



**RAKENNUSALAN KONKURSSIEN ENNUSTAMINEN  
TILINPÄÄTÖSTIEDOISTA TALOUDEN LASKUSUHDANTEESSA**

Lappeenrannan–Lahden teknillinen yliopisto LUT

Kauppätieteiden pro gradu -tutkielma

2024

Tekijä: Nea Sundholm

Tarkastajat: Professori Kaisu Puumalainen

Tutkijatohtori Juha Soininen

## TIIVISTELMÄ

Lappeenrannan–Lahden teknillinen yliopisto LUT

Oma tiedekuntasi: LUT-kauppakorkeakoulu

Kauppätieteet

Nea Sundholm

### **Rakennusalan konkurssien ennustaminen tilinpäätöstiedoista talouden laskusuhdanteessa**

Kauppätieteiden pro gradu -tutkielma

2024

74 sivua, 5 kuviota ja 26 taulukkoa

Tarkastajat: Professori Kaisu Puumalainen ja Tutkijatohtori Juha Soininen

Avainsanat: Konkurssi, Konkurssin ennustaminen, Talouden laskusuhdanne, Logistinen regressioanalyysi

Suomen talous on tällä hetkellä pahassa laskusuhdanteessa ja taantumassa. Marraskuussa 2023 Suomessa meni konkurssiin yrityksiä eniten 25 vuoteen. Koronapandemia ja Ukrainan sota ovat yhdessä aiheuttaneet rakennusalan yhtiöille kriisin. Tämän pro-gradun tavoitteena on kehittää ennustemalleja rakennusalan yhtiöiden konkurssien ennakointiin taloudellisen laskusuhdanteen aikana. Tutkimuksessa luotiin neljä erilaista regressiomallia, joiden avulla tutkittiin taloudellisten tunnuslukujen, yrityksen iän ja koon sekä makrotaloudellisten muuttujien vaikutusta konkurssien ennustetarkkuuteen.

Tutkimus toteutettiin kvantitatiivisena tutkimuksena, jossa tutkimusmenetelmä toimi logistinen regressioanalyysi. Tutkimusaineisto koostui yhteensä 103 konkurssiyrityksestä, jotka olivat menneet konkurssiin vuoden 2020 jälkeen sekä 134 aktiivisesta yrityksestä, jotka olivat vielä aktiivisia vuoden 2023 elokuussa, kun aineisto kerättiin. Tutkimuksen rakenne koostuu teoria- ja empiriaosuudesta, joissa perehdytään aikaisempiin tutkimuksiin ja niiden tuloksiin.

Tutkimuksen tuloksena oli, että pelkillä taloudellisilla tunnusluvuilla ennustetarkkuus jää matalaksi, eikä yrityksen iän tai koon huomioiminen nosta mallin tarkkuutta huomattavasti. Makrotaloudellisen muuttujan lisääminen ennustemalliin nosti kuitenkin mallin ennustetarkkuutta huomattavan paljon. Ennustetarkkuuden havaittiin myös olevan parhaimmillaan 1–2 vuotta ennen konkurssia, joiden jälkeen ennustetarkkuus laski huomattavasti.

## ABSTRACT

Lappeenranta–Lahti University of Technology LUT

LUT Business School

Business Administration

Nea Sundholm

### **Predicting bankruptcies in the construction industry from financial statement data in an economic downturn**

Master's thesis

2024

74 pages, 5 figures and 26 tables

Examiners: Professor Kaisu Puumalainen and Associate professor Juha Soininen

Keywords: Bankruptcy, Predicting bankruptcies, Economic downturn, Logistic regression

The Finnish economy is currently in a downturn and recession. In November 2023, the highest number of companies went bankrupt in 25 years. The combination of the COVID-19 pandemic and the war in Ukraine have collectively caused a crisis for companies in the construction industry. The objective of this master's thesis is to develop new prediction models for forecasting bankruptcy in construction companies during economic downturns. The research developed four different regression models to investigate the impact of financial indicators, company age and size, and macroeconomic indicator on the accuracy of bankruptcy predictions.

The research was conducted as a quantitative study, with logistic regression analysis as the research method. The research dataset consisted of a total of 103 bankrupt companies that had gone bankrupt after the year 2020, and 134 active companies that were still operational in August 2023 when the data was collected. The structure of the study comprises theoretical and empirical sections, delving into previous research and their findings.

The results of the study indicated that using only financial indicators resulted in low prediction accuracy, and adding the age or size of the company as additional variable did not significantly improve the model's accuracy. However, the model that combined financial indicator with the macroeconomic variable had very significant increase in accuracy. For all the models, the prediction accuracy had significantly higher accuracy for years 1 and 2 before bankruptcy. The models showed a considerable decrease in accuracy when measured with variables from 3 years before bankruptcy.

# SISÄLLYSLUETTELO

Tiivistelmä

Abstract

1	JOHDANTO.....	1
1.1	Aikaisemmat tutkimukset .....	2
1.2	Tutkimuksen tausta ja tavoitteet .....	3
1.3	Tutkimuksen rajaukset ja tutkimuskysymykset.....	5
1.4	Tutkimuksen rakenne.....	7
2	KONKURSSI JA SEN ENNUSTAMINEN .....	8
2.1	Konkurssin syyt ja seuraukset .....	12
2.2	Konkurssin ennustaminen.....	15
2.2.1	Tunnuslukuanalyysi konkurssin ennustamisen menetelmänä .....	19
2.2.2	Konkurssin ennustaminen talouden laskusuhdanteessa.....	21
3	TUTKIMUSMENETELMÄT .....	25
3.1	Tutkimusaineisto.....	25
3.2	Tutkimuksen muuttujat .....	27
3.3	Analyysimenetelmä .....	31
3.4	Tutkimuksen regressiomallit .....	33
4	TULOKSET .....	35
4.1	Aineiston kuvailu.....	35
4.2	Regressiomallien tulokset .....	40
4.2.1	Taloudelliset tunnusluvut.....	41
4.2.2	Taloudelliset tunnusluvut, ikä ja koko .....	45
4.2.3	Taloudelliset tunnusluvut ja makrotaloudelliset muuttujat.....	49
4.2.1	Kaikki muuttujat .....	52
4.2.2	Yhteenvedo ja tulosten vertailu .....	56
5	YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET .....	60
5.1	Yhteenvedo havainnoista.....	61
5.2	Keskustelu ja jatkotutkimusaiheet .....	63
	LÄHTEET .....	65

# 1 JOHDANTO

Keväällä 2020 räjähdysmäisesti levinnyt koronapandemia aiheutti poikkeuksellisen laajan talouden supistumisen ja epävarmuuden Suomessa (Suomen Pankki 2020). Rajoitustoimet viruksen pysäyttämiseksi ja kuluttajien epävarmuus taloudesta supisti Suomen taloutta hyvin nopeasti ja aiheutti merkittäviä taloudellisia kustannuksia. Kansainvälinen valuuttarahasto ennusti koronapandemian aiheuttaman talouskriisin olevan pahin sitten 1930-luvun laman. (Korhonen ja Virolainen 2020)

Kun Suomen talous oli hiljalleen palautumassa koronapandemian aiheuttamasta talouden taantumasta, alkoi Venäjän hyökkäys Ukrainassa helmikuussa 2022, joka aiheutti uuden rasisheen talouskehitykselle. Jo syksyllä 2021 nousussa olleet energian ja raaka-aineiden hinnat kallistuivat entisestään sodan seurauksena ja talouspakotteet Venäjän suuntaan aiheuttivat raaka-aineiden saatavuusongelmia. Myös kuluttajahintojen nousu ja ostovoiman lasku aiheutti yleistä epävarmuutta taloustilanteesta ja vaikutti yksityisiin investointi- ja kulutus päätöksiin. (Kostiainen 2022; Suomen Pankki 2022)

Tilastokeskuksen mukaan vuonna 2022 vireille pantujen konkurssien määrä kasvoi edellisvuoteen verrattuna 7 %:ia, nousten kaiken kaikkiaan 2 652 konkurssiin. Konkurssien määrä lisääntyi kaikilla toimialoilla, mutta lukumääräisesti eniten konkurssit lisääntyivät kuitenkin rakennusosalalla. Suomen Pankin (2023) ja Elinkeinoelämän keskusliiton (2022) mukaan Suomi on talouden taantumassa ja edelleen nousevat kustannukset kysynnän samanaikaisen hiipumisen kanssa iskee rajusti yritysten kannattavuuteen. Rakennusala on toimialana hyvin syklinen ja suhdanneherkkä, joten talouden laskusuhdanne vaikuttaa suuresti myös rakennusalan kysyntään ja tilauskantaan. Kuitenkin rakennusala pidetään kansantalouden kehityksen edelläkävijänä, joten Rakennusosalalla on jo pitkään vallinnut myös työvoiman puute ja keväällä 2020 alkaneen koronapandemian aiheuttamat sulkutoimenpiteet estivät osaavan työvoiman pääsyn ulkomailta Suomeen.

Vuosien mittaan tutkijat ja toimijat ovat kehittäneet erilaisia menetelmiä ja malleja konkurssien ennustamiseen. Nämä ennakoivat mallit käyttävät tyypillisesti taloudellisia ja ei-taloudellisia tietoja tunnistaakseen varhaisvaroitus signaaleja ja -malleja, jotka viittaavat taloudellisiin vaikeuksiin. Taloudellisia tunnuslukuja, kuten maksuvalmiutta,

vakavaraisuutta, kannattavuutta ja tehokkuusmittareita, käytetään yleisesti arvioitaessa yrityksen taloudellista tilaa ja vakautta. Lisäksi ei-taloudelliset tekijät, mukaan lukien toimialakohtaiset muuttujat, makrotaloudelliset indikaattorit ja johtamisen ominaisuudet, voivat myös antaa arvokkaita näkemyksiä konkurssin ennustamisesta.

### 1.1 Aikaisemmat tutkimukset

Konkurssien ennustaminen on alkanut jo yli sata vuotta sitten, mutta konkurssien ennustamista koskeva kirjallisuus johtaa juurensa 1930-luvulta alkaen, kun sekä Ramser ja Foster että Fitzpatrick vertasivat vaikeuksissa olevien ja menestyneiden yritysten tilinpäätöksiä toisiinsa ja totesivat, että heikommin menestyvillä yrityksillä on myös huomattavasti heikommät tunnusluvut (Bapat & Nagale 2014).

Beaver (1966) kehitti yhden muuttujan konkurssin ennustamisen mallin ja toi aiheen tutkimuksiin aivan uuden lähestymistavan. Hän testasi yritysten yksittäisten talouden tunnuslukujen ennustuskykyä konkurssiin menneiden ja ei-konkurssiin menneiden yritysten välillä. Beaver ilmaisi kuitenkin mahdollisuuden, että useilla samanaikaisesti harkituilla tunnusluvuilla voi olla parempi konkurssin ennustuskyky kuin yksittäisillä tunnusluvuilla, jonka jälkeen painopiste konkurssin ennustemalleissa on ollut monimuuttujamalleissa. Ensimmäisen monimuuttujamallin ja yhden tunnetuimmista konkurssin ennustamismalleista loi Altman (1968), joka käytti monen muuttujan lineaarista analyysiä kehittääkseen viiden tekijän mallin ennustamaan yritysten konkurssieja. Altmanin luoma z-malli ennusti konkurssin, mikäli yrityksen saama luku putosi tietylle alueelle.

Lukuisat tutkimukset ovat käyttäneet Altmanin z-mallia omissa tutkimuksissaan ja muun muassa Wang ja Campbell (2010) ovat todistaneet Altmanin mallin tehokkuuden yritysten taloudellisten vaikeuksien ennustamisessa. He suorittivat tutkimuksensa Kiinassa ja totesivat, että Altmanin mallilla on korkea ennustamistarkkuus yritysten konkurssieihin yhdistämällä useita eri toimialoja samaan otantaan. (Wang ja Campbell 2010)

Altmanin malli on kuitenkin saanut osakseen myös kritiikkiä sen ennustamistehokkuudesta huolimatta. Chorghori, Chan ja Faff (2006) ovat sitä mieltä, että Altmanin mallin sisältämät mittarit ovat johdettu tilinpäätöksestä, joka on luonteeltaan taaksepäin katsovaa, eikä näin ollen välttämättä tarjoa ennakoivaa arvoa yhtiöiden tulevaisuudelle. Hillegeist, Keating,

Cram ja Lundstedt (2004) kritisoivat Altmanin mallia puolestaan siitä, ettei se ota huomioon omaisuuden volatilitietin mittaa. Heidän mukaansa volatilitietin mukaan ottaminen konkurssin ennustamistutkimukseen on tärkeää, sillä se mittaa kuinka todennäköistä on, että yrityksen omaisuuden arvo laskee niin paljon, ettei se kykene enää suoriutumaan veloistaan.

Aihetta on tutkittu pitkälti taloudellisten mittareiden kautta ja Altmanin (1968) luoman z-mallin suosion perusteella voidaan todeta, että taloudellisilla tunnusluvuilla on myös korkea ennustamistarkkuus. Lugovskaya (2009) otti kuitenkin tutkimukseensa mukaan taloudellisten mittareiden lisäksi myös ei- taloudellisia mittareita ja tutki lisääkö yrityksen koko ja ikä konkurssin ennustamistarkkuutta ja -luotettavuutta. Hänkin käytti tutkimuksessaan Altmanin (1968) luomaa z- mallia ja tutkimus osoitti, että taloudellisten mallien ennustamistarkkuus paranee, kun niitä laajennetaan myös ei- taloudellisilla muuttujilla.

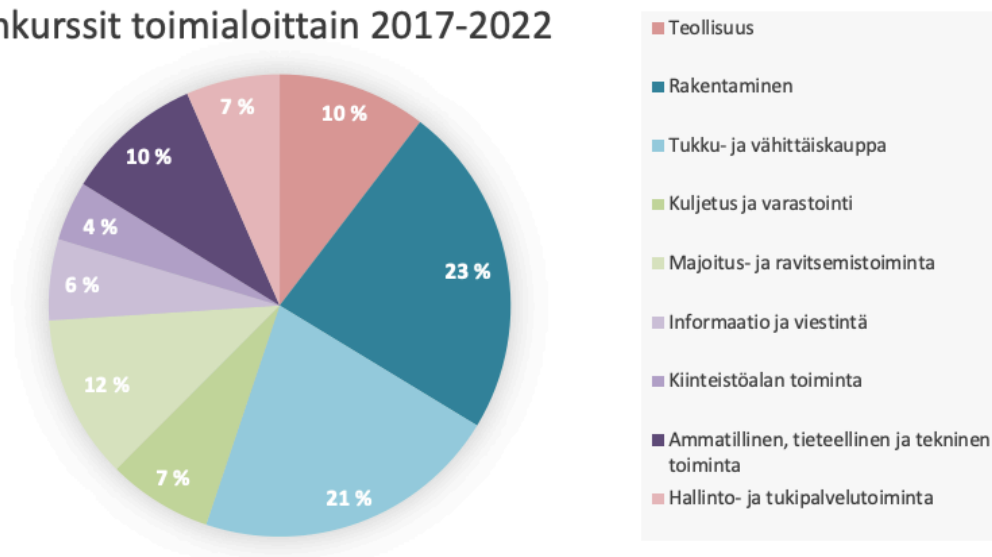
Myös talouden suhdannevaiheiden merkitystä konkurssiherkkyyteen on tutkittu runsaasti. Muun muassa Camska ja Klecka (2020) tutkimuksen tavoitteena oli analysoida suhdannevaiheiden vaikutusta konkurssia ennustavien mallien lopullisiin arvoihin tilastollisten menetelmien avulla. Oletuksena tutkimukselle oli, että taloudellisen tilanteen odotetaan heikkenevän taantumavaiheessa ja parempaa taloudellista tilannetta puolestaan odotetaan talouden laajentumisvaiheessa. Tutkimustulokset osoittivat, että talouden suhdannevaiheella on merkitystä yrityksen taloudelliseen tilanteeseen.

## 1.2 Tutkimuksen tausta ja tavoitteet

Suomen koronavirustilanteen seurauksena konkurssilainsäädäntöä on muutettu väliaikaisesti jo useampaan kertaan. Ensimmäisen lakimuutoksen takana oli rajoittaa velkojien oikeutta hakea yritys konkurssiin konkurssiuhkaisen maksukehotuksen laiminlyönnin perusteella. Tämän muutoksen tarkoituksena oli pyrkiä auttamaan yrityksiä selviytymään koronaviruspandemian ylitse. Lakimuutoksen määräaikaaisuuden päättyessä, oli uusi väliaikainen lakimuutos jo vireillä, jonka tarkoituksena oli pidentää konkurssiuhkaisen maksukehotuksen noudattamatta jättämisen muodostamaa maksukyvyttömyysolettamaa viikosta 30 päivään. (Finlex 2021)

Poikkeuksellisesta taloustilanteesta ja lakimuutoksista huolimatta Suomessa konkurssiin ajautuu vuosittain yli 2000 yritystä ja vuonna 2022 konkurssien määrä kasvoi jopa yli 2 600 konkurssiin. Näistä konkurssiin menneistä yrityksistä lähes neljännes on rakennusalan yrityksiä (kuvio 1).

Konkurssit toimialoittain 2017-2022



Kuvio 1. Konkurssit toimialoittain vuosien 2017–2022 aikana.

Laitisen (1990, 7) mukaan jossain tapauksissa yrityksen konkurssi voidaan nähdä myös positiivisena asiana, sillä tällöin se ei ole ollut riittävän tehokas pysyä mukana yritysten kilpailussa ja näin ollen johtaa yritysvarannon uudistumiseen. Kuitenkin yritysten konkurssilla on raskaat vaikutukset sekä yrityksen sidosryhmille että myös yhteiskunnalle, sillä se aiheuttaa menetettyjä verotuloja, sijoituksia, työpaikkoja sekä mahdollisesti myös omistajien omia varojaan. Näin ollen konkurssit pyritään pitämään liiketoiminnan lopettamisen viimeisenä keinona. (Alaka, Oyedele, Owolabi, Kumar, Ajayi, Akinade & Bilal 2018; Tsai ja Wu 2008) Yritysten – varsinkin rakennusalan yritysten – ollessa siis yhteiskunnallisesti hyvin merkittävä voimavara nousee konkurssien ennustaminen myös erittäin tärkeään asemaan, jotta yritystoiminnan tervehtyttäminen voidaan aloittaa mahdollisimman aikaisessa vaiheessa ja mahdollisia tappioita pystytään lieventämään.

Vaikka konkurssin ennustemallit ovatkin edistyneet merkittävästi viime vuosina, haasteita on edelleen. Rahoitusmarkkinoiden dynaaminen luonne, monimutkaisten tekijöiden



vuorovaikutus ja taloudellisiin olosuhteisiin liittyvä luontainen epävarmuus tekevät tarkasta konkurssin ennustamisesta jatkuvan tutkimus- ja kehitysalueen.

Konkurssimallien lisäksi Suomessa on myös muutettu konkurssilakia, jotta voitaisiin estää yritysten ajautuminen konkurssiin. Keväällä 2020 koronavirus pandemian seurauksena, pyrittiin auttamaan sellaisia yrityksiä, joiden taloudellinen ahdinko on seurausta koronaviruspandemiasta, eikä näin ollen asetettaisi tällaisia yhtiöitä konkurssiin. Konkurssilain väliaikaisella muutoksella oli siis tarkoituksena vaikeuttaa velkojien konkurssihakemusten mahdollisuutta. Aiemmin velkojat ovat vedonneet konkurssilain 2 luvun 3 pykälän mukaisesti velallisen maksukyvyttömyyteen, mutta lain muutoksen seurauksena velallista ei voitu hakea konkurssiin vedoten yhtiön lyhytaikaisiin maksuvaikeuksiin. Tämä tarkoitti käytännössä sitä, että velallista ei voitu pitää maksukyvyttömänä, vaikka he eivät olisikaan maksaneet selvää ja erääntynyttä saatavaa viikon kuluessa velkojan lähettämästä konkurssiuhkaisesta maksukehotuksesta. (HE 46/2020)

Kesällä 2022 saatettiin käytäntöön Suomessa myös EU:n maksukyvyttömyysdirektiivi, jonka tarkoituksena on sujuvoittaa yritysten pääsyä yrityssaneerausmenettelyyn ennen kuin yhtiö on menettänyt maksukyvyttömyytensä. Kun velkaantuneet yritykset pääsevät saneerausmenettelyyn nopeammin ja helpommin kuin aiemmin, edistetään myös yritysten mahdollisuutta jatkaa normaalia liiketoimintaansa mahdollisimman pian. (HE 238/2021)

### 1.3 Tutkimuksen rajaukset ja tutkimuskysymykset

Tutkimus rajataan pieniin- ja keskisuuriin rakennusalailla toimiviin Suomessa. Pienet ja keskisuuret yritykset (pk-yritykset) ovat ratkaisevan tärkeitä talouden vakauden ja kasvun kannalta, ja ne edistävät olennaisesti työllisyyttä ja uusien työpaikkojen luomista (Hyder & Lussier 2016). Euroopan unionissa pk-yritysten osuus kaikista yrityksistä on yli 99 % ja on näin ollen koko EU:n talouden selkäranka, muodostaen yli puolet Euroopan BKT:sta (European Commission 2023). Konkurssit vaikuttavat kuitenkin jatkuvasti pk-yrityksiin maailmanlaajuisesti, ja yritysten kuolleisuus on erityisen korkea pienempien yritysten keskuudessa (Mayr ym. 2017).

Tässä tutkimuksessa pienten ja keskisuurten yritysten määritelmänä käytetään EU Komission kriteerejä yrityksen koolle, jotka ovat:

- Henkilöstön määrä alle 250 työntekijää, ja
- Vuosiliikevaihto  $\leq$  50 miljoonaa euroa, tai
- Taseen loppusumma  $\leq$  43 miljoonaa euroa

Tutkimuksesta on rajattu ulos listatut pörssiyritykset sekä mikroyritykset, sillä mikroyritysten tilinpäätöstiedot eivät ole helposti saatavilla ja pörssiyritysten konkurssit ovat harvinaisia. Tutkimus on tarkoitus toteuttaa vertailemalla kahta eri ajanjaksoa keskenään: normaalia talouden suhdannetta sekä talouden laskusuhdannetta. Tutkimuksen aineisto koostuu siis vuosina 2017–2019 konkurssiin menneistä yrityksistä, joita verrataan vuosien 2020–2022 aikana konkurssiin menneisiin yrityksiin. Molemmille ajanjaksoille kerätään vähintään sama määrä aktiivisia yrityksiä ja otokseen valituilta yrityksiltä odotetaan, että tilinpäätökset ovat saatavissa vähintään 3 aikaisemmalta tilikaudelta. Näin ollen tilinpäätöstiedot asettuvat vuosien 2014–2022 välille.

Rakennusteollisuus ja rakennettu ympäristö sitoo suurimman osan kansallisvarallisuudestamme ja rakennusala on bruttokansantuotteen muodostumiselle merkittävässä roolissa, tuottaen vuosittain lähes 35 miljardia euroa (Luukkonen 2021). Rakennusala on siis pitkään kannatellut Suomen talouskasvua, mutta rakennusalan ollen toimialana kuitenkin suhdanneherkkä, iskevät makrotaloudelliset muutokset alaan rajusti. Teollisuuden tilauskanta on romahtanut samalla kun rakennusalan työttömyys on kasvanut selkeästi.

Tutkimus keskittyy siis arvioimaan konkurssin ennustettavuutta rakennusosalalla Suomessa koronapandemian ja Ukrainan sodan aiheuttaman talouden laskusuhdanteen aikana ja näin ollen tämän tutkimuksen tutkimuskysymykseksi muodostui:

- *Kuinka hyvin konkurssin ennustamismallit ennustavat rakennusalan konkurssija talouden laskusuhdanteessa?*

Tutkimuskysymyksen tueksi luotiin vielä kaksi alatutkimuskysymystä:

- *Onko yrityksen iän ja koon huomioonilla merkitystä konkurssin ennustamistarkkuuteen?*

- *Missä määrin makrotaloudellisia tekijöitä voidaan käyttää ennustamaan rakennusalan konkursseja?*

Tutkimus toteutetaan kvantitatiivisena tutkimuksena, jossa aineistona toimii valittujen yritysten tilinpäätökset ja sieltä tarkasti valittavat tunnusluvut. Tarkoituksena on tutkia konkurssien ennustamista logistisella regressioanalyysillä. Mukaan valitaan tunnuslukuja muun muassa yrityksen kannattavuudesta, maksuvalmiudesta, vakavaraisuudesta sekä toiminnan laajuudesta ja tehokkuudesta. Rakennusalan ahdingon vuoksi on myös erittäin ajankohtaista tutkia talouden suhdannevaihteluiden sekä muiden makrotaloudellisten muuttujien vaikutusta konkurssiriskiä yhdessä taloudellisten tunnuslukujen kanssa. Tämän takia tutkimukseen otetaan mukaan myös yrityksen ikä koko, yleinen korkotaso, inflaatio sekä myös rakennuskustannusindeksin vuosimuutos.

#### 1.4 Tutkimuksen rakenne

Tämän tutkimuksen rakenne koostuu viidestä pääluvusta, joista jokainen muodostaa omat elementit tutkimuskehikseen. Tutkimus alkaa johdannosta ja toisessa luvussa perehdytään konkurssiin ja konkurssien ennustamiseen. Luku selventää konkurssin määritelmää, ensisijaisia syitä ja seurauksia. Lisäksi tässä luvussa valotetaan konkurssin ennustamisen merkitystä sekä kerrotaan niin perinteisistä kuin nykyaikaisista ennustusmenetelmistä.

