text{varad}) + 37,188 \frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}} + 0,006 \frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}} + 22,816 \frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}}.$$

Vastava mudeli õigesti klassifitseerimise määraks algvalimil oli 98,9% ning kontrollvalimit kasutades oli tulemuseks 100%. Mudelis olevad muutujad ei korreleeru omavahel.

Korduva ositamise mudelit selle mahukuse tõttu kokkuvõttes ära ei tuua, kuid selle õigesti klassifitseerimine algvalimil on 98,5% ning kontrollvalimil 100%. Korduva ositamise mudeli positiivseks küljeks on see, et sinna on hõlmatud märkimisväärselt suurem hulk muutujaid võrreldes kahe eelnevalt käsitletud mudeliga.

Kolme mudeli lõikes võib üldistavalt tõdeda, et kõigi mudelitega on võimalik saavutada võrdlemisi analoogiline õigesti klassifitseerimise täpsused. Vähemalt kahes mudelis osutusid olulisteks järgnevad muutujad: $\ln(\text{varad})$, $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}}$, $\frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}}$ ja $\frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}}$. Muutuja $\ln(\text{varad})$ viitab suuremate ettevõtete edukusele ning vastav suundumus on tänapäeval Eesti kaubandussektoris ka täheldatav. Muutujad $\frac{\text{puhaskasum}}{\text{keskmised varad}}$ ja $\frac{\text{rahavoog}}{\text{müügitulu}}$ on rentaablusnäitajad, mis on vägagi tavapärased edukuse või ebaedukuse indikaatorid. Käibekapitali juhtimise efektiivsuse näitaja $\frac{\text{müügitulu}}{\text{keskmine debitoorne võlgnevus}}$ on oluline seetõttu, et debitoorne võlg võib kergesti muutuda ebatõenäoliselt laekuvaks ning seega suurendab debitoorse võlgnevuse käibevälte kasv ettevõtte pankrotistumise tõenäosust.

Käesolev magistritöö aitab kindlasti kaasa vastava valdkonna uurimise arengule Eestis. Magistritöö omab ka mitmeid edasiarendamise võimalusi. Peamiste võimalustena näeb autor muude majandussektorite vaatlemist ning käesolevas töös mitte rakendust leidnud meetodite kasutamist. Siiski pakuks autorile enim huvi pankrotistumist kirjeldavate tegurite vastavateks kujunemise täpsem analüüs ning ettevõtete ebaõnnestumiste sisu uurimine, mitte ainult selle prognoosimine, sest pelgalt tulevase ebaedu konstateerimine ei võimalda olukorra parendamiseks midagi ette võtta.

VIIDATUD ALLIKAD

1. **Altman, E. I.** A Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question. – The Journal of Finance, September 1984, Vol. 39, No. 4, pp. 1067-1089.
2. **Altman, E. I.** Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. – Journal of Finance, 1968, Vol. 23, No. 4, pp. 589-609.
3. **Altman, E. I.** Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta® Models. New York University, Stern School of Business, July 2000, 54 p.
4. **Altman, E. I., Eisenbeis, R. A.** Financial Applications of Discriminant Analysis: A Clarification. – The Journal of Financial and Quantitative Analysis, March 1978, Vol. 13, No. 1, pp. 185-195.
5. **Altman, E. I., Frydman, H., Kao, D.-L.** Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. – The Journal of Finance, March 1985, Vol. 40, No. 1, pp. 269-291.
6. **Arandi, P., Koskel S., Tiit, E.-M.** Diskriminantanalüüs. Tartu: Tartu Ülikooli Kirjastus, 1998, 141 lk.
7. **Atiya, A. F.** Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. – IEEE Transactions on Neural Networks, July 2001, Vol. 12, No. 4, pp. 929-935.
8. **Balcaen, S., Ooghe, H.** 35 years of business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems. – Vlerick Leuven Gent Working Paper Series, 2004, No. 15, 70 p.
9. **Bartczak, C., Casey, C.** Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions. – Journal of Accounting Research, Spring 1985, Vol. 23, No. 1, pp. 384-401.

