

Fakultet for økonomi og samfunnsvitenskap

Kandidatnummer 121  
Jan J. T. Jenvild

MASTEROPPGAVE

***Operasjonell styring av  
kredittrisiko blant norske foretak  
– har regnskapene mistet sin tapte relevans igjen?***

***En kvantitativ undersøkelse om tinglyste utlegg fra Skatteetaten sin  
effekt i forhold til Ohlson (1980) sin O-score modell***

3MØS350 Rena  
Hovedprofil Økonomi og virksomhetsstyring

VÅREN 2023

## Sammendrag

Bakgrunnen for studiet er den pågående diskusjonen i kjølvannet Relevance-Lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987) der Kinserdal (2018) stiller spørsmål ved hvor relevant det er å benytte kreditt-risikomodeller som ikke har tatt hensyn til at deres eget grunnlag i form av regnskapene selv har endret mye de siste 50 år. Med utgangspunkt i Aae og Hansen (2017) sine empiriske funn følges oppfordringen om å foreta ytterligere undersøkelser ved alternative variabler til de tradisjonelle modellene i form av Ohlson (1980) sin O-score modell som er en konkurs-prediksjonsmodell basert på regnskapsinformasjon. Problemstillingen for oppgaven er på bakgrunn av dette: *I hvilken grad kan nye kredittopplysningsdata ha betydning for styring av operasjonell kredittrisiko i forhold til tradisjonelle metoder for styring av kredittrisiko?* En kvantitativ undersøkelse gjennomføres mot et unikt og eget sammensatt utvalgt av sekundærdata som ikke tidligere har vært benyttet i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten fra løsreregisteret mot offentlige tall fra regnskapsregisteret. Studien finner at variabelen i modellen har en sterk forklaringskraft, men til tross for at funnet ikke er signifikant argumenteres det for at det er faglig relevant på bakgrunn av etablert teori og siste tids utvikling innen forskningsfronten. Den teoretiske implikasjonen er ny innsikt i forholdet mellom faktorene soliditet og likviditet som har vært faglig diskutert siden stadfestet av Beaver (1966). Den praktiske implikasjonen er en åpen modell som kan benyttes av alle som behersker den for å styre sin kredittrisiko ettersom den utelukkende bygger på offentlig informasjon.

## Abstract

The background for the study is the ongoing discussion in the wake of the Relevance-Lost debate (Johnson & Kaplan, 1987) where Kinserdal (2018) questions how relevant it is to use credit risk models that have not taken into account that their own basis in the form of the accounts themselves have changed a lot in the last 50 years. Based on Aae og Hansen (2017) empirical findings, the call is followed to carry out further investigations with alternative variables to the traditional models in the form of Ohlson (1980) O-score model, which is a bankruptcy prediction model based on accounting information. The problem statement for the thesis is based on this: *To what extent can new credit information data be important for managing operational credit risk compared to traditional methods for managing credit risk?* A quantitative examination is carried out against a unique and separate composite selection of secondary data that has not previously been used in the form of public registered attachment from the Tax Agency of Norway against public figures from the accounting register. The study finds that the variable in the model has a strong explanatory power, but despite the fact that the finding is not significant, it is argued that it is academically relevant on the basis of established theory and recent developments within the research front. The theoretical implication is new insight into the relationship between the factors solidity and liquidity which has been academically discussed since confirmed by Beaver (1966). The practical implication is an open model that can be used by anyone who masters it to manage their credit risk, as it is based solely on public information.