Teoreettisen perustan jälkeen kolmas luku perehtyy tutkimuksen empiirisiin komponentteihin. Tämä luku sisältää läpikäynnin tutkimusaineistosta, valitut taloudelliset indikaattorit sekä käytetyn tutkimusaineiston, logistisen regressioanalyysin kuvailun. Tämä luku toimii siltana tutkimuksen teoreettisen perustan ja empiirisen toteutuksen välillä.

Tutkimuksen lopussa esitetään tutkimuksen tulokset, joita peilataan teoriaosuuteen. Lopuksi tutkimuksen päättää yhteenveto, johon nidotaan myös johtopäätökset jatkotutkimusehdotuksineen.

## 2 KONKURSSI JA SEN ENNUSTAMINEN

Nykypäivänä maksukyvyttömyys on yritysten koosta ja toiminnan luonteesta huolimatta yksi merkittävimmistä uhista yrityksille. Tutkimuksissa on osoitettu, että yritysten konkurseja on esiintynyt useammin viimeisen kolmen vuosikymmenen aikana kuin koskaan 1930-luvun alun jälkeen (Charitou, Neophytou ja Charalambous 2004).

Kun yrityksen pääoman määrä laskee pitkällä aikavälillä alle yrityksen tuoton eikä yritys kykene enää selviämään lisärahoituksenkaan avulla veloistaan, tulee yrityksestä maksukyvytön (Whitaker 1999). Laitisen (1990, 28) mukaan velallisen laiminlyödessään maksujaan, on velkojalla erilaisia keinoja maksun perimiseksi. Näitä ovat muun muassa viivästyskorot, pankin perimistoimet, maksamismääräysmenettely, ulosmittaus sekä lopulta konkurssiin hakeminen. Joissain tapauksissa konkurssia on käytetty yleisnimityksenä kuvaamaan maksuvaikeuksissa olevia yrityksiä, mutta konkurssi on kuitenkin prosessi, joka alkaa taloudellisesti ja päättyy laillisesti (Karels ja Prakash 1987).

Laitisen (1990) mukaan konkurssimenettely alkaa, kun yrityksen velat jatkavat kasvuaan ja sen maksuvalmius heikkenee. Tämän seurauksena yritys joutuu velkakierteeseen, jossa vanhat lainat katetaan uusilla lainoilla. Näin ollen yritys saavuttaa pitkällä tähtäimellä ylivelkaisuusrajan, joka perustuu rahoittajien näkemykseen siitä, että yrityksen omavaraisuusaste on liian alhainen tai vakavaraisuus on liian heikko. Konkurssin tarkkaa ajankohtaa on siis vaikea havaita, mutta sitä voidaan pitää subjektiivisena päätöksenä, jossa taloudellinen ahdinko jatkuu, kunnes yritys tai velkoja päättää nostaa kanteen (Karels ja Prakash 1987).

Suomessa konkurssiprosessi alkaa tuomioistuimelle toimitetusta konkurssihakemuksesta, jonka toimittaa joko velkoja tai velallinen itse. Oikeusministeriön mukaan kuitenkin suurin osa konkurssihakemuksista tulee julkisvelkojien hakemuksesta (OM 2020). Velkoja voi hakea yritystä konkurssiin, jos erääntynyt saatava on riidaton ja velallinen on muuten kuin tilapäisesti maksukyvytön.

Konkurssilla eli vararikolla tarkoitetaankin siis tilannetta, jossa velallinen on kyvytön vastaamaan pitkällä aikavälillä veloistaan, eikä se yrityksistä huolimatta saa liiketoimintaansa kannattavaksi, vaan ajautuu maksukyvyttömäksi (Scott 1981). Konkurssi

on toisin sanoen siis velallisen maksukyvyttömyysmenettely, jossa omaisuus realisoidaan ja jäljellä olevat varat käytetään yhdellä kerralla velkojen suorituksiin. Tämä on kuitenkin viimeisin ja radikaalein velkojen maksukeino, joka aiheuttaa vaikeita tappioita yrityksen kaikille sidosryhmille. (Laitinen 1990, 7) Näin ollen konkurssien ennustaminen onkin tärkeässä asemassa, jotta tappioiden syntymistä voitaisiin minimoida jo etukäteen. Joissain tapauksissa konkurssi- sanaa on myös käytetty yleisnimityksenä kuvaamaan maksuvaikeuksissa olevaa yritystä (Karels ja Parakash 1987). Suomen konkurssilain (Konkurssilaki 120/2004) mukaan konkurssi määritellään kuitenkin seuraavasti:

*” Velallinen, joka ei kykene vastaamaan veloistaan, voidaan asettaa konkurssiin siten kuin tässä laissa säädetään. Konkurssiin asettamisesta päättää tuomioistuin velallisen tai velkojan hakemuksesta.*

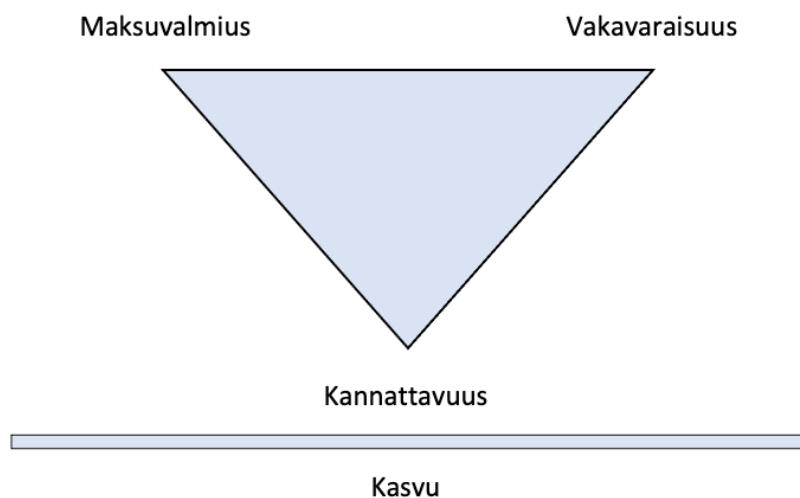
*Konkurssi on velallisen kaikkia velkoja koskeva maksukyvyttömyysmenettely, jossa velallisen omaisuus käytetään konkurssisaatavien maksuun. Konkurssin tarkoituksen toteuttamiseksi velallisen omaisuus siirtyy konkurssin alkaessa velkojien määräysvaltaan. Velallisen omaisuuden hoitamista ja myymistä sekä muuta konkurssipesän hallintoa varten on tuomioistuimen määräämä pesänhoitaja.”* (Konkurssilaki 120/2004)

Karelsin ja Prakashin (1987) mukaan yritysten konkurssit edeltää usein taloudelliset vaikeudet, kuten lainanmaksukyvyttömyys ja negatiivinen nettovarallisuus. He painottavat kuitenkin, että lyhyellä aikavälillä tämän kaltainen toiminta voi myös olla mahdollista ja on vaikeaa tunnistaa kohtaa, jossa terveeseen ympäristöön palaaminen olisi mahdotonta ja konkurssi on väistämätöntä. Yrityksen negatiivinen nettovarallisuus ei kuitenkaan ole yksinään riittävää konkurssiin ajautumiseen, vaan lopullisesta päätöksestä vastaa lainantajat (Bulow ja Shoven 1978). Konkurssiin ajautuminen harvoin tulee kuitenkaan yritykselle yllätyksenä, sillä se johtuu useiden kuukausien, jopa vuosien vaikeuksien kierteestä ja taloudellisesta ahdingosta. (Karels ja Parakash 1987; Bryan, Fernando & Tripathy 2013)

Ennen maksukyvyttömyyttä ja konkurssia taloudellisessa ahdingossa olevat yritykset käyvät usein läpi maksukyvyttömyysmenettelyn kuten yrityssaneerauksen, jonka tarkoituksena onkin saada yritykset pitkällä aikavälillä kannattaviksi. Suomessa yrityssaneerauslaki on tullut voimaan vuonna 1993 taloudellisen laman seurauksena, kun lukuisia pelastettavissa olevia yrityksiä ajautui konkurssiin. Yrityssaneerauksen tarkoituksena on helpottaa

talousvaikeuksissa olevan velallisen elinkelpoisen liiketoiminnan toipumista (Laki yrityksen saneeruksesta 1993/47). Toisin sanoen yrityssaneeraus on siis lakisääteinen velkajärjestely, jolla pyritään parantamaan elinkelpoisen yrityksen mahdollisuuksia jatkaa toimintaansa, jotta pyritään välttämään konkurssi. Koulun (2007, 3) mukaan yrityssaneerauksessa on kaksi näkökulmaa. Yrityksen tuloja voidaan lisätä, esimerkiksi suuntaamalla toimintaa uudelleen, kuten kehittämällä uusia kilpailukykyisempiä tuotteita. Hänen mukaansa myös yrityssaneeraus kasvattaa yhtiöiden luottoluokitusta, joten uuden luoton ottaminen luo lyhytaikaista apua maksuongelmiin. Toinen polku saneerauksessa on kuitenkin pienentää yrityksen menoja, joka tehokkaimmillaan saavutetaan vähentämällä vierasta pääomaa, jolloin myös rahoituskustannukset kuten korot vähenevät (Koulu 2007, 3).

Laitinen ja Laitinen (2004) jakavat yritysten toimintaedellytykset kolmeen ryhmään, vakavaraisuuteen, kannattavuuteen sekä maksuvalmiuteen, jonka he esittävät yrityksen terveyskolmiona. Kannattavuus ja maksuvalmius ovat liiketalouden peruskäsitteitä ja kuviosta 2 voidaan huomata, että kannattavuudella on yrityksen selviytymisen kannalta merkittävä rooli, sillä koko yrityksen toiminta nojaa kannattavuuden varaan (Koulu 2007, 3). Kuitenkaan pelkkä hyvä kannattavuus ei riitä yrityksen konkurssin estämiseen vaan myös heikko maksuvalmius tai vakavaraisuus voi ajaa yrityksen maksukyvyttömäksi.



Kuvio 2. Yrityksen terveyskolmio

Suomessa yritysten konkurssiprosessi on kaksijakoinen ja konkurssityypit on määritelty kahteen tyyppiin: maksuvalmiuden sekä vakavaraisuuden konkurssiin. Tämä kaksijakoisuus muodostuu siitä, että yritysten konkurssiprosessiin voidaan soveltaa konkurssilakia sekä osakeyhtiöiden kohdalla myös osakeyhtiölakia. Maksuvalmiuden konkurssissa yritys on nimensä mukaisesti maksukyvytön eikä se ole kykeneväinen maksamaan velkojaan niiden erääntyessä. Mikäli yrityksen maksuvalmius on heikko ja kassavirta negatiivinen, ei edes hyvä kannattavuus pysty pelastamaan yhtiötä pitkällä tähtäimellä. Yksi yleisimmistä syistä ajautua maksuvalmiuden konkurssiin on hallitsematon laajentuminen, jossa yritykseltä vaaditaan aluksi runsaasti pääomaa ilman, että uusia tuloja muodostuu samanaikaisesti. (Laitinen 1995; Koulu 2007, 2) Maksuvalmiussuhde onkin väistämätön taloudellinen indikaattori, kun mietitään konkurssia, sillä se arvioi käytettävissä olevien varojen merkitystä eri tilanteisiin. Tällä suhdeluvulla arvioidaan, pystyykö yritys maksamaan velkojaan ja jatkamaan toimintaansa (Brédart 2014).

Vakavaraisuuden konkurssissa puolestaan yrityksen velat kasvavat suuremmiksi kuin varat. Toisin sanoen yrityksen oma pääoma ei ole riittävää, vaan laskee tappioiden vuoksi alle kolmanneksen osakepääomasta. Kun yrityksen oman pääoman puute havaitaan, yritys joutuu ensin selvitystilaan, jossa oman pääoman puutetta voidaan korvata käyttöomaisuuden uudelleenarvioinnilla tai laskemalla liikkeelle uutta osakepääomaa. Yrityksen kohdatessa taloudellisia ongelmia, jotka aiheuttavat taloudellisia raskaita, kasvaa myös maksukyvyttömyyden todennäköisyys dramaattisesti (Brédart 2014). Mikäli omaa pääomaa ei saada toimenpiteillä nostettua riittävälle tasolle, voidaan yritys julistaa konkurssiin. (Laitinen 1995) Nämä konkurssiprosessit eivät kuitenkaan sulje pois toisiaan, eli likviditeetin heikkeneminen voi liittyä myös vakavaraisuuden konkurssiin tai maksuvalmiuden konkurssin yhteydessä voi ilmaantua myös signaaleja, jotka osoittavat vakavaraisuuskonkurssin edellytyksiä (Laitinen & Kankaanpää 1999).

Kuitenkin nykyisessä vapaassa markkinataloudessa ja sitä seuranneessa kilpailun lisääntymisessä, on yritysten kannattavuuden merkitys tullut yhä tärkeämmäksi tekijäksi selviytymis- ja laajentumismahdollisuuksien kannalta. Korkealla kannattavuudella yhtiö voi jopa selviytyä lyhytaikaisista ja tilapäisistä maksuvaikeuksista ja estää toiminnan menemistä rahoituskriisiin, vaikka pitkällä aikavälillä pelkkä kannattavuus ei riitäkään pelastamaan yhtiötä (Koulu 2007, 2) Lisäksi Chang, Lee & Sung (1999) mukaan yrityksen tuottama

kannattavuus on yksi ensisijaisista kriteereistä, kun rahoituslaitokset arvioivat luottojen myöntämistä.

## 2.1 Konkurssin syyt ja seuraukset

Konkurssin selittämiseen on syntynyt useita erilaisia määritelmiä, mutta Karels ja Parakash (1987) jakavat konkurssiin johtavat syyt ulkoisiin ja sisäisiin tekijöihin. Sisäiset tekijät he tunnistavat yrityksen sisäisiksi ongelmakohdiksi, kuten huono johtaminen, jossa muutoksiin reagoiminen on puutteellista, sisäisen viestinnän ja kommunikaation riittämättömyys, suurten projektien huono käsittely sekä sisäiset petokset. Ulkoisiksi syiksi voidaan puolestaan lukea sellaisia tekijöitä, joihin yritys ei itse pysty vaikuttamaan. Tällaisia syitä ovat muun muassa työvoimaongelmat, valtion sääntelyt sekä luonnonilmiöt kuten sääkatastrofit. Myös Mellani ja Wilkinson (2004) tukevat tätä jaottelua, sillä he kertovat tutkimuksessaan yrityksen johdolla olevan päätöksentekijöinä perustavanlaatuinen syy yrityksen konkurssiin. He toivat kuitenkin ilmi myös yrityksen ulkoisten tekijöiden merkityksen, jossa organisaatiot ovat sulautuneet ympäristöönsä ja siksi ulkoisilla tekijöillä kuten toimialalla on enemmän selitysvoimaa kuin yritystason tekijöillä. Toisin sanoen siis heidän mukaansa konkurssin aiheuttavat ulkoiset tekijät, joihin johdolla on vain vähän tai ei ollenkaan hallintaa. (Mellani ja Wilkinson 2004)

Useat tutkimukset on keskittyneet tilinpäätöksien lisäksi tarkastelemaan myös yrityksen ei-taloudellisia muuttujia ja näiden vaikutuksia konkurssien syntyyn. Ooghen ja De Prijckerin (2007) mielestä huomio konkurssien ennustamisessa on mennyt liikaa malleihin, joissa käytetään taloudellista tietoa, mutta ei-taloudellisten tekijöiden vaikutus on jätetty huomioimatta. Heidän mukaansa yritysten ulkoinen ympäristö klusteroi useita ulkoisia syitä ja näin ollen taloudellisten tekijöiden lisäksi yrityksen ympäristöllä, johtamisella, yrityspolitiikalla sekä yrityksen ominaisuuksilla kuten koolla tai iällä on suuri vaikutus yrityksen konkurssiriskiin. (Ooghe & De Prijcker 2007) Muun muassa Lennox (1999) tutkimus osoittaa, että yrityksen riski ajautua konkurssiin on suurempi, mikäli yritys on pieni. Lennox mittasi yhtiön kokoa henkilöstömäärällä, mutta tutkimuksia samasta aiheesta on tehty muitakin, esimerkiksi Yousaf (2023) tutkimuksen mukaan pienillä ja keskisuurilla yrityksillä on suurempi konkurssiriski kuin suurilla yrityksillä.



Ooghe & De Prijcker (2007) myös korostavat, että eri toimialoilla toimivilla yrityksillä on erilainen konkurssitodennäköisyys, vaikka taloudellinen profiili olisikin samanlainen. Vaikka mikään toimiala ei olekaan täysin immuuni kriiseiltä vaikuttavat muun muassa markkinoille pääsyn esteet ja yritysten välinen kilpailu erityisesti pk-yritysten menestymiseen ja epäonnistumiseen markkinoilla (Mayr, Mitter & Aichmayr 2017). Mayr et al. (2017) mukaan kilpailuilla toimialoilla konkurssiriski on huomattavasti suurempi kuin sellaisilla toimialoilla, jossa kilpailua ei esiinny paljoa. Myös Chava ja Jarrow (2004) mielestä taloudellinen intuitio viittaa siihen, että toimialan vaikutusten pitäisi olla tärkeä osa konkurssin ennustamista. Heidän mukaansa eri toimialat kohtaavat eritasoista kilpailua, ja siksi konkurssin todennäköisyys voi vaihdella eri toimialoilla toimivilla yrityksillä, joilla on muutoin identtiset taseet. (Chava & Jarrow 2004)

Myös Camska ja Klecka (2020) ovat tutkineet toimialan merkitystä konkurssihin ja heidän mukaansa toimialoilla on merkittävä riski markkinoilla menestymiseen ja konkurssiriskiin. Heidän tutkimuksensa mukaan eri toimialoilla toimivat yritykset saavuttavat erilaisia tuloksia, sillä pääomanlähteiden rakenne määräytyy toimialoihin kuulumisen mukaan. Toimialat vaikuttavat myös yritysten käyttöpääomarakenteeseen ja sitä kautta myös yritysten likviditeettiin sekä kannattavuuteen. (Jackson, Plumlee & Rountree 2017; (Camska & Klecka 2020)

Cubbin ja Geroski (1987) puolestaan sanovat, että toimialan vaikutukset ovat vähäisiä ja yrityksen kannattavuus riippuu yrityskohtaisista ominaisuuksista, kuten yrityksen koosta ja markkinaosuudesta. Suuri osa akateemisista tutkimuksista kuitenkin väittää, että on olemassa systemaattisia toimialojen välisiä eroja, kuten markkinoille pääsyn esteitä, jotka vaikuttavat eri tavalla yrityksen suorituskykyyn, mikä puolestaan viittaa siihen, että yrityksen suorituskyvyn keskimääräinen palautuminen voi olla toimialakohtaista eikä koko taloutta koskeva ilmiö. Kayon ja Kimuran (2011) ovatkin sitä mieltä, että yrityksillä, jotka toimivat aloilla, joilla on runsaasti resursseja, on myös enemmän mahdollisuuksia onnistua. Näin ollen tällaiset yritykset ovat yleensä kannattavampia verrattuna yrityksiin, jotka sijaitsevat toimialoilla, joilla resursseja on niukasti.

Suhdanneherkillä toimialoilla, kuten teollisuus ja rakentaminen on havaittu oleva suurin alttius konkurssille, verrattuna muihin toimialoihin. Useat tutkimukset tukevat toimialan vaikutusten merkitystä maksukyvyttömyyden todennäköisyydelle ja vipuvaikutusten haitalliset vaikutukset konkurssiin on selvimpiä teollisuudenaloilla. (Mirzaei, Ramakrishnan

& Bekrin 2016; Opler & Titman 1994) Muun muassa finanssikriisin aikaan rakennusteollisuus oli yksi suurimmin kärsineistä toimialoista hintaindeksien ja kustannusten nousun sekä asuntolainojen ja rahoituksen puutteen seurauksena. Spicka (2013) havaitsi tutkimuksessaan, että rakennusalan yhtiöt menivät konkurssiin äärimmäisen korkean velkasuhteen, merkittävästi alemman työvoiman sekä taseen tuottavuuden ja negatiivisen kannattavuuden seurauksena. Hän havaitsi myös, että rakennusalan yhtiöiden maksuvalmius ja likviditeetti oli selvästi muiden toimialojen konkurssiyhtiöitä alhaisemmalla tasolla (Spicka 2013). Ferris, Jayaraman & Makhija (1997) havaitsivat myös, että yrityksen konkurssi-ilmoituksella oli negatiivisia vaikutuksia yrityksen kilpailijoihin ja heidän osakkeisiinsa, sillä konkurssi paljastaa negatiivista tietoa toimialasta ja näin ollen myös kilpailijoiden osakekurssit laskevat konkurssi-ilmoituksen yhteydessä.

Useiden tutkimuksien mukaan myös yrityksen iällä on ratkaiseva rooli konkurssien syiden määrittämisessä ja tutkimuksissa on havaittu, että useimmat organisaatiot kuolevat nuorina. Kücher, Mayr, Mitter, Duller & Feldbauer-Durstmüller (2018) mukaan useat niistä tekijöistä, jotka aiheuttavat nuorempien yritysten konkurssin, ovat vähemmän merkittäviä vanhemmille yrityksille. Monilla uusilla yrityksillä on vaikeuksia tarjota korkealaatuisia tuotteita tai palveluita, eikä niillä ole riittävästi alkupääomaa ratkaistakseen alkuvaiheen sisäisiä ja ulkoisia haasteita. (Kücher et al. 2018)

Mellahi ja Wilkinson (2004) mukaan uusia rutiineja ja tehokkaita johtamisrakenteita on vaikeampi luoda kuin jatkaa jo vakiintuneella, joten vanhemmilla yrityksillä on tässä etulyöntiasema nuorempiin verrattuna. Heidän mukaansa nuoret yritykset joutuvat myös kamppailemaan asiakkaiden luottamuksen kanssa, joka on yhtenä syynä suureen konkurssiriskiin nuorilla yrityksillä. Aldrich ja Auster (1986) lisäävät myös, että kilpaileminen vakiintuneiden organisaatioiden kanssa vaikuttaa uusien organisaatioiden elinkelpoisuuteen, koska se tekee heidän resurssien saatavuudesta ongelmallista. Nuoret yritykset kamppailevat myös pääoman hankinnan ja työvoiman kilpailun kanssa. Laitisen (1990, 152) mukaan yritysten selviytymisen kannalta kriittisimmät hetket ovatkin viisi ensimmäistä vuotta, jonka jälkeen konkurssiriski pienenee olennaisesti, kun yritysten sopeutumiskyky on voimistunut. Kücher et al. (2018) painottavat kuitenkin, että yrityksen ikä ja koko ei yksiselitteisesti vaikuta yrityksen konkurssiriskiin, vaan syyt muodostuvat yhdessä muiden tekijöiden kanssa yritysten kasvaessa.

## 2.2 Konkurssin ennustaminen

Konkurssiennustetta on tutkittu laajasti viime vuosikymmeninä useilla erilaisilla tutkimustuloksilla. Konkurssin ennustamisen menetelmät pohjautuvat jo 60-luvulla luotuihin edelleen suosittuihin menetelmiin. Tässä alaluvussa tarkoituksena on tarkastella kuuluisimpia ja suosituimpia konkurssin ennustamisen menetelmiä, jotta saadaan ymmärrys tässä tutkimuksessa käytetystä menetelmästä. Konkurssin ennustamismallit perustuvat olettamukseen, että muutama vuosi ennen konkurssia on mahdollista tunnistaa näille yrityksille tyypillisiä oireita tulevasta ongelmista (Rybárová, Braunová & Jantošová 2016).

Kuten aiemminkin todettu, on konkurssilla vaikutusta yrityksen itsensä lisäksi myös yrityksen kaikille sidosryhmille ja näin ollen myös konkurssin ennustamiseen liittyviä tutkimuksia tehdään edelleen runsaasti. Konkurssin ennustamiseen on kaksi päälähestymistapaa: yhden tunnusluvun analyysit sekä usean tunnusluvun analyysit. Altmanin (1990, 77) mukaan konkurssitutkimuksessa on 8 erilaista lähestymistapaa, joita ovat: tilastollisten menetelmien kehittäminen, tilastollisten olettamusten vaikutusten arviointi, tilastollisen otoksen vaikutusten arviointi, tunnuslukujen ja tilinpäätöstietojen oikaiseminen, muiden muuttujien kuin tunnuslukujen käyttäminen, toimialaerojen huomiointi, konkurssiprosessia kuvaavien mallien kehittäminen sekä rahoittajien käyttäytymisen tutkiminen.

William H. Beaveria pidetään konkurssin ennustamistutkimuksen yhtenä uranuurtajista, joka toi ensimmäisenä maailmassa konkurssin ennustamista koskevaan tutkimukseen jotakin uutta. Beaver tutki yhteensä 158 yritystä, joista 79 oli konkurssiyrityksiä ja 79 toimivaa yritystä. Tutkimus toteutettiin niin sanotulla vastinparimenettelyllä, jossa jokaista konkurssiyritystä vastasi aina yksi aktiivinen yritys, joka oli samankokoinen ja toimi samalla toimialalla konkurssiyrityksen kanssa.

