

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Majandusarvestuse instituut

Juhtimisarvestuse õppetool

Kertu Kelement

**EESTI MÖÖBLITÖÖSTUSETTEVÕTETE
PANKROTIMUDELI VÄLJATÖÖTAMINE**

Magistritöö

Juhendaja: lektor Paavo Siimann

Kaasjuhendaja: professor Kadri Männasoo

Tallinn 2015

Olen koostanud töö iseseisvalt.

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

Kertu Kelement

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 152376TARM

Üliõpilase e-posti aadress: kertu_kelement@hotmail.com

Juhendaja lektor Paavo Siimann arvamus:

Töö vastab magistritöö esitatud nõuetele.

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaasjuhendaja professor Kadri Männasoo arvamus:

Töö vastab magistritöö esitatud nõuetele.

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele.

.....

(ametikoht, nimi, allkiri, kuupäev)

SISUKORD

ABSTRAKT	4
SISSEJUHATUS	5
1. ÜLEVAADE VARASEMATEST JA TÄNAPÄEVASTEST PANKROTI- MUDELITEST	8
1.1. Varasemad pankrotimudelid.....	8
1.1.1. Ühemõõtmelised mudelid	8
1.1.2. Diskriminantanalüüs	10
1.1.3. Tingimusliku tõenäosuse mudelid	13
1.2. Tänapäevased pankrotimudelid	15
1.2.1. Otsustuspuu mudelid.....	15
1.2.2. Närvivõrgustiku mudelid	17
1.2.3. SVM-mudelid	20
1.2.4. Teised tänapäevased pankrotimudelid	21
1.3. Varasemate ja tänapäevaste pankrotimodelite probleemid	23
2. ÜLEVAADE EESTI MÖÖBLITÖÖSTUSEST	27
3. EESTI MÖÖBLITÖÖSTUSE PANKROTISTUNUD JA MITTEPANKROTISTUNUD ETTEVÕTETE FINANTS-ANALÜÜS	34
3.1. Analüüsimetoodika kirjeldus.....	34
3.2. Ühemõõtmeline analüüs.....	36
3.3. Diskriminantanalüüs	40
3.4. Logistiline regressioon.....	46
3.5. Järeldused	52
KOKKUVÕTE	55
SUMMARY	59
VIIDATUD ALLIKAD	62
LISAD	67
Lisa 1. Töös kasutatud muutujate definitsioonid	67

Lisa 2. Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete registrikoodid, aruandeaastad, muutujad aastatel 2005–2010 (protsentides) ning mittepankrotistumise tõenäosus p_i	68
Lisa 3. Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete registrikoodid, aruandeaastad, Altmani (1983) mudeli muutujad aastatel 2005–2010 (protsentides) ning z-skoor	70

ABSTRAKT

Töö pealkiri: Eesti mööblitööstusettevõtete pankrotimudeli väljatöötamine

2013. aastal moodustas Eesti mööblitööstusettevõtete arv 9,6% kogu töötleva tööstuse ettevõtete arvust. Suurem osa mööblitööstusettevõtetest on mikroettevõtted, kes on palju tundlikumad majanduskeskkonnale ning kelle pankrotistumise oht on suurem. Töö eesmärk oli hinnata pankrotimudel Eesti mööblitööstusettevõtete jaoks. Alameesmärgina selgitati välja, kuidas erinevad pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete peamised finantssuhtarvud aastatel 2005–2013 ning milline on nende finantssuhtarvude mõju pankrotimudelis. Töö eesmärgi saavutamiseks anti ülevaade varasematest ja tänapäevastest pankrotimudelitest ning Eesti mööblitööstuse peamiste finantsnäitajate muutumisest. Registrate ja Infosüsteemide keskusest (RIK) koguti ettevõtete finantsandmed ning nende põhjal arvutati välja suhtarvud. Ühemõõtmelise analüüsi käigus selgitati välja viis statistiliselt olulist suhtarvu, mida kasutati diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni läbiviimisel.

Pankrotistunud ettevõtete finantssuhtarvud peegeldasid võrreldes mittepankrotistunud ettevõtete keskmistega nõrgemat finantsseisundit. Kõige suuremad erinevused olid suhtarvudes käibekapital/vara ning ärikasum/müügitulu, kus pankrotistunud ettevõtete keskmine oli negatiivne ja mittepankrotistunud ettevõtete keskmine oli positiivne.

Diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon andsid Eesti mööblitööstusettevõtete andmete põhjal häid tulemusi ning mõlemad sobivad ettevõtete pankrotiohu väljaselgitamiseks. Diskriminantanalüüsi ennustusvõime oli aga mõnevõrra madalam kui logistilise regressiooni ennustusvõime.

Mõlema mudeli puhul selgus, et kõige rohkem panustas pankrotistumise äratundmisse muutuja ärikasum/müügitulu. Logistilise regressiooni puhul osutusid statistiliselt olulisteks veel käibekapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara muutujad.

Võttesõnad: mööblitööstus, finantssuhtarvud, pankrotimudelid, diskriminantanalüüs, logistiline regressioon

SISSEJUHATUS

Mööblitööstus on Eestis oluline töötleva tööstuse haru tänu suurele metsaressursile, moodustades koos metsa ja puidutööstusega ligi viiendiku kogu Eesti tööstustoodangust. Eesti majanduse tegevusalade klassifikaatori (EMTAK) alusel kuulub mööblitööstuse alla neli alamsektorit: kontori- ja kauplusemööbli tootmine, köögimööbli tootmine, madratsitootmine ning muu mööbli tootmine. Eesti mööblitööstus on riigis oluline haru, kuid selle osatähtsus kogu töötleva tööstuse omast on viimastel aastatel pigem vähenenud. Kui võrrelda Statistikaameti andmetel majanduskriisi eelset aega, mil mööblitööstus moodustas kogu töötleva tööstuse osatähtsusest keskmiselt 5,0%, siis 2013. aastaks oli see langenud 4,1% peale.

Ettevõtete pankrotistumine on aastakümneid olnud teadlaste tähelepanu all. Juba 20. sajandi esimesel poolel töötati välja esimesed pankroti ennustamise meetodid, mida on aasta-aastalt täiendatud, samuti on välja töötatud uusi mudeleid. Hulk teadlasi on teinud teadustöid, et leida kõige paremat pankroti ennustamise mudelit. Ükski pankrotimudel ei ole siiani kujunenud domineerivaks, kuid meetodite arenguga on kasvanud nende matemaatiline keerukus. Teadlaste töö tulemusel on tänapäeval kasutusel palju mudeleid. Igal mudelil on oma tugevused ja nõrkused, kuid neist võib usaldusväärsemana esile tõsta diskriminantanalüüsil ja logistilisel regressioonil põhinevaid mudeleid.

Ettevõtte loomisel ei ole teada tema eluiga. Ettevõtete pankrotistumisel võib olla erinevaid põhjuseid ning pankrotistumine võib tulla väga ootamatult. Olulist rolli mängivad nii välistegurid kui ka ettevõtete sisetegurid ja tulemused, nagu näiteks ettevõtete majandustulemused ning finantsseisundid. Samas võivad pankrotini viia ka inimlikud (näiteks juhtkonnast tulenevad) faktorid, mille prognoosimine on sisuliselt võimatu ning seetõttu ei pruugi pankrotimudelid olla ka täiesti usaldusväärsed. Ettevõtete pankrotistumise uurimine ja prognoosimine on aga oluline nii makro- kui ka mikromajanduslikult, sest riigi huvi on tagada stabiilne majandusareng ning teiselt poolt huvitab see nii investoreid kui ka finantsinstitutsioone (nt krediitiasutusi) majandusotsuste tegemisel.

Eesti mööblitööstuse osatähtsus kogu töötleva tööstuse omast on viimastel aastatel langenud, kuid ettevõtete arv on kasvanud. Statistikaameti andmetel tegutses Eesti mööblitööstuses aastatel 2005–2013 vastavalt 414–610 ettevõtet, kusjuures 2013. aastal moodustas mööblitööstusettevõtete arv 9,6% kogu töötleva tööstuse ettevõtete arvust. Suurem osa Eesti mööblitööstusettevõtetest on mikroettevõtted, kes võivad olla palju tundlikumad majanduskeskkonnale ning kelle pankrotistumise oht võib olla suurem. Autorile teadaolevalt ei ole Eestis varem mööblitööstusettevõtete pankrotistumist analüüsitud ning kuna pankrotimudelite koostamise praktika on üldiselt vähene, sai see käesoleva töö ajendiks.

Töö eesmärk on välja töötada pankrotimudel Eesti mööblitööstusettevõtete jaoks. Töö eesmärgini jõudmiseks on vaja eelnevalt uurida, millised pankrotimudelid on kasutusel ning millised on olulisemad suhtarvud pankrotistumise prognoosimisel. Lisaks on alameesmärgiks hinnata, kuidas erinevad pankrotistunud ja mittepankrotistunud Eesti mööblitööstusettevõtete peamised finantsuhtarvud aastatel 2005–2013 ning milline on nende suhtarvude panus pankrotimudeli ennustusvõimes.

Töö eesmärgi täitmiseks püstitab autor järgmised uurimisküsimused:

1. Milliseid pankrotimudeleid on varem kasutatud ning mis on olulisemad suhtarvud ettevõtete pankrotistumise prognoosimisel?
2. Missugused pankrotimudelid on kõige usaldusväärsemad?
3. Kuidas erinevad pankrotistunud ja mittepankrotistunud Eesti mööblitööstusettevõtete suhtarvud ning milline on nende suhtarvude panus pankrotimudeli ennustusvõimes?
4. Kui usaldusväärset võimaldavad diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon prognoosida Eesti mööblitööstusettevõtete pankrotistumist?

Töö eesmärgi täitmiseks püstitas autor järgmised uurimisülesanded:

1. Anda ülevaade varasematest ja tänapäevastest pankrotimudelitest ning Eesti mööblitööstuse peamiste finantsnäitajate muutumisest.
2. Koguda Registrate ja Infosüsteemide Keskusest (RIK) Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete finantsandmed aastate lõikes.
3. Kogutud andmete põhjal arvutada välja suhtarvud, seejärel ühemõõtmelise analüüsi käigus valida välja viis statistilist olulist suhtarvu, mida kasutada diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni läbiviimisel.
4. Viia kogutud andmete põhjal läbi diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon.

Uurimisküsimustele vastuste leidmiseks töötas autor läbi teemakohast kirjandust, sealhulgas teaduslikke artikleid, ning analüüsis valitud ettevõtete majandusaasta aruandeid.

Magistritöö koosneb kolmest peatükist. Esimene peatükk keskendub varasemate ja tänapäevaste pankrotimudelite teoreetilisele uurimisele, mille aluseks on ingliskeelsed teadusartiklid. Teine peatükk annab ülevaate Eesti mööblitööstuse peamiste finantsnäitajate muutumisest ning selle aluseks on Statistikaameti andmed.

Kolmandas peatükis keskendutakse Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mitte-pankrotistunud ettevõtete finantsanalüüsile, mis põhinevad RIK-ist saadud mööblitööstusettevõtete finantsandmetel. Kirjeldatakse töö analüüsimeetodikat, viiakse läbi ühemõõtmeline analüüs, et selgitada välja suhtarvud, mida edaspidises töös kasutada, ning võrreldakse finantssuhtarvude keskmisi. Seejärel viiakse läbi diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon ning tehakse järeldusi. Töö kokkuvõttes antakse hinnang Eesti mööblitööstuse andmetel põhineva diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni mudelite usaldusväarsusele ning tehakse ettepanekuid teema edasiarenduseks.

Autor usub, et töö on ka praktiline väärtus Eesti mööblitööstusettevõtetele, pankrotimudelitega töötajatele, Eesti Mööblitootjate Liidule, kes koostab mööblitööstuse klasteri strateegiaid, ja teistele, kes puutuvad Eesti mööblitööstusega kokku või teostavad uuringuid. Töö teine osa, kus antakse ülevaade Eesti mööblitööstuse peamiste finantsnäitajate muutumisest aastatel 2005–2013, täiendab Eesti mööblitööstuse sektoruuringut, mis anti viimati välja 2009. aastal. Lisaks puudus Eesti Mööblitootjate Liidul täpne info Eesti mööblitööstusettevõtete pankrotistumise kohta. Uue strateegia koostamisel võib siinne magistritöö anda ideid, kuna viimane strateegia koostati kuni 2015. aastani. Samuti saavad Eesti mööblitööstusettevõtted kontrollida, kas nende ettevõtted on pankrotiohus või mitte.

Magistritöö valmimisel soovin tänada oma juhendajaid Paavo Siimanni ja Kadri Männasood asjalike juhtnööride, toetuse ja kannatlikkuse eest.

1. ÜLEVAADE VARASEMATEST JA TÄNAPÄEVASTEST PANKROTIMUDELITEST

Töö esimeses peatükis keskendutakse varasemate ja tänapäevaste pankrotimudelite teoreetilisele uurimisele. Esimeses alapeatükis käsitletakse varasemaid pankrotimudeleid, milleks on ühemõõtmelised mudelid, diskriminantanalüüs ning tingliku tõenäosuse mudelid. Iga mudeli juures kirjeldatakse metoodika olemust, mudeli varasemaid rakendusi teaduskirjanduses, tulemusi ning mudelite positiivseid ja negatiivseid omadusi. Teises alapeatükis uuritakse lisaks varasematele mudelitele ka tänapäevasemaid pankrotimudeleid. Kolmandas alapeatükis analüüsitakse varasemate ja tänapäevaste mudelite probleeme, et välja selgitada usaldusväärsemad mudelid, mida magistritöös kasutada.

1.1. Varasemad pankrotimudelid

Viimaste aastakümnete jooksul on pankroti ennustamine kujunenud omaette teadussuunaks. Parima ennustusmudeli leidmiseks on tehtud palju teadustöid, mis hindavad ettevõtete riske ja jaotavad neid majandusliku edu alusel. Maailmas on kasutusel palju pankrotti ennustavaid mudeleid, millest igaühel on oma hindamismeetodid. Klassikalised mudelid põhinevad statistiliste ristlõigete meetoditel. Kõige enam kasutatavad on ühemõõtmelised, diskriminantanalüüsi ning tingimusliku tõenäosuse mudelid. (Balcaen, Ooghe 2006)

1.1.1. Ühemõõtmelised mudelid

Ühemõõtmelisi mudeleid hakati kasutama 20. sajandi esimesel poolel, mil hakati kasutama finantssuhtarvude kirjeldamist ning neid hakati rakendama ettevõtete analüüsimisel. Ühemõõtmelised mudelid olid ühed esimesed pankroti ennustamise meetoditest. Nende mudelite puhul eeldatakse, et ettevõtte pankrotistumist on võimalik prognoosida üksikute

näitajate põhjal. Selle mudeli kasutamine ei tähenda seda, et analüüsimiseks kasutatakse vaid ühte näitajat, vaadelda võib ka mitut näitajat, aga iga näitajat analüüsitakse eraldiseisvana. Milline on parim näitaja, et määratleda ettevõtte pankrotiriski – see on ühemõõtmeliste mudelite keskne küsimus. (Etemadi *et al* 2009)

Ühemõõtmelistest mudelitest võib kõige tuntumaks pidada William Beaveri 1966. aastal välja töötatud mudelit. Mudeli eesmärk oli leida finantssuhtarv, mis kõige paremini eristaks õnnestuvaid (pankroti mitteminevaid) ja ebaõnnestuvaid (pankrotistuvaid) ettevõtteid. Mudeli väljatöötamisel testis Beaver 30 eri finantssuhtarvu. Ta võrdles omavahel nende suhtarvude keskväärtusi õnnestuvatel ja ebaõnnestuvatel ettevõtetel viie aasta jooksul. Analüüsi tulemusena selgitas Beaver välja kolm suhtarvu, mis eristasid õnnestuvaid ja ebaõnnestuvaid ettevõtteid kõige paremini. Nendeks olid rahakäive kokku ja kohustiste suhe, vara rentaablus ning võlakordaja. Kui jälgida nende kolme näitajate väärtuseid, siis on Beaveri arvates võimalik prognoosida ettevõtte ebaõnnestumist. (Beaver 1966)

Ühemõõtmeliste mudelite eeliseks võib pidada selle lihtsust. Nende rakendamine ei eelda statistikateadmisi ega statistiliste arvutuste tegemist, piisab vaid finantssuhtarvude leidmisest ning nende võrdlemist etteantud väärtustega. (Balcaen, Ooghe 2006)

Ühemõõtmeliste mudelite suurimaks probleemiks võib pidada seda, et need tuginevad vaid üksikutele näitajatele ning seetõttu kasutavad ettevõtte kohta küllaltki vähe informatsiooni. Kuigi üksiku näitaja väärtus võib iseloomustada ettevõtte kõrget pankrotiriski, siis on selle põhjal keeruline üldistusi teha. Näiteks nõrkade rentaabluse ja maksevõime näitajatega ettevõtet võib pidada pankrotiohus olevaks, kuid kui ettevõtte likviidsus on samal ajal kõrge, siis ei pruugi ettevõtte ikkagi pankrotiohus olla. (Altman 1968) Kui kasutatakse korraga mitut finantsnäitajat, siis võib tekkida probleem, et mõne näitaja alusel on pankrotirisk kõrge ja teise näitaja alusel madal ning seetõttu võib tekkida küsimus, kuidas anda üldine hinnang ettevõtte pankrotiriski kohta. (Jackson, Wood 2013)

Üheks negatiivseks asjaoluks võib pidada ka seda, et ühemõõtmelised mudelid põhinevad eeldusel, et seosed ettevõtte ebaõnnestumise ja finantsnäitajate vahel on alati lineaarsed. (Balcaen, Ooghe 2006) Praktikas aga ei pruugi finantsnäitajate seosed pankrotiga alati lineaarsed olla. Samas on ka hulk teisi mudeleid, näiteks enamik diskriminantanalüüsi mudelitest, mille puuduseks on sama probleem.

Peale Beaveri mudeli väljatöötamist leiti ettevõtete pankroti prognoosimiseks üha uuemaid ja keerulisemaid mudeleid. Seetõttu ei ole hilisemates uuringutes ühemõõtmeliste

modelite prognoosivõimet kuigi palju hinnatud ega võrreldud seda väga palju teiste meetodite omadega. Jackson ja Wood on oma võrdlevas analüüsis kasutanud rahakäibe ja kohustiste suhet kui Beaveri arvates ühte parimat suhtarvu pankroti prognoosimiseks ning võrrelnud seda mitme teise pankroti ennustamise mudeliega. Tulemused, mis on saadud Suurbritannia andmetel, näitavad, et nimetatud suhtarv toimib pankroti ennustajana enamasti halvemini kui hilisemad mudelid. See edestas küll osasid diskriminantanalüüsi mudeleid, kuid jäi selgelt alla tehisintellekti mudelitele. (Jackson, Wood 2013)

1.1.2. Diskriminantanalüüs

Mitmemõõtmelise diskriminantanalüüsi (*multiple discriminant analysis, MDA*) mudelid põhinevad finantsnäitajate lineaarsetel kombinatsioonidel. Nende kombinatsioonide alusel eristatakse edukaid ja ebaedukaid ettevõtteid. Välja on töötatud ka diskriminantanalüüsi mudeleid, mis ei eelda lineaarseid seoseid, vaid kasutatakse näiteks ruutkujul seoseid, kuid lineaarsetel seostel põhinevad diskriminantanalüüsi mudelid on ülekaalukalt kõige populaarsemad. (Balcaen, Ooghe 2006)

Lineaarse diskriminantanalüüsi mudel põhineb järgmisel valemil (Balcaen, Ooghe 2006):

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

kus

D_i – mitmene diskriminantskoor (*multivariate discriminant score*) ettevõtte i puhul,

d_0 – vabaliige,

$d_1 \dots d_n$ – mudeli parameetrid,

$X_{i1} \dots X_{in}$ – finantsnäitajate väärtused ettevõtte i puhul.

Mitmene diskriminantskoor koondab seega ühte arvnäitajasse n finantsnäitajat. Diskriminantskooril võib olla nii positiivne kui ka negatiivne väärtus. Enamasti on diskriminantanalüüsi mudelid koostatud selliselt, et madal või negatiivne diskriminantskoor väljendab ettevõtte kehva finantsilist olukorda ning kõrget pankrotiriski. Seevastu positiivne või kõrge diskriminantskoor näitab ettevõtte head finantsilist olukorda ning madalat pankrotiriski. (*Ibid.*)

Diskriminantskoor võimaldab ettevõtteid järjestada. Vastavalt sellele saab välja tuua, millise ettevõtte pankrotirisk on madalam või kõrgem kui teiste ettevõtete oma. Selle alusel

jaotatakse ettevõtted ka gruppidesse. Kõige tavalisem lähenemine on määrata üks diskriminantskooori lõikepunkt ja sellest kõrgema diskriminantskooori väärtusega ettevõtte liigitada madala riskiga ettevõteteks ja lõikepunktist madalama skooriga ettevõtte lugeda kõrge riskiga ettevõteteks. (Balcaen, Ooghe 2006) Lõikepunktide määratlemine võib olla problemaatiline, kuna ei ole välja töötatud ühest reeglit, kuidas seda tuleks teha. Paljud on määranud lõikepunktid selliselt, et need minimeeriksid mudeli üldist viga, kuid see ei pruugi olla parim lahendus, sest see ei võta arvesse esimest ja teist tüüpi vigade tekkimist. (Jackson, Wood 2013)

Diskriminantanalüüsi mudelite alguseks võib pidada aastat 1968, kui Edward Altman töötas välja mudeli, et hinnata ettevõtete tõenäosust pankrotistuda järgmise kahe aasta jooksul. Altman tugines oma töös Beaveri töödele, kuid Altmani koostatud mudel oli edasiminekuks, sest võimaldas võtta samal ajal arvesse mitut finantsnäitajat. Altmani mudelit nimetatakse z-skoori mudeliks, sest ta tähistas diskriminantskooori just z-tähega. (Altman 1968) Järgneva ligi nelja aastakümne jooksul on z-skoori mudel kujunenud kõige populaarsemaks diskriminantanalüüsi mudeliks. Seda mudelit on rakendanud praktikud ettevõtete pankrotiriski hindamiseks paljudes valdkondades, nagu näiteks ettevõtte väärtuse hindamine, ettevõtete ühinemised, turu efektiivsus ning ettevõtte kapitalstruktuuri määratlemine. (Agarwal, Taffler 2007)

Edward Altman kasutas z-skoori mudeli väljatöötamiseks 66 USA ettevõtte andmeid aastate 1946–1965 kohta. 33 nendest ettevõtetest olid pankrotistunud ning 33 tegutsesid 1966. aastal edasi. Mudelisse valis ta viis järgmist finantsnäitajat: 1) puhta käibekapitali ja vara suhe, 2) jaotamata kasumi ja vara suhe, 3) ärikasumi ja vara suhe, 4) ettevõtte turuväärtuse ja kohustiste suhe ning 5) müügitulu ja vara suhe. (Altman, 1968) Võrrandi parameetrite hindamisel saadi järgmine tulemus (Altman 1968):

$$Z = 0,12X_1 + 0,14X_2 + 0,33X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5 \quad (2)$$

kus

- Z – z-skoori väärtus,
- X₁ – puhta käibekapitali ja vara suhe,
- X₂ – jaotamata kasumi ja vara suhe,
- X₃ – ärikasumi ja vara suhe,
- X₄ – ettevõtte turuväärtuse ja kohustiste suhe,
- X₅ – müügitulu ja vara suhe.