# Innhold

Sammendrag .....	2
Abstract .....	3
Figurliste .....	6
Tabelliste.....	7
<b>1.0 Introduksjon.....</b>	<b>9</b>
1.1 Faglig bakgrunn for studien .....	9
1.2 Forklaring av nøkkelbegreper .....	11
1.3 Problemstilling.....	12
1.4 Posisjonering.....	13
1.5 Bidrag – praktiske og teoretiske implikasjoner.....	13
1.6 Valg av forskningskontekst.....	13
1.7 Oversikt over hvordan oppgaven er bygget opp .....	14
<b>2.0 Teorigrunnlag.....</b>	<b>15</b>
2.1 Oversikt over kapitlet.....	15
2.2 Forskningsmodell og forskningsspørsmål .....	15
2.3 Søkeprosess etter relevant litteratur .....	17
2.4 Oversikt over relevant litteratur .....	19
2.5 Drøfting av relevant litteratur .....	22
2.5.1 Den første fase fra 1960 – Beaver (1966) sin univariate analyse og Altman (1968).....	22
2.5.2 Den andre fase fra 1980 – Ohlson (1980) sin O-score modell.....	26
2.5.3 Den tredje fase fra 2000 – Bernhardsen (2001) og Norges Bank sin SEBRA-modell .....	30
2.6 Oppsummering.....	33
<b>3.0 Forskningsdesign og metode for innsamling og analyse av data .....</b>	<b>36</b>
3.1 Valg av forskningsdesign.....	36
3.2 Valg av metode for datainnsamling og analyse .....	37
3.2.1 Utvalg av konkurs-selskaper.....	40
3.2.2 Utvalg av ikke- konkurs-selskaper.....	44
3.2.3 Utvalg av data for tinglyste utlegg ved pantattester .....	49
3.3 Utforming av modell for prediksjon og test av hypotese.....	50
3.4 Prosessen med å samle inn data .....	54
3.5 Reliabilitet og validitet.....	58

<b>4.0 Resultater og diskusjon</b> .....	60
4.1 Resultater .....	60
4.2 Diskusjon .....	64
4.2.1 Diskusjon av tinglyste utlegg sin forklaringskraft i modellen .....	64
4.2.2 Diskusjon av tinglyste utlegg som mulig markedsinformasjon .....	66
4.2.3 Diskusjon av egenkapital, soliditet og likviditet i modellen .....	69
4.2.4 Diskusjon av alternative data innen det regnskapsbaserte paradigme .....	72
4.2.5 Diskusjon av regnskapet sin rolle og tidligere studier .....	73
4.3 Konklusjon .....	76
<b>5.0 Implikasjoner, begrensninger og videre forskning</b> .....	77
5.1 Praktiske implikasjoner .....	77
5.2 Teoretiske implikasjoner .....	78
5.3 Begrensninger i studien .....	79
5.4 Videre forskning .....	80
Referanser .....	83
Vedlegg .....	90
Vedlegg 1. <i>Kontrollberegning av normalfordeling for utvalg ved Z-skår verdi i Excel.</i> .....	90
Vedlegg 2. <i>Egen beregningsmodell for Ohlson (1980) O-score i Excel.</i> .....	90
Vedlegg 3. <i>ROC-kurve fra SPSS og tilhørende AUC-verdi for modell 1</i> .....	91
Vedlegg 4. <i>ROC-kurve fra SPSS og tilhørende AUC-verdi for modell 2</i> .....	92
Vedlegg 5. <i>Test av signifikans ved modell i Excel.</i> .....	93

## Figurliste

Figur 1. Antall publikasjoner om kredittrisiko i fagtidsskrifter .....	9
Figur 2. Oversikt over nøkkelbegreper innenfor kredittrisiko. ....	11
Figur 3. Søkeprosess etter relevant litteratur .....	17
Figur 4. Overordnet oversikt over forskningsfronten basert på egen litteraturgjennomgang .....	20
Figur 5. Lineær Diskriminant Analyse .....	23
Figur 6. Sannsynlighet for konkurs gitt mislighold for foretak av ulik størrelse .....	28
Figur 7. Overordnet fremstilling av innfordringsprosessen. ....	35
Figur 8. Inntekt fordelt over innledende utvalg selskaper.....	41
Figur 9. Fordeling av inntekt for utvalg konkurs-selskaper .....	41
Figur 10. Normalfordeling .....	42
Figur 11. Fordeling etter fylke. ....	42
Figur 12. Fordeling etter NACE-bransjekode.....	43
Figur 13. Antall år fra stiftelse til konkurs.....	43
Figur 14. Sum eiendeler for utvalg konkurs-selskaper.. ....	44
Figur 15. Sum inntekter fra innledende utvalg. ....	45
Figur 16. Sum inntekter fra endelig utvalg. Selskaper ikke-konkurs.....	46
Figur 17. Fordeling av ikke-konkurs selskaper fra endelig utvalg på fylker. ....	46
Figur 18. Fordeling av ikke-konkurs selskaper fra endelig utvalg på NACE-bransjekoder. ....	47
Figur 19. Antall år fra stiftelse for utvalg av ikke-konkursselskaper.....	47
Figur 20. Sum eiendeler for utvalget på ikke-konkurs selskaper .....	48
Figur 21. Egen kalkulasjonsmodell i Excel av Ohlson (1980) O-score .....	52
Figur 22. Eksempel på en ROC-kurve .....	55
Figur 23. Egen utregning av sensitivitet og spesifisitet til ROC-kurve og tilhørende AUC-verdi .....	56
Figur 24. ROC-kurve fra modell 1 og AUC-verdi.....	57
Figur 25. ROC-kurve fra modell 2 og AUC-verdi.....	61