Altman yhdisti vuonna 1968 tehdyssä tutkimuksessaan useita eri taloudellisia muuttujia yhdeksi malliksi, jonka tarkoituksena on yhdistää useiden tunnuslukujen yhtäaikainen vaikutus yhdeksi informaatiota antavaksi luvuksi, jota nimitetään Z-luvuksi. Altmanin tutkimuksia voidaan pitää konkurssin ennustamisen edelläkävijöinä, sillä hänen luomansa monen muuttujan lineaariset ennustemallit tulivat käytetyimmiksi malleiksi konkurssin ennustamisen saralla. (Altman 1968; Laitinen 1990, 49–50)

Altman toteutti tutkimuksensa analysoimalla tilinpäätöstietoja yhteensä 66 yrityksestä, joista 33 oli mennyt konkurssiin seurantajakson aikana ja toiset 33 yritystä olivat edelleen toiminnassa seurantajakson jälkeen. Tutkimukseensa hän valitsi keskisuuria yrityksiä, sillä suurten yritysten konkurssit olivat harvinaisia ja pienten yritysten tilinpäätöstietoja oli hankala löytää. (Altman 1968) Luodessaan Z- lukuaan Altman (1968) tarkasteli 22 erilaista muuttujaa kannattavuuden, likviditeetin, velkaantuneisuuden, vakavaraisuuden sekä tehokkuuden osa-aloilta, joilla oli potentiaalia toimia konkurssin ennustamisessa. Lopulliseen malliinsa hän valitsi jokaisesta kategoriasta yhden tunnusluvun, jotka loivat konkurssin ennustamisen kannalta parhaan yhdistelmän. (Altman 1968; Laitinen 1990, 48–50) Tämä Z- luku esitetään kaavassa 1:

$$(1) Z = 0,012 * X_1 + 0,014 * X_2 + 0,033 * X_3 + 0,006 * X_4 + 0,999 * X_5, \text{ jossa}$$

$X_1$  = Käyttöpääoma / taseen loppusumma

$X_2$  = Kertyneet voittovarot / taseen loppusumma

$X_3$  = Liikevoitto / taseen loppusumma

$X_4$  = Oman pääoman markkina-arvo / vieraan pääoman kirjanpitoarvo

$X_5$  = Liikevaihto / taseen loppusumma

Mallissa ensimmäinen tunnusluku  $X_1$  kuvaa yrityksen likvidejä nettovaroja suhteessa niiden kokonaispääomaan. Tunnusluku  $X_2$  mittaa yrityksen kannattavuutta pitkällä tähtäimellä. Yrityksen ikä otetaan tässä tunnusluvussa implisiittisesti huomioon, eli nuorella yrityksellä on suurempi todennäköisyys ajautua konkurssiin, sillä niillä ei ole ollut aikaa kerryttää voittovarojaan samalla laajuudella kuin vanhemmilla yrityksillä. Tunnusluku  $X_3$  kuvaa yrityksen omaisuuden todellista tuottavuutta. Altman (1968) perustelee tämän tunnusluvun mukana oloa sillä, että yritysten lopullinen olemassaolo perustuu niiden omaisuuden ansaintakykyyn, jolloin tämä suhde näyttää erityisen sopivalta konkurssin ennustamista varten.

Tunnusluku  $X_4$  on mallin vakavaraisuuden mittari, joka osoittaa kuinka paljon yrityksen omaisuuden arvo voi laskea, ennen kuin velat ylittävät varat ja yrityksestä tulee maksukyvytön. Tunnusluku sisältää myös yrityksen markkina- arvon, jota muissa konkurssitutkimuksissa ei ole otettu huomioon. Mallin viimeinen tunnusluku  $X_5$  eli pääoman kiertonopeus kuvaa yrityksen mahdollisuuksista selviytyä kilpailutilanteista. Kyseinen

tunnusluku on siitä mielenkiintoinen, että sen tilastollinen merkittävyys on yksittäin hyvin pieni, mutta sillä on mallin kannalta erittäin merkittävä osa, kun se on yhdistettynä muihin mallin tunnuslukuihin. (Altman 1968)

Vaikka nämä konkurssin ennustamisen klassikkomenetelmät ovatkin edelleen suosittuja ja toimivia menetelmiä, on näissä myös omat ongelmansa. Lennox (1999) mukaan monen muuttujan diskriminanttianalyysin (*MDA, Multiple Discriminant Analysis*) heikkoudet perustuvat kahteen ongelmaan. Ensimmäiseksi selittävien muuttujien oletetaan noudattavan normaalijakaumaa, vaikka useiden tutkimuksien mukaan konkurssitutkimuksissa tyypillisesti käytetyt muuttujat eivät ole normaalisti jakautuneita.

Toiseksi MDA:ssa on oletus, että konkurssiyrietykset ja ei- konkurssiyrietykset ovat valittu satunnaisesti vastinpareiksi. Eisenbeis (1977) mukaan kuitenkin MDA:ssa käytetty tekniikkaa rikkoo tätä oletusta. Esimerkiksi yrityksen koon perusteella parin valitseminen johtaa liian vääristyneeseen otokseen, sillä pienet yritykset joutuvat todennäköisemmin konkurssiin kuin suuret yritykset. Vastaavasti myös toimialaperusteisesti vastinparin valinta johtaa siihen, että otokseen tulee liian monta ei- konkurssiyrietystä taantuman runtelemilla toimialoilla. (Lennox 1999) Hillegeistin et al. (2004), mukaan yksi Altmanin mallin puutteista on myös se, että se ei sisällä omaisuuden volatiliteetin mittaa. Heidän mukaansa volatiliteetti on tärkeää huomioida, sillä se mittaa todennäköisyyttä, että yrityksen omaisuuden arvo laskee siinä määrin, että se ei pysty maksamaan velkojaan.

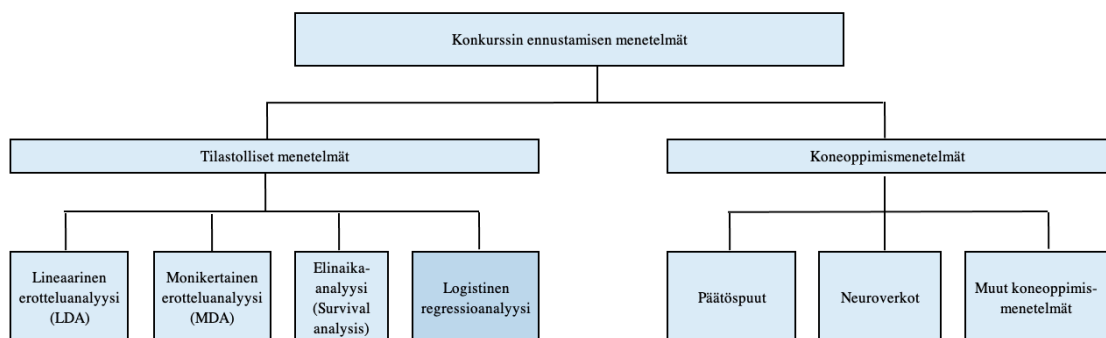
Konkurssin ennustamiseen onkin pyritty kehittämään useita vaihtoehtoisia menetelmiä, joilla pyritään jatkuvasti parantamaan konkurssin ennustamistarkkuutta. Balcaen ja Ooghen (2005) mukaan Altmanin kehittämä monimuuttujamalli on korvattu nykypäivänä vähemmän vaativilla tilastollisilla tekniikoilla, kuten logit- analyysillä, probit- analyysillä ja lineaarisella todennäköisyysmallintamisella, joista varsinkin logit- analyysi on tänä päivänä erittäin suosittu menetelmä.

Ensimmäisen kerran logistista regressioanalyysiä (logit- mallia) konkurssin ennustamiseen käytti Ohlson (1980) kun hän kritisoi monen muuttujan erotteluanalyysejä ja niiden mielivaltaisuutta kriteerien valinnassa. Hänen mukaansa logistisen regressiomallin avulla pystyttäisiin välttämään kaikki nämä ongelmat, kun sisällytetään muuttujat ennustajiksi malliin (Ohlson 1980). Toisin siis kuin Altmanin Z- malli joka luo pistemäärän, jolla havainnot luokitellaan hyvien ja huonojen maksajien välillä, Ohlsonin malli määrittää

mahdollisen lainanottajan maksukyvyttömyyden todennäköisyyden (Barboza, Kimura & Altman 2017).

Ohlsonin (1980) tutkimus perustui 105 konkurssiyrityksen ja 2 058 aktiivisen yrityksen tilinpäätöstietoihin. Hän tunnisti neljä tekijää tilastollisesti merkittäviksi konkurssin todennäköisyyden ennustamiseen: I) yrityksen koko, II) suorituskyvyn mitta/määrä, III) nykyisen likviditeetin mitta/määrä ja IV) yrityksen rahoitusrakenteen mitta. Hänen mallinsa suurin haitta on, että se ei ota huomioon yritysten markkinatietoja.

Zmijewski (1984) käytti probit-mallia. Hänen tutkimuksensa käsitti 81 konkurssiyritystä ja 1600 aktiivista yritystä vuosina 1972–1978. Hänen tutkimuksensa osoitti kolme muuttujaa tilastollisesti merkitseviksi maksukyvyttömyyden todennäköisyyden selittämisessä: I) varojen tuotto; II) taloudellinen vipuvaikutus; III) likviditeetti. Westgaard & Van der Wijst (2001) havaitsivat, että logit-malli pystyy ennustamaan maksuhäiriöt riittävän hyvin, kun ennustamisessa käytetään likviditeettiä, taloudellista kattavuusastetta, yrityksen kokoa, vakautta, kassavirta- velkasuhdetta sekä yrityksen ikää. Lennox (1999) tutki puolestaan probitin, logitin ja MDA:n suorituskykyä ja hänen tutkimuksensa mukaan probit- ja logit-mallit ennustivat konkurssin paremmin kuin MDA:n avulla pystyttiin ennustamaan konkurssiin menneitä yrityksiä. Myös keino- ja ihmisällyn perustuvat menetelmät ovat viime vuosien aikana nousseet suureen suosioon ja 2000-luvusta lähtien tilastolliset menetelmät on korvattu tekoäly- ja koneoppimismenetelmillä (Kuvio 3). Näitä nykyisiä lähestymistapoja ovat muun muassa päätöspuut neuroverkot sekä selviytymisanalyysi (Laitinen & Kankaanpää 1999; Camska ja Kleckan 2020)



Kuvio 3. Konkurssin ennustamisen menetelmät (Mukaiilen Devi & Radhika 2018).

Päätöspuutekniikoita on käytetty laajalti luokittelumallien rakentamiseen tai ennustealgoritmien kehittämiseen kohdemuuttujalle, sillä tällaiset mallit muistuttavat läheisesti ihmisen päättelyä ja ovat helposti ymmärrettäviä (Kotsiantis 2013). Neuroverkot yrittävät peilata aivojen toimintoja tietokoneistettuna palauttamalla oppimismekanismin ihmisen käyttäytymisen perustaksi (Mohanraj, Jayaraj & Muraleedharan 2012). Selviytymisanalyysi on tilaston alakenttä, jonka tavoitteena on analysoida ja mallintaa dataa, jossa lopputuloksena on aika, kiinnostavan tapahtuman toteutumiseen (Wang, Li & Reddy 2019). Se on hyödyllinen aina, kun tutkija on kiinnostunut tietyn tyyppisen tapahtuman esiintymistiheydestä sekä tällaisen tapahtuman esiintymisajan arvioimisesta.

Siitä huolimatta, että viime vuosien aikana erilaiset koneoppimismenetelmät on ottanut jalansijaa, käytetään tässä tutkimuksessa logistista regressioanalyysiä. Logistisen regressioanalyysin yleisyys konkurssin ennustamisessa ei ole sattumanvaraista, vaan suosio perustuu sen menestykseen luottoluokitusten ja konkurssien ennustamisessa ajan saatossa. Otoksella on myös merkittävä vaikutus logit- mallin ja koneoppimismenetelmien käyttöön ja siinä missä koneoppimismenetelmät vaativat suuren otoksen, on pienemmille otoksille logistinen regressioanalyysi kätevämpi ja hyödyllisempi. Logistinen regressio antaa siis selkeitä viitteitä selittävien muuttujien tärkeydestä mallille, joka auttaa tunnistamaan avaintekijät, jotka vaikuttavat konkurssiennusteisiin. Tutkimusongelma, tutkimuskysymykset sekä myös otoskoko huomioon ottaen, on logistinen regressioanalyysi tähän tutkimukseen sopivampi menetelmän kuin koneoppimismenetelmät.

### 2.2.1 Tunnuslukuanalyysi konkurssin ennustamisen menetelmänä

Tilinpäätöksillä on ratkaiseva rooli luotettavan tiedon tuottamisessa ja tunnusluvut lasketaankin yritysten tilinpäätöksellä raportoiduista taloudellisista tiedoista (Alfraih 2016). Taloudellisen raportoinnin ensisijaisena tarkoituksena on tarjota tietoja, joista on hyötyä olemassa oleville ja mahdollisille sijoittajille, lainanantajille ja muille velkojille, jotta he voivat arvioida raportoivan yhteisön arvoa (Hail 2013). Eklundin, Backin, Vanharannan ja Visan (2003) mukaan taloudellisia tunnuslukuja hyödynnetään taloudellisessa analyysissä, sillä tunnusluvuilla saadaan tiedot vertailukelpoiseen muotoon yritysten välillä.

Vaikka yritysten raportoimat taloudelliset tiedot ja näistä muodostettavat tunnusluvut perustuvatkin historiatietoihin, on Beaverin, McNicholsin ja Rhien (2005) mukaan

taloudellisilla tunnusluvuilla ennustevoimaa konkurssien suhteen, ja tunnuslukujen muutoksia tutkimalla konkurssi voidaan ennustaa jopa viisi vuotta etukäteen. Tunnuslukuja on kuitenkin useita erilaisia ja ne kuvastavat yrityksen taloudellista tilaa eri näkökulmista (Eklund et al. 2003). Näin ollen konkurssin ennustamiseen tulisi valita mukaan sellaisia tunnuslukuja, jotka tarkastelevat yrityksen tilaa monesta eri näkökulmasta, eikä keskity vain yhteen puoleen.

Tunnuslukujen uskotaan ennakoivan yrityksen tulevaa tilaa ja empiiristä näyttöä taloudellisten tunnuslukujen hyödystä konkurssin ennustamisessa on osoitettu useilla tutkimuksilla. Tunnuslukuanalyysin käyttö konkurssin ennustamisessa perustuu oletukseen, jossa konkurssiin joutuneiden yritysten suhdejakaumat heikkenevät selvästi konkurssin lähestyessä (Beaver 1966). Toisin sanoen siis mitä lähempänä konkurssia yritys on, sitä enemmän löytyy myös merkittäviä eroja taloudellisissa tunnusluvuissa maksukyvyttömän ja ei- maksukyvyttömän yrityksen välillä (Mulyawan 2015).

Altmanin (1968) mukaan konkurssiyhtiöiden ja aktiivisten yhtiöiden tunnuslukujen välillä oli merkittäviä eroja ja useiden tutkimustuloksien mukaan tunnuslukuanalyysillä on selkeä potentiaali konkurssin ennustamisessa. Altmanin (1968) mukaan kannattavuutta, maksuvalmiutta sekä vakavaraisuutta mittaavat tunnusluvut ovat selkeästi muita tunnuslukuja tärkeämmässä asemassa. Myös Tian Yun ja Guon (2014) mukaan kirjanpitoliedoista muodostetut tunnusluvut sisältävät myös merkittävää lisätietoa tulevasta maksukyvyttömyysriskistä, ja niiden merkitys suhteessa markkinaperusteisiin muuttujiin konkurssiennusteissa kasvaa ennustehorisontin myötä. (Tian, Yu & Guo 2014)

Wun, Grauntin ja Grayn (2010) mukaan yritys joutuu todennäköisemmin konkurssiin, jos sillä on alhaisempi kannattavuus, pienempi likviditeetti ja suurempi velkaisuus. Lugovskayan (2009) tekemän tutkimuksen mukaan yritysten maksukyvyttömyys voidaan ennustaa taseesta ja tuloslaskelmasta saatujen tunnuslukujen perusteella, jossa likviditeetin nähdään olevan tärkein tekijä malleissa. Kuitenkin Tafflerin (1983) mukaan keskittyminen yksittäisiin tunnuslukuihin hämärtää julkaistujen tilinpäätösten todellista arvoa. Siten esimerkiksi yrityksen suorituskyvyn arvioiminen pelkästään sen kannattavuuden perusteella voi johtaa harhaanjohtavaan näkemykseen. Hänen mukaansa optimaalinen tulos saadaan, kun tilinpäätöstä tarkastellaan kokonaisuutena, ja suhteutetaan saadut tulokset muiden yritysten tietoihin (Taffler 1983).



Taloudellisia tunnuslukuja on käytetty liiketoiminnan konkurssien ja suorituskyvyn avainindikaattoreina konkurssin ennustemalleissa jo pitkään (Sousa, Braga & Cunha 2022). Ensimmäinen askel kuitenkin missä tahansa empiirisessä tutkimuksessa taloudellisesta konkurssista on valita sisällytettävät selittävät muuttujat: yritysten taloudelliset tunnusluvut, makrotaloudelliset muuttujat tai näiden molempien yhdistelmä. Tunnusluvuilla on kuitenkin merkittävä rooli konkurssien ennustamisessa ja aikaisemmat tutkimukset osoittavat, että taloudelliset tunnusluvut heijastavat suurta kykyä ennustaa konkurssia (Sousa, Braga & Cunha 2022). Yksimielisyyttä ei kuitenkaan näytä vallitsevan siitä, mitkä tunnusluvut ovat sopivimmat yrityksen konkurssin ennustamiseen, joten yleisesti ottaen tähän tarkoitukseen käytettävien taloudellisten ja rahoituksellisten tunnuslukujen luokittelussa on suuria eroja (Acosta-González, Fernández-Rodríguez, & Ganga 2019). Monissa tutkimuksissa tunnusluvut valitaankin muun muassa perustuen niiden suosioon aikaisemmassa kirjallisuudessa ja tutkimuksissa (Smith & Liou 2007).

Suurin osa taloudellisista indikaattoreista keskittyy ensisijaisesti yrityksen sisäiseen ympäristöön ja jättää huomioimatta suhdannesyklin vaikutusta yrityksen asemaan (Sousa et al. 2022). Monet tutkimukset, kuten Hernandez Tinoco & Wilson (2013) mukaan taloudellisten tunnuslukujen yhdistäminen muun tyyppisiin muuttujiin voi täydentää malleja ja lisätä niiden ennustevoimaa. Muun muassa talouden suhdannevaihteluiden ja inflaation välillä on selkeä korrelaatio, sillä inflaatiolla on usein taipumus hidastua talouden supistuessa ja vastaavasti nousta talouden kasvaessa (Smith & Liou 2007). Myös bruttokansantuotteen ja yritysten syntyvyyden on havaittu lisäävän konkurssiennusteen tarkkuutta enemmän, kuin pelkkiä makrotaloudellisia tekijöitä hyödyntämällä (Sousa et al. 2022).

### 2.2.2 Konkurssin ennustaminen talouden laskusuhdanteessa

Nykyinen globalisaation, myrskyisän taloudellisen muutoksen ja kiivaan kilpailun muovaama taloudellinen ympäristö asettaa yrityksille ja niiden hyvinvoinnille haastavat edellytykset. Sitä vastoin monet yritykset eivät selviä pitkällä aikavälillä ja niiden on vetäydyttävä markkinoilta ja lähes puolet yrityksistä menee konkurssiin ensimmäisten viiden toimintavuoden aikana. (Camska & Klecka 2020) Makrotaloudellisen epävakauden vaikutusta yritysten konkurssisiin onkin tutkittu laajasti eri tutkijoiden toimesta ja

tutkimuksien mukaan yleisen taloudellisen tilanteen heikkeneminen ja makrotaloudelliset muutokset johtaa konkurssien lisääntymiseen ja yrityskauppojen ilmaantumiseen (Bruneau, de Bandt & El Amri 2012; Battacharjee, Higson, Holly & Kattuman 2009). On myös tutkittu, että konkurssia ennustettaessa yrityksestä riippumattomien makrotaloudellisten muuttujien lisääminen ennustamismalliin lisää myös ennustamistarkkuutta.

Acosta-Gonzálezin, Fernández-Rodríguezin ja Gangan (2019) mukaan taloudellinen kriisi ja siitä johtuva maksukyvyttömyyden räjähdysmäinen kasvu 2000- luvun puolessa välissä ovat tehneet selväksi, että konkurssi- ilmiötä ei voida selittää ilman makrotaloudellisia muuttujia. Näin ollen on otettava huomioon talouden kokonaistilanne eikä pelkästään yritysten sisäisiä taloudellisia tunnuslukuja. He tutkivat rakennusalan konkurssia vuosilta 1995–2011 logistisen regressioanalyysin avulla ja hyödynsivät perinteisten taloudellisten tunnuslukujen lisäksi myös makrotaloudellisia muuttujia sekä myös yrityksen ikää ja kokoa. Tutkimuksen tulos osoitti, että konkurssiyhtiöt olivat alttiimpia makrotaloudellisille muutoksille, kuin omille kirjanpitosuhteilleen.

Myös Topaloğlu (2012) tutki rakennusalan konkurssia pitkällä aikavälillä, vuosien 1980–2007 ajalta. Hänen otoskokonsa koostui yhteensä 7 743 aktiivisesta yrityksestä ja 383 konkurssiyrityksestä. Hän yhdisti tutkimuksessaan taloudellisten tunnuslukujen ja markkinavetoisten tunnuslukujen lisäksi myös bruttokansantuotteen (BKT), jota voidaan pitää merkittävänä teollisuuden alan konkurssien ennustajana. Hänen tutkimuksensa tuloksena oli, että kirjanpitomuuttujat menettävät merkityksensä, kun ne yhdistetään markkinavetoisiin muuttujiin ja makrotaloudellisiin muuttujiin. Tutkimuksesta kävi myös ilmi, että makrotaloudellinen tekijä BKT osoittautuu merkittäväksi indikaattoriksi konkurssiennusteelle ja tulokset osoittavat, että BKT:n kasvu vähentää konkurssiriskiä.

Makrotalouden epävakaus lisää siis konkurssia ja vähentää yrityskauppoja, kun taas vakaalla ja tuottavalla kaudella, jolloin makrotalouden olosuhteet ovat hyvät ja kysyntä on ennakoitavampaa, on myös taloudellisten vaikeuksien ilmaantuvuus pienempi. Näin ollen siis kokonaisuutena vakaana ajanjaksona konkurssialttius on pienempi ja yritysostoalttius suurempi, kuin epävakaassa taloustilanteessa. Wu, Gaunt ja Gray (2010) sanovat, että kattavampi malli, joka tekee päätelmiä keskeisistä kirjanpilotiedoista yhdistettynä markkinatietoihin ja yrityksen ominaisuuksiin, tarjoaa luotettavimman ennusteen tulevasta konkurssista, kuin pelkkiin taloudellisiin tietoihin perustettu ennustusmalli. Lisäksi talouden laskusuhdanteessa pankit voivat myös alkaa rajoittaa luottotarjontaa, sillä ne alkavat välttää

riskejä, kun ne havaitsevat enemmän konkurssseja tai koska suuremmat tappiot rajoittavat niiden kykyä laajentaa omaisuutta (Bruneau et al. 2012).

Lennoxin (1999) tekemän tutkimuksen tulokset osoittavat, että konkurssi on todennäköisempi, kun talous siirtyy noususuhdanteesta taantumaa. Tulokset osoittivat myös, että yrityksen konkurssiriski on alhaisempi seuraavien 12–18 kuukauden aikana, mikäli talous on tällä hetkellä taantumassa ja liiketoimintaolosuhteiden odotetaan paranevan.

Makrotalouden heikkeneminen laukaisee yritysten maksukyvyttömyyden kasvun ja todennäköisesti vaikuttaa myös taloudellisten tunnuslukujen arvoihin, mikä puolestaan johtaa taloudellisia vaikeuksia ennustavien mallien lopullisiin arvoihin. Taantumavaiheen aikana talouden tunnuslukujen arvojen voidaan odottaa heikkenevän toisin kuin kasvuvaiheessa, jolloin arvot parantuvat. (Camska & Klecka 2020)

Alla olevaan kuvioon 4 on kuvattuna vielä yhteenvetona konkurssin ennustamisessa käytettävät tärkeimmät taloudelliset tunnusluvut aiempien tutkimuksien mukaisesti. Taloudellinen analyysi on keskeisessä roolissa arvioitaessa yrityksen tulevaisuutta. Keskeisiä tarkasteltavia ulottuvuuksia ovat muun muassa kannattavuus, likviditeetti ja vakavaraisuus, joista jokainen kategoria tarjoaa näkökulmia yrityksen taloudellisen tuloksen eri puolista. Näiden lisäksi myös makrotaloudellisella ympäristöllä ja yrityksen ominaisuuksilla on huomattu aiemmissä tutkimuksissa olevan vaikutusta konkurssirisktiin.



Kuvio 4. Yhteenveto konkurssin ennustamisen muuttujista ja menetelmistä

Tutkimuksiin, joissa on käytössä pienempi otoskoko, on tilastolliset menetelmät, kuten logistinen regressioanalyysi usein sopivampi. Puolestaan isojen otoskokojen tutkimiseen on koneoppimismenetelmät tehokkaampia kuin tilastolliset menetelmät. Tässä tutkimuksessa menetelmänä käytetään logistista regressioanalyysiä, sillä se on erinomainen menetelmä mallintamaan konkurssin todennäköisyyttä. Myös tutkimuksen otoskoon puolesta, tilastollisen menetelmän käyttö on sopivampaa kuin koneoppimismenetelmien.