Mudeli põhjal tuli välja, et mitte ükski ettevõtetest, kelle z-skoori väärtus oli kõrgem kui 2,99, ei olnud pankrotti läinud. Samas selgus, et ettevõtted, kelle z-skoori väärtus oli madalam kui 1,81, läksid pankrotti. Kui z-skoori väärtus jäi 1,81 ja 2,99 vahele, siis ei olnud ettevõtte pankrotistumine või mittepankrotistumine üheselt määratud ning Altman ise nimetas seda „halliks alaks“. Uurides selle ala ettevõtete tulemusi täpsemalt, jõudis ta järeldusele, et z-skoori väärtust 2,675 võib pidada lõikepunktiks, millest madalama z-skoori väärtusega ettevõtete puhul on pankrotistumine tõenäolisem. (Altman 1968)

Z-skoori mudelist on arendatud mitu versiooni eri riikide, majandusharude ja erineva suurusega ettevõtete jaoks. Näiteks Richard Taffler töötas 1983. aastal välja mudeli Suurbritannia ettevõtete jaoks ning see mudel on laialdaselt kasutusel tänaseni. Agrawal ja Taffler väidavad aga, et z-skoori mudeli rakendamisel praktikas on äärmiselt oluline kasutada konkreetsete oludega sobivat mudelit. Näiteks on nad seisukohal, et Altmani 1968. aasta mudeli originaalversioon on Suurbritannia ettevõtete peal rakendamiseks sobimatu. Samas on nad aastatel 1979–2003 mudelit Suurbritannia ettevõtete andmetel testides leidnud, et sellel on jätkuvalt kõrge prognoosivõime. (Agarwal, Taffler 2007)

Z-skoori mudeli suhtes on tehtud ka kriitikat, peamiselt seetõttu, et nendel puudub selge teoreetiline alus. Mudel võtab arvesse viit finantsnäitajat, kuid nende näitajate valik ja parameetrite väärtused on empiirilised. See tähendab, et ei ole selgeid teoreetilisi põhjendusi, miks on valitud just sellised finantsnäitajad ning miks need peaksid ettevõtte pankrotiriski kõige paremini hindama. Sellist kriitikat on teinud eelkõige akadeemikud, sest praktikud on samal ajal rahuldunud sellega, et mudel on suutnud reaalsete andmete põhjal ettevõtete pankrotistumist küllaltki hästi prognoosida. (*Ibid.*)

Diskriminantanalüüsi mudelite oluline probleem on see, et meetod põhineb mitmel eeldusel, mis reaalsete ettevõtete andmete puhul ei ole sageli täidetud. Esiteks peab mudeli parameetrite väärtuste hindamiseks olema võimalik jaotada ettevõtted õnnestuvateks ehk pankrotti mitteminevateks ja ebaõnnestuvateks ehk pankrotistuvateks ettevõteteks. Need kaks gruppi peavad olema üksteisest eristuvad ega tohiks kattuda, see tähendab, et ükski ettevõtte ei tohi kuuluda kahte gruppi korraga. Teisisõnu, iga ettevõtte puhul peab olema võimalik üheselt väita, kas ta on õnnestuv või ebaõnnestuv ettevõtte. (Balcaen, Ooghe 2006)

Teiseks peaksid uuritavad ettevõtete majandusnäitajad olema normaaljaotusega ja üksteisest sõltumatud. Kolmandaks peaksid muutujate variatsiooni-kovariatsioonmaatriksid olema õnnestuvate ja ebaõnnestuvate ettevõtete grupis võrdsed. Neljandaks on vaja mudeli

hindamisel eelnevalt määrata esimest ja teist tüüpi vigade hind. See tähendab, et tuleb võtta seisukoht, et eelistatum on olukord, kus mudeli järgi osutuvad kõrge riskiga ettevõteteks osa nendest ettevõtetest, kes tegelikult ei pankrotistu, või olukord, kus mudel annab madala riskihinnangu osale sellistele ettevõtetele, kes tegelikkuses pankrotistuvad. (Balcaen, Ooghe 2006)

Väga paljude pankrotimudelite väljatöötamise puhul ei ole nende eelduste täitmisele tähelepanu pööratud või on küll märgitud, et need eeldused on olulised, kuid neid ei ole empiiriliselt testitud. Siiski on isegi juhtudel, kui nende eelduste täidetust on testitud ja on ilmnunud nende mittetäitmine, mudelit ikkagi rakendatud. (*Ibid.*)

1.1.3. Tingimusliku tõenäosuse mudelid

Tingimusliku tõenäosuse mudelid kasutavad suurima tõepära meetodit, millega hinnatakse ettevõtete ebaõnnestumise tõenäosust sõltuvalt ettevõtte majandusnäitajatest. Need mudelid eeldavad ettevõtete ebaõnnestumise tõenäosuse jaotuse vastamist etteantud jaotusele. Näiteks logit-mudeli puhul eeldatakse, et see vastab logistilisele jaotusele ja probit-puhul eeldatakse selle vastavust kumulatiivsele normaaljaotusele. Nende kõrval kasutatakse ka lineaarseid tõenäosusmudeleid, mille puhul eeldatakse, et ebaõnnestumise tõenäosus on normaaljaotusega. (Balcaen, Ooghe 2006)

Kõige rohkem on levinud logit-mudeli kasutamine. Logit-mudel põhineb järgmisel funktsioonil (Balcaen, Ooghe 2006):

$$P_1(X_i) = \frac{\exp(b_0 + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in})}{1 + \exp(b_0 + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + \dots + b_nX_{in})} \quad (3)$$

kus

$P_1(X_i)$ – ettevõtte i tingimuslik tõenäosus (eba)õnnestuda,

b_0 – vabaliige,

$b_1 \dots b_n$ – mudeli parameetrid,

$X_{i1} \dots X_{in}$ – finantsnäitajate väärtused ettevõtte i puhul.

Sarnaselt diskriminantmudeli diskriminantskooriga koondab logit-mudeli tingimuslik tõenäosus mitmes majandusnäitajas sisalduva info ühte näitajasse. Selle põhjal saab iga ettevõtte kohta hinnata pankrotistumise tõenäosust. Ka logit-mudeli põhjal on võimalik

ettevõtteid nende ebaõnnestumise tõenäosuse järgi järjestada ja gruppidesse jaotada. Saab määrata pankrotistumise tõenäosuse löikepunktid, mille alusel jaotatakse ettevõtted kõrge ja madala riskiga gruppidesse. (Balcaen, Ooghe 2006)

Kõige tuntumaks pankroti prognoosimise tingimusliku tõenäosuse mudeliks võib pidada James Ohlsoni 1980. aastal loodud o-skoori mudelit. Võrreldes z-skoori mudeliga, on see välja töötatud tunduvalt suurema valimi põhjal. Nimelt kaasati valimisse üle 2000 USA ettevõtete andmed aastatel 1970–1976. Mudel põhineb üheksal järgneval finantsnäitajal: 1) vara, 2) kohustised/vara, 3) käibevara/vara, 4) lühiajalised kohustised/käibevara, 5) omakapitali fiktiivne muutuja, 6) vara rentaablus, 7) äritegevuse rahakäive/kohustised, 8) kahe viimase aasta kahjumi fiktiivne muutuja ja 9) puhaskasumi kasvutempo. (Ohlson 1980)

Pärast o-skoori mudeli väljatöötamist viidi läbi mitmeid empiirilisi uuringuid, mis näitasid, et selle kasutamine pankroti prognoosimisel annab paremaid tulemusi võrreldes näiteks z-skoori mudeliga. (Begley *et al* 1996) Tänu sellele kujunes o-skoori mudel praktikute seas väga laialdaselt rakendatuks ning see oli üks populaarsemaid pankroti prognoosimise mudeleid 1980.–1990. aastatel. (Jackson, Wood 2013)

Kaks kõige laialdasemalt kasutatud diskreetse sõltuva muutuja analüüsi statistilist meetodit on diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon. Parameetrite leidmise aspektis on näidatud, et logistiline mudel on robustsem kui diskriminantanalüüs. Siiski annavad teatud jaotuslike eelduste kohaselt mõlemad meetodid statistiliselt mõjusaid tulemusi. (Lo 1986)

Logit-mudeli rakendamise eeliseks võrreldes diskriminantanalüüsi mudeliga on see, et mudeli rakendamise eelduseks ei ole ettevõtte finantsnäitajate vastavus normaaljaotusele või nõue, et nende dispersioon-kovariatsioonimaatriksid oleksid õnnestuvate ja ebaõnnestuvate ettevõtete gruppides võrdsed. Seetõttu esitab logit-mudeli rakendamine kasutatavatele andmetele vähem nõudeid ja eeldusi, mis muudab kokkuvõttes mudeli tulemused usaldusväärsemaks. (Balcaen, Ooghe 2006) Normaaljaotuse nõude puudumist peetakse üheks olulisemaks põhjuseks, miks 1980. aastatel hakati diskriminantmudelite asemel üha enam kasutama logit- ja probit-mudeleid. (Tseng, Hu 2010) Paraku kehtib ka logit-mudeli puhul nõue, et pankrotistuvate ja mittepankrotistuvate ettevõtete grupid peavad olema üheselt määratud ja need ei tohi kattuda. Samuti on vaja ka logit-mudeli juures kindlaks määrata, kas eelistatakse pigem esimest või teist tüüpi vigade tekkimist. (Balcaen, Ooghe 2006)

Logit-mudelite puhul on negatiivne aspekt nende tundlikkus multikollineaarsusele ja ebaharilikele vaatlustele. Finantsnäitajate puhul on probleemiks, et mitmed nendest on omavahel korreleerunud. Näiteks kui kasutada mitut rentaablusnäitajat (vara rentaablus ja omakapitali rentaablus), siis on need sageli omavahel tugevas seoses. Selle tõttu tuleb logit-mudeli rakendamisel pöörata suurt tähelepanu kasutatavate finantsnäitajate valikule ning nende võimalikele omavahelistele seostele. Lisaks tuleb arvestada, et kui valimisse satub üksikuid, teistest väga erinevaid ettevõtteid (näiteks mõni väga suur või mõnel aastal tänu erakorralistele asjaoludele kõrget kasumit või kahjumit teeninud ettevõtte), siis see mõjutab tugevalt mudeli parameetreid ning seeläbi ka pankrotistumise tingimuslike tõenäosuste hinnanguid. Sellised ettevõtted on soovitatav valimist välja jätta. (Balcaen, Ooghe 2006)

Nii Altmani diskriminantanalüüsi kui ka Ohlsoni logistilise mudeli puhul täheldati 1980. aastatel, et nende võime pankrotti ennustada vähenes. Seda on seostatud ettevõtete võlakoormuse kasvuga 1980. aastatel. Võrreldes varasemate aastatega muutus kõrgem võlakoormus levinud praktikaks ja seda ei saanud pankrotiriskiga enam nii selgelt seostada. Nii nagu kõigi statistiliste ja ökonomeetriliste mudelite korral hinnangu parameetrid aja jooksul „vananevad“ ja mudelite prognoosivõime langeb. Seetõttu on vaja teatud aja möödudes mudelite parameetrite väärtuseid uuesti hinnata. (Begley *et al* 1996)

1.2. Tänapäevased pankrotimudelid

1.2.1. Otsustuspuu mudelid

Otsustuspuu (*decision tree*) mudelid on loodud selleks, et jäljendada inimestest ekspertide käitumist. Tegemist on iseõppiva mudeliga, mis teeb näidete põhjal järeldusi. (Aziz, Dar 2006) Mudel põhineb algoritmil, kus langetatakse järjestikku mitu kahe valikuga otsust. Iga otsuse aluseks on teatud arväärtuse etteantud tingimusele vastavuse kontrollimine. (Cielen *et al* 2004)

Otsustuspuu mudeli koostisosades on oksad, lehed ja sõlmed. Oksad on ühendused puu juurtest ehk algoritmi algusest selle lõppu ehk lehtedeni. Lehed on mudeli väljundid, iga leht näitab ühte võimalikku mudeli poolt väljastatavat tulemust. Sõlmed on aga punktid, kus kontrollitakse teatud tingimusi ehk viiakse läbi testid, mille põhjal toimub valik, millist oksa mööda edasi liikuda. (Cielen *et al* 2004) Seega toimuvad mudelis järjestikused testid ning

pärast iga testi toimub valik kahe oksa vahel. Sellisel viisil järjestikusi teste tehes jõutakse mudeli algusest mudeli lõpus olevate lehtedeni.

Otsustuspuu puhul on tegemist iseõppiva mudeliga, mis võtab arvesse muutuseid andmetes ning teeb sellest tulenevalt kohendusi. Otsustuspuu mudeli puhul toimub mudeli koostamine induktsiooni teel. Kusjuures muutujad paigutatakse mudeli okstesse selliselt, et informatsiooni entroopia võimalikult palju väheneks. Entroopia on seda tugevam, mida rohkem üksteisest erinevaid vaatlusi samal oksal asub. Lõppeesmärk on saavutada mudel, kus mudeli okstesse ja nende lehtedesse koonduksid võimalikult sarnased vaatlused. (Cielen *et al* 2004) Pankroti prognoosimise mudeli kontekstis tähendab see seda, et otsustuspuuga hakatakse jagama valimit, mis sisaldab nii õnnestuvaid kui ka ebaõnnestuvaid ettevõtteid. Pärast iga testi peavad samadesse okstesse hakkama koonduma pankrotistuvad ja mittepankrotistuvad ettevõtted. Ideaalvariandis on lõpptulemuseks see, et mudeli lehtedes on vaid õnnestuvad või ebaõnnestuvad ettevõtted.

Otsustuspuu mudeli puhul klassifitseeritakse valimis olevaid ettevõtteid mitu korda. Sealjuures viimase klassifitseerimise tulemusena jagunevad ettevõtted kahte gruppi: pankrotistuvad ja mittepankrotistuvad ettevõtted. (Aziz, Dar 2006)

Paraku ei saa sellist ideaalvarianti seada eesmärgiks omaette, sest soovitatav ei ole ka olukord, kus lehtedes on liiga vähe vaatluseid. Seda nimetatakse mudeli ülekohandamiseks (*over fitting*). Ülekohandatud mudeli prognoosivõime osutub uute andmete puhul madalaks. Selle vältimiseks tuleb määratleda tingimused, kui palju vaatluseid peab lehtedes olema või kui suurt vaatluste varieeruvust lehtedes lubatakse. (Cielen *et al* 2004)

Otsustuspuu mudelid töötati välja 1980. aastate lõpus ning neid on kasutatud mitmesuguste majandus- ja rahandusülesannete lahendamisel. Otsustuspuul põhinevate pankrotimudelite laialdasem kasutuselevõtt toimus siiski alles 21. sajandil. (Sun, Li 2008)

Otsustuspuu mudeli eeliseks mitme teise tänapäevase mudeli ees peetakse selle lihtsust ja tulemuste paremat tõlgendatavust. (Popescu, Andreica 2014) Mudeli hea tõlgendatavus on oluline, kui sellega saadud tulemusi on vaja esitada investoritele, ettevõtte juhtkonnale või muudele huvigruppidele, kelle puhul ei saa üheselt eeldada, et nad hakkaksid mudeli ülesehitusse põhjalikult süvenema. (Sun, Li 2008) Otsustuspuu mudelit on võimalik tänu selle lihtsusele luua väiksema ajakuluga. Seetõttu annab otsustuspuu mudel häid tulemusi, kui on vaja lühikese aja jooksul töödelda suuri andmehulki. Otsustuspuu mudeli teise eelisena on välja toodud selle hea võime avastada mittelinearseid seoseid. (Popescu, Andreica 2014)

Otsustuspuu mudelite head prognoosivõimet väljendavad Sun ja Li saadud tulemused. Nemad rakendasid seda mudelit 150 Hiina ettevõtte andmete põhjal. Sõltuvalt kasutatud mudeli seadetest suudeti saavutada pankroti prognoosimisel kuni 95% täpsus. Olukorras, kus otsustuspuu mudel suudab saavutada vähemalt ligilähedasi tulemusi närvivõrgustike mudelitega (vt 1.2.2.), soovivad Sun ja Li seda eelistada just tänu rakendamise lihtsusele ja tulemuste heale tõlgendatavusele. (Sun, Li 2008)

Empiirilistes uuringutes on otsustuspuu mudelite tugevus avaldunud nende võimes avastada varajasi ohumärke ettevõtte pankroti ja/või majandusraskuste prognoosimisel. Seetõttu on sellised mudelid omandanud täiendava väärtuse viimase finantskriisi valguses, mille tõttu on kerkinud esile küsimus, kuidas võimalikult vara tuvastada, kas ettevõtte võib tulevikus sattuda finantsraskustesse. (Al-Saleh, Al-Kandari 2012)

1.2.2. Närvivõrgustiku mudelid

Närvivõrgustiku mudelid on saanud inspiratsiooni bioloogilistest närvivõrgustikest. Nende eeskujul on loodud mudelid, mis töötlevad andmeid bioloogilistele närvivõrgustikele sarnaste seoste kaudu. Mudeli kõige olulisemad komponendid on omavahel ühendatud infotöötlemise elemendid (neuronid). Neuroneid kasutatakse spetsiifiliste ülesannete lahendamiseks. (Tsai, Wu 2008) Närvivõrgustiku mudeleid saab kasutada klassifitseerimisülesannete lahendamiseks, pankroti ennustamiseks klassifitseeritakse nende abil ettevõtted edukateks ja ebaedukateks. (Aziz, Dar 2006)

Esimesed närvivõrgustiku mudelid töötati välja juba 1940. aastatel, kuid esialgu piiras nende arendamist ja laialdasemat arengut arvutusvõimsuse vähesus. Suurem huvi nende meetodite suhtes hakkas tekkima 1960.–1970. aastatel, kuid mudeli ulatuslikum rakendamine ärimaailmas toimus alles 1990. aastatel. Närvivõrgustiku mudeleid on rakendatud mitmesuguste finantsülesannete lahendamisel. Näidetena võib välja tuua aktsiate hindade liikumises mustrite avastamine, võlakirjade reitingu andmine, krediidiriski hindamine jms. Samuti on närvivõrgustiku mudeleid kasutatud ettevõtete pankroti prognoosimiseks. (Davalos *et al* 1999)

Tüüpiline närvivõrgustiku mudel koosneb kolmest kihist: sisend, nähtamatu kiht ja väljund. Sisendkiht võtab vastu informatsiooni, mis sisestatakse mudelisse. (Tsai, Wu 2008) Sisendkihi neuronid võtavad vastu mitmesuguseid signaale, milleks on näiteks ettevõtte finantsnäitajad ja info ettevõtte pankrotistumise kohta. (Aziz, Dar 2006) Nähtamatu kiht

töötleb sisendandmeid ning selle tegevus sõltub ühendustest sisendkihi neuronitega. Väljundkiht väljastab nähtamatust kihist saadud tulemusi ning selle tegevus sõltub väljundkihi neuronite ühendusest sisendkihi neuronitega. (Tsai, Wu 2008) Väljundkiht saadab välja signaali, milleks on ettevõtte edukaks või ebaedukaks osutumine. Väljundkiht võib saata signaali nähtamatule kihile ka tagasi, et andmeid täiendavalt töödelda. (Aziz, Dar 2006) Närvivõrgustiku mudelist on arendatud keerulisemaid versioone, kus varjatud kihte on rohkem. Siiski on jõutud arusaamisele, et ühe varjatud neuronite kihi olemasolust piisab, et kirjeldada muutujate vahelisi seoseid. (Tseng, Hu 2010)

Mudeli tulemused ehk sisendi muutmine väljundiks sõltub neuronite vahelistest ühendustest. Neuronite vahelised ühendused on erineva tugevusega. Mudeli rakendamisele eelneb mudeli „õpetamine“. Selleks valitakse valimist teatud osa, mille põhjal sobivad neuronite vaheliste ühenduste tugevust väljendavad kaalud. Mida suurem on ühenduse kaal, seda tugevamat mõju avaldab üks neuron sellest järgmises kihis asuvale neuronile. Kaalude leidmise aluseks on tegeliku ja soovitud väljundi erinevuse minimeerimine. (Alfaro *et al* 2008) Pankroti prognoosimise kontekstis tähendab see seda, et neuronitevaheliste ühenduste kaalud leitakse sellisel viisil, et etteantud sisendi puhul annaks mudel võimalikult täpselt tegelikkusele vastava väljundi ehk suudaks sisendandmete põhjal võimalikult täpselt prognoosida ettevõtete pankrotistumist või mittepankrotistumist.