## Tabelliste

Tabell 1. Resultater fra avgrenset systematisk litteratursøk.....	17
Tabell 2. Klassifisering og prediksjonsnøyaktighet: Z-score Altman (1968) kredittrisiko-modell .....	25
Tabell 3. Ulike verdier av Ohlson (1980) O-score og tilhørende sannsynlighet for konkurs. ....	29
Tabell 4. Variabler i SEBRA-modellen .....	32
Tabell 5. Fordeling av inntekt for utvalg konkurs-selskaper. ....	41
Tabell 6. Sum eiendeler for utvalg konkurs-selskaper.....	44
Tabell 7. Sum inntekter fra endelig utvalg. Selskaper ikke-konkurs .....	46
Tabell 8. Sum eiendeler for utvalg ikke-konkurs selskaper.....	48
Tabell 9. Input-data fra regnskap .....	51
Tabell 10. Kalkulasjon av uavhengige variabler til Ohlson (1980) O-score verdi Y.....	51
Tabell 11. Avskjæringspunkt med tilhørende type 1 og type 2 feil .....	53
Tabell 12. Resultater fra modell 1.....	54
Tabell 13. Klassifiseringsutfall ved binær prediksjon.....	55
Tabell 14. Sammenstilling av ROC-kurver.....	62
Tabell 15. Resultater fra modell 1 og 2.....	63
Tabell 16. Forskjeller av medianer mellom ikke-mislykkede og mislykkede grupper fra utvalg.....	71

*Knowledge is our most powerful engine of production*  
-Alfred Marshall

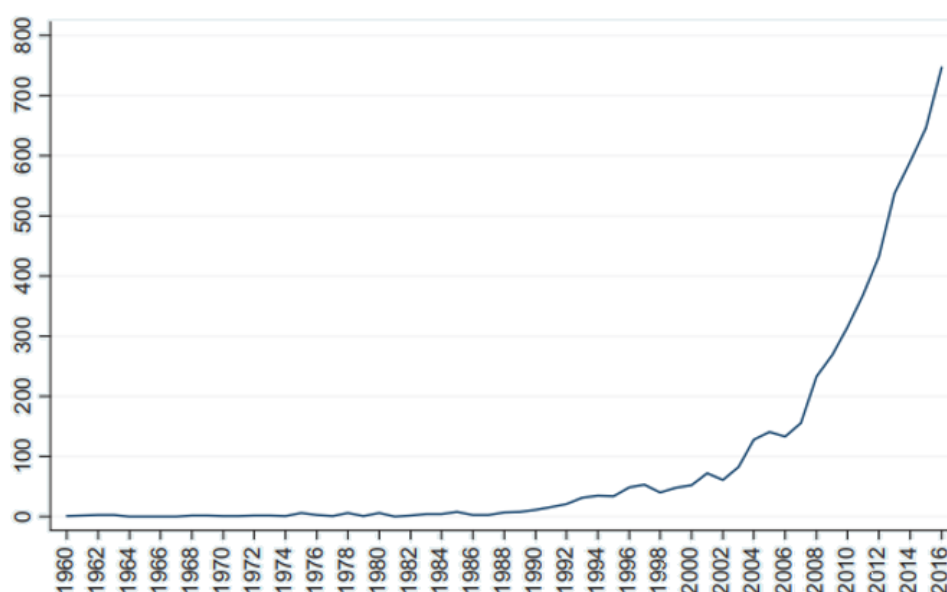


# 1.0 Introduksjon

## 1.1 Faglig bakgrunn for studien

Kredittrisiko er risiko for tap som følge av at motparten i en transaksjon ikke kan gjøre opp for seg (Norges Bank, 2022). Uavhengig av bransje eller sektor er det en underliggende risiko enhver virksomhet, privatperson eller organisasjon må forholde seg til samtidig som det er både den eldste og største risiko vi har i det finansielle systemet, noe som igjen ble tydeliggjort og aktualisert under finanskrisen høsten 2008 (Adrian, 2018).