## 3 TUTKIMUSMENETELMÄT

Tässä pääluvussa käsitellään tutkimuksen aineistoa ja menetelmää tarkemmin. Aluksi käydään läpi tutkimuksessa käytettävä aineisto ja tutkimukseen valitut tunnusluvut. Näiden lisäksi käydään myös läpi analyysimenetelmä sekä viitekehys tutkimuksen etenemisestä.

### 3.1 Tutkimusaineisto

Tämän tutkimuksen aineistoksi valittiin joukko suomalaisia pieniä ja keskisuuria osakeyhtiöitä, jotka toimivat rakentamisen toimialalla. Tarkastelu on rajattu nimenomaisesti Suomessa toimiviin yrityksiin ja kaikkien yritysten toimiessa samalla toimialalla sekä maantieteellisellä alueella, helpottaa tulosten vertailua.

Kaikki tutkimukseen käytetty data on kerätty Bureau Van Dijk:n Orbis- tietokannasta, josta pystytään hakemaan tietoa eri hakukriteerejä hyödyntäen. Järjestelmä sisältää tietoa yrityksistä ympäri maailmaa ja keskittyy yksityisten yritysten tietoihin sekä yritysten esittelyyn vertailukelpoisissa muodoissa. Järjestelmä paljastaa myös lähdetietonsa, ja suomen yritysten osalta tiedot tarjoaa Suomen Asiakastieto Oy. Näin ollen saatavilla oleva datan voidaan todeta olevan paikkaansa pitävää.

Aineistoon valittiin siis suomalaisia rakennusalan yrityksiä, jotka olivat menneet konkurssiin vuoden 2020 aikana tai sen jälkeen. Valittavien yritysten vaatimuksena oli se, että ne ovat osakeyhtiöitä ja tilinpäätökset olivat saatavilla vähintään kolmelta konkurssia edeltävältä tilikaudelta. Yhteensä konkurssiyrityksiä löytyi 166, joiden tilikaudet ajoittuivat vuosien 2017–2023 välille.

Aineistoon valittiin konkurssiyritysten lisäksi myös joukko aktiivisia yrityksiä samoin kriteerein kuin konkurssiyrityksiä. Aktiivisten yritysten tuli siis olla aktiivisia vielä elokuussa 2023. Aktiivisia yrityksiä on kuitenkin luonnollisesti moninkertaisesti enemmän kuin konkurssiyrityksiä, ja jotta joukot pysyisivät tasapainoisina, valittiin aktiivisia yrityksiä aineistoon satunnaisotannalla sama määrä kuin konkurssiyrityksiä, eli 166 kappaletta. Jotta joukoista saatiin mahdollisimman vertailukelpoisia keskenään, käytettiin aktiivisten

yritysten rajauksessa kriteerejä, joita konkurssiyhtiöiden datajoukosta jäi jäljelle, aineiston karsinnan jälkeen. Näin ollen kaikki yritykset ovat mahdollisimman samankokoisia sekä ikäisiä ja henkilöstömäärä ei eroa suuresti.

Vaikka Orbis- tietokannassa on joukko valmiiksi laskettuja tunnuslukuja, oli useiden yritysten osalta joitain puutteita, joko tunnusluissa tai saatavilla olevissa tilikausissa. Aineiston karsinta on koottu taulukkoon 1.

Taulukko 1. Aineiston karsinta

	Konkurssiyrietykset	Aktiiviset yritykset
Yrityksiä alussa	166	166
Puuttuu tilikausia	2	5
Puuttuu tunnusluku	57	27
Outlierit	4	0
-> Yrityksiä lopussa	<b>103</b>	<b>134</b>

Aluksi aineistosta karsittiin yhtiöt, joilla ei ollut saatavilla 3 täyttä tilikautta. Tämän jälkeen konkurssiyrityksiä jäi jäljelle 164 kappaletta ja aktiivisia yrityksiä 161 kappaletta. Tämän jälkeen käytiin läpi vielä tutkimukseen valitut tunnusluvut yhtiöiden osalta. Aineistoa läpikäydessä huomattiin, että usealla yrityksellä oli puutteita saatavilla olevassa tiedossa ja tämän vuoksi myös useita tunnuslukuja puuttui. Aineistosta poistettiin kaikki yritykset, joilta ei löytynyt valittuja tunnuslukuja, ja jäljelle jäi konkurssiyhtiöitä 107 kappaletta ja aktiivisia yhtiöitä 134 kappaletta. Konkurssiyhtiöistä poistettiin myös 4 kappaletta suurimpia outliereita, eli muusta aineistosta suuresti poikkeavia havaintoja sisältäviä yrityksiä. Aktiivisten yritysten joukosta outliereita ei tarvinnut poistaa, sillä yritykset rajattiin jo alkuun samankaltaisiksi kuin konkurssiyrietykset. Näin ollen lopullisessa aineistossa konkurssiyrietyksiä on 103 kappaletta ja aktiivisia yrityksiä 134 kappaletta.

### 3.2 Tutkimuksen muuttujat

Selittävien muuttujien valinta tehtiin perustuen aikaisempiin tutkimuksiin, valiten tunnuslukuja laajasti eri talouden osa-alueista. Myös makrotaloudellisten muuttujien käyttäminen yhdessä mikrotaloudellisten muuttujien kanssa edistää konkurssiennusteen tarkkuutta, joten tähänkin tutkimukseen valittiin muuttujia myös makrotalouden näkökulmasta.

Monissa tutkimuksissa mikrotaloudelliset tunnusluvut luokitellaan yleensä luokkiin tai ryhmiin, joilla on samanlaiset ominaisuudet. (Acosta-González et al. 2019) Näin ollen myös tässä tutkimuksessa taloudelliset tunnusluvut luokiteltiin seuraavasti viiteen luokkaan: kannattavuus, vakavaraisuus, maksuvalmius, kassavirta, toiminnan laajuus sekä muut sisäiset muuttujat (taulukko 2). Nämä mikrotaloudelliset muuttujat on haettu Orbis-tietokannasta ja valittu mukaan valmiiksi laskettujen tunnuslukujen joukosta. Kyseiset tunnusluvut valittiin mukaan muun muassa niiden esiintyvyyden mukaan aiemmissa tutkimuksissa. Osa tunnusluvuista jouduttiin kuitenkin tiputtamaan tutkimuksesta pois runsaiden puutteellisuuksien vuoksi useiden yritysten kohdalla.

**Kannattavuuden** tunnusluvuiksi valittiin käyttökatte %, kokonaispääomantuotto % (ROA) sekä liike-tulos %. Kokonaispääomantuoton (ROA) sisällyttäminen tähän työhön oman pääoman tuoton (ROE) tai sijoitetun pääoman tuoton (ROCE) sijaan on perusteltua, sillä ROA painottaa toiminnan kokonaistehokkuutta, mikä tarjoaa kattavamman näkemyksen yrityksen kykyyn tuottaa voittoa, riippumatta sen pääomarakenteesta. Käyttökatte % puolestaan kuvaa paljonko liiketoiminnasta jää yritykselle katetta toimintakulujen jälkeen ja liike-tulos % kuvaa yrityksen varsinaisen liiketoiminnan tulosta, eli omistajille jäävä osuus liiketoiminnasta.

**Vakavaraisuuden** tunnusluvuksi valittiin ainoastaan omavaraisuusaste, joka laskee yhtiön oman pääoman suhdetta koko taseen loppusummaan, eli kuinka iso osa yhtiön varoista on rahoitettu omalla pääomalla. Omavaraisuusaste on keskeinen mittari yrityksen rahoitusrakenteesta. Korkeampi omavaraisuusaste viittaa siihen, että suurempi osa yhtiön varoista on rahoitettu omalla pääomalla, mikä puolestaan viittaa pienempään taloudelliseen vipuvaikutukseen. Päinvastoin alhaisempi omavaraisuusaste voi olla merkki suuremmasta riippuvuudesta velkarahoituksesta. (Alarussi & Alhaderi 2018) Omavaraisuusasteen lisäksi

vakavaraisuudesta kerättiin myös suhteellinen velkaantumisasaste, mutta tämä jouduttiin tiputtamaan pois, sillä tunnusluku puuttui huomattavalta määrältä yrityksistä.

**Maksuvalmiuden** tunnusluvuiksi valittiin Current ratio sekä Quick ratio, näiden ollessa yleisesti käytetyimmät maksuvalmiuden tunnusluvut. Näiden tunnuslukujen avulla voidaan mitata yrityksen kykyä suoriutua lyhytaikaista velkasitoumuksistaan. Maksuvalmiussuhteen tulos saadaan jakamalla käteisvarat ja likvidit varat lyhytaikaisilla lainoilla ja veloilla. Näin ollen voidaan osoittaa, kuinka monta kertaa lyhytaikaiset velkasitoumukset katetaan käteisellä ja likvideillä varoilla. Lyhytaikaiset velvoitteet katetaan täysimääräisesti, kun arvo on suurempi kuin 1, mikä tarkoittaa, että yrityksen taloudellinen tilanne on hyvä ja taloudellisten vaikeuksien todennäköisyys on pienempi. (Chnar 2018) Tunnuslukujen erona on, että Quick ratio ottaa mukaan laskelmaan kaikista likvideimmät varat, kun taas Current ratio huomioi myös varaston.

Myös **kassavirta** otettiin tunnusluvuissa huomioon. Kassavirran suhde omaisuuseriin arvioi tehokkuutta, jolla yritys tuottaa kassavirtaa kokonaisvaroistaan. Tämä suhde on hyödyllinen arvioitaessa yrityksen kykyä tuottaa käteistä tuottoa suhteessa sen omaisuus pohjan kokoon. Kassavirran suhde omaisuuseriin antaa käsityksen siitä, kuinka tehokkaasti yritys pystyy muuttamaan varansa käteiseksi. (Acosta-González et al 2019)

Mikrotaloudellisiin muuttujiin otettiin myös mukaan **toiminnan laajuus**, josta otettiin mukaan muuttujiksi yrityksen henkilöstömäärä tilikaudella sekä taseen loppusumman luonnollinen logaritmi. Myös yrityksen ikä vuosina on yksi tutkimuksen muuttujista. Ikä on laskettu perustamisvuodesta sen konkurssihetkeen ja vastaavasti aktiivisilla yrityksillä perustamisvuodesta vuoteen 2023.

Näiden taloudellisten tunnuslukujen lisäksi mukaan valittiin myös kolme makrotaloudellista muuttujaa: inflaatio ja yleinen korkotaso sekä toimialaan liittyvistä muuttujista rakennuskustannusindeksi. Inflaatio laskentatapana on kuluttajahintaindeksin vuosimuutos ja korkotasona käytetään 12 kuukauden Euribor- korkoa, joka on haettu Suomen Pankin sivuilta. Rakennuskustannusindeksi on laskettu kokonaisindeksin (työ- ja tarvikepanokset sekä palvelut) vuosimuutoksena. Molempien käytettyjen indeksilukujen ja korkojen tiedot on haettu elokuulta jokaiselta vuodelta ja perusvuotena indeksille on käytetty vuotta 2015.



Taulukko 2. Tutkimukseen valitut mikrotaloudelliset tunnusluvut ja niiden laskentakaavat sekä aiemmat tutkimukset

### Mikrotaloudelliset muuttujat

Tunnusluku	Laskukaava	Lähde
<b>Kannattavuus</b>		
Käyttökate % (KÄYT) =	$\frac{\text{Käyttökate}}{\text{Liikevaihto}} \times 100$	Acosta-González et al. 2019; Jones & Wang 2019
Kokonaispääoman tuotto % (ROA) =	$\frac{[\text{Nettotulos} + \text{rahoituskulut} + \text{verot (12 kk)}]}{\text{Oikaistu taseen loppusumma keskimäärin}} \times 100$	Acosta-González et al. 2019; Cheng & Hoang 2015; Shumway 2001; Jones & Wang 2019
Liiketulos % (LIIK) =	$\frac{\text{Nettotulos}}{\text{Liikevaihto}} \times 100$	Acosta-González et al. 2019; Cheng & Hoang 2015; Zizi, Oudgou & El Moudden 2020; Jones & Wang 2019; Beaver 1966
<b>Vakavaraisuus ja maksuvalmius</b>		
Omavaraisuusaste (OMAV) =	$\frac{\text{Oma pääoma} + \text{varaukset}}{\text{Taseen loppusumma} - \text{ennakkomaksut}} \times 100$	Acosta-González et al. 2019; Jones & Wang 2019; Pompe & Bilderbeek 2005
Quick Ratio (QUICK) =	$\frac{\text{Rahoitusomaisuus}}{(\text{Lyhytaik. vieras pääoma} - \text{lyhytaik. saadut ennakot})}$	Acosta-González et al. 2019; Cheng & Hoang 2015; Zizi, Oudgou & El Moudden 2020
Current Ratio (CURR) =	$\frac{\text{Rahoitusomaisuus} + \text{vaihto} - \text{omaisuus}}{\text{Lyhytaikaiset velat}}$	Acosta-González et al. 2019; Cheng & Hoang 2015; Shumway 2001; Ohlson 1980; Zizi, Oudgou & El Moudden 2020; Beaver 1966
<b>Kassavirta</b>		
Cashflow ratio (CASH) =	$\frac{\text{Kassavirta}}{\text{Lyhytaikainen vieras pääoma}}$	Acosta-González et al. 2019; Beaver 1966
<b>Toiminnan laajuus ja muut sisäiset muuttujat</b>		
Henkilöstömäärä (HENK)	Henkilöstö keskimäärin tilikaudella	Jones & Wang 2019; Barboza, Kimura & Altman 2017
Koko 1 (LOG (TAS))	Taseen loppusumman luonnollinen logartimi	Acosta-González et al. 2019; Ohlson 1980; Jones & Wang 2019
Koko 2 (LV)	Liikevaihto	Klepáč & Hampel (2018)
Ikä (IKÄ)	Yrityksen ikä vuosina	Jones & Wang 2019; Lohmann & Ohliger 2019

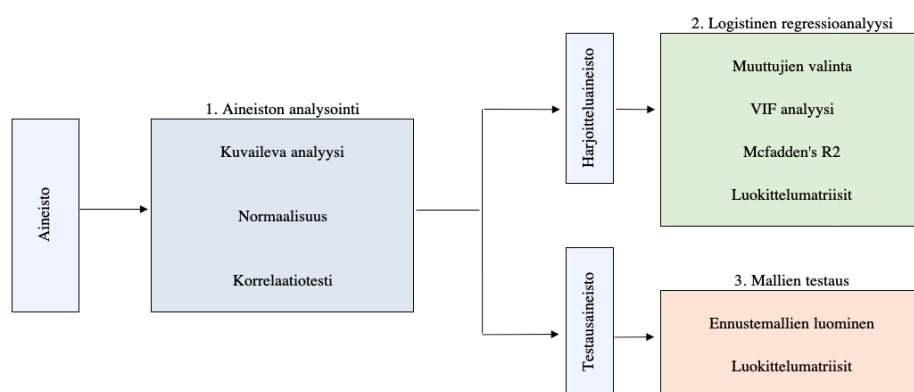
Alla olevaan taulukkoon 3 on koottu myös valittujen makrotaloudellisten muuttujien tiedot ja käyttö aikaisemmassa tutkimuksessa. Rakennuskustannusindeksi muuttujana ei ole kovinkaan yleinen aiemmassa tutkimuksessa, mutta kuten todettu, on toimialalla merkittävä vaikutus konkurssin ennustamiseen, valittiin tutkimukseen mukaan myös muuttuja, joka koskee suoraan rakennusalaa.

Taulukko 3. Makrotaloudelliset muuttujat sekä aiemmat tutkimukset

**Makrotaloudelliset muuttujat**

Muuttuja	Selite	Lähde
Inflaatio	Kuluttajahintaindeksin vuosimuutos	Acosta-González et al. 2019; Jones & Wang (2019); Sousa, Braga & Cunha 2022
Korkotaso	12 kuukauden Euribor	Acosta-González et al. 2019; Sousa, Braga & Cunha 2022
Rakennuskustannusindeksi	Rakennuskustannusindeksin vuosimuutos	

Alla olevaan kuvioon 5 on koottu malli tutkimuksen etenemisestä ja toteuttamisesta eri vaiheissa. Vaiheessa 1. tehdään tutkimuksen alkuperäisille muuttujille kuvaileva tilastoanalyysi, jossa tarkastellaan muuttujien minimi, - maksimi, - mediaani- sekä keskiarvoja. Tämän tilastoanalyysin tarkoituksena on havaita, mikäli perusjoukossa on suuri määrä muista muuttujista poikkeavia havaintoja, jotka saattavat aiheuttaa ongelmia tutkimuksen suorittamiselle. Muuttujien kuvaileva analyysi on toteutettu muuttujien valinnan yhteydessä luvussa 4.1. Selittävien muuttujien korrelaatiot testataan Pearsonin korrelaatiokertoimella, ja korrelaatiotulokset on myös avattu luvussa 4.1.



Kuvio 5. Tutkimuksen eteneminen. (Mukaiillen Sousa, Braga &amp; Cunha 2022)

Tämä jälkeen tutkimuksen aineisto jaetaan satunnaisesti harjoitteluaineistoon (70 %) ja testausaineistoon (30 %), ja suoritetaan itse logistinen regressioanalyysi. Tutkimuksessa on

käytössä neljä erilaista regressiomallia, jotka testaavat konkurssin ennustettavuutta eri muuttajakombinaatioita hyödyntäen. Regressiomallit on kuvattu luvussa 3.4. Harjoitteluaineiston osalta suoritetaan muuttujille VIF- analyysi ja mikäli selittävien muuttujien välillä esiintyy vahvaa multikollineaarisuutta (VIF- arvo yli 10), harkitaan muuttujan poistamista. VIF analyysi ja muuttujien lopullinen valinta on toteutettu luvussa 4.1. Harjoitteluaineiston osalta testataan myös mallien McFadden's  $R^2$ - arvoja, joka on suhteellinen mallin sopivuuden mitta, eli kuinka suuren osan kyseinen malli selittää vastemuuttujan vaihtelusta.

Kohdassa 3 puolestaan tarkoituksena on testata aikaisemmassa vaiheessa luotuja regressiomalleja ja arvioida mallin suorituskykyä luokittelumatriisien avulla. Luokittelumatriisien tarkoituksena on havaita, kuinka hyvin malli on luokitellut yrityksen aktiivisiksi- ja konkurssiyrityksiksi. Luokittelumatriisit käsitellään tutkimuksen luvussa 4.2.

### 3.3 Analyysimenetelmä

Regressioanalyysi on yksi yleisimmin käytetyimmistä ja keskeisimmistä tilastollisen analyysin menetelmistä, jossa tavoitteena on tutkia muuttujien välisiä kausaalisuhteita, eli tilannetta, jossa useammalla selittävällä muuttujalla voidaan selittää yhtä muuttujaa (Chatterjee & Hadi 2006; Metsämuuronen 2009, 710). Ensimmäisen kerran logistista regressioanalyysiä konkurssin ennustamiseen käytti Ohlson (1980) kun hän kritisoi monen muuttujan erotteluanalyysijä (*Multiple Discriminant Analysis, MDA*) ja niiden mielivaltaisuutta kriteerien valinnassa. Hänen mukaansa logistisen regressiomallin avulla pystyttäisiin välttämään kaikki nämä ongelmat, kun sisällytetään muuttujat ennustajiksi malliin (Ohlson 1980).

Logistisen regressioanalyysin avulla pyritään analysoimaan samoja asioita kuin perinteisellä regressioanalyysillä, mutta tässä tapauksessa selitettävän muuttujan tulee olla luokittelumuuttuja. Logistisessa regressioanalyysissä selitettävä muuttuja voi siis saada useamman toisensa poissulkevan arvon tai muuttuja voi olla dikotominen ja saa vain kaksi arvoa, tyypillisesti koodattuina 0 ja 1, kuten tässä tutkimuksessa. Toisin sanoen selitettävä muuttuja voi olla joko konkurssiyritys (1) tai ei- konkurssiyritys (0). (Liao 1994; Metsämuuronen 2009; 743–744)

Logistisen regression perusajatuksena on mallintaa todennäköisyys, että havainto kuuluu johonkin kahdesta luokasta yhden tai useamman ennustajamuuttujan perusteella. Ennustemuuttujat voivat olla jatkuvia (esim. ikä, tulot) tai kategoriallisia (esim. sukupuoli, koulutustaso). Ennustajamuuttujien ja binäärituloksen välinen suhde mallinnetaan käyttämällä logistista funktiota, joka kartoittaa ennustajien lineaarisen yhdistelmän todennäköisyysarvoon 0 ja 1 välillä.

Logistisessa regressioanalyysissä ei ole niin paljoa rajoituksia kuin tavallisessa regressioanalyysissä. Logistinen regressioanalyysi ei esimerkiksi ota kantaa selittäjien normaalisuuteen eikä selittäjien odoteta olevan myöskään olla lineaarisesti riippuvia toisistaan. Kuitenkin oletuksena on, että selittävien muuttujien ja selitettävän muuttujan välillä on lineaarinen yhteys, sillä ilman korrelaatiota ei muodostu myöskään kunnollisia regressiomalleja. (Metsämuuronen 2009, 744–745) Yhtenä logistisen regressioanalyysin rajoituksena voidaan kuitenkin pitää sen herkkyytenä multikollineaarisuudelle, jossa selittävät muuttujat korreloivat vahvasti keskenään (Doumpos & Zopounidis 1999). Multikollineaarisuus on siis ilmiö, jossa kaksi tai useampi ennustaja korreloi, jos näin tapahtuu, kertoimien keskivirhe kasvaa. Ylipaisuttamalla keskivirheitä, multikollineaarisuus tekee joistakin muuttujista tilastollisesti merkityksettömiä silloin, kun niiden pitäisi olla merkittäviä. (Daoud 2017) Tällaisessa tilanteessa kaksi voimakkaasti korreloivaa muuttujaa saatetaan virheellisesti ottaa mukaan malliin, vaikka vain toinen näistä tuo malliin lisää selitystä. Mikäli analyysiin valitaan mukaan epäolennaisia muuttujia, on myös tulokset epävarmoja. (Metsämuuronen 2009, 744–745)

Logistisen regressioanalyysin perusideana voidaan pitää, että jokainen muuttuja saa painokertoimen  $B$  (beeta) ja nämä kun painokertoimilla painotetut muuttujat summataan yhteen ja lisätään vakio, päästään lähelle selitettävän muuttujan arvoa. Toisin kuin normaalissa regressioanalyysissä selitetään selitettävää muuttujaa ja sen saamia arvoja, selitetään logistisessa regressioanalyysissä todennäköisyyttä tapahtumalle  $\hat{Y} = 1$ . Logistisen regressioanalyysin tapahtuman todennäköisyytenä voidaan pitää seuraavaa kaavaa 2, jossa  $\hat{Y}$  edustaa selitettävää muuttujaa:

$$(2) \hat{Y} = \frac{e^z}{1+e^z}$$

Kaavassa  $e$  on Neperin luku, joka edustaa luonnollisen logaritmin kantalukua ja  $Z$  puolestaan regressiokaavaa (kaava 3):

$$(3) Z = A + B_1 * X_1 + B_2 * X_2 + \dots + B_i * X_i, \text{ jossa}$$

A = vakio

$X_1 - X_i$  = selittävät muuttujat

$B_1 - B_i$  = muuttujien regressiokertoimet. Mallista puuttuu virhetermi  $e$ , joka teoriassa mallista kuitenkin aina löytyy, sillä malli ei koskaan kykene selittämään kaikkea selitettävän muuttujan vaihtelua.

### 3.4 Tutkimuksen regressiomallit

Tutkimuksessa on tarkoituksena tutkia konkurssin ennustettavuutta taloudellisten tunnuslukujen avulla sekä tarkastella miten hyvin muut muuttujat, kuten koko, ikä ja makrotaloudelliset muuttujat lisäävät ennustamistarkkuutta. Tutkielmaa varten muodostettiin siis neljä regressiomallia. Näistä ensimmäisen regressiomallin tarkoituksena on tutkia ainoastaan taloudellisten tunnuslukujen ennustamiskykyä, huomioimatta muita muuttujia. Tämä regressiomalli on esitetty oheisessa kaavassa 4.

$$(4) \ln \frac{p}{1-p} = Z = A + B_1 * ROA + B_2 * KÄYT + B_3 * LIIK + B_4 * OMAV + B_5 * QUICK + B_6 * CURR + B_7 * CASH$$

Toinen regressiokaavoista (kaava 5) tutkii puolestaan yrityksen iän ja koon huomioon ottamista ennustamistarkkuudessa. Toisin sanoen siis kyseinen regressiomalli tutkii aiemmin huomioitujen taloudellisten tunnuslukujen lisäksi myös yrityksen iän ja koon.

$$(5) \ln \frac{p}{1-p} = Z = A + B_1 * ROA + B_2 * KÄYT + B_3 * LIIK + B_4 * OMAV + B_5 * QUICK + B_6 * CURR + B_7 * CASH + B_8 * HENK + B_9 * LOG(TAS) + B_{10} * LV + B_{11} * IKÄ$$

Kolmannessa regressiomallissa puolestaan tutkitaan taloudellisten tunnuslukujen ennustamistarkkuutta yhdessä makrotaloudellisten muuttujien kanssa. Tässä mallissa tarkoituksena on tarkastella, onko makrotaloudellisilla muuttujilla vaikutusta konkurssin

ennustamisessa. Tässä ei siis oteta huomioon aiemman mallin ikää tai kokoa. Kolmas malli on esitetty oheisessa kaavassa 6.

$$(6) \ln \frac{p}{1-p} = Z = A + B_1 * ROA + B_2 * KÄYT + B_3 * LIIK + B_4 * OMAV + B_5 * QUICK + B_6 * CURR + B_7 * CASH + B_{12} * RAKIND + B_{13} * INFL + B_{14} * KORK$$

Neljäs ja viimeinen regressiomalli kokoaa aiemmat mallit yhteen ja sen avulla on tarkoituksena tarkastella kaikkien tutkimukseen valittujen muuttujien ennustamistarkkuutta yhdessä. Tämä malli on kuvattu kaavassa 7.

$$(7) \ln \frac{p}{1-p} = Z = A + B_1 * ROA + B_2 * KÄYT + B_3 * LIIK + B_4 * OMAV + B_5 * QUICK + B_6 * CURR + B_7 * CASH + B_8 * HENK + B_9 * LOG(TAS) + B_{10} * LV + B_{11} * IKÄ + B_{12} * RAKIND + B_{13} * INFL + B_{14} * KORK$$

Alla olevaan taulukkoon 4 on koottu kaikkien yllä olevien regressiomallien (kaavat 4–7) muuttujat ja niistä käytetyt lyhenteet.