Närvivõrgustiku mudelid ei eelda sisendi ja väljundi vahel kindlat funktsionaalset seost. Närvivõrgustiku mudelid ei ole seega piiratud paljude teiste mudelite eeldustest seostest lineaarsuse kohta. Samuti ei toetu need teooriale, mis annaks aluse, kuidas peaks seda seost otsima või millised sisendid võiksid milliseid väljundeid mõjutada. (Tseng, Hu 2010) Tänu sellele on närvivõrgustiku mudelitega võimalik võrreldes traditsiooniliste pankrotimudelitega avastada keerulisemaid seoseid. Samuti on närvivõrgustiku mudelid vähem tundlikud ebaharilikele vaatlustele ja osaliselt puuduvate andmetega vaatlusele. (Davalos *et al* 1999)

Närvivõrgustiku mudelite eeliseks võrreldes traditsiooniliste mudelitega peetakse nende õppimisvõimet. Närvivõrgustikud õpivad varasematest kogemustest. Selle all mõeldakse seda, et mudel kohandub muutustega keskkonnas. Närvivõrgustikud teevad varasematest kogemustest üldistusi, mida nad rakendavad uutes olukordades. Seega võtavad närvivõrgustike mudelid mudeli rakendamise varasemaid tulemusi arvesse uute otsuste langetamisel. Kui traditsiooniline mudel eeldab seda, et ettevõtete ebaõnnestumist kirjeldavad

seosed on ajas muutumatud, siis närvivõrgustiku mudelite puhul kohanduvad need dünaamiliselt vastavalt andmetes toimuvatele muutustele. (Tsai, Wu 2008)

Närvivõrgustiku mudelite puudusena märgitakse, et sageli on keeruline luua sisendandmete põhjal hästi töötavat mudelit. Sageli juhtub, et mudelis kasutatav algoritm töötab hästi mudeli „õpetamiseks“ kasutatava osavalimi põhjal, kuid mudeli rakendamise tulemused teiste andmete põhjal ei vasta ootustele. Probleemaatiline on „õpetamiseks“ kasutatava sobiva suurusega osavalimi leidmine, mis aga mõjutab mudeli prognoosivõimet olulisel määral. (Shin *et al* 2005) Samuti sõltuvad mudeli tulemused sellest, milline on õnnestunud ja ebaõnnestunud ettevõtete osakaal „õpetamiseks“ ja testimiseks kasutatavas valimis. Üks soovitus on hoida see mõlemas osavalimisis võrdsena üldkogumi omaga. Samas on tehtud ka katseid, mis näitavad, et parimaid tulemusi saadakse siis, kui õnnestunud ja ebaõnnestunud ettevõtete suhe on mõlemas valimisis võrdne. (Davalos *et al* 1999)

Närvivõrgustike puhul on võimalik kasutada lähenemist, kus kasutatakse ainult ühte mudelit, ning mitu uuringut on keskendunud sellele, kuidas valida välja sobivat närvivõrgustiku mudelit. Samal ajal väidavad Tsai ja Wu, et mitme mudeli paralleelse kasutamisega on võimalik saada paremaid tulemusi ning paljudel juhtudel ei ole võimalik otsustada, milline mitmest alternatiivsest mudelist on üheselt parim. (Tsai, Wu 2008)

Tseng ja Hu on võrrelnud logit- ja närvivõrgustike mudelite võimet ettevõtete pankroti ennustamisel. Varasemad uuringud on näidanud, et närvivõrgustike mudelid suudavad seda ülesannet paremini täita. Selle uuringu tulemused näitavad aga, et mudelite prognoosivõime sõltub kasutatavatest andmehulkadest. Logit-mudeli prognoosivõime on tugevalt sõltuvuses vaatluste arvust. Selleks et saada täpseid prognoose, on vaja kasutada paljude vaatlustega andmestikku. Suurte andmestike puhul võib logit-mudel paremini prognoosida, närvivõrgustike mudelite eelised ilmnevad väiksemate andmestike puhul. Närvivõrgustike mudelite puhul sõltub prognoosivõime kasutatavast mudelitüübist. Nimetatud uuringus saadi parimaid tulemusi hädusalt loogikat kasutatava närvivõrgustiku mudeliga, mida kokkuvõtvalt peavad uuringu autorid eelistatavamaks logit-mudelile. (Tseng, Hu 2010)

1.2.3. SVM-mudelid

SVM (*support vector machine*) -mudelid põhinevad mitmemõõtmelises ruumis sarnaste punktide gruppide eristamisel. Üksikut ettevõtet koos n näitajaga saab kujutada punktina n mitmemõõtmelises ruumis. Meetodi idee on eristada õnnestuvatele ja ebaõnnestuvatele ettevõtetele vastavate punktide grupe. Selliseid punkte on võimalik eristada n mõõtmelist ruumi läbiva hüpertasandiga. Parimaks hüpertasandiks loetakse sellist, mis eristab kahte punktide gruppi võimalikult selgelt ehk asub kummagi grupi punktidest võimalikult kaugel. Kuna punkti asukohta saab käsitleda juhusliku suurusena, siis juhul kui punkt asub hüpertasandile lähedal, on kõrge risk, et hüpertasand jaotab selle valesse gruppi. Kui kaugus hüpertasandist on väike, siis on selline risk madalam. Meetod põhinebki kahe grupi punktidest võimalikult kaugel asetseva hüpertasandi leidmisel vastava algoritmi abil. SVM-mudeli optimeerimisülesanne on samaväärne ruutfunktsiooni optimeerimisega. Sarnaselt närvivõrgustiku mudelitega jaotatakse SVM-mudelite puhul andmestik kaheks: ühte osa kasutatakse mudeli „õpetamiseks“ ja teist osa mudeli testimiseks. (Hua *et al* 2007)

SVM-mudeli töötas välja Vladimir Vapnik 1993. aastal. Mudeli väljatöötamisel lähtuti statistilise õppimise teooriast. Mudel on näidanud häid tulemusi mitmesuguste probleemide lahendamisel, eelkõige andmetes esinevate mustrite äratundmises ja regressioonvõrrandite hindamisel. Lisaks pankroti prognoosimisele on seda kasutatud ka mitmesuguste teiste finantsülesannete lahendamiseks, näiteks ka turunduses ja tootmise planeerimisel. (Shin *et al* 2006)

Shin *et al* on võrdlevalt analüüsinud SVM-mudeleid ja närvivõrgustiku mudeleid. Nende poolt 2360 Korea tootmisettevõtete andmetel tehtud analüüsi tulemused näitavad, et SVM-mudel edestab närvivõrgustiku mudelit prognoosivõime ja üldistusvõime alusel. Kusjuures SVM-mudeli eelised osutuvad võrreldes närvivõrgustiku mudeliga tugevamaks, kui valimi maht on väiksem. (Shin *et al* 2006) Huang *et al* võrdlesid SVM-mudelite ja närvivõrgustiku mudelite prognoosivõimet USA ja Taiwani ettevõtete pankroti tõenäosuse prognoosimisel. Analüüsi tulemused näitasid, et SVM-mudeli prognoosivõime on parem, kuid erinevus ei olnud kuigi suur. (Huang *et al* 2004) Kim ja Sohn on võrdlevalt analüüsinud SVM-mudeli prognoosivõimet võrreldes närvivõrgustike mudelite ja tingimusliku tõenäosuse mudelitega. Analüüsis kasutati Korea väike- ja keskmise suurusega ettevõtete andmeid. Analüüsi tulemusena osutusid SVM-mudelid kolmest erinevast mudelitüübist kõige paremaks. Kuna nende tulemustega selgusid SVM-mudeli eelised ka väiksemate ettevõtete

andmetel, siis selle põhjal eeldatakse, et see mudel võib olla eelistatud pankroti prognoosimise meetodiks paljudes erinevates keskkondades. (Kim, Sohn 2010)

SVM-mudeli tulemused sõltuvad modelleerimisel tehtavatest eeldustest. Kõige olulisemaks nendest võib pidada tasakaalu leidmist mudeli „õpetamisel“ tekkiva vea ja mudeli keerukuse vahel. Selle kõrval mõjutab tulemusi tuumfunktsiooni parameetrite valik. (Wu *et al* 2007)

SVM-mudelite negatiivseks küljeks on nende arvutuslik keerukus. Mida rohkem muutujaid ja vaatlusi kasutatakse, seda pikemaks muutub arvutuste tegemise aeg. Seetõttu võib suuremate andmemahtude puhul tekkida probleem, et mudeli rakendamine nõuab väga suurt arvutusvõimet või väga palju aega. (Chaudhuri, De 2011) Kuna arvutite jõudlus pidevalt kasvab, siis muutub see probleem aja jooksul väiksemaks.

1.2.4. Teised tänapäevased pankrotimudelid

Lisaks eelnimetatule on viimase kahe aastakümne jooksul välja töötatud ka väga palju teisi pankrotimudeleid. Suur osa tänapäevastest mudelitest põhineb sarnaselt otsustuspuude, närvivõrgustike ja SVM-mudelitega tehisintellektil (*artificial intelligence*). Sellised mudelid on loodud jäljendamaks inim mõistuses või looduses toimuvaid otsustus- ja valikuprotsesse. Sellistest mudelitest võib nimetada näiteks geneetilisi algoritme (*genetic algorithms*), näidistele tugineva järeldamise mudeleid (*case-based reasoning*) ja karedate hulkade meetodit (*rough sets method*).

Geneetiliste algoritmide mudelid põhinevad looduses toimival evolutsiooniprotsessil, mille käigus toimub looduslik valik. Geneetiline algoritm on otsimistehnika, mis kasutab valikut, ristamist ja mutatsiooni, mille kaudu leitakse optimeerimisülesande parameetrid. Pankroti prognoosimisel kasutatakse sageli geneetilise algoritmi mudelit täiendusena teistele mudelitele, harvem iseseisvalt. (Min, Jeong 2009) Näidistele tugineva järeldamise mudelid lähtuvad otsuste langetamisel varasematest näidistest, mida nad valivad eeskujuks. Pankroti prognoosimise puhul tähendab see seda, et mudel üritab hinnatavale ettevõttele leida andmestikust võimalikult sarnast ettevõtet, mille kohta on olemas varasemad andmed selle õnnestumise või ebaõnnestumise kohta. (Park, Han 2002) Karedate hulkade meetod põhineb pankrotistuvate ja mittepankrotistuvate ettevõtete jagamisel karedatesse hulkadesse ning otsustusreeglite väljatöötamisel nende eristamiseks. Meetodi eelis on selle hea tõlgendatavus,

sest sellega leitavad otsustusreeglid on finantsspetsialistidele hästi mõistetavad. Samuti on mudel paindlik ega nõua eelduste tegemist andmete statistilise jaotuse kohta. (McKee 2000)

Nii traditsiooniliste kui ka otsustuspuul ja närvivõrgustikel põhinevate mudelite kohta on tehtud kriitikat seetõttu, et neil puudub teoreetiline alus. Teoreetilise aluse puudumise tõttu kerkib esile küsimus pankrotiriski põhjuslikkusest, kuid need ei selgita protsessi, mis põhjustavad pankrotiriski. (*Ibid.*) Mudelid võimaldavad küll välja selgitada kõrgema pankrotiriskiga ettevõtted, kui selle probleemi ületamiseks on nendele mudelitele vastukaaluks välja töötatud teoreetilisi mudeleid. Teoreetilistest mudelitest olulisemateks võib pidada entroopia teooriat (*entropy theory*), rahajuhtimise teooriat (*cash management theory*) ja krediidiriski teooriat (*credit risk theory*). Entroopia teooria kohaselt soovivad ettevõtted hoida oma bilansi struktuuri stabiilsena. Juhul kui selles esinevad suured kõikumised, siis on see ohu märk, sest see näitab, et ettevõtte ei suuda oma bilansi struktuuri stabiilsena hoida, mis tähendab omakorda seda, et ettevõtte tegevus ei ole kontrolli all, ning see võib viia pankrotini. Rahajuhtimise teooria kohaselt on iga ettevõtte eesmärk hoida oma sissetulevaid ja väljaminevaid rahakäibeid tasakaalus. Kui ettevõtte seda teha ei suuda, siis tekitab see finantspingeid ja see võib viia ettevõtte pankrotistumiseni. Krediidiriski teoorial põhinevalt on välja töötatud mitu mudelit, mida kasutatakse peamiselt finantssektori ettevõtete puhul. Nende mudelitega hinnatakse ettevõtte laenuportfelli krediidiriski, mille põhjal saab prognoosida võimalust, kas ettevõtte pankrotistub või mitte. Vaatama sellele, et nendel mudelitel on kindel teoreetiline alus, on neid praktikas suhteliselt vähe rakendatud, v.a krediidiriski teoorial põhinevat mudelit finantsteenuste puhul. (Aziz, Dar 2006)

Kolmanda grupina pankrotimudelitest võib nimetada turupõhiseid mudeleid (*market based models*). Need mudelid põhinevad aktsiahindadel, mida kasutatakse ettevõtte väärtuse lähenditena. Enamlevinud turupõhised mudelid on Black-Scholes Mertoni mudel ja Moody's KMV mudel. Nende mudelite rakendamise puhul on probleemiks aga see, et neid saab kasutada ainult börsiettevõtete puhul. (Chaudhuri, De 2011)

Neljanda grupina võib välja tuua ka kestvusmudelid (*hazard model*), mis on viimase aja jooksul üha enam populaarsust kogunud eri teadusvaldkondades, sh pankrotiennustuses. Teatud andmepõhised meetodid, nagu närvivõrgustikud jt, on parema ennustustäpsusega kui kestvusmudelid, kuid need ei ole nii kergesti ja otseselt tõlgendatavad. Seetõttu eelistatakse kestvusmudeleid, kuna need on sisuliselt tõlgendatavad ning sobivad ennustustegurite mõju suuruse ja statistilise olulisuse hindamiseks. (Männasoo 2007) Kestvusmudeleid on lihtne

hinnata, need on pidevad ja täpsed. Kestvusmudelid lahendavad staatiliste mudelite puuduse, võttes arvesse ka kulgevat aega. Kestvusmudelid on sõltuv muutuja aeg, mil ettevõtte on elujõuliste grupis. Kui ettevõtte lahkub elujõuliste grupist mingil muul põhjusel kui pankrot, siis see arvatakse vaatlusest välja. Staatilised mudelid loevad aga need ettevõtted endiselt elujõuliseks. Kestvusmudeli puhul ettevõtte pankrotistumise risk aja jooksul muutub ning ettevõtte elujõulisus sõltub ettevõtte hiljutistest finantsandmetest ja vanusest. Staatilise mudeli pankroti tõenäosus aga ajast ei sõltu. (Shumway 1999)

1.3. Varasemate ja tänapäevaste pankrotimudelite probleemid

Pankrotimudelid põhinevad paradigmat, et ettevõtete finantsnäitajate põhjal on võimalik väita, et ühete näitajate väärtustega ettevõtted ei pankrotistu ning teistsuguste näitajate väärtustega ettevõtted pankrotistuvad. Probleem tekib juba sellest, et alati ei ole ettevõtete pankrotistumine üheselt määratletav. (Balcaen, Ooghe 2006) Pankroti juriidiline käsitlus võib aastate jooksul muutuda ning erineda riikide lõikes. (Begley *et al* 1996) Enamasti käsitletakse ettevõtte ebaõnnestumisena pankrotti, aga juriidiline pankrot ei pruugi ettevõtte ebaõnnestumist kõige paremini iseloomustada. Ettevõtte pankrot ei pea alati tähendama ettevõtte ebaõnnestumist. Mõnikord võib pankrotistumine olla ettevõtte teadlik ja tahtlik valik, sest soovitakse vabaneda ettevõtte võlakohustustest, kuigi ettevõtte äritegevus oma olemuse poolest ei olnud ebaõnnestunud ning vaatamata pankrotile võib ettevõtte omamine olla selle omanikele kasulik. Paljud äritegevusega ebaõnnestuvad ettevõtted ei pruugi minna juriidiliselt pankrotti, näiteks võivad need ühineda teiste ettevõtetega või oma tegevuse ilma pankrotita likvideerida. (Balcaen, Ooghe 2006) Samuti on mõnikord võimalik, et ettevõtte pääseb pankrotistumisest vaid tänu valitsuse sekkumisele ja abimeetmetele. Sellised juhtumid esinevad enamasti vaid majanduskriiside ajal ning juhtudel, kui on tegemist suurte majandusele ja sotsiaalsüsteemile olulise tähtsusega ettevõtetega, mille järjepidev tegutsemine on riigi jaoks oluline. (Agarwal, Taffler 2007) Seetõttu võib tekkida probleem, et andmed ettevõtete pankrottide kohta ei peegelda tegelikult ettevõtete sisulist ebaõnnestumist.

Mudelid põhinevad üldiselt mineviku andmetel ja nende kasutamine eeldab seda, et ettevõtete ebaõnnestumist kirjeldavad seosed on ajas püsivad. Väga mitmel põhjusel ei pruugi need seosed ajas stabiilsed olla. Näiteks mõjutavad ettevõtete finantsnäitajaid inflatsioon, intressimäärad ja majanduskasv, mis aastate lõikes võivad olulisel määral kõikuda. Ettevõtete

ebaõnnestumine on tugevalt seotud majanduse tsüklilisusega. Samuti muutuvad aastate jooksul ettevõtete konkurentsistrateegiad, tehnoloogiad ja õigusnormid. Mõnel aastal võib turule siseneda uusi ettevõtteid, teistel aga võivad olemasolevad turult lahkuda. Ka empiiriliste uuringute tulemused on näidanud, et klassikaliste mudelite tulemused ei ole ajas stabiilsed. (Balcaen, Ooghe 2006) Selleks et saada rohkem vaatlusi, rakendatakse uuringutes küllaltki sageli pikki ajaperioode, mis võivad hõlmata mitut aastakümnet. Samas ei võeta arvesse, et majanduslik olukord võib nendel aastatel olla vägagi erinev. Isegi mõne aasta perspektiivis võib tänu majanduse tsüklilisusele ettevõtete pankrotistumise risk oluliselt aastate lõikes kõikuda. (Mensah 1984)

Pankrotimudelite puhul on probleemiks ka valimi selektiivsus. Mudelid eeldavad, et valimisse kaasatud ettevõtted on esinduslikud üldkogumi suhtes. Probleemid võivad ilmnedagi siis, kui mudeleid kasutatakse teiste majandusharude või teiste riikide ettevõtete pankrotistumise prognoosimiseks. (Balcaen, Ooghe 2006) Praktikas ei ole kunagi võimalik leida sellist valimit, mis oleks hinnatavale ettevõttele täiesti sarnane. Praktikute puhul, kes kasutavad teiste uurijate väljatöötatud valimi lahendusi, võib olla tõsiseks probleemiks see, et sarnaste andmete põhjal hinnatud mudelit ei ole olemas.

Staatilised pankrotimudelid ei võta arvesse ka ebaõnnestumise ajalist dimensiooni. See tähendab, et mudel võib küll ennustada, et ettevõttel on kõrge risk pankrotistuda, kuid mudel ei ütle midagi selle kohta, kas ettevõtte võib pankrotistuda ühe, kahe või kolme aasta pärast. Sellised mudelid ei käsitle ettevõtte ebaõnnestumist kui ajas kulgevat protsessi. (*Ibid.*) Isegi kui näiteks mudel prognoosib pankroti tõenäosust järgmise kahe aasta jooksul, ei anna see infot, kas ettevõtte pankrotistumist on oodata pigem järgmise kuue kuu või 18 kuu pärast.

Klassikalised pankrotimudelid on koostatud enamasti uurijate poolt, kes näevad ettevõtete kohta vaid finantsandmeid. Uurijad ei tea täpsemalt, mis on nende näitajate taga, nad ei võta arvesse ettevõtete sees toimuvaid protsesse. Sellest tulenevalt valivad nad mudelisse arvesse võetavaid näitajaid välisest vaatenurgast ega arvesta seda, millised näitajad väljendaksid ettevõtte ebaõnnestumise riske ettevõtte sisemisest vaatenurgast lähtudes. (*Ibid.*)

Varasemad pankrotimudelid eeldavad, et ettevõtetele on võimalik määratleda majandusnäitajate, diskriminantskooride või tingimuslike tõenäosuste väärtusteks lõikepunkte, mille alusel saab ettevõtteid jaotada gruppidesse. Sisuliselt väidetakse, et kui näitaja väärtus on väiksem kui x , siis ettevõtte pankrotistub, ja kui suurem kui x , siis ettevõtte ei pankrotistu. Samas on kõik need väärtused leitud lineaarsete seoste põhjal. Lisaks on teada,

et mõne finantsnäitaja puhul võivad ettevõtte jaoks olla ohtlikud samaaegselt nii selle väga kõrged kui ka väga madalad näitajad. (Balcaen, Ooghe 2006)

Pankrotimudelites kasutatakse ettevõtete aastaaruannetes esitatavat informatsiooni. Sellist infot on uurijatel kui välistel vaatlejatel lihtne kätte saada. Samas näitab aastaaruannetes sisalduv informatsioon ettevõtte seisundit vaid ühel konkreetsel ajahetkel, näiteks ettevõtte käibevarade ja lühiajaliste kohustiste seisuga aasta lõpu seisuga ning teadmata jääb, millised olid need näitajad teistel kuupäevadel. Aastaaruannete puhul on probleemiks ka eeldus, et need andmed on moonutamata ja kajastavadki ettevõtte tegelikku olukorda. Just pankrotieelses seisundis ettevõtete puhul esineb probleeme, et ettevõtted esitavad aastaaruannetes ebaõigeid andmeid, et näidata oma olukorda tegelikust paremana. (*Ibid.*) Isegi juhtudel, kus ettevõtte tahtlikult ei moonuta arvestuses esitatavaid andmeid, võib andmete võrreldavust vähendada erinevate arvestusmeetodite kasutamine. Probleem on tõsisem, kui valim sisaldab erinevaid ajaperioode ja erinevate tegevusalade ettevõtteid. (Beaver *et al* 2012)

Varasemad mudelid koondavad ettevõtte ebaõnnestumise riski ühte näitajasse. See aitab küll erinevaid andmeid koondada, kuid on paratamatult ettevõtete ebaõnnestumise lihtsustatud käsitlus. Ettevõtete ebaõnnestumine ja finantsolukord on kompleksne valdkond ning sellise lihtsustamisega kaaseb seda kirjeldava informatsiooni kadu. (Balcaen, Ooghe 2006)

SVM-, otsustuspuu ja närvivõrgustiku mudelite ühisprobleem on mudeli keeruline tõlgendatavus. Kuigi mudelid võivad edukalt prognoosida ettevõtete pankrotistumist, siis on nende peal keeruline väljendada, millistest finantsnäitajatest tulenevalt on ühe või teise ettevõtte pankrotistumise tõenäosus kõrge. Traditsioonilised mudelid, mis põhinevad etteantud kindla struktuuriga seostel, on selles mõttes palju lihtsamini tõlgendatavad. (Huang *et al* 2004) Siinkohal on aga küsimus, et kas eelistatumad on tänapäevased mudelid, mis paljude uuringute põhjal on näidanud, et suudavad pankrotte paremini prognoosida, või traditsioonilised mudelid, mille prognoosivõime on nõrgem, kuid mis on lihtsamini mõistetavad ja mis suudavad paremini anda vastust, miks on ettevõtte pankrotirisk kõrge.