10. **Beaver, W. H.** Financial Ratios As Predictors of Failure. – Journal of Accounting Research, 1966, Vol. 4, pp. 71-111.
11. **Beaver, W. H.** Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure. – Journal of Accounting Research, Autumn 1968, Vol. 6, No. 2, pp. 179-192.
12. **Belkaoui, A.** Human Information Processing in Accounting. Westport: Greenwood Press, 1989, 120 p.
13. **Bernhardsen, E.** A Model of Bankruptcy Prediction. – Norges Bank Working Papers, 05.12.2001, No. 10, 54 p.
14. **Chang, N., Sung, T.K., Sogang, G.L.** Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. – Journal of Management Information Systems, 1999, Vol. 16, No. 1, pp. 63-85.
15. **Chow, D., Pham, T. M.** Some Estimates of Direct and Indirect Costs of Bankruptcy in Australia: 1973-1983, Australian Journal of Management, 1989, June, pp.75-95.
16. Classification Tree in Excel.
[<http://www.geocities.com/adotsaha/CTree/CTreeinExcel.html>]. 02.03.2006.
17. **Cox, D.** Regression models and life-tables – Journal of the Royal Statistical Society, 1973, Vol. 34: 187–202.
18. **Cram, D. P., Hillegeist, S.A., Keating E. K., Lundstedt, K. G.** Assessing the Probability of Bankruptcy. September 2003, 45 p.
[http://www.defaultrisk.com/pdf__files/Assessing_Probability_o_Bankruptcy.pdf]. 01.02.2004.
19. **Davidson, L.F., Richardson, F.M.** Exploration into bankruptcy discriminant model sensitivity. – Journal of Business Finance & Accounting, 1983, Vol. 10, No. 2, pp. 195-207.
20. **Deakin, E.A.** Discriminant analysis of predictors of business failure – Journal of Accounting Research, 1972, Vol. 1, pp. 167–79.
21. **Doukas, J.** Bankers versus bankruptcy prediction models, an empirical investigation 1979-82. – Applied Economics, 1986, Vol. 18, No. 5, pp. 479-93.
22. Eesti majanduse tegevusalade klassifikaator EMTAK 2003.
[http://www.eer.ee/emtak_sisu.phtml]. 27.04.2006.

23. Eesti regionaalarengu strateegia 2005-2015.
[www.sisemin.gov.ee/atp/failid/EESTI_REGIONAALARENGU_STRATEEGI_A_2005___2015.doc]. 27.04.2006.
24. Electronic Statistics Textbook.
[<http://www.statsoft.com/textbook/stathome.html>]. 27.04.2006.
25. Elektriturseadus. [<https://www.riigiteataja.ee/ert/act.jsp?id=830279>].
27.04.2006.
26. Ettevõtete tulud, kulud ja kasum tegevusala ja tööga hõivatud isikute arvu järgi 1997-2004. [www.stat.ee]. 27.04.2006.
27. **Gibson, B. N.** Bankruptcy Prediction: The Hidden Impact of Derivatives.
15.04.1998.
[<http://www.trinity.edu/rjensen/acct5341/1998sp/gibson/bankrupt.htm>].
01.02.2004.
28. **Hajdu, O. Virag, M.** A Hungarian Model for Predicting Financial Bankruptcy.
– Society and Economy in Central and Eastern Europe, 2001, Vol. 23, No. 1-2,
pp. 22-47.
29. **Harrell, F.E.** Regression modelling strategies: with applications to linear
models, logistic regression, and survival analysis. New York: Springer, 2001,
352 p.
30. **Houghton, K.A., Sengupta, R.** The effect of prior probability disclosure and
information set construction on bankers' ability to predict failure. – Journal of
Accounting Research, 1984, Vol. 22, No. 2, pp. 768–775.
31. **Houghton, K.A., Woodliff, D.R.** Financial ratios: the prediction of corporate
“success” and failure. – Journal of Business Finance & Accounting, 1987, Vol.
14, No. 4, pp. 537–54.
32. **Hsieh, S.-J.** A note on the optimal cutoff point in bankruptcy prediction models.
– Journal of Business Finance & Accounting, 1993, Vol. 20, No. 3, 457-464.
33. **Iselin, E.R., Sharma, D.S.** Flow and Accrual Information for Solvency
Assessments: A Multi-Method Approach. – Journal of Business Finance &
Accounting, 2003, Vol. 30, p. 1115.
34. **Joos, P. Ooghe, H., Sierens, N., Vaanhof, K.** Credit Classification: A
comparison of logit models and decision trees. – Proceedings Notes of the