Taulukko 4. Regressiomalleissa käytetyt muuttujat ja niiden lyhenteet.

A= Vakio	HENK= Henkilöstömäärä
ROA= Roa	LOG(TAS)= Taseen loppusumman luonnollinen logaritmi
KÄYT= Käyttökate %	LV= Liikevaihto
LIIK= Liiketulos %	IKÄ= Ikä
OMAV= Omavaraisuusaste	RAKIND= Rakennuskustannusindeksi
QUICK= Quick ratio	INFL= Inflaatio
CURR= Current ratio	KORK= Korkotas
CASH= Cashflow	

## 4 TULOKSET

Tässä luvussa analysoidaan tutkimuksen aineisto ja esitetään tulokset. Analyysi on toteutettu RStudio- ohjelmistoa käyttäen. Luku on järjestetty niin, että aluksi käydään läpi kuvailevat tunnusluvut, jonka jälkeen esitetään muuttujien väliset korrelaatiot. Luvun lopussa siirrytään regressioanalyysiin ja malleihin ja näiden tulosten analysointiin.

### 4.1 Aineiston kuvailu

Taulukkoon 5 on koottu kuvailevat tiedot käytetyistä muuttujista konkurssiyritysten osalta, jossa t edustaa konkurssivuotta. Taulukosta voidaan huomata, että vaihteluvälit muuttujissa on suhteellisen suuria, esimerkiksi ROA % saa arvoja jopa -100 prosentista aina 93,55 prosenttiin saakka. Huomionarvoista muuttujien arvoissa on kuitenkin se, miten arvot lähes jokaisen muuttujan kohdalla heikkenee mitä lähemmäksi konkurssia edetään. Myös tässä ROA % toimii hyvänä esimerkkinä, sillä t-1 vuoden mediaaniarvo on yli 10 prosenttiyksikköä matalampi, kuin t-3 vuoden vastaava luku. Tähän kuitenkin poikkeuksen tekee muun muassa henkilöstömäärä, jonka keskiarvo näyttää olleen suurimmillaan yhtiöiden viimeisenä vuotena juuri ennen konkurssia ja pienimillään kolme vuotta aiemmin.

Taulukko 5. Kuvailevat tiedot konkurssiyritysten muuttujista

Konkurssiyritykset												
Tunnusluku	Minimi			Mediaani			Keskiarvo			Maksimi		
	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3
ROA	-90,48	-100,00	-78,99	-1,55	1,41	9,20	-8,94	-2,50	8,23	71,85	93,55	64,20
LIKETULOS %	-32,81	-154,84	-116,67	1,48	1,76	3,17	0,23	-0,28	3,32	49,41	37,43	67,00
KÄYTTÖKATE %	-26,43	-151,61	-111,90	2,20	3,47	5,14	3,86	3,05	6,41	50,59	50,96	80,23
OMAVARAISUUSASTE	-553,00	-318,00	-208,00	6,70	16,46	24,20	-10,11	7,62	17,54	77,47	96,74	95,00
CURRENT RATIO	0,01	0,03	0,05	1,02	1,09	1,24	1,14	1,41	1,58	7,92	13,02	16,00
QUICK RATIO	0,01	0,04	0,01	0,79	0,95	1,07	0,86	1,07	1,32	3,04	4,39	16,00
CASHFLOW RATIO	-5,65	-2,00	-2,11	0,16	0,13	0,15	0,04	0,10	0,37	0,94	1,97	15,00
LIKEVAIHTO	22 000	31 000	23 124	794 000	714 535	576 000	1 557 240	1 786 936	1 414 212	8 441 000	12 919 000	12 762 000
TASEEN LOPPUSUMMA	25 000	29 000	13 000	283 000	245 000	181 000	587 918	658 775	481 531	5 825 000	6 474 000	3 640 000
LOG (TASEEN LOPPUSUMMA)	10,13	10,28	9,47	12,55	12,41	12,11	12,56	12,54	12,28	15,58	15,68	15,11
HENKILÖSTÖMÄÄRÄ	0	0	0	6	7	6	10,48	10,37	9,476	67	62	44
IKÄ	3	3	3	12	12	12	15,33	15,33	15,33	50	50	50

Taulukkoon 6 on kuvattu puolestaan kuvailevat muuttujat aktiivisten yhtiöiden osalta, jossa t edustaa yhtiöiden viimeisintä aktiivista vuotta, eli tässä tapauksessa vuotta 2023. Aktiivisten yhtiöiden muuttujien arvot ovat selkeästi tasaisemmat eri vuosien välillä kuin konkurssiyrityksillä, joilla huomattiin muuttujan arvon laskeminen konkurssia lähetessä sekä suuria äärihavaintoja. Aktiivisten yhtiöiden muuttujissa ei samaa efektiä ole, eikä muuttujien mediaani ja keskiarvot juurikaan vaihtelevat vuosien välillä. Sekä aktiivisten yhtiöiden että konkurssiyrityksien osalta iän vaihteluväli on täysin sama, eli kaikki tutkimuksen yhtiöt ovat iältään 3–50-vuotiaita.

Taulukko 6. Kuvailevat tiedot aktiivisten yritysten muuttujista

**Aktiiviset yritykset**

Tunnusluku	Minimi			Mediaani			Keskiarvo			Maksimi		
	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3	t-1	t-2	t-3
ROA	-67,74	-96,55	-72,97	9,19	9,88	8,21	9,31	9,09	10,22	71,85	62,00	76,56
LIIKETULOS %	-137,50	-100,00	-41,18	6,00	6,28	6,02	6,86	9,79	8,26	80,95	229,36	76,92
KÄYTTÖKATE %	-187,50	-175,00	-145,03	4,42	4,13	2,89	3,64	5,97	3,07	95,24	192,66	88,46
OMAVARAISUUSASTE	-33,33	-58,62	-65,39	49,13	43,20	41,91	47,77	47,34	45,01	98,37	448,87	97,31
CURRENT RATIO	0,29	1,16	0,17	1,77	1,67	1,79	3,82	3,30	3,80	41,86	34,25	88,00
QUICK RATIO	0,02	0,05	0,02	1,48	1,28	1,46	3,64	3,14	2,84	37,50	34,25	30,00
CASHFLOW RATIO	-22,00	-15,00	-8,00	0,21	0,21	0,18	0,18	0,19	0,20	9,33	9,00	14,43
LIKEVAIHTO	8 000	4 000	7 000	515 500	475 000	434 000	1 310 023	1 182 440	1 108 500	9 780 000	9 466 000	9 279 000
TASEEN LOPPUSUMMA	3 000	9 000	6 000	282 500	260 000	258 000	749 826	680 472	595 463	11 882 000	10 433 000	4 028 000
LOG (TASEEN LOPPUSUMMA)	8,01	9,10	8,70	12,55	12,47	12,46	12,61	12,58	12,44	16,29	16,16	15,21
HENKILÖSTÖMÄÄRÄ	0	0	0	3	3	3	6,933	6,761	6,597	48	49	48
IKÄ	3	3	3	15	15	15	17,37	17,37	17,37	50	50	50

Oheiseen taulukkoon 7 on myös kuvattu valittujen makrotaloudellisten muuttujien saamat arvot tutkimuksen käsittävien tilikausien ajalta, eli vuosilta 2017–2023. Mielenkiintoista luvuissa on kuitenkin se, että korkotason noustessa korkeaksi, lähes 4 prosenttiin vuonna 2023, on saman aikaisesti sekä inflaatio että rakennuskustannusindeksi kääntynyt laskuun.



Taulukko 7. Makrotaloudelliset muuttujat 2017–2023

	KORKOTASO	INFLAATIO	RAKENNUSKUSTANNUS- INDEKSI
2017	-0,15	0,73	0,30
2018	-0,17	1,25	2,60
2019	-0,22	1,09	0,90
2020	-0,30	0,20	-1,20
2021	-0,49	2,16	8,70
2022	1,09	7,61	7,20
2023	3,80	5,61	2,10

Korrelaatioanalyysi on toteutettu Pearsonin korrelaatiokertoimella, joka mittaa kahden muuttujan välistä lineaarista suhdetta. Seuraavissa taulukoissa 8, 9 ja 10 on kuvattu muuttujien väliset korrelaation vuotta ennen konkurssia, kaksi vuotta ennen konkurssia sekä kolme vuotta ennen konkurssia. Taulukoista voidaan huomata, että vuosien välillä on isoja eroja korrelaatioissa, mutta osa muuttujista korreloi voimakkaasti keskenään jokaisena vuotena. Yrityksen ikä ei kuitenkaan yhtenäkkään vuotena korreloi voimakkaasti minkään muun muuttujan kanssa.

Taulukko 8. Muuttujien väliset korrelaatiot, vuosi t-1.

	ROA	LIIK	KÄYT	OMAV	CURR	QUICKR	CASH	LV	HENK	IKÄ	LOG(TAS)	KORK	INFL
LIIK	0,57												
KÄYT	0,45	0,92											
OMAV	0,38	0,19	0,08										
CURR	0,13	0,14	0,06	0,33									
QUICKR	0,08	0,11	0,03	0,25	0,69								
CASH	0,33	0,31	0,26	0,01	-0,10	0,02							
LV	0,01	-0,06	-0,04	0,00	-0,13	-0,08	0,04						
HENK	-0,05	-0,10	-0,07	-0,06	-0,17	-0,12	0,03	0,80					
IKÄ	0,00	0,02	-0,05	0,06	0,15	0,14	0,01	0,10	0,05				
LOG(TAS)	0,11	0,07	0,07	0,18	-0,08	0,00	0,13	0,72	0,60	0,15			
KORK	0,19	0,13	-0,01	0,30	0,20	0,20	0,02	-0,08	-0,18	0,12	-0,04		
INFL	0,23	0,17	0,02	0,33	0,23	0,23	0,04	-0,07	-0,18	0,17	0,00	0,89	
RAKIND	0,08	0,09	0,03	0,11	0,11	0,11	0,04	0,01	-0,08	0,12	0,05	0,51	0,66

Vuosi ennen konkurssia, makrotaloudellisista muuttujista lähes kaikki korreloivat voimakkaasti keskenään, mutta ei juurikaan muiden muuttujien kanssa. Mikrotaloudellisista muuttujista isoimmat korrelaatiot ovat muuttujien välillä, jotka kuuluvat samaan kategoriaan, esimerkiksi ROA, liiketulos % ja käyttökate % korreloivat vahvasti, ja nämä

kaikki muuttujat mittaavat kannattavuutta. Sama huomio myös vakaraisuudessa, quick ration ja current ration välillä sekä myös liikevaihdon, taseen loppusumman luonnollisen logaritmin sekä henkilöstömäärän välillä, jotka kuuluvat toiminnan laajuuteen.

Taulukosta 9 voidaan huomata, että kaksi vuotta ennen konkurssia, yhä useampi muuttuja korreloi negatiivisesti muiden muuttujien kanssa, näistä ei kuitenkaan yksikään ole kovin vahva korrelaatio. Muutoin korrelaatiot ovat hyvin samankaltaisia, kuin vuosi ennen konkurssia ja muuttujat saman kategorian sisällä korreloi vahvasti myös kaksi vuotta ennen konkurssia.

Taulukko 9. Muuttujien väliset korrelaatiot, vuosi t-2.

	ROA	LIIK	KÄYT	OMAV	CURR	QUICKR	CASH	LV	HENK	IKÄ	LOG(TAS)	KORK	INFL
LIIK	0,47												
KÄYT	0,43	0,93											
OMAV	0,52	0,31	0,28										
CURR	0,16	0,13	0,04	0,31									
QUICKR	0,12	0,10	0,02	0,28	0,72								
CASH	0,30	0,28	0,37	0,10	0,10	0,15							
LV	0,03	-0,05	-0,03	-0,04	-0,13	-0,10	0,05						
HENK	-0,02	-0,05	-0,03	-0,09	-0,15	-0,10	0,02	0,76					
IKÄ	0,00	0,03	0,00	0,06	0,21	0,21	0,10	0,12	0,10				
LOG(TAS)	0,19	0,11	0,16	0,20	-0,04	-0,03	0,11	0,71	0,59	0,20			
KORK	0,03	0,14	0,04	0,16	0,18	0,18	0,14	-0,09	-0,15	0,11	-0,12		
INFL	0,06	0,13	0,02	0,17	0,19	0,19	0,13	-0,14	-0,17	0,12	-0,14	0,87	
RAKIND	0,13	0,16	0,04	0,27	0,20	0,19	0,02	-0,11	-0,16	0,19	0,01	0,58	0,74

Taulukko 10. Muuttujien väliset korrelaatiot, vuosi t-3.

	ROA	LIIK	KÄYT	OMAV	CURR	QUICKR	CASH	LV	HENK	IKÄ	LOG(TAS)	KORK	INFL
LIIK	0,58												
KÄYT	0,49	0,66											
OMAV	0,37	0,36	0,24										
CURR	0,01	0,11	0,09	0,18									
QUICKR	0,15	0,26	0,07	0,35	0,45								
CASH	0,32	0,21	0,23	0,09	0,23	0,35							
LV	0,07	-0,03	0,02	-0,05	-0,09	-0,09	-0,01						
HENK	0,00	-0,08	-0,03	-0,09	-0,13	-0,15	-0,04	0,76					
IKÄ	-0,04	0,05	-0,02	0,11	0,07	0,21	0,02	0,14	0,13				
LOG(TAS)	0,11	0,13	0,08	0,07	-0,09	-0,01	-0,09	0,68	0,62	0,27			
KORK	0,02	0,16	0,02	0,20	0,07	0,06	-0,06	0,03	-0,03	0,12	0,06		
INFL	-0,01	-0,06	0,08	-0,17	-0,14	-0,15	0,04	0,01	0,05	-0,16	-0,13	-0,36	
RAKIND	-0,02	-0,04	0,04	-0,07	-0,10	-0,10	0,02	-0,05	-0,02	-0,12	-0,20	-0,29	0,88

Myös muuttujat kolme vuotta ennen konkurssia noudattavat suhteellisen samaa linjaa kuin aiemmissakin taulukoissa ja saman kategorian muuttujat korreloivat keskenään voimakkaasti (taulukko 10). Kuitenkaan makrotaloudelliset muuttujat eivät saa kovin voimakkaita korrelaatioita keskenään, vaan inflaatio on näistä muuttujista ainut, joka korreloi muiden muuttujien kanssa voimakkaasti.

Regressiomalleista testattiin myös VIF- arvot (Variance Inflation Factor) mallin 4 osalta, sillä se on ainut malleista, joka sisältää kaikki tutkimuksessa käytettävät muuttujat. VIF on siis mitta, jota käytetään arvioimaan multikollineaarisuuden vakavuutta regressioanalyysissä. Multikollineaarisuutta ilmenee, kun regressiomallin ennustajamuuttujat korreloivat voimakkaasti, mikä tekee haastavaksi havaita kunkin muuttujan yksittäiset vaikutukset. Yleisesti käytetty nyrkkisääntö on, että VIF-arvot yli 10 osoittavat ongelmallista multikollineaarisuuden tasoa. (Shrestha 2020) Taulukosta 11 voidaan huomata, että mallissa on selittävien muuttujien kesken äärimmäisen vahvoja VIF-arvoja, jotka asettuvat selkeästi korkotason, inflaation ja rakennuskustannusindeksin välille sekä liiketulos %:n ja käyttökate %:n välille.

Taulukko 11. Muuttujien VIF- arvot

MUUTTUJA	n-1	n-2	n-3
ROA	2,45	63,73	71,69
LIIK	6,66	1 471,61	94,92
KÄYT	6,48	1 168,76	75,54
OMAV	4,31	113,78	89,76
CURR	1,62	208,21	80,95
QUICKR	1,78	161,28	7,76
CASH	2,11	14,49	12,29
LV	4,70	195,85	42,37
HENK	2,88	45,59	8,05
IKÄ	1,53	8,93	11,56
LOG(TAS)	5,25	147,40	46,15
KORK	1 427 513,00	18 651,95	51,15
INFL	1 427 457,00	63 185,46	108,29
RAKIND	9,80	15 572,49	96,48

Jotta regressioanalyysiin ei muodostu ongelmaa multikollinearisuudesta, päätettiin mallista poistaa muuttujia, joiden välillä suurimmat korrelaatiot ilmenivät. Kuten aiemmista korrelaatiokuvaajista voidaan havaita, oli korrelaatio lähinnä mikrotaloudellisten muuttujien välillä sekä makrotaloudellisten muuttujien välillä mutta mikro- ja makrotaloudelliset muuttujat eivät juurikaan korreloineet keskenään. Mikrotaloudellisten muuttujien kesken suurin korrelaatio havaittiin liike-tulos %:n ja käyttökate %:n välillä, mikä on loogista sillä muuttujat ovat keskenään hyvin samankaltaisia. Kuitenkin liike-tulos %:ia voidaan pitää vertailukelpoisempana tunnuslukuna, kun vertaillaan yrityksiä saman toimialan sisällä. Näin ollen liike-tulos % päädyttiin säilyttämään mallissa ja käyttökate % poistamaan mallista.

Makrotaloudellisten muuttujien osalta, korreloivat kaikki muuttujat, eli inflaatio, korkotaso ja rakennuskustannusindeksi voimakkaasti keskenään. Mallista poistettiin ensin muuttuja inflaatio, joka paransi tilannetta hieman, mutta ongelma jäi edelleen korkotason ja rakennuskustannusindeksin välille, ja näistä toinen muuttuja tuli vielä poistaa mallista. Tutkimuksen tavoite ja toimialarajaus huomioon ottaen, oli tutkimuksen kannalta parempi säilyttää rakennuskustannusindeksi mukaan malliin. Näiden muuttuja muutoksien jälkeen ajettiin mallin VIF- arvot uudelleen, ja kaikkien jäljellä olevien muuttujien VIF- arvoiksi jäi alle 5, jokaisena tarkasteluvuotena. Tämän seurauksena regressiomallit muuttuvat siten, että muuttujat käyttökate %, korkotaso ja inflaatio jäävät pois malleista.

## 4.2 Regressiomallien tulokset

Tässä kappaleessa esitellään regressiomallit ja analysoidaan saadut tulokset. Tulokset käydään läpi aina yksi regressiomalli kerrallaan, jotta mallien tuloksista saadaan mahdollisimman vertailukelpoisia keskenään ja nähdään, miten mallien ennustamistarkkuus muuttuu, kun muuttujia vaihdetaan. Käytetty data jaettiin sattumanvaraisesti harjoitteluaineistoon (70 %) sekä testausaineistoon (30 %). Tämän jaottelun seurauksena harjoitteluaineistoon kuuluu yhteensä 166 yritystä, joista 95 ovat aktiivisia ja 71 konkurssiyrityksiä. Testausaineistoon puolestaan kuuluu yhteensä 39 aktiivista yritystä ja 32 konkurssiyritystä, eli yhteensä 71 yritystä.

#### 4.2.1 Taloudelliset tunnusluvut

Mallin 1 tarkoituksena on siis tutkia pelkkien taloudellisten tunnuslukujen ennustamistarkkuutta. Taulukkoon 12 on kuvattu mallin 1 regressiotulokset vuositason, ennen konkurssihetkeä. Kaikkina kolmena vuotena muuttuja, joka näyttää olevan tärkeä ennustaja, on omavaraisuusaste. Muuttuja saa odotetusti negatiivisen arvon mikä kertoo omavaraisuusasteen noustessa konkurssitodennäköisyyden pienentyvän. Toinen muuttuja, joka on tilastollisesti merkittävä, on ROA kaksi vuotta ennen konkurssia. Vaikka muuttujan saama regressiokerroin ei olekaan kovin suuri, viittaa arvo kuitenkin siihen, että ROA:n noustessa, nousee myös yrityksen konkurssin mahdollisuus.

Kolme vuotta ennen konkurssia omavaraisuusasteen lisäksi myös ROA, liike-tulos % sekä kassavirta saavat matalan, 10 % tilastollisen tarkkuuden. ROA:n arvossa ei juurikaan ole muutosta edelliseen vuoteen, mutten kuin, että tilastollinen merkitsevyys on matalampi. Huomionarvoista on kuitenkin se, että vaikka muuttujat saavatkin pienen tilastollisen tarkkuuden, saa liike-tulos % negatiivisen ja kassavirta positiivisen regressiokertoimen, vaikka molemmilla muuttujilla suurempi arvo on lähtökohtaisesti parempi. ROA:n positiivinen arvo voisi kuitenkin selittyä sillä, että muuttuja sai suhteellisen vahvan korrelaation liike-tuloksen kanssa, ja näin ollen muuttujien välillä saattaa esiintyä multikollinearisuutta.

Mallista voidaan myös huomata, että McFadden's  $R^2$ - arvo jää huomattavan matalaksi jokaisena vuotena ja saa arvoja vain välillä 17 % - 35 %. McFadden's  $R^2$  mittaa regressiomallin hyvyttä eli se osoittaa, kuinka hyvin regressiomalli selittää vastemuuttujan vaihtelun. Tämä tarkoittaa, että malli 1 selittää riippuvan muuttujan kokonaisvaihteluista parhaimmillaan vain 35 %:ia, vuotta ennen konkurssia. Malleista testattiin myös Akaike-informaatiokriteeri (AIC, Akaike Information Criterion), joka on suunniteltu tasapainottamaan mallin sopivuuden (goodness of fit) ja mallin monimutkaisuuden välistä kompromissia. AIC- arvoille ei ole yleisesti määriteltäviä optimaalisia raja-arvoja, mutta malleja verrattaessa, mallia jolla on alhaisin AIC, pidetään yleensä sopivimpana. (Wagenmakers & Farrell 2004) Kuten taulukosta 12 nähdään, saa malli vuosi ennen konkurssia alhaisimman AIC- arvonsa, 160 ja kolme vuotta ennen konkurssia puolestaan isoimman arvonsa, 201. Mallin AIC- arvoissa on siis huomattava ero vuosien välillä, mikä suosii tässä tapauksessa vuotta t-1.

Taulukko 12. Regressiomalli 1 tulokset

Muuttuja	Vuosi t-1	Vuosi t-2	Vuosi t-3
ROA	-0,0231	<b>0,0266*</b>	<b>0,0258'</b>
LIIK	0,0053	-0,0322	<b>-0,0503'</b>
OMAV	<b>-0,0277**</b>	<b>-0,0412**</b>	<b>-0,0254**</b>
CURR	-0,3307	0,0448	-0,04952
QUICKR	-0,3023	-0,1512	-0,18472
CASH	0,1910	0,3021	<b>0,2852'</b>
AIC	160,91	188,55	201,07
McFadden's R2	0,35	0,23	0,17

' Tilastollinen merkitsevyys 10 % tarkkuudella

\* Tilastollinen merkitsevyys 5 % tarkkuudella

\*\* Tilastollinen merkitsevyys 1 % tarkkuudella

Luokittelumatriisit puolestaan edustavat oikein ja väärin luokiteltujen yritysten määrää. Seuraaviin taulukoihin on koottu mallin 1 luokittelumatriisien yhteenveto ensin harjoitteluaineiston osalta, eli mallin ennustamat luokat yrityksille sekä näiden todelliset, havaitut luokat. Harjoitteluaineiston avulla voidaan arvioida, kuinka hyvin malli oppii pohja-aineiston perusteella luokittelemaan konkurssseja ja aktiivisia yrityksiä oikeisiin luokkiin. Harjoitusdatan suorituskyky toimii siis vertailukohtana arvioitaessa mallin yleistystä testausaineistoon, joiden tulokset esitetään omissa taulukoissaan harjoitteluaineiston jälkeen. Luokittelumatriisissa sensitiivisyys edustaa kuinka hyvin malli on ennustanut aktiiviset yhtiöt oikein aktiivisiksi (True negative) ja spesifisyys puolestaan edustaa mallin luokittelutarkkuutta konkurssiyritysten osalta (True positive).

Alla olevassa taulukossa 13 on kuvattuna luokittelumatriisin tulosten yhteenveto mallille 1, kootusti vuositasolla harjoitteluaineiston osalta. Vuosi ennen konkurssia malli saavuttaa 79 %:n kokonaistarkkuuden, mikä osoittaa sen kyvyn ennustaa oikein konkurssit ja ei-konkurssit. Taulukosta voidaankin huomata, että malli on luokitellut aktiivisia yrityksiä

oikein aktiivisiksi, yhteensä noin 82 %:ia. Kuitenkin konkurssiyritysten osalta luku on hieman pienempi, noin 75 %:ia.