McKee väidab, et praktikutel ei ole vaja alati kasutada väga täpseid prognoose andvaid mudeleid. Mitte kunagi ei saa kindel olla, et mudel prognoosib 100% õigesti. Enamasti on mudelite kasutajatel välja kujunenud ootused mudeli prognoosivõime kohta. Kui mitu eri mudelit rahuldavad kasutaja ootuseid prognoosivõime suhtes, siis võib nende hulgast valida

lihtsamini kasutatava ja paremini tõlgendatava mudeli. See tähendab, et praktikas võivad varasemad mudelid olla mitmel juhul eelistatumad. (McKee 2000)

Magistritöö mahu piiratuse ning andmepiirangute tõttu ei ole autoril võimalik kõiki pankrotimudeleid, mis on välja toodud alampeatükkides 1.1. ja 1.2., testida Eesti mööblitööstusettevõtete põhjal. Autori andmestik sisaldab staatilisi ehk vaid ühe ajapunkti vaatlusi pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete kohta. Seetõttu pole antud andmetel võimalik dünaamilisi pankrotimudeleid (nt kestvusmudeleid) hinnata. Olenemata sellest, et diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon on aastakümneid vanad mudelid, annavad need siiani häid tulemusi ning on lihtsasti tõlgendatavad. Nende puhul on võimalik teha järeldusi, millised finantsnäitajad mõjutavad pankrotistumist rohkem ja millised vähem, mistõttu leiab autor, et diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon on ühed usaldusväärsemad mudelid. Kindlasti ei tasu alahinnata tänapäevaseid pankrotimudeleid, kuid matemaatilise keerukuse ja keerulise tõlgendatavuse tõttu eelistab autor töös kasutada varasemaid pankrotimudeleid.

Kuna magistritöö kirjutatakse majandusarvestuse valdkonnas, mistõttu on oluline, et mudelite läbitöötamisel saaks analüüsida, missugused finantsnäitajad mängivad kõige rohkem rolli Eesti mööblitööstusettevõtete pankrotistumisel ning missugused muutujad vähem. Seetõttu kavatseb autor käesolevas töös kasutada diskriminantanalüüsi ning logistilist regressiooni, et töötada välja pankrotimudel Eesti mööblitööstusettevõtete jaoks.

2. ÜLEVAADE EESTI MÖÖBLITÖÖSTUSEST

Eesti jaoks on mööblitööstus väga olulisel kohal tänu väga suurele metsaressursile. Eesti mööblitööstus koos metsa ja puidutööstusega annab pea viiendiku kogu Eesti tööstustoodangust ning ühtlasi annab mööblitööstus tööd ligi 11 000 töötajale. Eesti mööblitööstuse põhiline kasvumootor on eksport. Mööblitööstuse edu taga on siiani olnud madalad tootmishinnad, traditsiooniline puutöökogemus ning väljaarendatud kutseõppesüsteem. (Mööblitööstuse klasteri strateegia 2011)

Mööblitootmine kuulub Eesti majanduses töötleva tööstuse tegevusharusse. Mööblitootmisesse kuuluvad EMTAK-i koodide alusel tegevusalad, nagu kontori- ja kauplusemööbli (3101), kööginööbli (3102), madratsi- (3103) ja muu mööbli tootmine (3109). 2013. aastal moodustas Eestis mööblitööstuse osatähtsus 4,1% töötleva tööstuse osatähtsusest ning töötajaid oli mööblitööstuses 7,1% töötleva tööstuse töötajatest. (Statistikaameti andmebaas)

Statistikaameti andmetel tegutses Eesti mööblitööstuses 2013. aasta lõpu seisuga 610 ettevõtet (vt tabel 2.1.), mis moodustas 9,6% töötleva tööstuse ettevõtete arvust. 2013. aastal tegutses enim ettevõtteid 1–9 töötajaga suurusrühmas, täpsemalt 491 ettevõtet, mis moodustab 80,5% mööblitööstusesse kuuluvatest ettevõtetest. (Statistikaameti andmebaas) Üldiselt on mööblitööstusettevõtete arv aasta-aastalt kasvanud ning see võib tuleneda sellest, et Eesti liitus 2004. aastal Euroopa Liiduga. Pärast Euroopa Liiduga liitumist on konkurents tihenunud ning paremad ekspordivõimalused võisid mööblitööstusele positiivselt mõjuda, kuna nähti uusi võimalusi ja turge. Vaid ühel, 2011. aastal, mööblitööstusettevõtete arv vähenes, st võrreldes 2010. aastaga oli 13 ettevõtet vähem. Tegemist ei ole suure langusega, et lugeda välja trendi. Langust võis endiselt mõjutada majandussurutus, mis mõjutas mõningaid ettevõtteid nii palju, et rasketest aegadest ei suudetud välja tulla, ning mööblitööstusettevõtted pankrotistusid. Kuna tööstusharus on palju mikroettevõtteid, siis võiski väga paljudele sellistele väikestele ettevõtetele saatuslikuks saada 2009. aastal alanud majandussurutus.

Tabel 2.1. Mööblitööstusettevõtete arv, töötajate arv ja tööjõukulud 2005–2013 (aasta lõpu seisuga)

Aasta	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Ettevõtete arv	414	481	513	516	555	581	568	608	610
Juurdekasvu- tempo (%)	–	16,2	6,7	0,6	7,6	4,7	–2,2	7,0	0,3
Töötajate arv	10 522	10 104	9615	8650	7000	7221	7311	7388	7357
Juurdekasvu- tempo (%)	–	–4,0	–4,8	–10,0	–19,1	3,2	1,2	1,1	–0,4
Tööjõukulud (miljonites eurodes)	709	799	891	903	673	709	784	851	930

Allikas: autori koostatud, aluseks Statistikaameti andmebaas (TO0094)

Töötajate arv analüüsitaval perioodil üldiselt langes, olles alguses 8000–10 000 juures, ning jäi alates 2009. aastast suhteliselt stabiilsele tasemele, 7000 piirimaile (vt tabel 2.1.). Analüüsitaval ajavahemikul on töötajate arvu keskmine langusprotsent 4,1, samal ajal kui ettevõtete arvu keskmine kasvuprotsent on 5,1. Töötajate arvu vähenemist perioodil 2005–2007 võib selgitada asjaoluga, et tootmised moderniseerusid üha rohkem ning ettevõtted ei vajanud enam nii palju töötajaid. Töötajate arv vähenes kõige rohkem 2008. ja 2009. aastal, mida võib seostada majandussurutisega, mil tootmisettevõtetes vähenesid toodangumahud ning kulude kärpimiseks tuli vähendada ka töötajate arvu. 2010. aastal hakkas aga mööblitööstuses töötajate arv taas kasvama, st võrreldes 2009. aastaga töötas mööblitööstuses 221 inimest rohkem ning aasta-aastalt on töötajate arv jätkanud kasvamist, toibudes vaikselt majandussurutisest.

Tööjõukulud on erinevalt töötajate arvust pigem kasvanud kui langenud (vt tabel 2.1.). Tööjõukulude kasv on põhjustatud palkade tõusust enne ja pärast majandussurutist ning töötajate üha paremast kvalifitseeritusest, mistõttu on mööblitööstuses vähem madalapalgalisi. Majandussurutise ajal langesid tööjõukulud kõige rohkem 2009. aastal, mil oli kõige raskem aeg ning ettevõtete juhid soovisid oma kulusid, sh tööjõukulusid hoida võimalikult madalal. 2010. aastast on aga mööblitööstuses palgad hakanud taas tõusma, jõudes 2008. aasta tasemele.

Mööblitööstuse kogutoodang jooksevhindades tõusis 2013. aastal 407 miljoni euroni (vt tabel 2.2.), moodustades 4,1% kogu töötleva tööstuse kogutoodangust. (Statistikaameti

andmebaas) Kogutoodang analüüsitaval ajavahemikul aasta-aastalt pigem kasvas kui langes, samal ajal kui mööblitööstusettevõtete arv pigem kasvas. Langus toimus taas majandussurutise ajal, mil tarbijad olid tööpuuduse ja töötasu vähenemise kartuses ning seetõttu vähenesid ka mööblitööstuse tarbimismahud drastiliselt. 2010. aastast on kogutoodangu juurdekasvutempo taas positiivne, jäädes siiski suhteliselt stabiilsele 300–400 miljoni euro tasemele.

Tabel 2.2. Mööblitööstuse kogutoodang jooksevhindades 2005–2013 (aasta lõpu seisuga)

Aasta	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Tööstustoodang (miljonites eurodes)	325	359	373	361	263	323	364	384	407
Juurdekasvutempo (%)	–	10,5	3,9	–3,2	–27,2	22,8	12,7	5,5	6,0

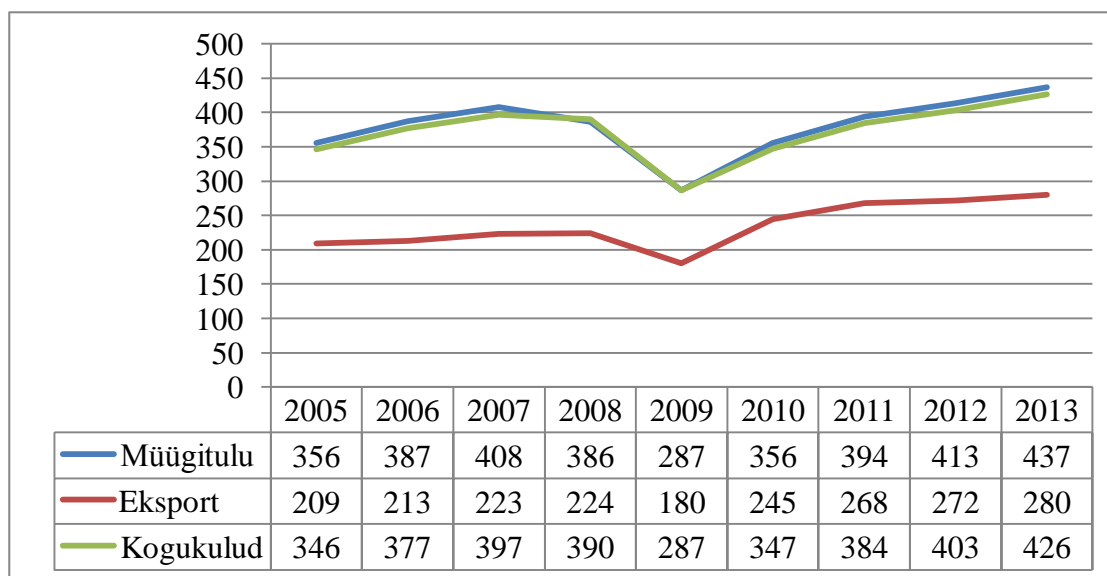
Allikas: autori koostatud, aluseks Statistikaameti andmebaas (TO001)

Eesti turg on küllaltki väike ning väga suur osa mööbli toodangust läheb ekspordiks. Eesti mööblitööstuse viimasele sektoruuringu järgi on põhilised ekspordimaad Põhjamaad, millest kõige suurema osa moodustab ekspord Soome, järgnevad Rootsi, Norra ja Läti. Venemaa ja Ukraina on väikese osatähtsusega. (Eesti mööblitööstuse sektoruuring 2009) Nii Venemaa kui ka Ukraina sihtturgudena moodustavad kahe peale kokku vaid 2% Eesti mööbli ekspordist. (Mööblitööstuse klasteri strateegia 2011) Ettevõtjad on ise huvitatud suurtest ja rikastest turgudest, nagu Saksamaa, Ühendkuningriigid ja Taani, kuid nendele sisenemine on raskendatud. Seda seetõttu, et paljud tarbijad on muutunud küllaltki hinnatundlikuks ning meie toodete omahinnad on küllaltki kõrged, samuti kallis tööjõud ning väikesed tootmismahud ei võimalda võistelda teiste riikide tootjatega. (Eesti mööblitööstuse sektoruuring 2009)

Mööblitööstuse müügitulu oli analüüsitaval perioodil kõige suurem 2013. aastal, küündides 437 miljoni euron, kasvades 2012. aastaga võrreldes 24 miljoni euro võrra (vt joonis 2.1.). Analüüsitaval perioodil mööblitööstuse müügitulu üldiselt kasvas, välja arvatud majandussurutise ajal 2008. ja 2009. aastal. Müügitulu oli 2009. aastal kõige madalamal tasemel, langes 99 miljonit eurot võrreldes 2008. aastaga ja lausa 121 miljonit eurot võrreldes buumiaegse kõrghetkega 2007. aastal. Kuigi mööblitööstusettevõtete arv majandussurutise ajal kasvas, siis toodang ja müügitulu langesid. See võis tuleneda asjaolust,

et ettevõtete enda kasv oli samuti väike ja eelkõige oli kasv nende ettevõtete seas, kus töötas 1–9 inimest, ehk nende müügitulud ja toodangud ongi väiksemate mahtudega, mis olulisel määral ei mõjutanud kogu mööblitööstuse müügitulu 2008. ja 2009. aastal.

Joonis 2.1. Mööblitööstuse müügitulu, eksport ja kulud kokku 2005–2013 (miljonites eurodes)



Allikas: autori koostatud, aluseks Statistikaameti andmebaas (TO0094)

Eksport liikus müügituluga samas suunas (vt joonis 2.1.). Müük mitteresidentidele moodustab müügitulust 54–69%. Sarnaselt müügituluga Eestis, küündis eksport 2013. aastal kõige kõrgemale tasemele, 280 miljonit eurot, mis moodustab ligi 64% mööblitööstuse kogu müügitulust. Kõige rohkem moodustas müük residentidele müügitulust 2010. aastal, küündides lausa 69% tasemele.

Kulud kokku olid analüüsitaval perioodil pigem kasvutrendis (vt joonis 2.1.). Kulud langesid kõige rohkem 2009. aastal, mil müügitulu langes samuti kõige rohkem toodangu vähenemise tõttu.

Kulud kokku on käitunud sarnaselt mööblitööstuse kogutoodangu ja müügituluga. Üldiselt on need olnud kasvutrendis, välja arvatud majandussurutise esimesel kahel aastal. Kõige suurema osa kuludest moodustavad mööblitööstuses kaubad, materjali ja teenuste kulud, mis jäävad 50–60% piirile. Eestis moodustab materjalide osakaal keskmiselt 54% toote müügihinnast. Sisseostuhinda oleks võimalik langetada materjalide ühisostu või suuremate ostude abil (suuremate koguste puhul on soodsamad hinnad) ning ka logistikakulude

optimeerimisega. Vaba raha eest saaks teha investeeringuid põhivarasse. (Mööblitööstuse klatri strateegia 2011) Teine suurem kuluartikkel on tööjõukulud, mis moodustavad kogukuludest umbes 20–25%. (Statistikaameti andmebaas) Ka tööjõukulud on olnud üldiselt kasvutrendis, välja arvatud 2009. aastal, mil tööjõukulud langesid 230 miljoni euro võrra (vt tabel 2.1.).

Investeeringute mahtu mööblitööstuses iseloomustab pigem langus- kui kasvutrend. Üheks põhjuseks võib olla see, et suuremad investeeringud on ettevõtetel juba tehtud, kuid kindlasti on põhjuseks ka see, et paljudel ettevõtetel puudub raha investeeringute tegemiseks. Peamised investeeringud on tehtud seadmetesse, tehnoloogiasse, infrastruktuuri ning kinnisvarasse. (Mööblitööstuse klatri strateegia 2011)

Statistikaameti andmete põhjal võib ka märkida, et investeeringud materiaalsesse põhivarasse on pigem langustrendis. 2013. aastal investeeriti mööblitööstuses materiaalsesse põhivarasse 16 miljonit eurot, mis on 3 miljonit eurot vähem kui 2012. aastal (vt tabelit 2.3.). Mööblitööstuses on suurimad investeeringuobjektid masinad ja seadmed, millele järgnevad ehitamine ja ehitiste rekonstrueerimine ning ehitiste soetamine. Kõige suuremaid investeeringuid analüüsitava ajavahemikul tehti 2006. aastal (51 miljoni euro eest), kusjuures seadmete ja masinate investeering moodustas 44,6% kogu investeeringute mahust. Üldiselt moodustavad masinate ja seadmete investeeringud 50–70% kogu investeeringute mahust. (Statistikaameti andmebaas) 2009. aastal plaanisid ettevõtete juhid investeerida ka järgnevatel aastatel, aga mitte enne, kui majandusolukord ja ettevõtete rahaline seis paraneb. (Eesti mööblitööstuse sektoruuring 2009) Tänu tehnoloogia kiirele arengule ning masinate ja seadmete moderniseerimisele on ka mööblitööstuse üks peaesmärke uuendada masinaid ja seadmeid, et muuta oma tootmist efektiivsemaks.

Tabel 2.3. Mööblitööstuse investeeringud materiaalsesse põhivarasse 2005–2013

Aasta	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Investeeringud (miljonites eurodes)	23	51	36	18	7	11	22	19	16
Juurdekasvutempo (%)	–	118	–29	–51	–59	47	108	–13	–16

Allikas: autori koostatud, aluseks Statistikaameti andmebaas (TO036)

Tööviljakust ja selle kasvu võib nimetada üheks kõige olulisemaks konkurentsieeliseks. Eesti mööblitööstuses on keskmine lisandväärtus töötaja kohta umbes 11 000 eurot aastas, kusjuures kasumlikemal ettevõtetel küündib see kuni 20 000 euroni töötaja kohta aastas. Soomes on vastav näitaja ligi kaks korda kõrgem. Selleks et tõsta tööviljakust, peaks investeerima pikaajaliselt umbes 6–8% kogu müügitulust ning ühtlasi tõstma ka kutseõppe ja tehnilise kõrghariduse kvaliteeti. (Mööblitööstuse klasteri strateegia 2011)

Eesti puidusektor, kuhu kuulub ka mööblitööstus, on praegu üks vähestest tööstusharudest, mis tasakaalustaks riigi negatiivset väliskaubandusbilanssi. Puidusektorit, sh mööblitööstust tuleks lugeda riigi üheks prioriteetsemaks tööstusharuks. Eestil on osaliselt raske konkureerida suurte puidusektori riikidega, nagu näiteks Poola, Venemaa ja Leedu, ilma riigi abi ja Eesti ettevõtete vahelise tiheda koostööta. Seetõttu on Eesti mööblitööstus-ettevõtete pearoll tõsta koos toodete lisandväärtust ning tootmise tööviljakust, et parendada oma konkurentsivõimet. (*Ibid.*)

2013. aastal loodi mööblitööstuses enim lisandväärtust töötaja kohta, küündides 15 940 euroni töötaja kohta ning suurenedes 2012. aastaga võrreldes 586 euro võrra (vt tabelit 2.4.). Lisandväärtuse kasv on peamiselt tingitud töötajate arvu vähenemisest, müügitulu kasvust ning tehnoloogia arengust, kuid lisandväärtust mõjutavad ka muud kulud, mis mõjutavad ettevõtete ärikasumit. Analüüsitaval ajavahemikul oli mööblitööstuses lisandväärtus töötaja kohta kõige madalam 2005. aastal, jäädes vaid 8960 euro juurde.

Tabel 2.4. Mööblitööstuse lisandväärtus töötaja kohta 2005–2013

Aasta	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Lisandväärtus (eurodes)	8960	10 526	12 259	12 096	11 541	12 857	13 956	15 354	15 940
Juurdekasvutempo (%)	–	17,5	16,5	–1,3	–4,6	11,4	8,5	10,0	3,8

Allikas: autori koostatud, aluseks Statistikaameti andmebaas (TO0352)

Üldiselt on lisandväärtus töötaja kohta mööblitööstuses pigem kasvanud, v.a 2008. ja 2009. aastal, mil kestis majandussurutus. See on sama trend, mis oli teiste selles alapeatükis kirjeldatud näitajate puhul, kus majandussurutise aastatel nimetatud näitajad langesid, kuid teistel aastatel kasvasid.

Kokkuvõtlikult:

- Eesti mööblitööstusettevõtete arv on aasta-aastalt kasvanud, vaid ühel, 2011. aastal, vähenes mööblitööstusettevõtete arv 13 ettevõtte võrra, kuna majandussurutise ajal ei loodud palju uusi ettevõtteid ning samas lõpetas hulk ettevõtteid tegevuse.
- Aastatel 2005–2009 töötajate arv langes, kuna tootmisi moderniseeriti ning ettevõtted ei vajanud enam nii palju töötajaid. Ka majandussurutise ajal töötajate arv vähenes. 2010. aastast hakkas mööblitööstuses töötajate arv taas kasvama. Tööjõukulud erinevalt töötajate arvust on pigem kasvanud kui langenud. Tööjõukulude kasv on üldiselt põhjustatud palkade tõusust enne ja pärast majandussurutist ning töötajate üha paremast kvalifitseeritusest.
- Kogutoodang jooksevhindades, müügitulu, eksport, kulud kokku ja lisandväärtus töötaja kohta on analüüsitaval ajavahemikul üldiselt kasvutrendis, majandussurutise ajal kasv pidurdus või näitajad kahanesid. Investeeringud materiaalsesse põhivarasse on pigem olnud langustrendis.