- Workshop on Application of Machine Learning and Data Mining in Finance, 10th European Conference on Machine Learning, 1998, pp. 59-72.
35. **Joy, O.M., Tollefson, J.O.** Some clarifying comments on discriminant analysis. – Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1978, March, pp. 197-200.
 36. **Kankaanpää, M., Laitinen, T.** Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. – European Accounting Review, 1999, Vol. 8, No. 1, pp. 67-92.
 37. **Kankaanpää, M., Laitinen, T.** Comparative Analysis of Failure Prediction Methods. – Proceedings of the University of Vaasa, 1997, Vol. 216, No. 79, 78 p.
 38. **Karels, G.V., Prakash, A.J.** Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. – Journal of Business Finance & Accounting, 1987, pp. 573-592.
 39. Kaubandusettevõtete bilansid, kasumiaruanded ning pankrotistunud ja netovarade nõuetele mittevastavuse tõttu likvideeritud kaubandusettevõtete nimekiri. Justiitsministeeriumi registrikeskus, 2006 (digitaalne andmebaas).
 40. **Kiang, M., Tam, K.** Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. – Management Science, 1992, Vol. 38, No. 7, pp. 926-947.
 41. **Kim, C.N., McLeod, R.** Expert, linear models, and nonlinear models of expert decision making in bankruptcy prediction: a lens model analysis. – Journal of Management Information Systems, 1999, Vol. 16, No. 1, pp. 189-206.
 42. Krediidiasutuste seadus. [<https://www.riigiteataja.ee/ert/act.jsp?id=961203>]. 27.04.2006.
 43. **Krumm, E., Teearu, A.** Ettevõtte finantsjuhtimine. Tallinn: Pegasus, 2005, 223 lk.
 44. **Künnapas, Indrek** (Äriregistri spetsialist). Autori intervjuu. Elektronposti kiri. Tartu, 2004.
 45. **Künnapas, I.** Eesti tööstusettevõtete pankrotimudeli koostamine finantssuhtarvude ja diskriminantanalüüsi abil. TÜ ärirahanduse ja investeringute õppetool, 1998, 51 lk. (bakalaureusetöö)
 46. **Laitinen, E.K.** Financial Ratios and Different Failure Processes. – Journal of Business Finance and Accounting, 1991, Vol. 18, pp. 649-674.

47. **Laitinen, E.K.** The Duality of Bankruptcy Process in Finland. – The European Accounting Review, 1995, Vol. 4, No. 3, pp. 433-454.
48. **Laitinen, E.K., Laitinen, T.** Cash Management Behaviour and Failure Prediction. – Journal of Business Finance and Accounting, 1998, Vol. 25, No. 7-8, pp. 893-919.
49. **Lukason, O.** Eesti energeetikaettevõtete pankrotimudel. TÜ ärirahanduse ja investeringute õppetool, 2004, 62 lk. (bakalaureusetöö).
50. **Marais, M.L., Patell, J.M., Wolfson, M.A.** The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications. – Journal of Accounting Research, 1984, Vol. 22, pp. 87-114.
51. **Martin, E.B., Morris, A.J.** Artificial Neural Networks and Multivariate Statistics. – Statistics and Neural Networks: Advances at the Interface, New York, 1999, 195-259.
52. **McLeay, S. Omar, A.** The sensitivity of prediction models to the non-normality of bounded and unbounded financial ratios. – British Accounting Review, 2000, Vol. 32, pp. 213-230.
53. **Mears, P.K.** Discussion of Financial Ratios As Predictors of Failure. – Journal of Accounting Research, 1966, Vol. 4, pp. 119-122.
54. **Mensah, Y.M.** An Examination of the Stationarity of Multivariate Prediction Models: A Methodological Study. – Journal of Accounting Research, 1984, Vol. 22, No. 1, pp. 380-395.
55. **Neter, J.** Discussion of Financial Ratios As Predictors of Failure. – Journal of Accounting Research, 1966, Vol. 4, pp. 112-118.
56. **Ohlson, J.A.** Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. – Journal of Accounting Research, 1980, Vol. 18, No. 1, pp. 109-131.
57. **Pacey, J.W., Pham, T. M.** The Predictiveness of Bankruptcy Models: Methodological Problems and Evidence. – Australian Journal of Management, 1990, December, pp. 315-337.
58. Paneeluuring Pankrotid Eestis 2001. Tallinn: Krediidiinfo AS, 2001, 49 lk.
59. Pankrotiseadus. [<https://www.riigiteataja.ee/ert/act.jsp?id=992422>]. 27.04.2006.