Kaksi vuotta ennen konkurssia luokittelutarkkuus on hieman huonompi, kuin vuosi ennen konkurssia. Malli 1 on osannut luokitella aktiivisia yrityksiä oikein hyvin, jopa 80 %:ia. Kuitenkaan konkurssiyritysten luokittelun osalta malli ei ole suoriutunut yhtä hyvin, vaan malli on luokitellut yhteensä 71 konkurssiyrityksestä 26 aktiiviseksi, tarkkuuden jääden näin ollen vain 63 %:iin. Mallin kokonaistarkkuus on kuitenkin lähes 73 %:ia, aktiivisten yritysten luokittelutuloksen ansiosta.

Taulukosta 13 voidaan huomata, että kolme vuotta ennen konkurssia aktiivisten yritysten luokittelutarkkuus on pysynyt täysin samana, kuin vuonna t-2, eli 80 %:ssa. Mallin kokonaisluokittelutarkkuus on noin 74 %:ia, jonka tuloksen parantumisen aiempaan vuoteen näiden selittää konkurssiyritysten luokittelutulokset, jotka ovat myös parantuneet hieman. Luokittelutarkkuus näiden yhtiöiden osalta on 66 %:ia.

Taulukosta 13 huomataan, että malli luokittelee selkeästi paremmin aktiiviset yhtiöt aktiivisiksi, kuin konkurssiyhtiöt konkurseiksi. Tämä heijastuu suoraan myös mallin kokonaisluokittelutarkkuuteen, joka ei nouse yhtenäkkään tarkasteluvuotena yli 80 %:iin.

Taulukko 13. Harjoitteluaineiston luokittelutulokset vuositasolla, malli 1

	Harjoitteluaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
<b>t-1</b>	82,11 %	74,65 %	78,92 %
<b>t-2</b>	80,00 %	63,38 %	72,89 %
<b>t-3</b>	80,00 %	66,20 %	74,10 %

Alla oleva taulukko 14 on puolestaan mallin 1 luokittelumatriisin yheenveto testausaineistolla. Vuosi ennen konkurssia, malli luokitteli aktiivisista yrityksistä 85 % ja konkurssiyrityksistä 72 % oikein. Toisin sanoen suurempi osuus konkurssiyrityksistä oli luokiteltu aktiivisiksi yrityksiksi kuin toisin päin. Taulukosta voidaan siis huomata, että

vuosi ennen konkurssia, suurin osa sekä aktiivisista yrityksistä että konkurssiyrityksistä on luokiteltu oikein ja mallin kokonaisluokittelutarkkuus on 79 %:ia.

Kaksi vuotta ennen konkurssia tulokset ovat kuitenkin selkeästi huonompia ja mallin kokonaisluokittelutarkkuuskin on vain 61 %:ia. Malli on siis luokitellut lähes puolet konkurssiyrityksistä väärin aktiivisiksi yrityksiksi, ja luokittelutarkkuus konkurssiyrityksillä jää vain 56 %:iin. Aktiivisten yritysten luokittelutarkkuus on hieman parempi 64 %:ia, mutta myös näiden yritysten luokittelu on suhteellisen heikolla tasolla, varsinkin kun verrataan tuloksia vuoteen t-1.

Kolme vuotta ennen konkurssia kokonaisluokittelutarkkuus on hieman parempi kuin vuonna t-2, mutta ei silti yllä samalle tasolle vuoden t-1 kanssa, jääden vain 63 %:in kokonaistarkkuuteen. Huomionarvoista kuitenkin on se, että vaikka kokonaistarkkuus ja aktiivisten yritysten luokittelutarkkuus mallissa onkin noussut hieman verrattuna vuoteen t-2, on tämän mallin tarkkuus konkurssiyritysten ennustamisessa koko mallin huonoin. Toisin sanoen malli ei ole kyennyt luokittelemaan konkurssiyrityksistä kuin 53 %:ia oikein konkurssiyrityksiksi.

Testausaineiston saamat tulokset saavat suuremman hajonnan vuosien välillä kuin harjoitteluaineiston tulokset. Harjoitteluaineistolla mallin kokonaisluokittelutarkkuus pysyi jokaisena vuotena noin 72-79 %:in ympärillä, kun taas testausaineistolla mallin kokonaisluokittelutarkkuus vaihtelee 60 %:ista jopa 78 %:iin asti.

Taulukko 14. Testausaineiston luokittelutulokset vuositasona, malli 1

	Testausaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
<b>t-1</b>	84,62 %	71,88 %	78,87 %
<b>t-2</b>	64,41 %	56,25 %	60,56 %
<b>t-3</b>	71,79 %	53,13 %	63,38 %

Mallissa 1 oli siis ainoastaan yksi muuttuja, omavaraisuusaste, joka oli tilastollisesti merkittävä jokaisena tutkittavana vuotena. Vuodet t-2 ja t-3 olivat luokittelumatriisien



kannalta samankaltaiset niin harjoittelu kuin testausaineistonkin osalta, ja ennustamistarkkuus näissä oli suhteellisen samalla tasolla. Kuitenkin vuosi t-1 osoittautui kyseisen mallin kannalta parhaimmaksi vuodeksi, ja mallilla pystyttiin luokittelemaan aktiivisia yrityksiä ja konkurssiyrityksiä lähes 80 %:in tarkkuudella. Huomionarvoista tuloksissa oli kuitenkin se, että harjoitusdatan tietojen sensitiivisyys on korkeampi, mikä osoittaa, että konkurssit tunnistetaan paremmin harjoituksen aikana. Tämä voi viitata muun muassa mallin ylisovitukseen, jolloin malli ei kykene yleistämään tehokkaasti tietojään näkymättömään testausaineistoon.

#### 4.2.2 Taloudelliset tunnusluvut, ikä ja koko

Mallin 2 tarkoituksena on tarkastella tuoko yrityksen iän ja koon huomioon ottaminen lisätarkkuutta malliin, perinteisten taloudellisten muuttujien rinnalla. Taulukosta 15 voidaan huomata regressiomallin tulokset vuositasolla ennen konkurssia. Myös tässä mallissa omavaraisuusaste on ainoa taloudellinen tunnusluku, joka on tilastollisesti merkitsevä jokaisena vuotena, etenkin vuonna t-2. Huomionarvoista on kuitenkin muuttujan etumerkki, joka muuttuu vuonna t-3, jolloin malli mukaan korkeampi omavaraisuusaste olisi konkurssin selittävä tekijä. Myös ROA näyttäisi olevan mallissa 2 tilastollisesti merkittävä muuttuja vuonna t-1 sekä niukasti myös vuonna t-2. Odotetusti mallin mukaan ROA saa negatiivisen regressiokertoimen vuonna t-1, jonka mukaan matalampi ROA arvo nostaa konkurssitodennäköisyyttä. Vuonna t-2 kerroin on vastakkainen, mutta muuttujan sama tilastollinen merkitsevyys on matalampi, joten suhde ei ole yhtä vahva, mitä lähempänä konkurssia saatu arvo.

Mallin 2 tarkoituksena oli tutkia iän ja koon vaikutusta ennustustarkkuuteen ja taulukosta 19 huomataan, että ikä on tilastollisesti merkittävä muuttuja jokaisena vuotena. Myös ikämuuttujan sama regressiokerroin on linjassa työn teoriaosuuden kanssa, jonka mukaan nuoret yrityksen kuolevan todennäköisemmin. Toisin sanoen siis mallin 2 mukaisesti mitä vanhempi yritys on, sitä pienempi yrityksen konkurssiriski myös on. Kuitenkaan yksikään koko- kategorian muuttuja ei näytä olevan merkittävä muuttuja mallin kannalta. Esimerkiksi vaikka liikevaihto- muuttuja ei mallin kannalta olekaan tilastollisesti merkittävä muuttuja, näyttää se saavan jokaisena vuotena arvon 0, joka tarkoittaa, ettei liikevaihdon muutos aiheuta minkäänlaista muutosta yrityksen konkurssitodennäköisyydessä.

Taulukko 15. Regressiomalli 2 tulokset

Muuttuja	Vuosi t-1	Vuosi t-2	Vuosi t-3
ROA	<b>-0,0310*</b>	<b>0,0225'</b>	0,0160
LIIK	0,0176	-0,02758	-0,0350
OMAV	<b>-0,0270**</b>	<b>-0,0372***</b>	<b>0,0222**</b>
CURR	-0,2600	0,05654	-0,0439
QUICKR	-0,3233	-0,15920	-0,1252
CASH	0,1902	0,28440	0,2271
LV	0,0000	0,00000	0,0000
HENK	0,0504	0,03786	0,0448
IKÄ	<b>-0,0481*</b>	<b>-0,0460*</b>	<b>-0,04953*</b>
LOG (TAS)	0,0817	0,01384	-0,2835
AIC	160,87	188,79	199,50
McFadden's R2	0,39	0,26	0,22

' Tilastollinen merkitsevyys 10 % tarkkuudella

\* Tilastollinen merkitsevyys 5 % tarkkuudella

\*\* Tilastollinen merkitsevyys 1 % tarkkuudella

\*\*\* Tilastollinen merkitsevyys 0,1 % tarkkuudella

Mallin McFadden's R<sup>2</sup>- arvo jää kuitenkin jokaisena vuotena, varsinkin vuosina t-2 sekä t-3 matalaksi, eikä malli 2 näin ollen selitä kovinkaan voimakkaasti, vain alle 40 % konkurssin kokonaisvaihteluista. Mallin 2 AIC- arvot puolestaan ei juurikaan muutu malliin 1 verrattaessa, ja jakautuu niin, että vuosi t-1 saa arvon 160 ja t-3 arvon 199.

Seuraavaksi tarkastellaan, miten hyvin malli 2 suoriutuu luokittelutuloksista. Alla olevassa taulukossa 16 on esitetty luokittelutulosten yhteenveto harjoitteluaineiston osalta. Taulukosta voidaan huomata, että luokittelutulokset ovat hyvin samankaltaiset, kuin mallilla 1, vuosi ennen konkurssia. Mallin 2 sensitiivisyysaste on siis noin 82 %:ia, eli malli on kyennyt ennustamaan 95 aktiivisesta yrityksestä 78 oikein. Mallin spesifisyysaste on hieman matalampi 76 %:ia, joka tarkoittaa, että malli on luokitellut 54 konkurssiyritystä oikein 71 yrityksen joukosta. Näin ollen koko mallin luokittelutarkkuus on lähes 80 %:in tasolla.

Kaksi vuotta ennen konkurssia saadut tulokset näyttävät jonkin verran laskevan vuoteen t-1 verrattuna. Taulukosta 16 voidaan huomata, että malli 2 on luokitellut aktiivisia yrityksiä oikein 81 %:n tarkkuudella, mutta konkurssiyritysten osalta osuus on huomattavasti heikompi, vain 66 %:ia. Toisin sanoen siis mallilla on ollut ongelmia tunnistaa yritykset konkurssiyrityksiksi, sillä malli on luokitellut jopa 24 konkurssiyritystä 71 konkurssiyrityksen joukosta aktiiviseksi. Näin ollen mallin kokonaisluokittelutarkkuuskin jää noin 75 %:iin.

Kolme vuotta ennen konkurssia luokittelutulokset näyttävät jatkavan samaa kaavaa muiden tarkasteluvuosien kanssa. Konkurssiyritysten osalta tilanne ei ole muuttunut vuoteen t-2 nähden lainkaan, mutta aktiivisten yhtiöiden osalta luokittelutulos on mallin paras, 83 %:ia. Kuitenkin konkurssiyritysten heikohkon luokittelutuloksen (66 %) seurauksena mallin kokonaistarkkuus ei nouse vielä mallin kannalta korkeimmaksi, vaan jää tasolle 76 %:ia

Taulukko 16. Harjoitteluaineiston luokittelutulokset vuositasolla, malli 2

	Harjoitteluaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
t-1	82,11 %	74,65 %	79,52 %
t-2	81,05 %	66,20 %	74,70 %
t-3	83,16 %	66,20 %	75,90 %

Alla olevassa taulukossa 17 on puolestaan esitetty luokittelumatriisin yhteenveto mallille 2, testausaineistolla. Taulukosta voidaankin huomata, että malli ennustaa erittäin hyvin aktiiviset yritykset oikein aktiivisiksi 82 %:in tarkkuudella. Kuitenkin mallin kokonaisluokittelutarkkuutta (76 %) laskee konkurssiyritysten luokittelutulos, sillä malli luokittelee noin kolmasosan yrityksistä väärin aktiivisiksi yrityksiksi, jolloin konkurssiyritysten luokittelutarkkuus jää noin 69 %:in tasolle.

Kun tarkastellaan tilannetta kaksi vuotta ennen konkurssia, ei konkurssiyritysten luokittelussa näytä olevan muutosta vuoteen t-1 nähden vaan luokittelutulokset ovat pysyneet täysin samoina, 69 %:issa. Kuitenkin taulukosta 17 voidaan huomata, että kaksi

vuotta ennen konkurssia aktiivisten yritysten luokittelutarkkuus on selkeästi heikentynyt ja malli on ennustanut 39 aktiivisen yrityksen joukosta 11 yritystä väärin konkurssiyrityksiksi. Näin ollen myös mallin kokonaisluokittelutarkkuus on laskenut tasolle 70 %:ia.

Taulukosta 17 nähdään, että luokittelut jäävät selkeästi mallin huonoimmiksi kolme vuotta ennen konkurssia. Aktiivisten yhtiöiden luokittelutarkkuus ei ole mallissa muuttunut vuoteen t-2 nähden, mutta konkurssiyhtiöiden luokittelutulokset ovat selkeästi heikentyneet. Malli 2 on siis luokitellut 14 konkurssiyhtiötä sekä 11 aktiivista yhtiötä väärin kolme vuotta ennen konkurssia, jolloin mallin kokonaistarkkuus jää vain 65 %:iin.

Taulukko 17. Testausaineiston luokittelutulokset vuositasona, malli 2

	Testausaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
t-1	82,05 %	68,75 %	76,06 %
t-2	71,79 %	68,75 %	70,42 %
t-3	71,79 %	56,25 %	64,79 %

Myös mallin 2 osalta voidaan havaita, että luokittelutuloksissa harjoittelu- ja testausaineiston osalta on eroavaisuutta, mutta erot aineistojen välillä on kuitenkin hieman maltillisemmat kuin mallilla 1. Kuitenkin myös mallissa 2 huomataan, että testausaineistolla on suurimmat vaikeudet tunnistaa konkurssiyrietykset oikein, jos verrataan näiden luokittelutuloksia aktiivisiin yrityksiin tai harjoitteluaineiston konkurssiyrietysten luokittelutarkkuuteen.

Mallin 2 mukaan omavaraisuusaste sekä ikä olivat merkittävät muuttujat jokaisena tarkasteluvuotena. Mallin 2 tarkoituksena oli tutkia, nouseeko mallin selitysaste, kun taloudellisten muuttujien lisäksi otetaan huomioon myös yrityksen ikä ja koko. Kun verrataan tuloksia malliin 1, nousivat mallin 2 selitysaste, suorituskky sekä luokittelutarkkuudet matriiseissa hieman sekä harjoitteluaineiston että testausaineiston osalta. Havaittu muutos on kuitenkin hyvin pientä ja näin ollen siis yrityksen iän ja koon huomioiminen ei näytä vaikuttavan mallin tarkkuuteen dramaattisesti.

### 4.2.3 Taloudelliset tunnusluvut ja makrotaloudelliset muuttujat

Mallin 3 tarkoituksena oli puolestaan testata makrotaloudellisten muuttujien ennustamistarkkuutta perinteisten taloudellisten muuttujien lisäksi. Kuten jo aiemmin mainittu, korreloivat inflaatio, korkotaso sekä rakennuskustannusindeksi voimakkaasti keskenään, aiheuttaen vahvan multikollinearisuuden malliin. Näin ollen malli 3 sisältää makrotaloudellisista muuttujista enää viimeksi mainitun rakennuskustannusindeksin, joka on työn teema huomioon ottaen sopivin muuttuja.

Alla olevassa taulukossa 18 on kuvattu regressiomallin 3 tulokset. Taulukosta voidaan huomata, että myös tässä mallissa omavaraisuusaste on merkittävä muuttuja jokaisena vuotena, ja saa odotetusti negatiivisen regressiokertoimen. Myös ROA on mallin kannalta merkittävä muuttuja vuonna t-1 sekä t-3, mutta myös tässä mallissa, saa ROA positiivisen kertoimen vuonna t-3, joka voisi tässäkin mallissa selittyä ROA:n ja liikutuloksen välisestä korrelaatiosta. Myös liikutulos % nousee mallissa 3 tilastollisesti merkittäväksi muuttujaksi kolme vuotta ennen konkurssia.

Taulukko 18. Regressiomalli 3 tulokset

Muuttuja	Vuosi t-1	Vuosi t-2	Vuosi t-3
ROA	<b>-0,0327*</b>	0,0243	<b>0,0294*</b>
LIIK	0,0261	-0,0104	<b>-0,0642*</b>
OMAV	<b>-0,0348***</b>	<b>-0,0593**</b>	<b>-0,0252**</b>
CURR	-0,4736	0,1262	-0,0300
QUICKR	-0,4798	-0,1867	-0,1951
CASH	0,5259	0,4818	0,2433
RAKIND	<b>-0,5136***</b>	<b>-0,5977***</b>	<b>0,7384***</b>
AIC	123,31	87,19	176,12
McFadden's R2	0,53	0,69	0,29

\* Tilastollinen merkitsevyys 5 % tarkkuudella

\*\* Tilastollinen merkitsevyys 1 % tarkkuudella

\*\*\* Tilastollinen merkitsevyys 0,1 % tarkkuudella

Mallista voidaan myös nähdä, että makrotaloudellinen muuttuja, rakennuskustannusindeksi on erittäin merkittävä jokaisena tarkasteluvuotena, saaden 0,1 %:in tilastollisen merkitsevyyden. Myös tässä muuttujassa huomionarvoista on muuttujan regressiokertoimet, jotka ovat vuonna t-1 ja t-2 negatiiviset ja muuttuu vuonna t-3 positiiviseksi. Vuosi ja kaksi vuotta ennen konkurssia rakennuskustannusindeksin laskiessa konkurssitodennäköisyys nousee, joka on talouden laskusuhdanteessa odotettu tulos, sillä laskeva hintaindeksi voi olla merkki taloudellisista vaikeuksista yrityksille. Kuitenkin positiivinen tulos vuonna t-3 on mallin kannalta yllättävä, vaikka rakennusala onkin herkkä suhdannevaihteluille.

Taulukosta 18 voidaan myös huomata, että malli 3 saa selkeästi parhaimmat McFadden's  $R^2$ -arvot vuonna t-1 ja t-2. Tämä tarkoittaa, että vuosi ennen konkurssia malli 3 selittää noin 53 %:ia konkurssin kokonaisvaihtelusta ja kaksi vuotta ennen konkurssia jopa 69 %:ia. Kuitenkin vuonna t-3 arvo jää suhteellisen matalaksi (29 %) vaikka kyseisenä vuotena olikin useita merkittäviä muuttujia. Myös mallin 3 AIC- arvot ovat linjassa McFadden's  $R^2$ - arvojen kanssa ja vuonna t-2 malli 3 saa matalimman AIC arvonsa, 87, kun taas arvo on korkeimmillaan vuonna t-3, kun McFadden's  $R^2$ - arvo on matalimmillaan.

Alla on myös esitelty luokittelumatriisit mallille 3, vuositasolla sekä harjoitteluaineiston että testausaineiston osalta erikseen. Kuten taulukosta 19 voidaan huomata, on mallilla 3 harjoitteluaineiston osalta selkeästi paras kokonaisluokittelutarkkuus tähän saakka, 83 %:ia. Vaikka konkurssiyritysten osalta ei ole merkittävää parannusta muiden mallien vuoteen t-1 verrattuna, on malli osannut luokitella aktiivisia yrityksiä kuitenkin yli 87 %:in tarkkuudella. Toisin sanoen malli on luokitellut 95 aktiivisen yrityksen joukosta ainoastaan 12 väärin konkurssiyrityksiksi.

Kuitenkin samaisen mallin tulokset kaksi vuotta ennen konkurssia on erinomaiset sekä aktiivisten- että konkurssiyritysten osalta. Malli on luokitellut konkurssiyrityksiä oikein 63 kappaletta, eli lähes 89 %:ia. Aktiivisten yritysten luokittelutarkkuus on vieläkin parempi, ja malli on luokitellut ainoastaan 5 yritystä väärin konkurssiyrityksiksi ja näin ollen aktiivisten yritysten tarkkuus nousee jopa 95 %:iin saakka. Mallin kokonaisluokittelutarkkuus nousee siis jopa 92 %:in tasolle.

Kolme vuotta ennen konkurssia molempien yhtiöiden luokittelutarkkuus puolestaan laskee mallin huonoimmaksi. Alla olevasta taulukosta 19 huomataan, että mallilla on ollut hieman vaikeuksia luokitella konkurssiyrityksiä oikein, tarkkuuden ollessa 70 %:ia. Aktiivisten

yrittäjien osalta kuitenkin tarkkuus on edelleen erinomainen, sen ollessa lähes 90 %:ia. Näin ollen myös mallin kokonaistarkkuus on yli 81 %:ia, joka on edelleen erittäin hyvä tulos, vaikka tulos ei mallin muiden tarkasteluvuosien kanssa pääsekään samalle tasolle.

Taulukko 19. Harjoitteluaineiston luokittelutulokset vuositasolla, malli 3

	Harjoitteluaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
<b>t-1</b>	87,37 %	77,46 %	83,13 %
<b>t-2</b>	94,74 %	88,73 %	92,17 %
<b>t-3</b>	89,47 %	70,42 %	81,33 %

Taulukosta 20 voidaan havaita luokittelutulokset vuositasolla testausaineiston osalta. Vuotta ennen konkurssia malli 3 ei ole kyennyt luokitsemaan kovinkaan tarkasti konkurssiyhtiöitä oikein, ja näin ollen konkurssiyrittäjien luokittelutarkkuus jää vain tasolle 66 %:ia. Mallin kokonaisluokittelutarkkuus on kuitenkin korkea 82 %:ia, sillä malli on luokittelut aktiiviset yhtiöt erinomaisesti oikein (95 %), ja vain 2 aktiivista yhtiötä on luokiteltu väärin konkurssiyhtiöiksi.

Luokittelutulos kaksi vuotta ennen konkurssia, saa myös parhaimman kokonaisluokittelutarkkuuden kaikkiin edellisiin malleihin ja vuosiin nähden, nousten lähes 89 %:iin. Malli luokittelee aktiiviset yhtiöt vieläkin paremmin kuin vuonna t-1, ja vain 1 aktiivinen yritys on luokiteltu väärin, tarkkuuden ollessa 98 %:ia. Myös konkurssiyhtiöiden luokittelutarkkuus on noussut, 78 %:iin, ja enää 7 yhtiötä on luokiteltu väärään joukkoon.

Kolme vuotta ennen konkurssia mallin 3 tulokset laskevat vieläkin enemmän, kuin harjoitteluaineistolla, ja kyseisenä vuotena malli pystyy luokitsemaan konkurssiyhtiöitä oikein enää 63 %:ia. Kuitenkin vaikka aktiivisten yhtiöiden luokittelutarkkuus on laskenut verrattuna muihin mallin 3 luokittelumatriiseihin, on luokittelutulos silti hyvä. Malli on luokitellut aktiivisia yhtiöitä oikein 87 %:in tarkkuudella niin, että 34 yhtiötä on luokiteltu oikein aktiivisiksi yhtiöiksi ja 5 yhtiötä on luokiteltu väärin konkurssiyhtiöiksi. Näin ollen mallin 3 luokittelutarkkuus vuonna t-3 on yhteensä 76 %:ia (taulukko 20).

Kuitenkin tälläkin mallilla on selkeästi enemmän vaikeuksia luokitella konkurssiyrityksiä oikein kuin aktiivisia yrityksiä. Vaikka sekä harjoitteluaineiston että testausaineiston kokonaisluokittelutarkkuudet ovat erittäin hyviä, syntyy tämä tulos lähinnä aktiivisten yritysten erinomaisesta luokittelutarkkuudesta.

Taulukko 20. Testausaineiston luokittelutulokset vuositasona, malli 3

	Testausaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
<b>t-1</b>	94,87 %	65,63 %	81,69 %
<b>t-2</b>	97,44 %	78,13 %	88,73 %
<b>t-3</b>	87,18 %	62,50 %	76,06 %

Mallilla 3 saatiin selkeästi parhaimmat tulokset ja useista muuttujista tuli tilastollisesti merkittäviä, kun malliin lisättiin mukaan makrotaloudellinen muuttuja. Kuten aiemmissakin malleissa, on myös mallissa 3 omavaraisuusaste merkittävä muuttuja jokaisena tarkasteluvuotena. Mallin tarkoituksena olikin tarkastella, nouseeko mallin selitysaste, kun malliin lisätään taloudellisten tunnuslukujen lisäksi myös makrotaloudellinen muuttuja. Mallin selitysaste, suorituskyky sekä luokittelutarkkuudet matriiseissa nousivat kaikki merkittävästi malliin 1 verrattuna, joten tulosten valossa vaikuttaisi, että makrotaloudellisen muuttujan lisääminen regressiomalliin lisää konkurssin ennustamistarkkuutta.

#### 4.2.1 Kaikki muuttujat

Mallin 4 tarkoituksena on koota kolme aiempaa mallia yhteen, eli tarkastella miten taloudelliset tunnusluvut, yrityksen ikä ja koko sekä makrotaloudelliset muuttujat yhdessä pystyvät selittämään yritysten konkurssit. Taulukosta 21 voidaan huomata, että edelleen omavaraisuusaste on mallin kannalta merkittävä muuttuja ja se saa jokaisena tarkasteluvuotena odotetusti negatiivisen regressiokertoimen. Myös liiketulos % (LIIK) näyttäisi saavan tilastollisen merkitsevyyden, joskin heikon sellaisen vuonna t-3.