3. EESTI MÖÖBLITÖÖSTUSE PANKROTISTUNUD JA MITTEPANKROTISTUNUD ETTEVÕTETE FINANTS-ANALÜÜS

Töö kolmandas peatükis keskendutakse Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete finantsanalüüsile. Esimeses alapeatükis kirjeldatakse töö analüüsimetoodikat, kus tuuakse välja, kuidas valimid koostati ning millist andmeanalüüsi-meetodeid kasutati. Teises alapeatükis antakse ühemõõtmelisele analüüsile, kus esmalt selgitatakse välja, missuguseid muutujaid töös kasutatakse, ning seejärel analüüsitakse finantssuhtarvude keskmisi. Kolmandas ja neljandas alapeatükis tuuakse välja vastavalt diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni tulemused Eesti mööblitööstusettevõtete andmete põhjal ning lõpuks, viiendas alapeatükis, tehakse järeldusi.

3.1. Analüüsimetoodika kirjeldus

Töös on andmetena kasutatud Registrate ja Infosüsteemide Keskusest (RIK) saadud Eesti mööblitööstusettevõtete finantsandmeid aastatel 2005–2014. Periood valiti põhjusel, et sisse jääks nii majanduskriisi eelne kui ka järgne ajavahemik. Vaatlusperioodi jooksul on pankrotistunud viis mööblitööstusettevõtet, kuid 36 ettevõttele on tehtud kustutamiskanne, mille põhjuseks on olnud ettevõtte pankrot, seetõttu võib lugeda ka need 36 ettevõtet pankrotistunuks. Kõigi 41 ettevõtte kohta küsiti RIK-ist finantsandmed, kust saadeti ettevõtete majandusaasta aruanded. Pankrotistunud ettevõtetele on vastandatud mittepankrotistunud ettevõtete andmed samast perioodist.

Pankrotistunud ettevõtete puhul on kasutatud kõige uuemaid saadaolevaid andmeid, mis pärinevad tavaliselt pankrotistumisele eelnevatest aastatest. Mõningatel juhtudel on andmed saada pankrotistumisele eelnevast aastast, kuid enamasti lõpeb ettevõtete aruandlus aastaid enne lõplikku registrist kustutamist. Pankrotistunud ettevõtete puhul puudusid majandusaasta aruanded 11 ettevõttel, seega oli autori käsutuses 30 pankrotistunud ettevõtte

finantsandmed. Mittepankrotistunud ettevõtete finantsandmed pärinevad samast aastast, mis pankrotistunud ettevõtetal. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul kasutas autor 39 ettevõtte finantsandmeid. Analüüsitava ettevõtete hulka kuuluvad osäühingud ja aktsiaseltsid.

Mööblitööstusettevõtete pankrotimudelite koostamiseks on muutujad valitud kahe kriteeriumi alusel. Esiteks peavad olema esindatud olulised ettevõtte majandustegevust iseloomustavad näitajad, nagu maksevõime, võlakoormus ja kapitali struktuur, rentaablused, tegevusnäitajad ning rahakäibe suhtenäitajad. Iga valdkonna puhul on valitud analüüsi tarbeks mitu sõltumatut muutujat, kuna ainult ühe muutuja kasutamine võib osutada subjektiivseks. Teiseks valiti muutujaid nende tuntuse ja kirjeldamisvõime järgi, mida on kasutatud varasemates uuringutes (vt 1.1. ja 1.2.). Kokku valis autor välja 20 muutujat (vt tabel 3.1.).

Tabel 3.1. Pankrotimudeli väljatöötamisel kasutatavad muutujad

Maksevõime	Lühiajalised kohustised / käibevara
	Kiirvara / lühiajalised kohustised
	Käibekapital / vara
	Likviidne vara / lühiajalised kohustised
	Käibevara / vara
Võlakoormus ja kapitali struktuur	Vara / kohustised
	Omakapital / vara
	Kohustised / omakapital
Kasumi suhted, rentaablused	Ärikasum / vara
	Puhaskasum / omakapital
	Ärikasum / müügitulu
	Jaotamata kasum / vara
	Puhaskasum / põhivara
Tegevusnäitajad	Müügitulu / põhivara
	Müügitulu / vara
Rahakäibe suhtenäitajad	Äritegevuse rahakäive / kohustised
	Rahakäive kokku / müügitulu
Muud	Ettevõtte suurus
	Ettevõtte vanus
	Asukoht

Allikas: autori koostatud

Maksevõime näitajatest on enam kasutatud lühiajalise maksevõime muutujad, kuna mööblitööstuses on oluline likviidsete vahendite olemasolu. Mööblitööstuses liigub väga palju

kaupade, materjalide ja teenuste arveid, mille maksetähtaeg on lühike, ning seetõttu peaks ettevõtetel olema küllaltki hea (lühiajaline) maksevõime. Pankrotistumisel võib olulist rolli mängida ettevõtte võlakoormus, seetõttu otsustas autor kasutada ka neid muutujaid. Lootuses, et Eesti mööblitööstusettevõtete puhul tulevad esile mõned uued muutujad, mida varasemates uuringutes ei ole nii palju kasutatud, võeti arvesse ka teisi muutujaid, nagu tegevusnäitajad, rahakäibe suhtenäitajad ja muud.

Valim 69 ettevõtte finantsnäitajatest sai esmalt kokku pandud arvutusprogrammis MS Excel, kuid andmeanalüüsil kasutati statistilise andmetöötluse tarkvarasid PSPP ja R. PSPP programmi puuduste tõttu tegi autor lisaarvutusi MS Excelis juurde.

3.2. Ühemõõtmeline analüüs

Magistritöö raames ei ole mõistlik kasutada kõiki 20 sõltumatut tunnust, kuna ettevõtete arv valimis on väike. 69 ettevõttest koosneva valimi juures kavatses autor kasutada viit sõltumatut tunnust, mille selgitab välja ühemõõtmelise analüüsi käigus. Autor teostab ühemõõtmelist analüüsi statistilise andmetöötluse tarkvaras PSPP.

Valim koosnes esmalt 69 ettevõttest, millest 30 olid pankrotistunud ning 39 mittepankrotistunud ettevõtted. Autor jättis valimist välja ühe pankrotistunud ning kaks mittepankrotistunud ettevõtet, kuna nende puhul oli tegu erandlike ettevõtetega, mis oleksid tulemusi olulisel määral mõjutanud. PSPP analüüsi tulemusel leiti keskmised ja t-statistiku väärtused 20-le muutujale (vt tabel 3.2.). Analüüsi põhjal on näha, et statistiliselt olulised (t-testi olulisustõenäosus $<0,05$) on järgmised muutujad: lühiajalised kohustised/käibevara, kiirvara/lühiajalised kohustised, käibekapital/vara, likviidne vara/lühiajalised kohustised, vara/kohustised, omakapital/vara, ärikasum/vara ja ärikasum/müügitulu. Maksevõime näitajatest on neli statistiliselt olulised, kuid kõiki neid ei ole mõistlik edaspidises analüüsis kasutada. Autor soovib pankrotimudelisse kaasata võimalikult palju erinevaid näitajaid, mistõttu maksevõime näitajatest valitakse välja kaks muutujat. Autor teostab edaspidise analüüsi järgmise viie muutujaga: 1) lühiajalised kohustised/käibevara, 2) käibekapital/vara, 3) vara/kohustised, 4) omakapital/vara, 5) ärikasum/müügitulu. Muutujate valikul oli oluline nende statistiline olulisus (kõik viis muutujat on ühemõõtmelise analüüsi järgi statistiliselt olulised), kuid kõiki muutujaid ei valitud statistiliselt kõige olulisemaid. Autor otsustas mudelisse kaasata ärikasum/müügitulu muutuja, kuid ärikasum/vara oli statistiliselt olulisem.

Ärikasum/vara näitab vara puhasrentaablust ehk kui palju suudab ettevõtte teenida kasumit iga vara alla paigutatud raha eest. Ärikasum/müügitulu on tulukuse suhtarv, kus saab teada, kui suur osa klientidelt saadud rahast on kasum. Kuna investeringute mahtu iseloomustab pigem langustrend ning müügitulu kasvutrend (vt pkt 2), siis otsustas autor mudelisse kaasata ärikasum/müügitulu muutuja, seda ka põhjusel, et tegu on ühe tegevusvaldkonnaga. Ülejäänud neli muutujat on valitud statistilise olulisuse järgi. Andmeanalüüsiks koostatud tabel on välja toodud lisa 2 ja definitsioonid lisa 1.

Tabel 3.2. Eesti mööblitööstusettevõtete muutujate keskmised ja t-testi tulemused

Muutuja	Pankrotistunud		Mittepankrotistunud		t-test	t-testi olulisus
	keskmine	vaatluste arv	keskmine	vaatluste arv		
Lühiajalised kohustised / käibevara	164,41	29	77,27	37	5,05	0,000
Kiirvara / lühiajalised kohustised	5,34	29	44,46	37	-3,99	0,000
Käibekapital / vara	-23,34	29	17,97	37	-5,27	0,000
Likviidne vara / lühiajalised kohustised	39,24	29	108,05	37	-4,28	0,000
Käibevara / vara	50,79	29	55,27	37	-0,81	0,423
Vara / kohustised	113,48	29	242,35	37	-5,10	0,000
Omakapital / vara	3,21	29	47,14	37	-5,66	0,000
Kohustised / omakapital	483,69	29	395,65	37	0,22	0,825
Ärikasum / vara	-16,21	29	23,43	37	-3,09	0,003
Puhaskasum / omakapital	-18,41	29	-16,43	37	-0,02	0,981
Ärikasum / müügitulu	-29,38	29	11,41	37	-2,29	0,029
Jaotamata kasum / vara	3,89	29	6,30	37	-0,10	0,921
Puhaskasum / põhivara	-159,03	29	124,46	37	-1,88	0,065
Müügitulu / põhivara	1086,72	29	779,43	37	0,60	0,552
Müügitulu / vara	210,97	29	211,95	37	-0,03	0,978
Äritegevuse rahakäive / kohustised	-10,62	29	65,73	37	-2,14	0,038
Rahakäive kokku / müügitulu	-4,72	29	1,92	37	-1,33	0,195
Ettevõtte suurus (vt lisa 1)	1,90	29	2,03	37	-0,85	0,398
Ettevõtte vanus (vt lisa 1)	8,00	29	6,81	37	1,22	0,228
Asukoht (vt lisa 1)	0,62	29	0,54	37	0,65	0,520

Allikas: autori koostatud, PSPP analüüsi tulemuste põhjal

Pankrotistunud ettevõtete osakaal valimis on 43,94% ning mittepankrotistunud ettevõtete osakaal 56,06%. Võrreldes pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete finantsnäitajate keskmisi valitud viie muutuja alusel, siis on kahe grupi vahelised erinevused selgesti eristatavad. Pankrotistunud ettevõtete suhtarvud on madalamate tulemustega kui mittepankrotistunud ettevõtete keskmised. Kõige suuremad erinevused on suhetes käibekapital/vara ning ärikasum/müügitulu, kus pankrotistunud ettevõtete keskmine on negatiivne ning mittepankrotistunud ettevõtete keskmine on positiivne. Käibekapitali/vara puhul tuleb pankrotistunud grupi negatiivne keskmine sellest, et lühiajalisi kohustisi on ettevõtetel rohkem kui käibevara. Nende ettevõtete maksevõime on kehv ning seetõttu võib väita, et kui lühiajalised kohustised on suuremad kui olemasolev käibevara, siis võib ettevõtte olla pankrotiohus. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul oli see näitaja positiivne ehk nende ettevõtete puhul ei ületanud lühiajalised kohustised käibevara, mistõttu nende maksevõimet võib pidada heaks.

Ärikasumi/müügitulu puhul esineb sama olukord, kus pankrotistunud ettevõtete keskmine on negatiivne ning mittepankrotistunud ettevõtete puhul positiivne. Selle suhtarvu puhul tuleb negatiivsus sellest, et tegemist ei ole ärikasumiga, vaid ärikahjumiga. Enne pankrotistumist on seega iseloomulik, et ettevõtted on kahjumis. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul on see näitaja positiivne, sest nende puhul on ettevõtted olnud pigem kasumis.

Ülejäänud kolme näitaja (vara/kohustised, lühiajalised kohustised/käibevara, omakapital/vara) puhul on mõlema grupi näitajad positiivsed, kuid ka nende muutujate puhul on näha erinevusi. Pankrotistunud ettevõtete puhul on näitaja vara/kohustised keskmine kaks korda väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete puhul. Erinevus on mõjutatud asjaolust, et mittepankrotistunud ettevõtetel on vara rohkem kui kohustisi, mistõttu nende keskmine on suurem. Pankrotistunud ettevõtete puhul on kohustisi üldiselt rohkem, mistõttu see suhtarv on väiksem, kuid see võib olla mõjutatud ka asjaolust, et vara on vähem.

Muutuja lühiajalised kohustised/käibevara puhul on pankrotistunud ettevõtete keskmine tunduvalt suurem kui mittepankrotistunud ettevõtetel. Erinevus tuleneb asjaolust, et pankrotistunud ettevõtetel oli lühiajalisi kohustisi oluliselt rohkem kui käibevara. Mittepankrotistunud ettevõtetel oli lühiajalisi kohustisi samuti rohkem kui käibevara, kuid kui võrrelda pankrotistunud ja mittepankrotistunud lühiajalisi kohustisi, siis pankrotistunud ettevõtetel oli lühiajalisi kohustisi rohkem.

Muutuja omakapital/vara puhul on pankrotistunud ettevõtete keskmine oluliselt väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete puhul, kuna pankrotistunud ettevõtetele oli omakapitali osakaal väike. Pankrotistunud ettevõtete puhul oli mõningatel ettevõtetele omakapital koguni miinuses, mistõttu on antud muutuja keskmine suhteliselt väike. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul võib väita, et omakapitali on nendel ettevõtetele rohkem. Omakapitali mõjutab olulisel määral eelnevate perioodide kasum/kahjum, kuna pankrotistunud ettevõtete puhul on iseloomulik, et vahetult enne pankrotistumist ollakse kahjumis, siis seetõttu on ka pankrotistunud ettevõtete keskmine nimetatud näitaja puhul väiksem.

Statistilise andmevara töötamise programmis R viidi läbi Wilcoxon'i U-test, mis on teada ka kui Manni-Whitney-Wilcoxon'i test. Tegu on mitteparameetrilise testiga, mis kontrollib, kas tegemist on kahe identse valimiga või mitte. Wilcoxon'i U-testi tulemused on toodud tabelis 3.3.

Tabel 3.3. Wilcoxon'i U-test

Muutuja	U-test	p-väärtus
Käibekapital / vara	177,5	0,0000036
Vara / kohustised	142,5	0,0000004
Ärikasum / müügitulu	222,0	0,0000489
Omakapital / vara	141,0	0,0000003
Lühiajalised kohustised / käibevara	896,0	0,0000035

Allikas: autori koostatud, R analüüsi tulemuste põhjal

Analüüsis tabelis 3.3. toodud tulemusi, võib väita, et pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete valimid pole sarnased, kuna p-väärtus on nullilähedane.

T-testi tulemus näitab, kas pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete suhtarvude keskmised on üksteisest statistiliselt erinevad või mitte. Mida suurem on t-testi väärtus, seda suurem on tõenäosus, et pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete suhtarvud on erinevad (statistiliselt olulisel 95% olulisusenivoo tasemel). Analüüsis t-testi tulemusi (vt tabel 3.2.), siis kõige suurem väärtus on omakapitali/vara puhul. Ka muutujate käibekapital/vara, vara/kohustised ja lühiajalised kohustised/käibevara puhul on t-testi väärtused suhteliselt suured ning sarnased. Nende puhul suudavad kõik suhtarvud eristada pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtteid. Kõige väiksem väärtus on

ärिकासumi/müügitulu puhul ehk see muutuja suudab valitud viiest muutujast kõige kehvemini eristada pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtteid.

Valitud viiest muutujast on kõik statistiliselt olulised (t-testi olulisustõenäosus $<0,05$), jäädes vahemikku 0,000–0,029. T-testi tulemustele tuginedes võib järeldada, et valitud viit muutujat võib edaspidises analüüsis kasutada, kuna need on statistiliselt olulised ning t-testi väärtuse põhjal suudavad kõik muutujad eristada pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtteid.

3.3. Diskriminantanalüüs

Diskriminantanalüüs on klassifitseerimise meetod, mis jagab ettevõtted gruppidesse nii, et muutujate kaugused oleksid maksimaalsed. Diskriminantanalüüsi käigus leitakse igale vaatlusele diskriminantskoor, mille alusel saab ettevõtteid järjestada ning välja selgitada, kas ettevõtte on pankrotiohus või mitte. Üldiselt põhinevad diskriminantanalüüsi mudelid finantsnäitajate lineaarsetel kombinatsioonidel, kuid kui muutujate dispersioonid ei ole võrdsed, siis kasutatakse ruutfunktsiooni. (Holden *et al* 2011)

Antud magistritöös on rakendatud lineaarset diskriminantanalüüsi, mida viidi läbi statistilise andmevara töötlemise programmis R, kus kasutati 29 pankrotistunud ja 37 mittepankrotistunud Eesti mööblitööstusettevõtete finantsandmeid vastavalt eelmises alampeatükis valitud viiele muutujale (vt 3.2.).

Diskriminantanalüüsi saab kasutada, et leida, mis muutuja eristub kahe või enama klassi vahel. Diskriminantanalüüsi kasutamine eeldab, et muutujad on normaaljaotusega ning võrdsete dispersioon-kovariatsioonimaatriksitega. Kõige lihtsama analüüsi puhul on kaks gruppi. (Pohar *et al* 2004) Siinses töös on pankrotis ettevõtted grupis 0 ning mittepankrotistunud ettevõtted grupis 1. Diskriminantanalüüsi esimese sammuna selgitas autor välja diskriminantfunktsiooni kordajad viiele muutujale, mida mudelis kasutatakse (vt. tabel 3.4.).

Tabel 3.4. Diskriminantfunktsiooni kordajad

Muutuja	Diskriminantfunktsiooni kordaja
Käibekapital / vara	0,00125
Vara / kohustised	0,00199
Ärikasum / müügitulu	0,00490
Omakapital / vara	0,01289
Lühiajalised kohustised / käibevara	-0,00732

Allikas: autori koostatud, R-analüüsi tulemuste põhjal

Mudelis on kasutatud ühe suhtarvuna käibekapitali ja vara suhet, mida on oma z-skoori mudelis kasutanud ka Altman. Kui võrrelda käibekapitali/vara diskriminantfunktsiooni kordajaid kahes eri mudelis, siis Altmani z-skoori mudelis oli selleks arvuks 0,12 (vt. 1.1.2.) ning autori mudelis 0,00125.

Tabel 3.5. Diskriminantanalüüsi tulemused

Vaatlus	Ennustus		Õigesti ennustatud
	pankrotis 0	mitte pankrotis 1	
Pankrotis 0	21	8	72,40%
Mitte pankrotis 1	7	30	81,10%

Allikas: autori koostatud, R-analüüsi tulemuste põhjal

Mudeli ennustusheadus on 77,27%, mida autor peab heaks tulemuseks. Mudeli ennustusvõime kujuneb selle järgi, kui hästi suudab mudel ennustada pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtteid. Diskriminantanalüüsi käigus suutis mudel ennustada 21 pankrotistunud ettevõtet 29-st ning 30 mittepankrotistunud ettevõtet 37-st. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul oli õigesti ennustamise määr 81,1, pankrotistunud ettevõtete puhul 72,4 (vt tabel 3.5.).

Altmani z-skoori mudeli originaalne ennustusvõime oli siinse mudeliga võrreldes parema ennustusheadusega, üle 90%, kuid kuna Altmani mudeli puhul on tegu teise perioodiga, teistsuguste suhtarvudega ning lisaks erinevate vaatluste arvuga, siis on mudeli ennustusheaduse erinevus tõenäoline. Üldiselt saab aga välja tuua, et mõlema mudeli

ennustusheadus on hea. Lisaks tegi Altman oma mudeli puhul järeldusi, et pankrotti on võimalik ennustada kaks aastat ette, kusjuures Altmani mudelis kasutatavad suhtarvud hakkasid halvenema pankrotile lähenedes. Suuremad muudatused finantssuhtarvudes toimusid kahe kuni kolme aasta vältel enne pankrotistumist. (Altman 1968) Siinses töös analüüsitud pankrotistunud ettevõtete finantssuhtarvud oli samuti kehvemate tulemustega kui mittepankrotistunud ettevõtete suhtarvud.

Altmani (1968) mudel kasutab turupõhist sisendit (*market value of equity/book value of total liabilities*), mis ei ole Eesti andmetel kättesaadav. Samas on Altman välja töötanud erinevaid mudeleid eri tüüpi (sektori) ettevõtete kohta ning autor võrdleb oma mudeli tulemusi Altmani 1983. aasta mudeliga tööstusettevõtete jaoks. Altmani (1983) mudel näeb välja järgmine (Divisova 2013):

$$Z = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5 \quad (4)$$

kus

- Z – z-skoori väärtus,
- X₁ – puhta käibekapitali ja vara suhe,
- X₂ – jaotamata kasumi ja vara suhe,
- X₃ – ärikasumi ja vara suhe,
- X₄ – omakapitali ja kohustiste suhe,
- X₅ – müügitulu ja vara suhe.

Altmani (1983) mudel annab Eesti mööblitööstusettevõtete andmete põhjal kehvemaid tulemusi kui autori välja töötatud mudel (vt tabel 3.6.). Altmani puhul on mudeli ennustusheadus 67,60%, mis on nõrgem kui autori diskriminantanalüüsil saadud tulemus (77,27%). Altmani mudeli puhul oli antud z-skoori vahemik „ohtlik<1,23<hall tsoon<2,9<turvaline“. (*Ibid.*) Autor võttis võrdlusel aluseks z-skoori 2,9. Kui pankrotistunud ettevõtete puhul tuli z-skoori väärtus alla 2,9, siis Altmani mudel ennustas õigesti ning mittepankrotistunud ettevõtete puhul kui z-skoor oli üle 2,9, siis mudel ennustas õigesti. Altmani mudelis kasutatud suhtarvud ning z-skoor on välja toodud lisas 3.