60. **Scherr, F.C.** Modern working capital management: text and cases. New York: Prentice Hall, 1989, 437 p.
61. **Scott, J.** The Probability of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Prediction and Theoretical Models. – The Journal of Banking & Finance, 1981, Vol. 5, No. 3, pp. 317-344.
62. **Shumway, T.** Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. – Journal of Business, 2001, Vol. 74, No. 1, pp. 101-124.
63. **Taffler, R.J.** Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. – Journal of the Royal Statistical Society, Vol. 145, Part 3, pp. 342-358.
64. Testing of Assumptions. [<http://www2.chass.ncsu.edu/garson/pa765/assumpt.htm>]. 10.05.2006.
65. Trade and services. [<http://www.estonica.org>]. 27.04.2006.
66. **Tucker, J.** Neural networks versus logistic regression in financial modelling: a methodological comparison. – Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing (WSC1) in Nagoya University, 1996, 16 p.
67. **Vaino, M.** Eesti jae- ja hulgikaubandusettevõtete pankrotimudeli koostamine finantssuhtarvude ja diskriminantanalüüsi abil. TÜ ärirahanduse ja investeringute õppetool, 1999, 73 lk. (bakalaureusetöö)
68. Äriseadustik. [<https://www.riigiteataja.ee/ert/act.jsp?id=992482>]. 27.04.2006.

SUMMARY

Modelling bankruptcies on the example of Estonian commercial firms

Oliver Lukason

Bankruptcies and their prediction has interested researchers for more than half a century. Predicting bankruptcies is extremely important from both – micro- and macroeconomic viewpoint. A lot of methodologies have been used for prediction, but still none of them has become dominant. The practice of bankruptcy models' composition in Estonia is little, but still the problem is topical, as even many large companies have went bankrupt recently. The author has chosen the topic mainly because few research has been done in Estonia about bankruptcies, secondly because research has been done mainly about manufacturing companies, thirdly because only discriminant analysis has been used to predict bankruptcy and there is large space for using other methods.

The objective of the author in the thesis is to model bankruptcies of Estonian commercial firms using different methodologies and the generalisation of results. In the current thesis the following methods will be used: discriminant analysis, logit-analysis and recursive partitioning. Methods have been selected because of their popularity, data available and not very difficult mathematical background. The following research tasks have been formulated to achieve the objective. First research task is to generalise the main viewpoints of theoretical material. Second research task is to process Estonian commercial companies' data and to find out best models with each method.

The theoretical background of thesis is mainly based on English language materials and as important authors Altman, Beaver, Ohlson etc. can be mentioned. In Estonian language few materials have been published about the current topic, but still three theses from Tartu University and one panel study have been cited. Empirical part is based on

Estonian Business Register data from the period 1995-2003. The list of bankrupt companies is from May 2005. The positive side of empirical data is the fact, that no sample has been used, as the usage of sample can remarkably deteriorate the quality of results.

The thesis is composed of two chapters. The first chapter defines the term bankruptcy and describes known methods for bankruptcy prediction. Methods have been divided into three categories: grouping methods, bankruptcy probability methods and other methods. Second chapter describes Estonian commercial sector, its dynamics, variables used in the modelling process and three bankruptcy prediction methods have been used.

The initiator of the development of the corporate bankruptcy prediction models is considered to be William H. Beaver, who presented his financial ratio comparison research in 1966. His work concluded that the financial ratios of bankrupt and non-bankrupt firms differed already five years before bankruptcy.

Next important step was the usage of discriminant analysis for bankruptcy prediction. Discriminant analysis is not ideal method, because it demands multivariate normality and also homoscedascity of covariance matrices. The pioneer of that research was Edward I. Altman, who presented his multivariate discriminant analysis in 1968. Altman's Z-Score included five financial ratios and had a prediction accuracy of 83,5% on the test sample. Many researchers have followed Altman's approach, but later the pure usage of financial ratios was abandoned by using other variables also. Altman himself composed ZETA model in cooperation with other scientists and the model had prediction accuracy of 93% on the test sample. Discriminant analysis has also been used in Estonia in several researches and prediction accuracies have been over 90%.