Til tross for en kontinuerlig og pågående forskning innen emnet siden 1920-tallet har hverken forskningsfronten eller de praktiserende nådd et metningspunkt ettersom både ny teknologi og informasjonsbehandling gir muligheter for nye modeller, samtidig som grunnlaget for de fundamentale modellene som fortsatt har sin aktualitet i dag ble lagt på slutten av 1960-tallet. Vi kan forstå dette med bakgrunn i at emnet kredittrisiko er omfattende ettersom det kan ta for seg alt fra stater sin kredittverdighet i det internasjonale kredittmarkedet til en bank sin vurdering av hvilken rente som reflekterer risikoen for et boliglån til en kunde eller det lokale byggevarhuset som må ta stilling til om en kunde skal få handle på kreditt. Kredittvurdering inngår derfor som en sentral del i den operasjonelle styringen av kredittrisiko og uavhengig av hvilket av de to paradigmene innen forskningsfronten vi legger til grunn, i form av det tradisjonelle regnskapsbaserte paradigme (Beaver, 1966) eller det moderne markedsbaserte paradigme (Merton, 1974), vil regnskapsdata inngå direkte eller indirekte.



Figur 1. Antall publikasjoner om kredittrisiko i fagtidsskrifter (Zamore et al., 2018, s. 812).

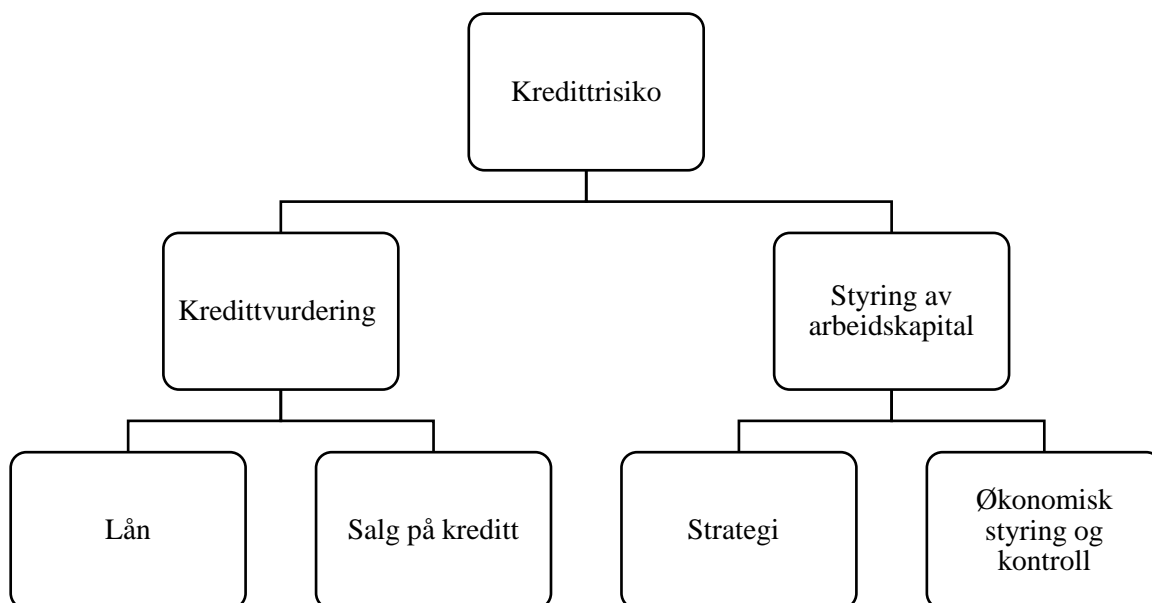
Fra et regnskapsfaglig perspektiv under økonomi og virksomhetsstyring gir Kinserdal (2018) Relevance-Lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987) en ny aktualitet ved å stille det retoriske spørsmålet om hvor relevant det er å benytte kredittvurderingsmodeller basert på data fra regnskap som ikke har tatt hensyn til at *regnskapene selv* har endret seg de siste 50-årene? Svaret Aae et al. (2018) finner er at virkeligheten har endret seg; det har ikke modellene eller dataene vi benytter i tilsvarende grad. Dette representerer et nytt forskningsgap som gir motivasjon til å ytterligere undersøke om deler av modellene, som i dag er basert på historisk regnskapsinformasjon, kan erstattes eller suppleres med data i sanntid som er et aktuelt tema grunnet teknologiske endringer og juridiske rammebetingelser ved innføring av ny kredittopplysningslov 1. juli 2022 som kan gi mer tilgang på data.