Tabel 3.6. Altmani (1983) mudeli tulemused

Vaatus	Ennustus		Õigesti ennustatud
	pankrotis 0	mitte pankrotis 1	
Pankrotis 0	22	7	75,70%
Mitte pankrotis 1	15	22	59,50%

Allikas: autori koostatud MS Exceli arvutuste põhjal

Diskriminantanalüüsi koefitsentide olulisuse hindamiseks viis autor läbi osalise F-testi (*Partial F-values*), kus ilmneb, et mida väiksem on p-väärtus ning mida suurem on F-väärtus, seda enam panustab muutuja pankrotistumise äratundmisesse (vt tabel 3.7.).

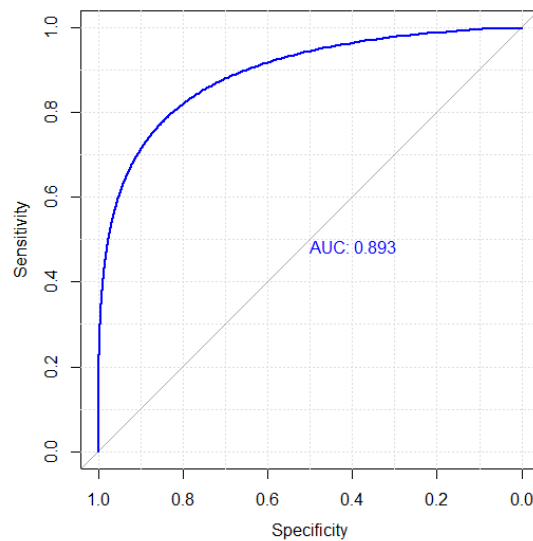
Tabel 3.7. Diskriminantanalüüsi koefitsentide olulisuse hindamine

Muutuja	Koefitsent	F-väärtus	p-väärtus
Käibekapital / vara	0,00125	0,00621	0,93746
Vara / kohustised	0,00199	0,84511	0,36162
Ärikasum / müügitulu	0,00490	2,51488	0,11803
Omakapital / vara	0,01289	1,71791	0,19496
Lühiajalised kohustised / käibevara	-0,00732	1,19852	0,27799

Allikas: autori koostatud, R-analüüsi tulemuste põhjal

Tabelist 3.7. on näha, et kõige rohkem panustab pankrotistumise äratundmisesse muutuja ärikasum/müügitulu, kus tema p-väärtus on 0,11803 ning F-väärtus 2,51488, ning on ka piiripealse statistilise olulisusega (usaldusnivool $p=11,8\%$). Selle muutuja puhul on p-väärtus kõige väiksem ning F-väärtus kõige suurem. Pankrotistumise äratundmisesse panustavad veel ka vara/kohustised, omakapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara, sest ka nende puhul on p-väärtused väiksemad kui F-väärtused. Kõige vähem panustab muutuja käibekapital/vara, kuna tema p-väärtus (0,93746) on suurem kui F-väärtus (0,00621).

Mudeli headust ning prognoosivõimet aitab hinnata ka ROC-kõver ning kõvera alune pindala (vt joonis 3.1.).



Joonis 3.1. Diskriminantanalüüsi ROC-kõver

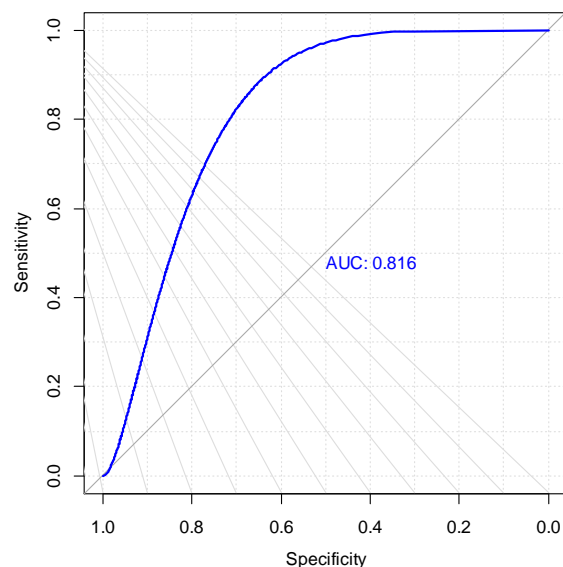
Allikas: statistiline andmevara töötluste programm R

ROC-kõver (*receiver operating characteristic curve*) on erinevatele argumendi väärtustele vastavate tundlikkuse ja spetsiifilisuse graafiline esitus, et hinnata optimaalseimat piirväärtust ning mudeli prognoosi täpsust. ROC-kõvera joonisel on tundlikkuse väärtused y-teljel ning spetsiifilisus x-teljel. Diagonaal vastab olukorrale, kus tundlikkus ja spetsiifilisus on võrdsed 0,5-ga ehk mil uuritava sündmuse toimumine on juhuslik sõltumata argumendi väärtusest. (Kaart 2012)

ROC-kõvera alune pindala (*area under the curve, AUC*) on üks mudeli headuse näitajatest. Mida rohkem AUC erineb 0,5-st, seda täpsemini mudel ennustab. Kui $AUC \geq 0,9$, siis võib mudeli prognoosivõimet pidada suurepäraseks, kui $AUC \geq 0,8$, siis heaks ning kui $AUC \geq 0,7$, on mudeli täpsus rahuldav. (*Ibid.*)

Diskriminantanalüüsi põhjal tuli käesoleva mudeli ROC-kõvera aluseks pindalaks 0,893 (vt joonis 3.1.), mis on ligilähedane suurepärasele prognoosivõimele.

Altmani (1983) mudeli põhjal, mis on koostatud Eesti mööblitööstusettevõtete andmetel, tuli ROC-kõvera aluseks pindalaks 0,816 (vt joonis 3.2.), mis on hea ennustusvõimega, kuid autori poolt välja töötatud diskriminantanalüüsi mudel on parema ennustusvõimega.



Joonis 3.2. Altmani (1983) mudeli ROC-kõver

Allikas: statistiline andmevara tötluse programm R

Kokkuvõttes võib öelda, et magistritöös kasutatud andmetel annab diskriminantanalüüs häid tulemusi ning seda võib kasutada Eesti mööblitööstusettevõtete pankrotistumise ennustamisel. Mudeli ennustusheadus on 77,27%, mida autor hindab heaks tulemuseks. Kõige enam panustab pankrotistumise äratundmisesse muutuja ärikasum/müügitulu, kõige vähem aga muutuja käibekapital/vara. ROC-kõveraga on samuti võimalik hinnata mudeli prognoosi headust ning diskriminantanalüüsi ROC-kõvera aluse pindala põhjal võib väita, et mudel on ligilähedane suurepärasele ennustusvõimele.

Diskriminantanalüüsi mudel Eesti mööblitööstusettevõtete jaoks on järgmine:

$$y = 0,00125 \times \frac{\text{käibekapital}}{\text{vara}} + 0,00199 \times \frac{\text{vara}}{\text{kohustised}} + 0,0049 \times \frac{\text{ärikasum}}{\text{müügitulu}} + 0,01289 \times \frac{\text{omakapital}}{\text{vara}} - 0,00732 \times \frac{\text{lühiajalised kohustised}}{\text{käibevara}}$$

(5)

Mida kõrgem on mudeli põhjal arvatav skoor (y), seda väiksem on ettevõtte tõenäosus pankrotistuda.

3.4. Logistiline regressioon

Sarnaselt diskriminantanalüüsiga, põhineb ka logistiline regressioon sõltumatute tunnuste parameetritega kaalutud kombinatsioonidel. Erinevalt diskriminantanalüüsist on logistiline regressioon mittelineaarne, kus sõltumatute tunnuste kombinatsioon lineariseeritakse kasutades logaritmimist. Logistilise regressiooni käigus leitakse ennustavatele muutujatele kordajad nii, et saaks optimaalselt hinnata tõenäosusi. Logistiline regressioon erineb diskriminantanalüüsist selle poolest, et selle puhul ei tehta samaväärseid piiravaid eeldusid nagu diskriminantanalüüsi puhul. (Holden *et al* 2011)

Logistilise regressiooni eesmärk on leida kõige paremini sobiv ning kokkuhoidlik mudel, mis kirjeldaks tulemust (sõltuv muutuja) ja sõltumatute muutujate vahelist suhet. Samuti on logistilise regressiooni eesmärk ennustada gruppi mittekuuluvust. Tegu on suhteliselt robustse ja paindliku meetodiga, mis on paljudele andmetele rakendatav ning tulemused on sisuliselt tõlgendatavad. (Pohar *et al* 2004)

Logistiline regressioon tehti statistilise andmevara töötluste programmides R ja PSPP ning arvutusprogrammis MS Excel. Logistilises regressioonis koosnes valim samuti 29 pankrotistunud ja 37 mittepankrotistunud ettevõttest ning viiest muutujast, mis valiti välja alampeatükis 3.2.

Diskriminantanalüüsi puhul toodi esmalt välja diskriminantfunktsiooni kordajad. Logistilise regressiooni puhul tuuakse välja iga sõltuva muutuja kohta koefitsient (B), standardviga (S.E) ning iga muutuja statistiline olulisus (vt tabel 3.8.).

Tabel 3.8. Logistilisel regressioonil põhineva mudeli tulemused

Muutuja	Koefitsient (B)	Standardviga (S.E)	Statistiline olulisus	Usalduspiirid	
				alumine (2,5%)	ülemine (97,5%)
Käibekapital / vara	0,03*	0,03	0,0587	-0,034	0,096
Vara / kohustised	0,06	0,02	0,3486	0,009	0,105
Ärikasum / müügitulu	0,06**	0,04	0,0193	-0,023	0,142
Omakapital / vara	-0,07	0,04	0,1548	-0,158	0,010
Lühiajalised kohustised / käibevara	0,00*	0,01	0,0839	-0,026	0,025
Vabaliige	-6,24	3,30	0,9674	-12,705	0,228

* olulisus 0,1 usaldusnivool, ** olulisus 0,05 usaldusnivool, *** olulisus 0,01 usaldusnivool

Allikas: autori koostatud, R ja PSPP analüüsi tulemuste põhjal

Tabelist 3.8. selgub, et statistiliselt kõige olulisem on muutuja ärikasum/müügitulu, kuna selle muutuja statistiline olulisus on kõige väiksem. Usaldusnivool 95% on ärikasumi/müügitulu usaldusvahemiku alumine piir $-0,023$ ja ülemine piir $0,142$. Statistiliselt on olulised ka muutujad käibekapital/vara ja lühiajalised kohustised/käibevara. Statistiliselt mitteolulised on logistilise regressiooni puhul kaks muutujat, milleks on vara/kohustised ning omakapital/vara.

Mudeli ennustusheadus logistilise regressiooni puhul on 86,36%, mis on parem tulemus kui diskriminantanalüüsi puhul. Logistilise regressiooni puhul suutis mudel õigesti ennustada 27 pankrotistunud ettevõtet 29-st ning 30 mittepankrotistunud ettevõtet 37-st, kusjuures õigesti ennustamise määr pankrotistunud ettevõtete puhul oli 93,1 ning mittepankrotistunud ettevõtete puhul 81,1 (vt tabel 3.9.).

Tabel 3.9. Logistilise regressiooni tulemused

Vaatus	Ennustus		Õigesti ennustatud
	pankrotis 0	mitte pankrotis 1	
Pankrotis 0	27	2	93,1%
Mitte pankrotis 1	7	30	81,1%

Allikas: autori koostatud, R- ja PSPP-analüüsi tulemuste põhjal

Logistilisel regressioonil on üldiselt suurem ennustusvõime kui diskriminantanalüüsil, mida võib näha ka siinses töös. Teadlased on uuringute käigus näidanud, et diskriminantanalüüs töötab väga hästi, kui eeltingimused on täidetud, kuid kuna logistiline regressioon sobib erinevalt jaotatud andmetega, siis on logistilisel regressioonil üldiselt parem ennustusheadus kui diskriminantanalüüsil. (Liang, Foo 2013)

Mõlema mudeli ennustuseks vajalik aeg on samuti erinev. Näiteks kui tegu on suure valimiga, siis logistilise regressiooni puhul kulub rohkem arvutusaega kui diskriminantanalüüsi puhul. Diskriminantanalüüsi eeliseks võib pidada lühemat arvutusaega, mis ei sõltu valimi suurusest. Diskriminantanalüüsi soovitatakse kasutada siis, kui tegu on suure valimiga ning peale on pandud ajaline piirang, kuid üldjoontes annab logistiline regressioon paremaid tulemusi, mistõttu võimaluse korral soovitatakse kasutada logistilist regressiooni. Olgu

mainitud, et sõltumatute muutujate arv ei mõjuta kummagi meetodi arvutusaega. (Liang, Foo 2013)

Logistilise regressiooni puhul võib parameetrite tõlgendamiseks kasutada šansside suhet (*odds ratio*) ehk tõenäosuste suhte suhet. Kui šanss (*odds*) tähendab tõenäosust, et sündmus toimub, jagatud tõenäosusega, et sündmus ei toimu, siis šansside suhe tähendab kahe šansi suhet ehk suhete suhet. Šanss omab väärtusi nullist lõpmatuseni. (Vörk 2008)

Logistilise regressiooni korral näitab eksponent kordajast, milline on šansside suhe juhul, kui eksogeenne muutuja suureneb ühe ühiku võrra. Šansside suhe on alati positiivne suurus ega sõltu teiste muutujate väärtustest. Kui šansside suhe on suurem kui üks, siis muutuja suurenemisel suureneb ka šanss ning kui šansside suhe on väiksem kui üks, siis šanss muutuja suurenemisel väheneb. (*Ibid.*)

Šansside suhte puhul võimaldab usaldusintervall (95% usaldusnivool) otsustada võrreldavate gruppide statistilise olulisuse erinevust. Kui üks, mis on erinevuse puudumisele vastav arv, jääb usaldusintervalli sisse, siis ei ole gruppide vaheline erinevus statistiliselt oluline, kui aga usaldusintervall number üht ei sisalda, siis on gruppide vaheline erinevus statistiliselt oluline. (Kaart 2012)

Tabel 3.10. Logistilise regressiooni šansside suhe usalduspiiridega

Muutuja	Koeffitsient (B)	Šansside suhe	Usalduspiirid	
			alumine (2,5%)	ülemine (97,5%)
Käibekapital / vara	0,03	1,0315	0,967	1,101
Vara / kohustised	0,06	1,0587	1,010	1,111
Ärikasum / müügitulu	0,06	1,0616	0,978	1,153
Omakapital / vara	-0,07	0,9286	0,854	1,010
Lühiajalised kohustised / käibevara	0,00	0,9995	0,974	1,025
Vabaliige	-6,24	0,0020	0,000	1,257

Allikas: autori koostatud, R-analüüsi tulemuste põhjal

Kõige rohkem mõjutab pankrotistumise riski muutuja ärikasum/müügitulu, kuna tema šansside suhe on 1,0616. Kui ärikasumi/müügitulu suureneb ühe ühiku võrra, siis pankrotistumise risk väheneb. Sama kehtib ka muutujate käibekapital/vara ning

vara/kohustised puhul. Kõigi kolme muutuja puhul jääb usaldusintervalli sisse ka 1, seega ei ole gruppide vaheline erinevus statistiliselt oluline. Kõige vähem mõjutab pankrotistumise riski suurenemist muutuja omakapital/vara, kuna tema šansside suhe on 0,9286. Kui omakapital/vara suureneb ühe ühiku võrra, siis pankrotistumise risk suureneb. Sama saab öelda ka muutuja lühiajalised kohustised/käibevara kohta, kuna tema šansside suhe jääb samuti alla ühe, olles 0,9286.

Logistilise regressiooni puhul annavad tõlgendamisvõimalusi ka marginaalsed efektid. Marginaalsete efektide puhul saab hinnata, kuidas ja kui palju muutub sõltuva muutuja oodatav väärtus sõltumatu muutuja ühikulisel muutumisel. Marginaalsed efektid leitakse sõltumatute muutujate keskväärtustel. (Vörk 2008) Selleks, et hinnata siinse töö logistilist mudelit ning välja selgitada, millised muutujad on pankrotistumisega enim seotud, on kasutatud marginaalseid efekte (vt tabel 3.11.).

Tabel 3.11. Logistilise regressiooni marginaalsed efektid

Muutuja	Koefitsient (B)	Marginaalefekt
Käibekapital / vara	0,03	0,00199
Vara / kohustised	0,06	0,00399
Ärikasum / müügitulu	0,06	0,00399
Omakapital / vara	-0,07	-0,00465
Lühiajalised kohustised / käibevara	0,00	0,00000
Vabaliige	-6,24	

Allikas: autori koostatud, MS Excelis tehtud arvutuste põhjal

Positiivne koefitsient (B) ja marginaalne efekt vähendavad pankrotiohtu ning negatiivne koefitsient ja marginaalefekt suurendavad pankrotiohtu. Vaadates logistilise regressiooni marginaalseid efekte, on näha, et vara/kohustised ja ärikasum/müügitulu mõjutavad kõige rohkem ettevõtte pankrotistumist. Kui vara/kohustised või ärikasum/müügitulu suhe suureneb ühe ühiku võrra, siis pankrotistumise tõenäosus väheneb 0,4% võrra. Pankrotiohtu suurendab kõige rohkem suhe omakapital/vara. Kui suhe omakapital/vara suureneb ühe ühiku võrra, siis pankrotitustumise tõenäosus kasvab 0,5% võrra.

Logistilise regressiooni puhul ei ole mudeli kirjeldamisvõime hindamiseks tavalise determinatsioonikordaja kasutamine otstarbekas. Mudeli kirjeldamisvõime hindamiseks on mitu alternatiivset võimalust, millest autor on kasutanud tõepärafunktsiooni (Log-Likelihood), hii-ruut näitajat, tõepärasuhteindeksit ehk McFaddeni determinatsioonikordajat (McFadden R^2) ning pseudo- R^2 (vt. tabel 3.12.). (Vörk 2008)

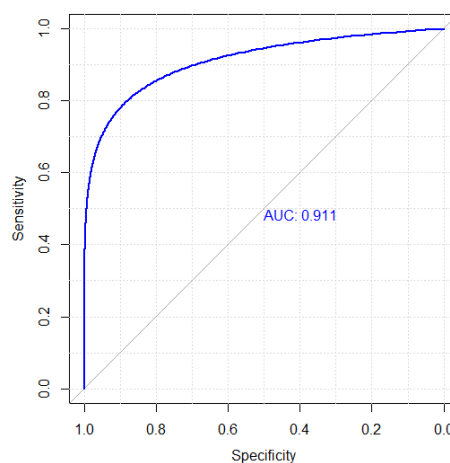
Tabel 3.12. Logistilise regressiooni kirjeldamisvõime näitajad

Tõepärafunktsioon	-22,039
Hii-ruudu statistiline väärtus	0,0000
McFadden R^2	0,5131
Pseudo R^2	0,8856

Allikas: autori koostatud, R-analüüsi tulemuste põhjal

Tabelis 3.12. toodud mudeli kirjeldamisvõime näitajad kinnitavad mudeli statistilist olulisust. Mida lähemal on R^2 ühele, seda parem on mudeli kirjeldamisvõime. Pseudo R^2 (0,8856) on McFaddeni R^2 -st (0,5131) suurem ning läheneb ühele. Lisaks, mida väiksem on hii-ruudu statistiline väärtus, seda olulisem on mudel. Hii-ruudu statistiline väärtus on antud juhul 0,000, mistõttu võib öelda, et mudel on statistiliselt oluline.

Kui diskriminantanalüüsi puhul tuli ROC-kõvera aluseks pindalaks 0,893, siis logistilise regressiooni puhul on see näitaja 0,911 (vt joonis 3.3.). Sellest võib järeldada, et selle mudeli prognoosivõime logistilise regressiooni puhul on suurepärane.



Joonis 3.3. Logistilise regressiooni ROC-kõver

Allikas: statistiline andmevara töötluste programm R

Diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni meetodid ei erine funktsionaalsuse poolest. Erinevus tuleb kordajate leidmises. Kui ennustavad muutujad ei ole normaaljaotusega, on diskriminantanalüüsi kasutamine teoreetiliselt väär, kusjuures logistilist regressiooni võib kasutada igasuguste jaotuste puhul. Logistilise regressiooni tulemused on suhteliselt stabiilsed ning annavad häid prognoositulemusi. (Pohar *et al* 2004)

Logistiline regressioon annab töös kasutatava mudeli puhul mõnevõrra paremaid tulemusi kui diskriminantanalüüs, kuid mõlemad mudelid annavad kokkuvõttes häid tulemusi. Logistilise regressiooni ennustusheadus on 86,36%, mida autor peab heaks tulemuseks. Statistiliselt olulised on ärikasum/müügitulu, käibekapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara, statistiliselt mitteolulised on vara/kohustised ning omakapital/vara. Šansside suhte puhul on näha, et ärikasum/müügitulu mõjutab pankrotistumise riski kõige rohkem, samas on olulised ka käibekapital/vara ning vara/kohustised. Vähem mõjutavad pankrotistumise riski omakapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara. Marginaalsete efektide puhul tuli ka välja, et pankrotistumist mõjutavad enim ärikasum/müügitulu ning vara/kohustised. Üleüldiselt on logistilise regressiooni mudeli kirjeldamisvõime hea, kuna pseudo-R² on ligilähedane ühele. Hii-ruudu statistiline väärtus on 0,000, mis näitab, et logistilise regressiooni mudel on statistiliselt oluline. Kui diskriminantanalüüsi puhul oli ROC-kõvera aluseks pindalaks 0,893, siis logistilise regressiooni puhul on selleks 0,911, mis näitab mudeli suurepärasest prognoosivõimetest. Kokkuvõttes võib väita, et logistiline regressioon annab Eesti mõöblitööstusettevõtete puhul häid tulemusi ning sobib pankrotistumise prognoosimiseks.