A step forward from discriminant analysis was the recursive partitioning algorithm. The method classifies companies into terminal nodes. Prediction accuracies have been also high, but in some cases the method demands definition of prior probabilities and bankruptcy costs. As a positive side it can be stated that the method does not demand other statistical requirements.

Beside discriminant analysis other failure prediction methods started to develop, of which probit- and logit-models were extremely competitive. Those methods do not demand so many statistical presumptions when compared to discriminant analysis. They also result in the bankruptcy probability, whereas discriminant analysis uses a cutoff point, which in turn creates in many cases the zone of ignorance. The pioneer of probit- and logit-analysis was James O. Ohlson, who created his O-model in 1980. Probit- and logit-models have higher prediction accuracy and they can show distress more effectively already five years before bankruptcy.

The neural network model uses very complicated transformation and correction mechanism, which results from different financial ratios or other variables. In some cases the method has classified 100% correctly, but weaker results also exist.

A bit different method when compared to the previous ones is the survival model. The aim of such models is to create a quantitative link between survival time and independent variables. As a negative aspect it can be stated, that the method has been loosely explored and the classification results have been quite low. When concluding the theoretical background, then different methods give similar results and method accuracy is mainly dependent on the quality of the data.

Cash flow models can be viewed from two different aspects. Firstly, mainly discriminant analysis and logistic regression have been used for the development of cash flow models and that is why they cannot be viewed as absolutely separate models, because they are using existing mathematical algorithms only on the cash flow statement data. Secondly, cash flow management models and corporate finance conceptions like NPV can also be used to forecast financial distress.

The only non-mathematical method is the human information processing model, which has been used in many other fields also. The method sums the opinions of different specialists (loan officers, auditors, financial managers and others). The specialists have mainly used financial ratios as their decision base, but other decision criteria has also been used.

The number of Estonian commercial firms has varied a lot in 1997-2005, but in total the number of wholesale companies is growing and retail companies is falling. In the analysis data of 5445 successful non-bankrupt companies and 607 bankrupt companies have been used. The definition of success for non-bankrupt company is based on business activity, firm existence time, profitability and number of workers.

The variables used in the analysis must cover all important areas: liquidity, solvency, profitability, capital structure, working capital management and size of company. Variables must also be well-known and used in previous studies. The aim of author is not to create unique variables, as they would probably give no additional value and could probably be used only on small sample.

The best discriminant model is the following:

$$D_1 = 0,435 \ln(\text{assets}) + 0,838 \ln\left(\frac{\text{net income}}{\text{average assets}} + 1,5\right) + 0,254 \ln\left(\frac{\text{cash flow}}{\text{sales}} + 0,5\right) + 0,405 \ln\left(\frac{\text{sales}}{\text{average accounts receivable}}\right)$$

The model classifies correctly 93,2% of test sample and 77,4% of control sample. Model satisfies some statistical demands: variables do not correlate and multivariate normally distributed.

The best logit-analysis model is the following: (where K_2 score in formula $p = \frac{1}{1 + e^{K_2}}$):

$$K_2 = 0,123 \ln(\text{assets}) + 37,188 \frac{\text{net income}}{\text{average assets}} + 0,006 \frac{\text{sales}}{\text{average accounts receivable}} + 22,816 \frac{\text{cash flow}}{\text{sales}}.$$

The model classifies 98,9% correctly on test sample 98,9% and 100% on control sample. Model satisfies necessary statistical requirements.

Recursive partitioning method is used without using misclassification costs. As the model is large, it will not be brought out in summary, but it classifies 98,5% correctly on

test sample and 100% correctly on control sample. The positive side of recursive partitioning method is that more variables compared to other methods have been taken into account.

It can be summarised, that all models create similar results. Variables important in at least two different models are the following. Variable $\ln(\text{assets})$ is usual company size indicator and defining it through balance sheet volume is more logical than doing it through number of workers and turnover. Profitability indicators $\frac{\text{net income}}{\text{average assets}}$ and $\frac{\text{cash flow}}{\text{sales}}$ are quite usual in different bankruptcy prediction models. Working capital efficiency indicator $\frac{\text{sales}}{\text{average accounts receivable}}$ is more common indicator for wholesale companies.

The current thesis helps to improve the research of bankruptcy prediction in Estonia. Thesis has several improvement possibilities. From one side other methods and other sectors could be studied. Still it would be more interesting for the author to study reasons of bankruptcy, not to predict them.