Taulukko 21. Regressiomalli 4 tulokset

Muuttuja	Vuosi t-1	Vuosi t-2	Vuosi t-3
ROA	-0,0328	0,0233	0,0237
LIIK	0,0328	-0,0007	<b>-0,0610'</b>
OMAV	<b>-0,0387***</b>	<b>-0,0674**</b>	<b>-0,0225**</b>
CURR	-0,3105	0,1679	-0,0274
QUICKR	-0,4773	-0,2099	-0,1391
CASH	0,4936	0,3306	0,2116
LV	0,0000	0,0000	0,0000
HENK	0,0379	0,0300	0,0298
IKÄ	-0,0354	0,0245	<b>-0,0457'</b>
LOG (TAS)	0,3289	0,4163	-0,0324
RAKIND	<b>-0,529***</b>	<b>-0,6475***</b>	<b>0,6718***</b>
AIC	126,00	92,12	178,45
McFadden's R2	0,55	0,70	0,32

' Tilastollinen merkitsevyys 10 % tarkkuudella

\* Tilastollinen merkitsevyys 5 % tarkkuudella

\*\* Tilastollinen merkitsevyys 1 % tarkkuudella

\*\*\* Tilastollinen merkitsevyys 0,1 % tarkkuudella

Mallissa 4 myös rakennuskustannusindeksi on erittäin merkittävä muuttuja joka vuosi ja muuttujan regressiokertoimet noudattavat samaa linjaa kuin mallissa 3. Kuitenkin rakennuskustannusindeksin lisääminen malliin poistaa iän merkittävyyden lähes kokonaan, joka mallissa 2 oli merkittävä muuttuja jokaisena vuotena. Myöskään tässä mallissa yrityksen koolla ei näytä olevan merkittävyyttä yrityksen konkurssiin nähden. Taulukosta 21 voidaan myös huomata, että mallin 4 McFadden's R<sup>2</sup>- arvot ovat vieläkin paremmat kuin mallin 3 saamat arvot. Myös tässä mallissa paras selitysaste on kaksi vuotta ennen konkurssia, noin 70 %:ia. Myös vuosi t-1 selittää mallista 55 %:ia, jota voidaan pitää hyvänä arvona. Kuitenkin kolme vuotta ennen konkurssia mallin McFadden's R<sup>2</sup>- arvo jää edelleen matalaksi, vain 32 %:iin. Mallin 4 AIC- arvot menevät myös linjassa McFadden's R<sup>2</sup>-

arvojen kanssa niin, että vuosi t-2 saa matalimman arvon. Tämän seurauksena malli 4 suosii vuoden t-2 tuloksia, ja vuoden t-3 tulos on mallin kannalta epäsovinnainen

Alla on myös testattu miten hyvin yrityksen tunnusluvut, ikä ja koko sekä makrotaloudelliset muuttujat yhdessä suoriutuvat mallin luokittelusta harjoitteluaineiston osalta. Taulukon 22 tulokset osoittavat, että vuosi ennen konkurssia malli on kyennyt luokittamaan yrityksiä erittäin hyvin oikeisiin luokkiin harjoitteluaineistosta. Hieman huonommin malli on edelleen suoriutunut konkurssiyritysten oikein luokittelusta, mutta myös näiden yritysten osalta luokittelutarkkuus on yli 80 %:ia. Aktiivisia yrityksiä malli on luokitellut oikein 85 kappaletta, eli jopa 89 %:ia. Näin ollen mallin kokonaisluokittelutarkkuus on noin 86 %:ia.

Kaksi vuotta ennen konkurssia harjoitteluaineisto suoriutuu luokittelusta erinomaisen hyvin sekä aktiivisten että konkurssiyritysten osalta. Malli luokitteli molempien yritysten osalta ainoastaan 5 yritystä väärin ja näin ollen mallin kokonaisluokittelutarkkuus nousee jopa 94 %:iin saakka, tuloksen ollen paras kaikista malleista ja tarkasteluvuosista (taulukko 22).

Kuitenkin siinä missä t-2 saa mallin parhaimman tuloksen, on vuosi t-3 mallin 4 kannalta heikoiten menestynein vuosi, sillä osumatarkkuus sekä aktiivisten että konkurssiyritysten osalta on laskenut. Kuten taulukosta 22 voidaan huomata, on malli luokitellut aktiivisista yrityksistä 11 väärin konkurssiyrityksiksi ja konkurssiyrityksistä 16 väärin aktiivisiksi yrityksiksi. Näin ollen aktiivisten yritysten luokittelutarkkuus on noin 88 %:ia, konkurssiyritysten tarkkuus noin 77 %:ia ja mallin kokonaisluokittelutarkkuus lähes 84 %:ia. Kuitenkin laskeneista tuloksista huolimatta, mallin tarkkuus on edelleen erittäin hyvä.

Taulukko 22. Harjoitteluaineiston luokittelutulokset vuositasolla, malli 4

	<b>Harjoitteluaineisto</b>		
	<b>Sensitiivisyys</b>	<b>Spesifisyys</b>	<b>Kokonaisluokittelutarkkuus</b>
<b>t-1</b>	89,47 %	80,28 %	85,54 %
<b>t-2</b>	94,74 %	92,96 %	93,98 %
<b>t-3</b>	88,42 %	77,46 %	83,73 %

Taulukosta 23 voidaan huomata, että mallin 4 luokittelutarkkuus vuosi ennen konkurssia testausaineiston osalta on yhteensä 85 %:ia. Malli tunnistaa erinomaisesti aktiiviset yhtiöt aktiivisiksi, 95 %:in tarkkuudella, mutta konkurssiyhtiöiden osalta luokittelu ei ole yhtä tarkkaa. Konkurssiyhtiöistä malli luokittelee aktiivisiksi 9 kappaletta ja näin ollen luokittelutarkkuus on 72 %:ia.

Testausaineiston osalta luokittelumatriisissa kaksi vuotta ennen konkurssia ei näytä olevan muutosta aktiivisten yritysten luokittelutarkkuudessa aiempaan vuoteen (t-1) verrattuna, ja malli luokittelee ainoastaan 2 yhtiötä väärin konkurssiyhtiöiksi (taulukko 23). Kuitenkin vuonna t-2 mallin tarkkuus konkurssiyhtiöiden osalta on hieman parempi, ja malli luokittelee 7 konkurssiyhtiötä aktiivisiksi. Tämän seurauksena myös koko mallin luokittelutarkkuus nousee hieman, ollen 87 %:ia.

Kolme vuotta ennen konkurssia, malli on luokitellut 7 aktiivista yhtiötä konkurssiyhtiöiksi sekä jopa 12 konkurssiyhtiötä aktiivisiksi yhtiöiksi. Näin ollen molempien luokkien tarkkuus on pienentynyt ja mallin kokonaisluokittelutarkkuus jää tasolle 73 %:ia, vaikka sekin on parempi kuin mallin 2 tarkkuus samaisena vuonna (taulukko 23).

Taulukko 23. Testausaineiston luokittelutulokset vuositasolla, malli 4

	Testausaineisto		
	Sensitiivisyys	Spesifisyys	Kokonaisluokittelutarkkuus
<b>t-1</b>	94,87 %	71,88 %	84,51 %
<b>t-2</b>	94,87 %	78,13 %	87,32 %
<b>t-3</b>	82,05 %	62,50 %	73,24 %

Mallilla 4 testattiin miten hyvin kaikki 3 edellistä mallia toimivat yhdessä mallissa. Mallin 4 tuloksena oli, että omavaraisuusaste sekä rakennuskustannusindeksi oli ainoat muuttujat, jotka olivat tilastollisesti merkittäviä jokaisena vuotena. Kuitenkin huomionarvoista on, että makrotaloudellisen muuttujan lisääminen malliin poisti yrityksen iän, merkittävyyden lähes kokonaan, kun taas mallissa 2 ikä oli merkittävä muuttuja jokaisena tarkasteluvuotena. Mallin tarkoituksena olikin siis tarkastella, nouseeko mallin selityksaste, kun malliin lisätään taloudellisten tunnuslukujen lisäksi myös yrityksen ikä ja koko sekä makrotaloudellinen

muuttuja. Kuitenkaan mallin selitysaste, suorituskyky sekä luokittelutarkkuudet matriiseissa ei nousseet niin mallissa merkittävästi, että tästä voitaisiin tehdä johtopäätöksiä.

#### 4.2.2 Yhteenveto ja tulosten vertailu

Tehdyn tutkimuksen valossa näyttäisi siltä, että perinteisistä taloudellisista muuttujista omavaraisuusastetta ja sen muutosta voidaan pitää merkittävänä muuttujana konkurssien ennustamisessa jokaisena vuotena. Tätä tulosta tukee myös monet muut tutkimukset, joiden mukaan yhtiöiden taloudellinen vahvuus ja suuremmat valmiudet täyttää pitkäaikaiset velvoitteet, ovat myös vähemmän riippuvaisia ulkoisista varoista. Myös liiketulos % sekä ROA olivat merkittäviä muuttujia satunnaisesti malleissa ja satunnaisina vuosina, mutta ei yhtä johdonmukaisesti kuin omavaraisuusaste.

Yleisesti ottaen mallit näyttivät olevan suhteellisen tarkkoja ennustamaan lähestyvä konkurssi noin kahden vuoden tarkkuudella. Jokaisen mallin kohdalla mallin luokittelutarkkuus laski t-2 vuoden jälkeen, eli kolme vuotta ennen konkurssia olevat luokitteluarvot olivat jo selkeästi heikommat kuin aiempina vuosina. Reisz & Perlich (2007) mukaan kirjanpitoon perustuvat mittarit menettävät merkityksensä konkurssiennusteissa, ennustehorisontin pidentyessä, joka myös selittää tämän tutkimuksen tuloksia.

Kuitenkin, kuten tutkimuksen ideana olikin, lisättiin malleihin muuttujia myös perinteisten tunnuslukujen lisäksi. Malli 2 mittasi nostaako yrityksen iän ja koon lisääminen malliin taloudellisten muuttujien lisäksi, mallin ennustetarkkuutta konkurssien suhteen. Mallissa 3 puolestaan huomioitiin tunnuslukujen lisäksi myös makrotaloudellinen puoli, joka tässä tapauksessa katettiin ottamalla rakennuskustannusindeksi mukaan malliin. Malliin 4 lisättiin tunnuslukujen lisäksi molemmat aiemmista malleista eli sekä yrityksen ikä ja koko että myös makrotaloudellinen muuttuja, rakennuskustannusindeksi.

Malleja ja niiden luokittelutarkkuuksia mitattiin ensiksi harjoitteluaineiston avulla, joka auttaa arvioimaan, kuinka hyvin malli toimii tiedoilla, joita se ei ole kohdannut harjoittelun aikana ja siten antaa näkemyksiä mallin yleistämiskyvystä. Luokittelutuloksista voidaan huomata, että harjoittelu- ja testausaineistot noudattavat tuloksissaan samaa kaavaa. Kuitenkin joidenkin mallien kohdalla testausaineistolla saadut tulokset olivat jonkun verran heikommat, kuin harjoitteluaineiston tulokset, varsinkin eri tarkasteluvuosien väleillä.

Mallin 1 luokittelutarkkuus on tutkimuksen huonoiten menestynein sekä harjoittelu- että testausaineistolla. Mallin luokittelutuloksen keskiarvo kaikilta vuosilta jäi harjoitteluaineistolla noin 75 %:iin ja kun mallia testattiin puolestaan testausaineistolla, jäi luokittelutarkkuus vain noin 68 %:in tasolle. Mallissa myös omavaraisuusaste oli muuttujista ainoa, joka nousi merkittäväksi muuttujaksi jokaisena vuotena. Kun verrataan mallin 1 keskiarvoa jokaiselta tarkasteluvuodelta, voidaan taulukoista 40 ja 41 huomata myös, että mallin tarkkuudessa on selkeä lasku harjoittelu- ja testausaineiston välillä. Näin ollen mallin 1 luokittelutulos, ei anna vahvaa evidenssiä pelkkien taloudellisten tunnuslukujen riittävydestä konkurssin ennustamisessa.

Mallin 2 osalta omavaraisuusasteen lisäksi iällä huomattiin olevan tilastollinen merkitsevyys konkurssin selittäjänä, mutta koon puolesta merkittävyyttä ei havaittu. Kuitenkin myös mallin 2 luokittelutulos jää alhaiseksi, noin 77 %:iin harjoitteluaineistolla ja 70 %:iin testausaineistolla, eikä näin ollen konkurssin selitysaste nouse merkittävästi yrityksen iän huomioinnilla.

Mallilla 3 puolestaan havaittiin erinomainen selitysaste ja luokittelutarkkuus. Mallissa jälleen omavaraisuusaste oli merkittävä muuttuja jokaisena vuotena, mutta myös ROA ja liiketulos % nousivat merkittäviksi muuttujiksi. Näiden lisäksi myös käytetyllä makrotaloudellisella muuttujalla, rakennuskustannusindeksillä havaittiin merkittävä tilastollinen merkitsevyys mallille jokaisena tarkasteluvuotena. Yhteenvetotaulukoista voidaan myös havaita, että harjoitteluaineiston ja testausaineiston keskiarvot mallille 3 ovat hyvin samankaltaiset keskenään, ja näin ollen kyseisen mallin tulokset ovat hyvin yleistettävissä reaali maailmaan.

Kuitenkin kun yrityksen taloudelliset tunnusluvut, yrityksen ikä ja koko sekä makrotaloudellinen muuttuja lisättiin kaikki samaan malliin 4, oli jälleen omavaraisuusaste merkittävä muuttuja. Kuitenkin mielenkiintoista mallissa oli se, että vaikka ikä oli merkittävä muuttuja mallissa 2, ei se ollut tilastollisesti merkittävä, kun muuttuja yhdistettiin rakennuskustannusindeksin kanssa samaan regressiomalliin. Näin ollen mallin 4 merkittävät muuttujat jokaisena vuotena oli omavaraisuusaste ja rakennuskustannusindeksi. Alla oleviin taulukoihin 24 ja 25 on kerätty yhteenvedo kaikkien mallien kokonaisluokittelutarkkuudesta vuositasolla.

Taulukko 24. Yhteenveto tutkimuksen kokonaisluokittelutuloksista, harjoitteluaineisto

<b>Luokittelutulokset</b>	<b>Malli 1</b>	<b>Malli 2</b>	<b>Malli 3</b>	<b>Malli 4</b>	<b>Keskimäärin / vuosi</b>
Vuosi t-1	78,92 %	79,52 %	83,13 %	85,54 %	81,78 %
Vuosi t-2	72,89 %	74,70 %	91,17 %	93,98 %	83,19 %
Vuosi t-3	74,10 %	75,90 %	81,33 %	83,73 %	78,77 %
Keskimäärin / malli	75,30 %	76,71 %	85,21 %	87,75 %	

Taulukko 25. Yhteenveto tutkimuksen kokonaisluokittelutuloksista, testausaineisto

<b>Luokittelutulokset</b>	<b>Malli 1</b>	<b>Malli 2</b>	<b>Malli 3</b>	<b>Malli 4</b>	<b>Keskimäärin / vuosi</b>
Vuosi t-1	78,87 %	76,06 %	81,69 %	84,51 %	80,28 %
Vuosi t-2	60,56 %	70,42 %	88,73 %	87,32 %	76,76 %
Vuosi t-3	63,38 %	64,79 %	76,06 %	73,24 %	69,37 %
Keskimäärin / malli	67,60 %	70,42 %	82,16 %	81,69 %	

Paras ennustetarkkuus saatiin siis harjoitteluaineiston osalta mallilla 4, ja testausaineiston osalta mallilla 3. Molemmat aineistot saivat parhaimmat luokittelutuloksensa kaksi vuotta ennen konkurssia, jolloin harjoitteluaineiston osalta malli 4 luokitteli oikein lähes 94 %:ia ja testausaineiston osalta malli 3 luokitteli yrityksistä oikein lähes 89 %:ia.

Mallin 4 luokittelutulos samaiselta vuodelta on myös erinomainen testausaineiston osalta ja malli on luokitellut 87 %:ia yrityksistä oikein. Heikoimmillaan tutkimuksessa puolestaan oli malli 1, kaksi vuotta ennen konkurssia, jolloin luokittelutarkkuus jäi vain 61 %:iin. Toisin sanoen siis, tutkimuksen paras ja heikoin tulos on tulleet molemmat vuonna t-2, eli kaksi vuotta ennen konkurssia sekä harjoittelu- että testausaineistolla.

Kun verrataan malleja keskenään, voidaan taulukoista 24 ja 25 havaita, että muuttujien lisääminen malliin on lisännyt kokonaisluokittelutarkkuutta. Heikoiten on siis suoriutunut malli 1, jossa testattiin ennustekykyä ainoastaan taloudellisten muuttujien avulla. Kuitenkin vaikka mallin 4 luokittelutarkkuus onkin loistava, ei se pääse täysin samalle tasolle mallin 3 kanssa testausaineistossa ja näin ollen yrityksen ikä ja koko laskee hieman makrotaloudellisen muuttujan merkittävyyttä mallissa.

Kuten jo aiemminkin sanottu, laskee mallien luokittelutarkkuus vuoden t-2 jälkeen. Kun tarkastellaan mallien tuloksia vuositasolla, voidaan havaita, että testausaineistossa vuosien t-1 ja t-2 keskiarvon välillä on ainoastaan noin 3,5 %-yksikön muutos, kun taas vuosien t-2 ja t-3 keskiarvon muutos on tuplasti suurempi yli 7 %-yksikköä. Huomionarvoista mallien tuloksissa on kuitenkin se, että mallin 3, vuoden t-3 tulos on täysin sama kuin mallin 2, vuoden t-1 tulos. Malli 3 pystyy siis luokittelemaan huonoimpana vuotenaan yritykset yhtä hyvin kuin malli 2 parhaimpana vuotenaan. Harjoitteluaineisto suosii kuitenkin hieman vuotta t-2, mutta myös tämän aineiston perusteella luokittelutarkkuus laskee kolme vuotta ennen konkurssia.

Oheisessa taulukossa 26 on koottuna myös yhteenveto tutkimuksen mallien AIC- arvoista. AIC- arvojen tulkinnassa, pienempää arvoa voidaan siis pitää parempana arvona mallin sopivuuden kannalta. Kuten taulukosta 26 nähdään, on mallien ja vuosien välillä isoja eroja AIC-arvoissa. Malleilla 3 ja 4 on jatkuvasti alhaisemmat keskimääräiset AIC-arvot, mikä osoittaa, että kyseiset mallit ovat keskimäärin tarkempia malleja kaikkien kolmen vuoden aikana. Esimerkiksi mallin 3 AIC- keskiarvo kolmen vuoden ajalta on 128, kun taas mallilla 1 luku samalta ajalta on 183. Malleilla 1 ja 2 arvot ovat laskevia mitä pidemmälle konkurssista mennään, eli toisin sanoen pienin AIC- arvo saadaan vuotta ennen konkurssia. Malleilla 3 ja 4 puolestaan pienin AIC- arvo muodostuu vuodelle t-2.

Taulukko 26. Yhteenveto mallien AIC- arvoista

AIC- arvot	Malli 1	Malli 2	Malli 3	Malli 4	Keskimäärin / vuosi
Vuosi n-1	160,91	160,87	123,31	126,00	142,77
Vuosi n-2	188,55	188,79	87,19	92,12	139,16
Vuosi n-3	201,07	199,50	176,12	178,45	188,79
Keskimäärin / malli	183,51	183,05	128,87	132,19	

AIC- arvojen perusteella voidaan siis sanoa, että malleista, malli 3 ja 4 ovat selkeästi tarkimpia malleja ja vuodet t-1 ja t-2 tarkimpia vuosia. Nämä tulokset näyttävät olevan linjassa muiden tutkimustulosten kanssa, joiden mukaan mallit 3 ja 4 sekä vuodet t-1 ja t-2 sai tutkimuksen parhaimmat luokittelutarkkuudet ja suorituskyyvyt.

## 5 YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET

Tässä tutkimuksessa tutkittiin siis suomalaisten rakennusalalla toimivien pk- yritysten konkurssien ennustamista tilinpäätöstiedoista talouden laskusuhdanteessa. Suomen taloustilanne on taantumassa vuonna 2023 ja Tilastokeskuksen (2023) mukaan marraskuussa 2023 on mennyt yrityksiä konkurssiin eniten 25 vuoteen. Konkurssien määrä on siis nousussa kaikilla toimialoilla, mutta rakennusala on silti yksi pahimman kolauksen saaneista toimialoista.

Tutkimuksen rakenne koostuu sekä teoria- että empiriaosuudesta. Teoriaosuudessa käsiteltiin konkurssiin liittyviä yhteiskunnallisia ongelmia, konkurssin syitä ja seurauksia, lainsäädäntöä konkurssien takana sekä sitä, miten konkurssilainsäädäntöä on Suomessa muokattu tämänhetkisessä taloustilanteessa, jotta konkurssreja voitaisiin estää. Lisäksi teoriaosuudessa käsiteltiin itse konkurssin ennustamista ja sen tärkeyttä sekä läpikäytiin erilaisia konkurssinennustamismenetelmiä. Tutkimuksen kannalta kuitenkin ehkä tärkeimpänä kulmana käsiteltiin konkurssin ennustamista myös makrotaloudellisten muuttujien avulla, ja näin ollen saatiin myös taloudellinen tilanne huomioitua työn teoriaosuudessa.

Tutkimukseen valitut muuttujat valittiin kannattavuuden, vakavaraisuuden, maksuvalmiuden ja toiminnan laajuuden osa- alueilta. Taloudellisten tunnuslukujen lisäksi tutkimuksessa huomioitiin myös yrityksen ikä sekä makrotaloudellinen aspekti. Tutkimuksen muuttujat valittiin peilaten aiempiin tutkimuksiin ja kirjallisuuksiin ja muun muassa makrotaloudellisen muuttujan valinnassa hyödynnettiin Chawa ja Jarrow (2004) tutkimusta, jonka mukaan toimialan vaikutus tulisi ottaa mukaan muuttujien valinnassa. Näin ollen makrotaloudelliseksi muuttujaksi tutkimukseen valittiin rakennuskustannusindeksin vuosimuutos. Myös yrityksen iän ja koon vaikutusta konkurssiriskiin on tutkittu paljonkin. Esimerkiksi Kücher et al. (2018), Mellahi ja Wilkinson (2004) sekä Laitinen (1990) havaitsivat kaikki, että yrityksen iällä on merkitystä konkurssitodennäköisyyteen ja yritysten selviytymisen kannalta kriittisimmät hetket ovat viisi ensimmäistä vuotta, jonka jälkeen konkurssiriski pienenee olennaisesti. Lennox (1999) sekä Yousaf (2023) tutkimukset puolestaan osoittavat, että yhtiön riski ajautua konkurssiin on suurempi, mikäli yhtiö on pieni tai keskisuuri yhtiö.



Tutkimuksen aineisto kerättiin Bureau Van Dijk:n Orbis- tietokannasta ja aineisto koostui konkurssiyrityksistä, jotka oli menneet konkurssiin vuoden 2020 jälkeen ja rajauksena konkurssiyhtiön valitsemiselle käytettiin, että tilinpäätöstiedot olivat saatavilla vähintään kolmelta konkurssia edeltävältä täydeltä tilikaudelta. Konkurssiyhtiöiden lisäksi kerättiin myös aktiivisia yhtiöitä, jotka olivat aktiivisia vielä vuoden 2023 elokuussa. Aktiivisia yhtiöitä valittiin tutkimukseen 134 kappaletta ja näin ollen aineisto koostui lopulta yhteensä 237 yrityksestä. Valittujen yhtiöiden ja tunnuslukujen avulla suoritettiin tutkimuksen empiriaosuus, jossa luotiin 4 erilaista logistista regressiomallia, joiden avulla tutkittiin konkurssin ennustettavuutta eri näkökulmista ja eri muuttujien avulla. Kuitenkin ennen itse regressioanalyysiä tutkimuksen aineisto käytiin läpi kuvailevan analyysin avulla ja tehtiin muuttujien välinen korrelaatiotesti jokaisen tarkasteluvuodelle erikseen.

## 5.1 Yhteenveto havainnoista

Regressiomallin 1 avulla tutkittiin, pystytäänkö pelkkien taloudellisten tunnuslukujen avulla ennustamaan konkurssia. Regressiomalliin 2 lisättiin taloudellisten tunnuslukujen lisäksi myös yrityksen ikä ja koko ja regressiomalliin 3 puolestaan makrotaloudellinen muuttuja. Regressiomallissa 4 yhdistettiin kaikki näistä aiemmista kolmesta mallista, eli mallilla 4 testattiin sekä yrityksen iän ja koon sekä makrotaloudellisen muuttujan ennustetarkkuutta, yhdessä taloudellisten tunnuslukujen kanssa.

Tutkimus toteutettiin niin, että kaikki regressiomallit ajettiin 3 vuoden ajalta, jotta pystyttiin arvioimaan mallien ennustevoimaa vuositasolla ennen konkurssiin ajautumista. Tutkimuksien mukaan konkurssija ennustaessa kirjanpitoon perustuvat mittarit menettävät merkityksensä, mitä pidemmältä aikaväliltä ennen konkurssia tutkitaan (Reisz & Perlich 2007) Toisin sanoen siis konkurssien ennustaminen on tehokkaimmillaan maksimissaan 3 vuotta ennen konkurssia (Sousa et al. 2022) Näitä havaintoja tuki myös tämän tutkimuksen tulokset. Tutkimuksen päätutkimuskysymyksenä olikin:

***"Kuinka hyvin valitut konkurssin ennustamismallit ennustavat rakennusalan konkurssija talouden laskusuhdanteessa?"***

Tutkimustulosten valossa voidaan sanoa, että laadittujen regressiomallien välillä oli suuria eroja ja pelkkien taloudellisten tunnuslukujen ennustetarkkuus jäi suhteellinen matalaksi.