Logistilise regressiooni mudel, mille põhjal saavad lugejad pankrotiohtu hinnata, on järgmine:

$$y = -6,24 + 0,03 \times \frac{\textit{käibekapital}}{\textit{vara}} + 0,06 \times \frac{\textit{vara}}{\textit{kohustised}} + 0,06 \times \frac{\textit{ärikasum}}{\textit{müügitulu}} - 0,07 \times \frac{\textit{omakapital}}{\textit{vara}} \quad (6)$$

Mida kõrgem on mudeli põhjal arvutatav logit skoor, $y = \ln \frac{p_i}{1-p_i}$, seda väiksem on ettevõtte tõenäosus pankrotistuda, $p_i = \frac{\exp(x_i' \hat{\beta})}{1 + \exp(x_i' \hat{\beta})}$.

3.5. Järeldused

Diskriminantanalüüs ja logistiline regressioon annavad magistritöös kasutatud Eesti mööblitööstusettevõtete andmete põhjal häid tulemusi ning mõlemad sobivad mööblitööstusettevõtete puhul pankrotiohu väljaselgitamiseks.

Diskriminantanalüüsi ennustusvõime on mõnevõrra madalam kui logistilise regressiooni ennustusvõime. Diskriminantanalüüsi käigus suutis mudel ära tunda 21 pankrotistunud ettevõtet 29-st ning 30 mittepankrotistunud ettevõtet 37-st, andes mudeli ennustusheaduseks 77,27%. Logistilise regressiooni käigus suutis mudel õigesti klassifitseerida 27 pankrotistunud ettevõtet 29-st ning 30 mittepankrotistunud ettevõtet 37-st, mistõttu kujunes mudeli ennustusheaduseks 86,36%. Logistiline regressioon tundis pankrotistunud ettevõtteid ära paremini, õigesti ennustamise määr nende puhul oli 93,1. Diskriminantanalüüsi puhul oli see 72,4%. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul andsid aga mõlemad mudelid sama tulemuse, ennustades õigesti 81,1%. Sellest tulenevalt võib magistritöös logistilise regressiooni eeliseks pidada seda, et see mudel tunneb pankrotistunud ettevõtteid paremini ära kui diskriminantanalüüs.

Kahe mudeli ROC-kõveraid võrreldes on erinevus väiksem. Diskriminantanalüüsi puhul tuli ROC-kõvera aluseks pindalaks 0,893, mis on ligilähedane mudeli suurepärasele prognoosivõimele (0,9 ja kõrgem). Logistilise regressiooni puhul oli aga ROC-kõvera alune pindala mõnevõrra suurem (0,911), mis näitab mudeli suurepärasest prognoosivõimetest, ning mis annab eelise taas logistilise regressiooni mudeli kasutamiseks.

Nii diskriminantanalüüsi kui ka logistilise regressiooni puhul panustab kõige rohkem pankrotistumise äratundmisesse muutuja ärikasum/müügitulu. Logistilise regressiooni puhul näitas seda ka šansside suhe ning marginaalsed efektid. Näiteks kui suhe ärikasum/müügitulu suureneb ühe ühiku võrra, siis pankrotistumise tõenäosus väheneb 0,4% võrra.

Pankrotistunud ettevõtete valimi ärikasum/müügitulu suhtarvu keskmine oli negatiivne ning mittepankrotistunud ettevõtete valimis oli selle suhtarvu keskmine positiivne. Pankrotistunud ettevõtete puhul tulenes negatiivne ärikasumi/müügitulu suhe sellest, et enne pankrotistumist olid ettevõtteid ärikahjumis. Nii nagu enamiku ettevõtete puhul, nii on ka mööblitööstusettevõtetele oluline müügitulu. Kui ettevõtetel on kõrge müügitulu, mille juures suudetakse katta vajalikud kulud, siis ettevõtet pankrotioht ei ähvarda. Kui müügitulu aga näiteks ootamatult väheneb, kuid kulud jäävad samale tasemele, siis jääb ettevõtte kahjumisse

ning pikemas perspektiivis, kui seda olukorda ei suudeta parandada, võib ettevõtet ähvardada pankrot.

Diskriminantanalüüsi puhul panustasid pankrotistumise äratundmisesse veel ka vara/kohustised, omakapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara muutujad. Logistilise regressiooni puhul mõjutasid pankrotistumise riski lisaks muutujale ärikasum/müügitulu ka muutujad käibekapital/vara ning vara/kohustised muutujad. Diskriminantanalüüsi puhul oli osalise F-statistiku põhjal piiripealse statistilise olulisega (usaldusnivool $p=11,8\%$) üksnes suhtarv ärikasum/müügitulu, logistilise regressiooni puhul olid t-statistiku põhjal muutujad ärikasum/müügitulu, käibekapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara statistiliselt olulised usaldusnivool $p=10\%$.

Käibekapital/vara puhul erinesid kahe grupi keskmised üksteisest märgatavalt. Pankrotistunud ettevõtete keskmine oli negatiivne ning selle põhjuseks oli asjaolu, et lühiajalised kohustised ületasid ettevõtete käibevara. Kui lühiajalisi kohustisi on ettevõttel rohkem kui käibevara, võib ettevõtte maksevõimet pidada kehvaks ning pikemas perspektiivis võib see olla märk, et ettevõtte liigub pankroti suunas. Mittepankrotistunud ettevõtete puhul oli nimetatud muutuja positiivne ehk nende lühiajaline maksevõime oli hea. Logistilise regressiooni šansside suhe näitas, et kõige enam mõjutab pankrotistumise riski muutuja ärikasum/müügitulu, kuid ka käibekapital/vara ning vara/kohustised mõjutavad pankrotistumise riski. Kui mõni nendest muutujatest peaks ühe ühiku võrra suurenema, siis väheneb ka ettevõtte pankrotistumise risk.

Logistilise regressiooni šansside suhtest selgus, et kõige vähem mõjutab pankrotistumise riski muutuja omakapital/vara. Kahe grupi keskmisi võrreldes selgus, et pankrotistunud ettevõtete keskmine oli oluliselt väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete puhul. Selle põhjuseks oli asjaolu, et pankrotistunud ettevõtetel oli omakapitali osakaal väiksem ning mõningatel ettevõtetel oli omakapital koguni miinuses. Omakapitali mõjutab teatavasti ka eelnevate perioodide kasum/kahjum ning kui vahetult enne pankrotistumist on ettevõtte kahjumis, siis on ka see põhjus, mis pankrotistunud ettevõtete muutuja omakapital/vara on väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete keskmine.

Logistilise regressiooni puhul vaadati mudeli kirjeldamisvõime hindamiseks ka alternatiivseid võimalusi, nagu tõepärafunktsioon, hii-ruut näitaja, tõepärasuhteindeks ning pseudo- R^2 , mis kinnitasid logistilise regressiooni mudeli statistilist olulisust.

Mõlemat mudelit võib kasutada Eesti mööblitööstusettevõtete pankrotiohu hindamisel, kuid magistritöös tehtud analüüsi ning ka teadusartiklite põhjal võib välja tuua, et logistiline regressioon annab mõnevõrra paremaid tulemusi ning selle tulemused on ka hõlpsamini tõlgendatavad. Logistilise regressiooni puhul annavad tõlgendamisvõimalusi ka šansside suhe ning marginaalsed efektid, samuti erinevad kirjeldamisvõime näitajad, mis autori arvates annavad logistilisele regressioonile eelise. Autor soovib pankrotiohu hindamiseks pigem kasutada logistilise regressiooni mudelit.

Logistilise regressiooni mudel, mille põhjal saab pankrotiohtu hinnata, on järgmine:

$$y = -6,24 + 0,03 \times \frac{\textit{käibekapital}}{\textit{vara}} + 0,06 \times \frac{\textit{vara}}{\textit{kohustised}} + 0,06 \times \frac{\textit{ärikasum}}{\textit{müügitulu}} - 0,07 \times \frac{\textit{omakapital}}{\textit{vara}} \quad (7)$$

Mida kõrgem on mudeli põhjal arvatav skoor $y = \ln \frac{p_i}{1-p_i}$, seda väiksem on ettevõtte tõenäosus pankrotistuda. Mittepankrotistumise tõenäosus p_i arvutatakse valemiga $p_i = \frac{\exp(x_i' \hat{\beta})}{1 + \exp(x_i' \hat{\beta})}$. Mudeli alusel arvatud mittepankrotistumise tõenäosus valimi vaatlustele on esitatud lisas 2.

Kindlasti ei ole see mudel lõplik ning aegade jooksul võivad suhtarvude kordajad mudelis muutuda. Samuti võivad mööblitööstuses aja jooksul esile kerkida alternatiivsed suhtarvud, mis suudavad samuti pankrotistumist ennustada. Seetõttu on nende muudatuste testimine töö üheks edasiarendamise võimaluseks, kuna suhtarve, millega võiks mudeleid välja töötada, on palju. Lisaks saab katsetada ka teisi pankrotimudeleid ning neid võrrelda siinses töös kasutatud mudelite tulemustega. Pankrotimudelid on küll hea viis tuvastamiseks, kas ettevõtte on pankrotiohus või mitte, kuid üks viis, kuidas tööd veel edasi arendada, oleks pankrotistumist kirjeldavate tegurite täpsem analüüs, et oleks võimalik uurida ettevõtete pankrotistumise sisu ning tegelikke põhjuseid. Nende uurimine oleks juba järgmine samm edasi, mis annaks ettevõtetele võimaluse pankrotiohtu mitte sattuda.

KOKKUVÕTE

Mööblitööstus on Eestis oluline töötleva tööstuse haru tänu suurele metsaressursile. Eesti mööblitööstuse osatähtsus kogu töötleva tööstuse omast on viimastel aastatel langenud, kuid ettevõtete arv on kasvanud. 2013. aastal moodustas mööblitööstusettevõtete arv 9,6% kogu töötleva tööstuse ettevõtete arvust. Suurem osa Eesti mööblitööstusettevõtetest on mikroettevõtted, kes võivad olla tundlikumad majanduskeskkonna suhtes ning kelle pankrotistumise oht võib olla suurem. Ettevõtete pankrotistumine on aastakümneid olnud teadlaste tähelepanu all ning välja on töötatud hulk pankrotimudeleid. Siiani ei ole ükski pankrotimudel kujunenud domineerivaks, kuid meetodite arenguga on kasvanud nende matemaatiline keerukus. Igal mudelil on oma tugevused ja nõrkused, kuid ühed usaldusväärsemad neist on diskriminantanalüüsil ja logistilisel regressioonil põhinevad mudelid.

Magistritöö eesmärk oli välja töötada pankrotimudel Eesti mööblitööstusettevõtete jaoks. Lisaks oli alameesmärk hinnata, kuidas erinevad pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete peamised finantssuhtarvud aastatel 2005–2013 ning milline on nende finantssuhtarvude mõju pankrotimudelis. Töö eesmärgi saavutamiseks anti ülevaade varasematest ja tänapäevastest pankrotimudelitest ning Eesti mööblitööstuse peamiste finantsnäitajate muutumisest. RIK-ist koguti Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete finantsandmed ning nende andmete põhjal arvutati välja suhtarvud, mida kasutati diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni läbiviimisel.

Pankrotimudelite arenguga on kasvanud ka nende matemaatiline keerukus. Tänapäevaste pankrotimudelite üks probleeme ongi mudelite keeruline tõlgendatavus. Mitu tänapäevast pankrotimudelit võivad edukalt ennustada ettevõtte pankrotistumist, kuid nende puhul on keeruline välja tuua, missugustest finantsnäitajatest on ühe või teise ettevõtte pankrotistumise tõenäosus kõrgem. Varasemad ehk traditsioonilisemad pankrotimudelid on lihtsamini tõlgendatavad. Diskriminantanalüüsi ja logistilise regressiooni puhul on võimalik teha järeldusi, millised finantsnäitajad mõjutavad pankrotistumist rohkem ja millised vähem, mistõttu võib neid siiani pidada ühtedeks usaldusväärsemateks mudeliteks.

Magistritöö alameesmärgi täitmiseks tuli võrrelda pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete suhtarve ning seda tehti viie muutuja alusel. Viis muutujat valiti ühemõõtmelise analüüsi käigus. Pankrotistunud ettevõtete suhtarvud olid madalamate tulemustega kui mittepankrotistunud ettevõtete keskmised. Kõige suuremad erinevused olid käibekapitali/vara ning ärikasumi/müügitulu suhetes, kus pankrotistunud ettevõtete keskmine oli negatiivne ja mittepankrotistunud ettevõtete keskmine oli positiivne. Pankrotistunud ettevõtete puhul tulenes negatiivne ärikasumi-müügitulu suhe sellest, et enne pankrotistumist olid ettevõtted ärikahjumis, ning käibekapitali/vara negatiivsuse põhjuseks oli see, et lühiajalised kohustised ületasid käibevara.

Ülejäänud kolme näitaja (vara/kohustised, lühiajalised kohustised/käibevara, omakapital/vara) puhul olid mõlema grupi näitajad positiivsed, kuid ka nende muutujate puhul oli näha erinevusi. Pankrotistunud ettevõtete puhul oli vara/kohustiste keskmine ligi kaks korda väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete puhul. See oli mõjutatud asjaolust, et pankrotistunud ettevõtetel oli kohustisi rohkem kui vara.

Lühiajaliste kohustiste/käibevara puhul oli pankrotistunud ettevõtete keskmine suurem kui mittepankrotistunud ettevõtetel. Selle põhjusena võib taas välja tuua asjaolu, et lühiajalisi kohustisi oli pankrotistunud ettevõtetel rohkem kui olemasolevat käibevara. Ka mitmel mittepankrotistunud ettevõttel oli lühiajalisi kohustisi rohkem kui käibevara, kuid pankrotistunud ettevõtetel oli see suhe tunduvalt suurem.

Muutuja omakapital/vara puhul oli pankrotistunud ettevõtete keskmine oluliselt väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete puhul ning selle põhjuseks oli omakapitali väike osakaal. Pankrotistunud ettevõtete puhul paistis silma ka see, et mõningatel ettevõtetel oli omakapital miinuses, mis on mõjutatud eelnevate perioodide kasumist/kahjumist. Kuna pankrotistunud ettevõtete puhul oli iseloomulik, et vahetult enne pankrotistumist oldi ärikahjumis, siis seetõttu on ka pankrotistunud ettevõtete omakapitali/vara keskmine väiksem kui mittepankrotistunud ettevõtete keskmine.

Magistritöö eesmärk oli välja töötada pankrotimudel Eesti mööblitööstusettevõtete jaoks ning selleks kasutas autor diskriminantanalüüsi ja logistilist regressiooni. Mõlemad mudelid andsid Eesti mööblitööstusettevõtete andmete põhjal häid tulemusi ning mõlemad sobivad ettevõtete pankrotiohu väljaselgitamiseks. Diskriminantanalüüsi ennustusvõime oli aga mõnevõrra madalam kui logistilise regressiooni ennustusvõime. Diskriminantanalüüsi

ennustusvõime oli 77,27%. Logistiline regressioon tundis pankrotistunud ettevõtteid paremini ära kui diskriminantanalüüs ning seetõttu oli logistilise regressiooni ennustusvõime 86,36%.

Diskriminantanalüüsi mudel, mille põhjal saab pankrotiohtu hinnata, on järgmine:

$$y = 0,00125 \times \frac{\textit{käibekapital}}{\textit{vara}} + 0,00199 \times \frac{\textit{vara}}{\textit{kohustised}} + 0,0049 \times \frac{\textit{ärikasum}}{\textit{müügitulu}} + 0,01289 \times \frac{\textit{omakapital}}{\textit{vara}} - 0,00732 \times \frac{\textit{lühiajalised kohustised}}{\textit{käibevara}} \quad (8)$$

Mida kõrgem on mudeli põhjal arvatav skoor (y), seda väiksem on ettevõtte tõenäosus pankrotistuda

Diskriminantanalüüsi puhul panustasid pankrotistumise äratundmisesse ärikasum/müügitulu, vara/kohustised, omakapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara muutujad. Logistilise regressiooni puhul mõjutasid pankrotistumise riski lisaks muutujale ärikasum/müügitulu ka muutujad käibekapital/vara ning vara/kohustised muutujad. Diskriminantanalüüsi puhul oli osalise F-statistiku põhjal piiripealse statistilise olulisega (usaldusnivool p=11,8%) üksnes suhtarv ärikasum/müügitulu, logistilise regressiooni puhul olid t-statistiku põhjal muutujad ärikasum/müügitulu, käibekapital/vara ning lühiajalised kohustised/käibevara statistiliselt olulised usaldusnivool p=10%.

Mõlemat mudelit võib kasutada Eesti mõõblitööstusettevõtete pankrotiohu hindamisel, kuid magistritöös esitatud analüüsi ning ka teadusartiklite põhjal võib välja tuua, et logistiline regressioon annab mõnevõrra paremaid tulemusi. Logistilisel regressioonil on rohkem tõlgendamisvõimalusi, mis autori arvates annavad logistilisele regressioonile eelise ning pigem soovib autor pankrotiohu hindamiseks kasutada logistilise regressiooni mudelit.

Logistilise regressiooni mudel, mille põhjal saab pankrotiohtu hinnata, on järgmine:

$$y = -6,24 + 0,03 \times \frac{\textit{käibekapital}}{\textit{vara}} + 0,06 \times \frac{\textit{vara}}{\textit{kohustised}} + 0,06 \times \frac{\textit{ärikasum}}{\textit{müügitulu}} - 0,07 \times \frac{\textit{omakapital}}{\textit{vara}} \quad (9)$$

Mida kõrgem on mudeli põhjal arvatav logit skoor, seda väiksem on ettevõtte tõenäosus pankrotistuda.

Siinse töö üheks edasiarendamise võimaluseks on katsetada teisi pankrotimudeleid ning võrrelda neid selles töös kasutatud mudelite tulemustega. Lisaks võivad aja jooksul esile kerkida alternatiivsed suhtarvud, mis suudavad pankrotistumist välja selgitada. Autorile pakub aga kõige rohkem huvi pankrotistumist kirjeldavate tegurite täpsem analüüs, et oleks võimalik uurida ettevõtete pankrotistumise sisu ning tegelikke põhjuseid. Nende uurimine oleks järgmine samm edasi, mis annaks ettevõtetele võimaluse pankrotiohtu mitte sattuda.

SUMMARY

DEVELOPING A BANKRUPTCY MODEL FOR ESTONIAN FURNITURE COMPANIES

Kertu Kelement

The furniture industry is an important sector of the processing industry in Estonia thanks to large forest reserves. The share of the furniture industry in the processing industry as a whole has been in decline for the past few years but the number of companies has increased. In 2013, the number of furniture companies formed 9.6% of the total number of companies in the processing industry. Most Estonian furniture companies are micro-enterprises who are more sensitive to the economic environment and have a greater risk of going bankrupt.

The aim of the thesis was to develop a bankruptcy model for Estonian furniture companies. To achieve this, it was first necessary to identify the bankruptcy models currently being used and the significant financial ratios in predicting bankruptcy. A secondary objective was to assess how the primary financial ratios of Estonian furniture companies during the period from 2005 to 2013 were different between companies that have gone bankrupt and those that have not. In order to achieve the aim of the thesis, the author provided an overview of earlier and contemporary bankruptcy models and the change in the primary financial indicators of the Estonian furniture industry. The financial data of bankrupt and non-bankrupt Estonian furniture companies was collected from the Centre of Registers and Information Systems and the data was used to calculate ratios which in turn were used to conduct a discriminant analysis and a logistic regression.

In order to achieve the secondary objective, the author compared the ratios of bankrupt and non-bankrupt companies, selecting five variables for this purpose. The ratios of

companies that had gone bankrupt were lower than the average ratios of non-bankrupt companies. The greatest differences were evident in the working capital to total assets and operating profit to net sales ratios where the average of companies that had gone bankrupt was negative while the average of non-bankrupt companies was positive. The negative operating profit to net sales ratio of companies that went bankrupt was attributable to the fact that the companies had an operating loss before going bankrupt and the negative working capital to total assets ratio was attributable to the fact that current liabilities exceeded current assets. The other three indicators (total assets to total liabilities, current liabilities to current assets, total equity to total assets) were positive for both groups but differences were evident in these indicators as well.

The author used discriminant analysis and logistic regression to achieve the aim of the master's thesis. Both models yielded good results based on the data of Estonian furniture companies and both are suitable to identify companies' bankruptcy risk. The predictive accuracy of discriminant analysis was, however, somewhat lower than the predictive accuracy of logistic regression. The accuracy of discriminant analysis was 77.27%. Logistic regression recognised bankrupt companies better than discriminant analysis, reaching an accuracy of 86,36%.

The discriminant analysis model which the readers can use to assess the bankruptcy risk of Estonian furniture companies is as follows:

$$y = 0,00125 \times \frac{\text{working capital}}{\text{total assets}} + 0,00199 \times \frac{\text{total assets}}{\text{total liabilities}} + 0,0049 \\ \times \frac{\text{operating profit}}{\text{net sales}} + 0,01289 \times \frac{\text{total equity}}{\text{total assets}} - 0,00732 \\ \times \frac{\text{total current liabilities}}{\text{total current assets}}$$

For both discriminant analysis as well as logistic regression it was evident that the most significant factor in recognising bankruptcy was the operating profit to net sales variable. In the case of logistic regression, the bankruptcy risk was affected, in addition to the operating profit to net sales variable, by the working capital to total assets and total assets to total liabilities variables. It was discovered that in the case of logistic regression the risk of going bankrupt was least affected by the total equity to total assets variable.

Both models can be used to assess the bankruptcy risk of Estonian furniture companies but based on this master's thesis as well as various scientific articles it can be affirmed that logistic regression yields somewhat better results.