Kuitenkin ottamalla muutkin tutkimuksessa käytetyt muuttujat mukaan regressiomalliin parani mallien selitysaste, suorituskyky sekä luokittelutarkkuus. Myös aikahorizontilla oli merkittävä vaikutus mallien tarkkuuteen, ja mallit kykenivät ennustamaan konkurssin noin kahden vuoden tarkkuudella. Mallien luokittelutarkkuus vaihteli siis 61 %:ista aina 89 %:iin saakka, eli toisin sanoen mallien välillä oli lähes 30 %- yksikön ero tarkkuudessa. Erityisesti siis mallit 3 ja 4 osoittivat erinomaisia ennustuskykyjä.

Tutkimuksen toisena tutkimuskysymyksenä, tutkittiin miten yrityksen iän ja koon huomioinnilla vaikutetaan ennustustarkkuuteen. Toinen tutkimuskysymyksistä olikin:

***"Onko yrityksen iän ja koon huomioinnilla merkitystä konkurssin ennustamistarkkuuteen?"***

Tutkimus osoitti, että yrityksen koolla ei ole merkittävyyttä mallin kannalta. Kokoa mitattiin henkilöstömäärällä, taseen loppusumman luonnollisella logaritimilla ja liikevaihdolla, joista liikevaihdolla ei vaikuttanut olevan minkäänlaista vaikutusta yrityksen konkurssitodennäköisyydelle. Yrityksen ikä puolestaan on tilastollisesti merkittävä muuttuja yhdessä omavaraisuusasteen kanssa, jokaisena tarkasteluvuotena. Kuitenkaan malli ei selittänyt kovin voimakkaasti konkurssin kokonaisvaihtelua ja mallin luokittelutarkkuus jäi myös suhteellisen matalaksi, mallin luokitellen keskimäärin vain 70 %:ia yhtiöistä oikein aktiivisiksi yrityksiksi ja konkurssiyrityksiksi testausdatalla. Vaikka mallin tarkkuus nousi hieman verrattuna malliin 1, oli muutos sen verran pieni, ettei iän ja koon merkityksestä konkurssitodennäköisyyteen voida vetää johtopäätöstä. Iän heikkouden voi kuitenkin selittää se, että tutkimuksen otos koostui jo hieman vanhemmista yhtiöistä, jotka olivat olleet markkinoilla jo useamman vuoden ajan. Yritysten iän mediaani asettui konkurssiyhtiöiden osalta 12 vuoteen ja aktiivisten yhtiöiden osalta 15 vuoteen, joten tutkimuksessa ei ollut paljoa alle 5- vuotiaita yrityksiä mukana, joka oli kriittinen piste yritysten selviytymisen kannalta.

Tutkimuksen kolmantena tutkimuskysymyksen tarkoituksen oli tarkastella, miten makrotaloudelliset muuttujat vaikuttavat konkurssin ennustamistarkkuuteen. Kolmas tutkimuskysymyksistä kuuluu:

***"Missä määrin makrotaloudellisia tekijöitä voidaan käyttää ennustamaan rakennusalan konkursseja?"***

Tutkimustulokset osoittivat mallille 3 ja 4 erinomaista ennustustarkkuutta sekä luokittelutarkkuutta. Mallissa 3 tutkittiin siis ainoastaan rakennuskustannusindeksin muutoksen vaikutusta yhdessä taloudellisten tunnuslukujen kanssa konkurssin ennustamistarkkuuteen. Malli 3 osoittautui tutkimuksen kannalta parhaimmaksi malliksi, sen luokittelutarkkuuden yltäen jopa 89 %:in tarkkuuteen ja jopa huonoimpana vuotena (t-3) malli luokitteli yrityksiä oikein 76 %:in tarkkuudella. Mallin 3 suorituskyky oli myös jokaisena vuotena yli 80 %:ia testausdatalla ja malli kykeni selittämään noin 69 %:ia konkurssin kokonaisvaihtelusta 2 vuotta ennen konkurssia. Mallissa 4 huomioitiin kaikki tutkimuksen muuttujat yhdessä mallissa, ja tulosten mukaan mallin 4 suorituskyky ja luokittelutarkkuus on lähes yhtä hyvät kuin mallilla 3. Kuitenkin mallin 4 keskiarvo jää hieman alle mallin 3 keskiarvon, josta voidaan päätellä, että yrityksen iän ja koon huomioimen, laskee hieman rakennuskustannusindeksin vaikutusta mallissa. Johtopäätöksenä voidaan kuitenkin pitää, että makrotaloudellisen muuttujan lisääminen malliin nostaa huomattavasti mallin ennustustarkkuutta ja suorituskykyä.

Analyysi paljasti myös huomionarvoisen trendin: kun aikahorisontti laajeni useamman vuoden ajan, havaittiin merkittävä ennustetarkkuuden lasku kaikissa malleissa. Mallien suorituskyvyt ja luokittelutarkkuudet osoittivat johdonmukaisesti laskevan trendin, kun aikajana kasvoi. Kolme vuotta ennen konkurssia mallien keskimääräinen ennustustarkkuus testausdatalla oli enää 69 %:ia, kun vuosi ennen konkurssia sama luku oli 80 %:ia.

## 5.2 Keskustelu ja jatkotutkimusaiheet

Tutkimustulokset ovat mielenkiintoisia, sillä aiempien tutkimuksien mukaan yrityksen iällä ja koolla on havaittu olevan tilastollinen merkitsevyys ennustemallien suorituskyvyn kannalta. Esimerkiksi Lugovskayan (2009) totesi tutkimuksessaan, että ikä ja kokomuuttujien sisällyttäminen malliin, paransi myös mallien laatua. Tässä tutkimuksessa kyseistä tilastollista suhdetta ei kuitenkaan löydetty. Kuitenkin makrotaloudellisten muuttujien lisääminen ennustemalleihin lisäsi ennustetarkkuutta, joka puolestaan on linjassa aiempien tutkimustulosten kanssa. Aiemmissä tutkimuksissa on havaittu, että konkurssiyhtiöt olivat alttiimpia makrotaloudellisille muutoksille, kuin omille kirjanpitosuhteilleen. Näin ollen nykypäivänä konkurssien ennustamisessa tulee ottaa huomioon talouden koko tilanne, eikä konkurssia voida selittää pelkkien taloudellisten

tunnuslukujen avulla. (Camska & Klecka 2020; Acosta-González et al. 2019) Tutkimuksessa käytössä ollut aineisto oli kuitenkin suhteellisen pieni, joka voi vaikuttaa saatuihin tuloksiin ja yleistettävyyteen. Myös tarkasteluajankohta sijoittui taloudelliseen laskusuhdanteeseen, jopa taantumaa, joka saattaa puolestaan nostaa esiin makrotaloudellisten muuttujien painoarvoa.

Monissa tutkimuksissa myös maksuvalmiuden, kannattavuuden sekä kassavirran tunnusluvut ovat osoittaneet parantavan konkurssien ennustetarkkuutta ja varsinkin kassavirran muuttajat ovat olleet tutkimuksissa kriittisiä rakennusalan yritysten tilanteen analysoimiseksi (Sousa et al. 2022). Lugovskayan (2009) tutkimuksessa kannattavuuden ja maksuvalmiuden muuttajat nousivat merkittävimiksi muuttujiksi mallien kannalta. Tässä tutkimuksessa tätä ei kuitenkaan havaittu, sillä tutkimuksessa käytetyt kannattavuuden ja maksuvalmiuden muuttajat osoittivat heikkoa tilastollista merkittävyyttä satunnaisissa malleissa, satunnaisina vuosina. Näin ollen kyseiset muuttajat eivät osoittaneet johdonmukaisuutta malleissa, jotta näiden osalta voitaisiin todeta, että ne ovat parantaneet mallien suorituskykyä. Tutkimuksessa puolestaan vakavaraisuutta mittaava tunnusluku, omavaraisuusaste nousi erittäin merkittäväksi muuttujaksi jokaisen mallin osalta. Tätä tukee esimerkiksi Pompe ja Bilderbeek (2005) tutkimus, jossa vakavaraisuus nousikin mallin kannalta merkittävimäksi muuttujaksi.

Jatkoa ajatellen olisikin mielenkiintoista tutkia lisää makrotaloudellisen ympäristön muutosta suhteessa konkurssitodennäköisyyteen ja sitä kautta myös konkurssin ennustamiseen pitkällä aikavälillä. Tällä hetkellä konkurssin ennustaminen rajoittuu muutamaan vuoteen, jonka jälkeen ennustustarkkuus laskee merkittävästi. Pitkän aikavälin ennustetarkkuus olisi hyödyllistä yhtiön kaikille sidosryhmille sekä myös yhteiskunnalle.

## LÄHTEET

Acosta-González, Fernández-Rodríguez, F. & Ganga, H. (2019) Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data. *Computational economics*, 53(1); 227–257.

Aghion, P., Hart, O. & Moore, J. (1994) Improving Bankruptcy Procedure. *Washington University Law Review*, 72(3); 849–872.

Alarussi, A. S. & Alhaderi, S. M. (2018) Factors affecting profitability in Malaysia. *Journal of economic studies (Bradford)*, 45 (3); 442–458

Aldrich, H. & Auster, E.R. (1986) Even Dwarfs Started Small: Liabilities of Age and Size and Their Strategic Implications. *American Journal of Industrial and Business Management*, 5(12); 165–198.

Alfraih, M. (2016) Have financial statements lost their relevance? Empirical evidence from the frontier market of Kuwait. *Journal of Advances in Management Research*, 13(2); 225–239.

Alhajjar, E. & Bradley, T. (2021) Survival analysis for insider threat: Detecting insider threat incidents using survival analysis techniques. *Computational and mathematical organization theory*, 28(4); 335–351.

Altman, E.I. (1968) Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4); 589 – 609.

Adnan Aziz, M. & Dar, H. A. (2006) Predicting corporate bankruptcy where we stand. *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6(1); 18–33.

Bapat, V. & Nagale, A. (2014) Comparison of Bankruptcy Prediction Models: Evidence from India. *Accounting and Finance Research*, 3(4); 91–98.

Back, B., Laitinen, T., Sere, K., & van Wezel, M. (1996) Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis, and genetic algorithms. *Turku Centre for Computer Science Technical Report*, 40(2), 1-18.

Barboza, F., Kimura, H. & Altman, E. (2017) Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83; 405–417.

Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4; 71-111.

Bellovary, J.L., Giacomino, D.E. & Akers, D. (2007) A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter); 1-42.

Bulow, J.I. & Shoven, J.B. (1978) The Bankruptcy Decision. *The Bell Journal of Economics*, 9(2), 437–456.

Brédart, X. (2014). Bankruptcy prediction model: The case of the United States. *International Journal of Economics and Finance*, 6(3); 1-7.

Bruneau, C., de Bandt, O. & El Amri, W. (2012) Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility. *Journal of Financial Stability*, 8(4); 219-235.

Camska, D. & Klecka, J. (2020) Comparison of Prediction Models Applied in Economic Recession and Expansion. *Journal of risk and financial management*, 13(3); 1-16.

Carter, R. & Van Auken, H. (2006) Small Firm Bankruptcy. *Journal of Small Business Management*, 44(4); 493–512.

Chatterjee, S. & Hadi, A. S. (2012) *Regression analysis by example*. Fifth edition. Hoboken, New Jersey: Wiley.

Chava, S. & Jarrow, R. A. (2004) Bankruptcy Prediction with Industry Effects. *European Finance Review*, 8 (4); 537–569.

Cheng, M. Y. & Hoang, N. D. (2015) Evaluating Contractor Financial Status Using a Hybrid Fuzzy Instance Based Classifier: Case Study in the Construction Industry. *IEEE transactions on engineering management*. 62 (2); 184–192.

Chnar, A. R. (2018) Efficiency of Financial Ratios Analysis for Evaluating Companies' Liquidity. *International journal of social sciences & educational studies*, 4 (4); 110-.

Cubbin, J. & Geroski, P. (1987) The convergence of profits in the long run - inter-firm and inter-industry comparisons. *The Journal of industrial economics*, 35(4); 427–442.

Daoud, J. I. (2017) Multicollinearity and Regression Analysis. *Journal of Physics*, 949(1).

Devi, S. S. & Radhika, Y. (2018) A survey on machine learning and statistical techniques in bankruptcy prediction. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 8(2); 133-139.

Dongare, A. D., Kharde, R. R. & Kachare, A. D. (2012) Introduction to artificial neural network. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, 2(1); 189-194.

Doumpos, M. & Zopounidis, C. (1999) A Multicriteria Discrimination Method for the Prediction of Financial Distress: The Case of Greece. *Multinational Finance Journal* 3(2); 71–101.

Eisenbeis, A. R. (1977) Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics. *The Journal of Finance*, 32(3); 875-900.

Eklund, T, Barbro, B, Vanharanta, H. & Visa, A. (2003). Using the self-organizing map as a visualization tool in financial benchmarking. *Information Visualization*, 2(3); 171–181.

Elinkeinoelämän keskusliitto. (2022) Suhdannebarometri: Lokakuu 2022. [Verkkoaineisto] [Viitattu 16.11.2022] saatavilla: <https://ek.fi/tavoitteemme/talouspolitiikka/suhdannotiedustelut/suhdannebarometri-lokakuu-2022/>

Elinkeinoelämän keskusliitto. (2022) Elinkeinoelämän keskusliiton Suhdannebarometri Lokakuu 2022. [Verkkoaineisto] [Viitattu 16.11.2022] Saatavilla: <https://ek.fi/wp-content/uploads/2022/10/Barometrijulkaisu-loka-22-22335588.pdf>

European Commission. SME Definition [Verkkoaineisto] [Viitattu 16.11.2022] Saatavilla: [https://single-market-economy.ec.europa.eu/smes/sme-definition\\_en](https://single-market-economy.ec.europa.eu/smes/sme-definition_en)

European Commission, Directorate-General for Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs, Joint Research Centre, Di Bella, L., Katsinis, A. & Lagüera-González, J. (2023). *Annual report on European SMEs 2022/2023 : SME performance review 2022/2023*, Publications Office of the European Union. [Verkkoaineisto] [Viitattu 29.12.2023] Saatavilla: <https://data.europa.eu/doi/10.2760/028705>

Finlex. (2021) Konkurssilakiin väliaikainen muutos: Velallisen maksuaika konkurssiuhkaisen maksukehotuksen tiedoksiannon jälkeen pitenee 30 päivään. [Verkkoaineisto] [Viitattu 15.11.2022] Saatavilla: <https://finlex.fi/fi/uutiset/403fpr>

Ferris, S. P., Jayaraman, N. & Makhija, A. K. (1997) The response of competitors to announcements of bankruptcy: An empirical examination of contagion and competitive effects. *Journal of Corporate Finance (Amsterdam, Netherlands)*, 3(4); 367–395.

Gharghori, P., Chan, H. & Faff, R. (2006). Investigating the performance of alternative default-risk models: option-based versus accounting-based approaches. *Australian Journal of Management*, 31(2), 207–234.

Hail, L. (2013) Financial reporting and firm valuation: relevance lost or relevance regained?, *Accounting and Business Research*, 43(4); 329-358. Hart, O. (2006) Different approaches to bankruptcy. National Bureau of Economic Research. Nbe Working Paper Series.



Hart, O. (2006) Different approaches to bankruptcy. *CESifo DICE Report*, 4(1); 3-8.

HE 46/2020 Hallituksen esitys eduskunnalle laiksi konkurssilain 2 luvun 3 §:n väliaikaisesta muuttamisesta.

HE 238/2021 vp Hallituksen esitys eduskunnalle laeiksi yrityksen saneerauksesta annetun lain ja yksityishenkilön velkajärjestelystä annetun lain muuttamisesta sekä niihin liittyviksi laeiksi.

Hernandez Tinoco, M. & Wilson, N. (2013) Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International review of financial analysis*, 30; 394–419.

Hillegeist, S.A., Keating, E.K., Cram, D.P. & Lundstedt, K.G. (2004) Assessing the probability of bankruptcy. *Review of accounting studies*, 9(1); 5–34.

Huhtinen, H. (2018) Monelle yrittäjälle konkurssi tulee yllätyksenä: ”Asioiden annetaan mennä aivan liian pitkälle”. [Verkkoaineisto] [Viitattu 29.9.2022] Saatavilla: <https://www.op-media.fi/yrittajyys/yrityksen-talous/monelle-yrittajalle-konkurssi-tulee-yllatyksena-asioiden-annetaan-menna-aivan-liian-pitkalle/>

Hyder, S. & Lussier, R. N. (2016) Why businesses succeed or fail: a study on small businesses in Pakistan. *Journal of Entrepreneurship in Emerging Economies*, 8(1); 82–100.

Jackson, A.B., Plumplee, M. & Rountree, B. (2017) Decomposing the market, industry, and firm components of profitability: implications for forecasts of profitability. *Review of accounting studies*, 23(3); 1071–1095.

Jones, S. & Wang, T. (2019) Predicting private company failure: A multi-class analysis. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 61; 161–188.

Karels, G.V. & Prakash, A.J. (1987) Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 14(4); 573–593.

Kayo, E. K. & Kimura, H. (2011) Hierarchical determinants of capital structure. *Journal of Banking & Finance*, 35(2); 358–371.

Konkurssilaki 120/2004. Annettu Helsingissä 20.2.2024.

Korhonen, I. & Virolainen, K. (2020) Koronavirus aiheutti maailmantalouden äkkipysähdyksen. [Verkkoaineisto] [Viitattu 15.10.2022] Saatavilla: <https://www.eurojatalous.fi/fi/2020/1/maailmantalouden-akkipysahdys/>

Kostiainen, J. (2022) Ukrainan sodan vaikutus Suomen talouteen. [Verkkoaineisto] [Viitattu 15.10.2022]. Saatavilla: <https://corporate.nordea.com/article/72985/ukrainan-sodan-vaikutus-suomen-talouteen>

Kotsiantis, S. B. (2013) Decision trees: a recent overview. *The Artificial intelligence review*, 39 (4); 261–283.

Koulu, R. (2007) Uudistettu yrityssaneeraus: saneerausmenettely vuoden 2007 uudistuksen jälkeen. Helsinki: Talentum Media.

Laitinen, E.K. (1990) Konkurssin ennustaminen. Sundom: Vaasan yritysinformaatio Oy.

Laitinen, E.K. (1995) The duality of bankruptcy process in Finland. *The European Accounting Review*, 4(3), 433–454.

Laitinen, T. & Kankaanpää, M. (1999) Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish Case. *European Accounting Review, Taylor & Francis Journals*, 8(1); 67-92.

Lennox, C. (1999) Identifying failing companies: a re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4); 347-364.

Li, M-Y.L. & Miu, P. (2010) A Hybrid Bankruptcy Prediction Model with Dynamic Loadings on Accounting-Ratio-Based and Market-Based Information: A Binary Quantile Regression Approach. *Journal of Empirical Finance*, 17(4); 818-833.

Liao, T. F. (1994). Interpreting probability models: Logit, probit, and other generalized linear models (No. 101). Sage.

Lohmann, C. & Ohliger, T. (2019) Using accounting-based information on young firms to predict bankruptcy. *Journal of Forecasting*, 38(8); 803–819.

Lugovskaya, L. (2009) Predicting Default of Russian SMEs on the Basis of Financial and Non-Financial Variables. *Journal of Financial Services Marketing*, 14; 301–313.

Luukkonen, H. (2021) Rakentamisen yhteiskunnalliset vaikutukset. Rakennusteollisuus. [Verkkoaineisto] [Viitattu 16.11.2022] Saatavilla: <https://rt.fi/2021/04/rakentamisen-yhteiskunnalliset-vaikutukset/>

Mandrekar, J. N. (2010) Receiver operating characteristic curve in diagnostic test assessment. *Journal of Thoracic Oncology*, 5(9); 1315-1316.

Mayr, S., Mitter, C. & Aichmayr, A. (2017) Corporate Crisis and Sustainable Reorganization: Evidence from Bankrupt Austrian SMEs, *Journal of Small Business Management*, 55(1), 108-127.

Mellahi, K. & Wilkinson, A. (2004) Organizational failure: a critique of recent research and a proposed integrative framework. *International journal of management reviews: IJMR*, 5 (1), 21–41.

Mirzaei, M., Ramakrishnan, S. & Bekr, M. (2016) Corporate Default Prediction with Industry Effects: Evidence from Emerging Markets. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 6(S3); 161-169.

Mohanraj, M. Jayaraj, S. & Muraleedharan, C. (2012) Applications of artificial neural networks for refrigeration, air-conditioning and heat pump systems—A review. *Renewable & sustainable energy reviews*, 16(2); 1340–1358.

Mulyawan, S. (2015) The Benefits of Financial Ratios' as the Indicators of Future Bankruptcy on the Economic Crisis. *International Journal of Nusantara Islam*, 3(1); 21–31.

Myles, A. J., Feudale, R. N., Liu, Y., Woody, N. A., & Brown, S. D. (2004) An introduction to decision tree modeling. *Journal of Chemometrics: A Journal of the Chemometrics Society*, 18(6); 275-285.

Ohlson, J.A. (1980) Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 18(1); 109-131.

Ooghe, H. & De Prijcker, S. (2007) Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. *Management Decision*, 46(2); 223–242.

Opler, T. C. & Titman, S. (1994) Financial Distress and Corporate Performance. *The Journal of finance (New York)*, 49 (3); 1015–1040.

Patentti- ja rekisterihallitus. (2022) Yritysten lukumäärät kaupparekisterissä. [Verkkoaineisto] [Viitattu 29.9.2022] Saatavilla: <https://www.prh.fi/fi/kaupparekisteri/yritystenlkm/lkm.html>

Pompe, P. P. M. & Bilderbeek, J. (2005) “The Prediction of Bankruptcy of Small- and Medium-Sized Industrial Firms.” *Journal of business venturing*, 20 (6); 847–868.

Rakennuslehti. (2021) Rakennusalan konkurssit kasvussa. [Verkkoaineisto] [Viitattu 15.11.2022] Saatavilla: <https://www.rakennuslehti.fi/2021/08/rakennusalan-konkurssit-kasvussa/>

Reisz, A. S. & Perlich, C. (2007) A market-based framework for bankruptcy prediction. *Journal of financial stability*, 3(2); 85-131.

Serrasqueiro, Z. (2009). Growth and profitability in Portuguese companies: A dynamic panel data approach. *Economic Interferences*, 11(26); 265-279.

Scott, J. (1981) The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking & Finance*, 5(3); 317–344.

Shrestha, N. (2020) Detecting Multicollinearity in Regression Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(2); 39–42.

Smith, M. & Liou, D. (2007) Industrial sector and financial distress. *Managerial Auditing Journal*, 22(4); 376–391.

Song, Y. Y., & Ying, L. U. (2015) Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai archives of psychiatry*, 27(2); 130.

Sousa, A., Braga, A. & Cunha, J. (2022) Impact of macroeconomic indicators on bankruptcy prediction models: Case of the Portuguese construction sector. *Quantitative Finance and Economics*, 6(3); 405–432.

Spicka, J. (2013) The financial condition of the construction companies before bankruptcy. *European Journal of Business and Management*, 5(23); 160–169.

Sung, T.K., Chang, N. & Lee, G. (1999) Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1); 63–85.

Suomen Pankki. (2022) Sota Ukrainassa heikentää Suomen talouskasvua ja nopeuttaa inflaatiota. [Verkkoaineisto] [Viitattu 15.10.2022] Saatavilla: <https://www.eurojatalous.fi/fi/2022/artikkelit/sota-ukrainassa-heikentaa-suomen-taloukasvua-ja-nopeuttaa-inflaatiota/>

Taffler, R. J. (1983) The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52); 295–308.

Topaloğlu, Z. (2012) A Multi-period Logistic Model of Bankruptcies in the Manufacturing Industry. *International Journal of Finance and Accounting*, 1(3); 28–37.

Tsai, C.F. & Wu, J.-W. (2008) Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2639–2649.

Tilastokeskus. (2023) Konkursseja eniten 25 vuoteen marraskuussa 2023. [Verkkoaineisto] [Viitattu 2.1.2024] Saatavilla: <https://www.stat.fi/julkaisu/cl7yg4d8crpbu0cuhc1rw7spa>

Wagenmakers, E.-J & Farrell, S. (2004) AIC model selection using Akaike weights. *Psychonomic Bulletin & Review.*, 11(1); 192–196.

Wang, P., Li, Y. & Reddy, C. K. (2019) Machine Learning for Survival Analysis: A Survey. *ACM Computing Surveys* 51(6); 1-36.

Wang, Y. & Campbell, M. (2010) Business Failure Prediction for Publicly Listed Companies in China. *Journal of Business and Management*, 16(1); 75-88.

Whitaker, R.B. (1999) The early stages of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2); 123–132.

Yousaf, M. (2023) Bankruptcy risk, firm size, and firm profitability: a dynamic panel data approach. *International Journal of Sustainable Economy*, 15(2); 186-204.

Zizi, Y., Oudgou, M., & El Moudden, A. (2020) Determinants and predictors of SMEs' financial failure: a logistic regression approach. *Risks (Basel)*, 8(4); 1–21