The logistic regression model which the readers can use to assess the bankruptcy risk of Estonian furniture companies is as follows:

$$y = -6.24 + 0.03 \times \frac{\textit{working capital}}{\textit{total assets}} + 0.06 \times \frac{\textit{total assets}}{\textit{total liabilities}} + 0.06 \times \frac{\textit{operating profit}}{\textit{net sales}} - 0.07 \times \frac{\textit{total equity}}{\textit{total assets}}$$

The higher the logit score calculated using the model, the lower the likelihood that the company will go bankrupt.

One possibility of further developing this thesis is to test other bankruptcy models and compare their results with the results of models used in this thesis. Additionally, alternative ratios which are able to predict bankruptcy may be developed in the future. The author is most interested in a more detailed analysis of the factors which indicate bankruptcy in order to study the essence and actual reasons of companies' bankruptcies. These studies would be the next step which would enable companies to identify and avoid the risk of bankruptcy.

The author wishes to thank her supervisors Paavo Siimann and Kadri Männasoo for their useful guidance, support and patience.

VIIDATUD ALLIKAD

- Agarwal, V., Taffler, R. J. (2007). Twenty-five years of the Taffler z-score model: Does it really have predictive ability? – *Accounting and Business Research*, vol. 37, pp. 285–300.
http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/00014788.2007.9663313#.VVHV_vmqpBc (11.10.2014)
- Alfaro, E., Garcia, N., Gamez, M., Elizondo, D. (2008). Bankruptcy forecasting: An empirical comparison of AdaBoost and neural networks. – *Decision Support systems*, vol. 45, pp. 110–122.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016792360700214X> (11.10.2014)
- Al-Saleh, M. A., Al-Kandari, A. M. (2012). Prediction of Financial Distress for Commercial Banks in Kuwait. – *World Review of Business Research*, vol. 2, pp. 26–45.
<http://www.wrbrpapers.com/static/documents/November/2012/2.%20Ahmad.pdf> (16.10.2014)
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. – *The Journal of Finance*, vol. 23, pp. 589–609.
<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x/full> (11.10.2014)
- Aziz, M. A., Dar, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand? – *Corporate governance*, vol. 6, pp. 18–33.
<http://www.emeraldinsight.com/doi/abs/10.1108/14720700610649436> (11.10.2014)
- Balcaen, S., Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. – *The British Accounting Review*, vol. 38, pp. 63–93.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0890838905000636> (12.10.2014)
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. – *Journal of Accounting Research*, vol. 4, pp. 71–111.
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490171?uid=3737920&uid=2&uid=4&sid=21106375048681> (11.10.2014)
- Beaver, W. H., Correia, M., McNichols, M. F. (2012). Do differences in financial reporting attributes impair the predictive ability of financial ratios for bankruptcy? – *Review of Accounting Studies*, vol. 17, pp. 969–1010.
<http://link.springer.com/article/10.1007/s11142-012-9186-7> (13.10.2014)

- Begley, J., Ming, J., Watts, S. (1996). Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlon's models. – *Review of Accounting Studies*, vol. 1, pp. 267–284.
<http://link.springer.com/article/10.1007/BF00570833> (12.10.2014)
- Chaudhuri, A., De, K. (2011). Fuzzy Support Vector Machine for bankruptcy prediction. – *Applied Soft Computing*, vol. 11, pp. 2472–2486.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S156849461000253X> (14.10.2014)
- Cielen, A., Peeters, L., Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. – *European Journal of Operational Research*, vol. 154, pp. 526–532.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221703001863> (12.10.2014)
- Davalos, S., Gritta, R. D., Chow, G. (1999). The application of a neural network approach to predicting bankruptcy risks facing the major US air carriers: 1979-1996. – *Journal of Air Transport Management*, vol. 5, pp. 81–86.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969699798000428> (15.03.2015)
- Divisova, P. (2013). The use on Methods for Evaluation of Financial Health of Companies Operating in Chemical Industry. – *Department of Economics and Quantitative Methods, Faculty of Economics. University of West Bohemia in Pilsen*.
<http://www.wseas.us/e-library/conferences/2013/Chania/AEBDa/AEBDa-41.pdf> (21.05.2015)
- Eesti Mööblitootjate Liit. (2011). Mööblitööstuse klaster. Mööblitööstuse klatri strateegia 2011–2015.
http://www.estonianfurniture.ee/wp-content/uploads/2013/11/klatri_arengukava_O5.pdf (25.10.2014)
- Etemadi, H., Anvary Rostamu, A.A., Dehkordi, H. F. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran.- *Expert Systems with Applications*, vol. 36 (2), pp. 3199–3207.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417408000973> (21.10.2014)
- Holden, J. E., Finch, W. H., Kelley, K. (2011). A comparison of two-group classification methods. – *Educational and Psychological Measurement*, vol. 71(5), pp. 870–901.
<http://epm.sagepub.com/content/71/5/870.short> (24.10.2014)
- Hua, Z., Wang, Y., Xu, X., Zhang, B., Liang, L. (2007). Predicting corporate financial distress based on integration of support vector machine and logistic regression. – *Expert Systems with Applications*, vol. 33, pp. 434–440.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741740600159X> (12.10.2014)
- Huang, Z., Chen, H., Hsu, C. J., Chen, W. H., Wu, S. (2004). Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study. – *Decision support systems*, vol. 37, pp. 543–558.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923603000861> (16.10.2014)

- Jackson, R. H. G., Wood, A. (2013). The performance on insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. – *The British Accounting Review*, vol. 45, pp. 183–202.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0890838913000498> (14.10.2014)
- Kaart, T. (2012). Binaarsete tunnuste analüüsimeetodid. – Eesti Maaülikool.
http://ph.emu.ee/~ktanel/bin_tunnuste_analyys/index.php (24.03.2015)
- Kim, H. S., Sohn, S. Y. (2010). Support vector machines for default prediction of SMEs based on technology credit. – *European Journal of Operational Research*, vol. 201, pp. 838–846.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037722170900215X> (01.12.2014)
- Liang, C. Y., Foo, S. F. (2013). Compariosn of linear discriminant analysis and logistic regression for data classification. – *Proceedings of the 20th National Symposium on Mathematical Sciences*, vol. 1522, pp. 1159–1165.
<http://scitation.aip.org/content/aip/proceeding/aipcp/10.1063/1.4801262> (02.04.2015)
- Lo, A. W. (1986). Logit versus discriminant analysis. A specification test and application to corporate bankruptcies. – *Journal of Econometrics*, vol. 31, pp. 151–178.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407686900461> (03.04.2015)
- McKee, T. E. (2000). Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory. – *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 9, pp. 159–173.
<http://www.ingentaconnect.com/content/jws/isaf/2000/00000009/00000003/art00184> (16.10.2014)
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. – *Journal of Accounting Research*, vol. 22, pp. 380–395.
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490719?uid=3737920&uid=2&uid=4&sid=21106375048681> (24.10.2014)
- Min, J. H., Jeong, C. (2009). A binary classification method for bankruptcy prediction. – *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 5256–5263.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417408003916> (11.10.2014)
- Männasoo, K. (2007). Deteminants of firm sustainability in Estonia. – Eesti Pank.
<http://www.eestipank.ee/publikatsioon/toimetised/2007/kadri-mannasoo-determinants-firm-sustainability-estonia> (03.04.2015)
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. – *Journal of Accounting Research*, vol. 18, pp. 109–131.
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/2490395?uid=3737920&uid=2&uid=4&sid=21106375048681> (12.10.2014)

- Park, C. S., Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. - *Expert Systems with Applications*, vol. 23, pp. 255–264.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417402000453> (16.10.2014)
- Pohar, M., Blas, M., Turk, S. (2004). Comparison of logistic regression and linear discriminant analysis: a simulation study. – *Metodoloski zvezki*, vol 1, pp. 143–161.
<http://mrvar.fdv.uni-lj.si/pub/mz/mz1.1/pohar.pdf> (02.04.2015)
- Popescu, M. E., Andreica, M. (2014). A method to improve economic performance evaluation using classification tree model. – *European Journal of Business and Social Sciences*, vol. 3, pp. 249–256.
<http://www.ejbss.com/Data/Sites/1/vol3no4july2014/ejbss-1433-14-amethodtoimproveeconomicperformance.pdf> (02.12.2014)
- PW Partners ja Sinu Koolituspartner. (2009). Eesti mööblitööstuse sektoruuring.
<http://www.eas.ee/images/doc/sihtasutusest/uuringud/eksport/mooblitootuse-sektoriuuring-2009.pdf> (08.10.2014)
- Shin, K. S., Lee, T. S., Kim, H. J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. – *Expert Systems with Applications*, vol. 28, pp. 127–135.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741740400096X> (18.10.2014)
- Shumway, T. (1999). Forecasting bankruptcy more accurately: a simple hazard model. – University on Michigan Business School.
<http://www-personal.umich.edu/~shumway/papers.dir/forcbank.pdf> (02.04.2015)
- Sun, J., Li, H. (2008). Data mining method for listed companies' financial distress prediction. – *Knowledge-Based Systems*, vol. 21, pp. 1–5.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S09570705106001936> (06.12.2014)
- Tsai, C. F., Wu, J. W. (2008). Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring. – *Expert Systems with Applications*, vol. 34, pp. 2639–2649.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417407001558> (02.12.2014)
- Tseng, F.-M., Hu, Y.-C. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. – *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 1846–1853.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417409006836> (02.02.2015)

- TO001: Tööstustoodang jooksevhindades tegevusala (EMTAK 2008) järgi. (2005–2013). Statistikaamet.
http://pub.stat.ee/px-web.2001/Dialog/varval.asp?ma=TO001&ti=T%D6%D6STUSTOODANG+JOOKSEVHINDADES+TEGEVUSALA+%28EMTAK+2008%29+J%C4RGI&path=../Database/Majandus/24Toostus/02Toostuse_majandusnaitajad/02Aastastatistika/&lang=2 (29.03.2015)
- TO036: Tööstusettevõtete investeeringud põhivarasse jooksevhindades tegevusala (EMTAK 2008) ja tööga hõivatud isikute arvu järgi. (2005–2013). Statistikaamet.
http://pub.stat.ee/px-web.2001/Dialog/varval.asp?ma=TO036&ti=T%D6%D6STUSETTEV%D5TETE+INVESTEERINGUD+P%D5HIVARASSE+JOOKSEVHINDADES+TEGEVUSALA+%28EMTAK+2008%29+JA++T%D6%D6GA+H%D5IVATUD+ISIKUTE+ARVU+J%C4RGI&path=../Database/Majandus/24Toostus/02Toostuse_majandusnaitajad/02Aastastatistika/&lang=2 (25.03.2015)
- TO0352: Tööstusettevõtete lisandväärtus ja tootlikkusnäitajad tegevusala (EMTAK 2008) ja tööga hõivatud isikute arvu järgi. (2005–2013). Statistikaamet.
http://pub.stat.ee/px-web.2001/Dialog/varval.asp?ma=TO0352&ti=T%D6%D6STUSETTEV%D5TETE+LISANDV%C4%C4RTUS+JA+TOOTLIKKUSN%C4ITAJAD+TEGEVUSALA+%28EMTAK+2008%29+JA+T%D6%D6GA++H%D5IVATUD+ISIKUTE+ARVU+J%C4RGI&path=../Database/Majandus/24Toostus/02Toostuse_majandusnaitajad/02Aastastatistika/&lang=2 (25.03.2015)
- TO0094: Tööstusettevõtete tulud, kulud ja kasum jooksevhindades tegevusala (EMTAK 2008) ja tööga hõivatud isikute arvu järgi. (2005–2013). Statistikaamet.
http://pub.stat.ee/px-web.2001/Dialog/varval.asp?ma=TO0094&ti=T%D6%D6STUSETTEV%D5TETE+TULUD%2C+KULUD+JA+KASUM+JOOKSEVHINDADES+TEGEVUSALA+%28EMTAK+2008%29+JA+T%D6%D6GA++H%D5IVATUD+ISIKUTE+ARVU+J%C4RGI&path=../Database/Majandus/24Toostus/02Toostuse_majandusnaitajad/02Aastastatistika/&lang=2 (25.03.2015)
- Võrk, A. (2008). Mikroökonomeetria loengumaterjal. – Tartu Ülikool. Rahvamajanduse instituut.
http://www.google.ee/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=0CB4QFjAA&url=http%3A%2F%2Fwww.hm.ee%2Findex.php%3Fpopup%3Ddownload%26id%3D11842&ei=41AhVeCMPImvswHUsYSgAg&usg=AFQjCNE2TRj5zX8La_ojzLRCeQAd-bumA (05.04.2015)
- Wu, C. H., Tzeng, G. H., Goo, Y. J., Fang, W. C. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. – *Expert systems with applications*, vol. 32, pp. 397–408.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417405003490> (06.02.2015)

LISAD

Lisa 1. Töös kasutatud muutujate definitsioonid

Kiirvara – raha ja väärtpaberid + nõuded

Käibekapital – käibevara – lühiajalised kohustised

Likviidne vara – raha ja väärtpaberid

Ettevõtte suurus – töötajate arvu järgi, kus „1“ – alla 10 töötajaga mikroettevõtte, „2“ – alla 50 töötajaga väikeettevõtte, „3“ – 50 ja enama töötajaga keskmise suurusega ettevõtte

Ettevõtte vanus – kustutamiskande kuupäev – registrisse kandmise kuupäev

Ettevõtte asukoht – Harjumaa või mitte

Lisa 2. Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete registrikoodid, aruandeaastad, muutujad aastatel 2005–2010 (protsentides) ning mittepankrotistumise tõenäosus p_i

Ettevõtte registrikood	Aruandeaasta	Pankrot	Lühiajalised kohustised/käibevara	Käibe-kapital/vara	Vara/kohustised	Oma-kapital/vara	Ärikasum/müügitulu	p_i
10988283	2008	0	91	9	112	11	-23	0,196
11212550	2006	0	213	-43	52	-92	-190	0,000
10014871	2006	0	214	-38	86	-16	-8	0,171
10841060	2006	0	97	2	130	23	3	0,553
10189010	2008	0	159	-24	123	19	-4	0,250
10008020	2006	0	102	-2	96	-4	-3	0,400
10271349	2005	0	155	-41	86	-17	-69	0,005
10840600	2005	0	346	-129	53	-88	-27	0,084
10576155	2008	0	68	20	155	36	-34	0,301
10088088	2006	0	107	-5	128	22	5	0,515
10152171	2009	0	315	-32	118	16	9	0,347
11493247	2009	0	207	-70	74	-36	-33	0,032
11180318	2007	0	87	8	137	27	2	0,605
10231479	2006	0	184	-21	112	11	18	0,548
11165508	2006	0	162	-17	129	22	5	0,437
11038661	2008	0	82	11	120	16	4	0,588
10915290	2008	0	73	15	130	23	4	0,663
10411483	2007	0	59	25	205	51	-2	0,958
10013647	2005	0	239	-31	141	29	-4	0,267
10630050	2009	0	140	-20	102	2	-8	0,203
10848197	2006	0	312	-80	81	-23	-7	0,071
10005464	2009	0	182	-23	144	31	2	0,419
10514421	2010	0	187	-27	102	2	4	0,310
10553154	2008	0	210	-85	62	-62	-6	0,248
10096969	2008	0	88	5	124	19	-3	0,455
10326607	2010	0	107	-6	109	8	2	0,417
10554260	2009	0	77	10	129	23	-476	0,000
10295485	2010	0	291	-56	116	14	-4	0,103
10186856	2010	0	214	-32	135	26	-9	0,192

Lisa 2 järg.

10424540	2008	1	29	40	423	76	13	1,000
10785999	2006	1	75	13	164	39	4	0,816
10270388	2006	1	160	-11	230	57	9	0,978
11012749	2006	1	206	-29	134	25	2	0,324
11016323	2008	1	63	33	183	45	3	0,937
10994059	2006	1	172	-37	86	-16	-14	0,132
11122841	2008	1	59	25	208	52	-10	0,940
10344918	2006	1	90	4	278	64	7	0,998
10052541	2005	1	68	18	203	51	4	0,959
10351172	2009	1	50	11	289	65	9	0,999
10055261	2005	1	136	-11	243	59	-7	0,970
10225875	2006	1	51	29	256	61	6	0,998
11426009	2010	1	24	62	367	73	19	1,000
11127229	2009	1	15	33	209	52	51	0,999
10325973	2008	1	106	-1	270	63	9	0,998
10216540	2005	1	42	28	281	64	15	1,000
10395146	2007	1	174	-29	113	12	1	0,256
10254173	2006	1	100	0	210	52	1	0,941
10098508	2007	1	49	37	274	63	8	0,999
11646076	2010	1	50	50	82	-22	3	0,870
10246222	2008	1	20	42	944	89	15	1,000
10067361	2008	1	75	12	197	49	14	0,965
11369659	2009	1	111	-8	106	6	1	0,391
10703665	2006	1	31	34	216	54	22	0,995
10964727	2008	1	40	52	284	65	108	1,000
10221860	2009	1	81	17	140	29	-3	0,622
11684622	2010	1	35	52	101	1	-8	0,700
11027479	2008	1	47	47	173	42	2	0,937
11265546	2010	1	127	-9	230	57	-1	0,965
11160391	2007	1	50	35	290	66	23	1,000
10383516	2009	1	115	-4	165	40	17	0,860
10269832	2006	1	156	-16	137	27	8	0,516
10511380	2008	1	39	35	446	78	5	1,000
10081991	2005	1	34	49	395	75	5	1,000
10051599	2007	1	39	35	271	63	5	0,999
11087048	2006	1	35	32	262	62	76	1,000
11548824	2010	1	105	-5	107	6	0	0,400

Allikas: RIK-ist kogutud ettevõtete aruanded

Lisa 3. Eesti mööblitööstuse pankrotistunud ja mittepankrotistunud ettevõtete registrikoodid, aruandeaastad, Altmani (1983) mudeli muutujad aastatel 2005–2010 (protsentides) ning z-skoor

Ettevõtte registrikood	Aruandeaasta	Pankrot	Käibe-kapital/ vara	Jaotamata kasum/ vara	Ärikasum/ vara	Oma-kapital/ kohustised	Müügitulu/ vara	Z-skoor
10988283	2008	0	9	54	-71	12	304	1,39
11212550	2006	0	-43	0	-89	-48	47	-2,82
10014871	2006	0	-38	-3	-12	-14	140	0,68
10841060	2006	0	2	9	14	30	432	4,96
10189010	2008	0	-24	38	-8	23	220	2,20
10008020	2006	0	-2	-2	-11	-4	380	3,41
10271349	2005	0	-41	45	-59	-14	85	-0,96
10840600	2005	0	-129	1	-88	-47	322	-0,65
10576155	2008	0	20	22	-53	55	157	0,49
10088088	2006	0	-5	-1	8	28	177	2,11
10152171	2009	0	-32	-8	5	18	54	0,47
11493247	2009	0	-70	0	-36	-26	107	-0,65
11180318	2007	0	8	4	3	37	187	2,21
10231479	2006	0	-21	2	11	12	62	0,88
11165508	2006	0	-17	0	20	29	380	4,43
11038661	2008	0	11	7	10	20	240	2,93
10915290	2008	0	15	21	6	30	135	1,94
10411483	2007	0	25	54	-5	105	278	3,69
10013647	2005	0	-31	-52	-7	41	161	0,89
10630050	2009	0	-20	4	-11	2	136	0,89
10848197	2006	0	-80	-7	-17	-19	232	1,08
10005464	2009	0	-23	15	2	44	116	1,37
10514421	2010	0	-27	-3	5	2	123	1,19
10553154	2008	0	-85	-74	-57	-38	888	5,69
10096969	2008	0	5	5	-5	24	184	1,86
10326607	2010	0	-6	-8	6	9	293	3,03
10554260	2009	0	10	40	-17	29	4	0,04
10295485	2010	0	-56	15	-7	16	192	1,48
10186856	2010	0	-32	-69	-7	35	82	-0,07

Lisa 3 järg.

10424540	2008	1	40	56	20	323	157	4,30
10785999	2006	1	13	26	10	64	264	3,51
10270388	2006	1	-11	48	9	130	98	2,12
11012749	2006	1	-29	23	4	34	223	2,48
11016323	2008	1	33	31	9	83	330	4,43
10994059	2006	1	-37	-6	-24	-14	172	0,61
11122841	2008	1	25	68	-16	108	158	2,29
10344918	2006	1	4	23	25	178	346	5,22
10052541	2005	1	18	15	10	103	232	3,30
10351172	2009	1	11	56	7	189	86	2,44
10055261	2005	1	-11	66	-10	143	139	2,17
10225875	2006	1	29	47	15	156	236	4,08
11426009	2010	1	62	22	51	267	264	5,97
11127229	2009	1	33	3	48	109	96	3,18
10325973	2008	1	-1	54	7	170	77	2,16
10216540	2005	1	28	41	21	181	142	3,37
10395146	2007	1	-29	7	3	13	368	3,69
10254173	2006	1	0	47	2	110	141	2,31
10098508	2007	1	37	33	32	174	375	6,01
11646076	2010	1	50	-30	10	-18	326	3,60
10246222	2008	1	42	23	18	844	118	5,77
10067361	2008	1	12	29	19	97	136	2,68
11369659	2009	1	-8	3	4	6	400	4,11
10703665	2006	1	34	28	24	116	111	2,83
10964727	2008	1	52	-819	424	184	393	11,30
10221860	2009	1	17	34	-7	40	230	2,66
11684622	2010	1	52	-11	-21	1	269	2,31
11027479	2008	1	47	38	5	73	292	4,02
11265546	2010	1	-9	56	-1	130	112	2,05
11160391	2007	1	35	20	44	190	194	4,53
10383516	2009	1	-4	20	21	65	123	2,29
10269832	2006	1	-16	9	14	37	185	2,40
10511380	2008	1	35	68	10	346	196	4,56
10081991	2005	1	49	56	13	295	246	4,94
10051599	2007	1	35	44	7	171	137	2,95
11087048	2006	1	32	4	59	162	78	3,56
11548824	2010	1	-5	1	1	7	392	3,93

Allikas: RIK-ist kogutud ettevõtete aruanded