«We highly recommend other researchers to perform a similar analysis [...]. Additionally, we recommend performing a similar analysis using other well-known models, such as Ohlson's model»  
(Pelja & Stemland, 2017, s. 82).

Det har aldri tidligere vært tilgang på så mye data og datakraft for å behandle de innenfor kredittrisikoforskningen, ved blant annet maskinlæring og kunstig intelligens (M. Wang & Ku, 2021). I en tid der komplekse metoder grunnet ny teknologi hyppig erstatter hverandre i et stadig økende tempo, ser vi samtidig at noen fundamentale modeller fortsatt består. Blant dem er Ohlson (1980) sin O-score modell som fortsatt i dag etter over 40 år legger det teoretiske fundamentet for Norges Bank egen nåværende modell for styring av kredittrisiko i form av KOSMO-modellen (Hjelseth et al., 2020). Av den grunn er det på et sterkt faglig fundament oppfordringen fra Pelja og Stemland (2017) følges ved å benytte Ohlson (1980) sin O-score modell som grunnlag for egen analyse i denne oppgaven.

Ved å tilføre data som tidligere ikke har vært benyttet i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten (Hjelseth et al., 2022) vil oppgavens bidrag kunne ha både praktiske og teoretiske implikasjoner. Praktiske i form av reduserte transaksjonskostnader (Coase, 1937; Williamson, 1981) ettersom modellen utelukkende består av offentlig informasjon og teoretisk i form av ny innsikt i forhold mellom variabler i form av likviditet og soliditet som har vært faglig diskutert siden presentert av Beaver (1966). Bidraget setter heller neppe endelig punktum i den faglige diskusjonen, men har til hensikt å føye seg inn i rekken av inkrementell kunnskap som kjennetegner utviklingen over tid innen dette fagfeltet.

## 1.2 Forklaring av nøkkelbegreper



Figur 2. Oversikt over nøkkelbegreper innenfor kredittrisiko.

Kredittrisiko består under det markedsbaserte paradigme (Merton, 1974) av usystematisk risiko som omfatter risiko knyttet til det enkelte selskap og systematisk risiko som omfatter risiko knyttet til det enkelte marked. Det er en underliggende diskusjon innen fagmiljøet (Engel, 1994; Penman, 2010) om Markowitz (1952) sin porteføljeteori for verdipapirer også har gyldighet for lån og styring av kredittrisiko, men det er et aspekt vi holder utenfor vår innfallsvinkel ettersom oppgaven er avgrenset mot det tradisjonelle regnskapsbaserte paradigme (Berg, 2007) med systematisk risiko i form av kredittvurdering på selskapsnivå.

I forhold til annen risikostyring innenfor økonomi og virksomhetsstyring skiller kredittrisiko seg på et viktig punkt ved at oppsiden alltid er gitt og det er nedsiderisikoen man ønsker å håndtere. En investering eller et nytt prosjekt for virksomheten vil normalt håndteres ved en grundig analyse før beslutningstidspunktet. Kredittrisiko er på den annen side en løpende risiko som følger virksomhetens operasjonelle drift og vil ofte være kjennetegnet ved rutiner og strategier for å håndtere den; et konkret eksempel på dette er når vi må betale kontant for brød og melk på butikken, men samtidig kanskje blir innvilget 30 dagers kreditt ved kjøp av en ny datamaskin på elektrovarehuset i bytte mot en kredittsjekk.

Transaksjoner mellom virksomheter er kjennetegnet ved kreditt som har en sentral samfunnsmessig funksjon. Fabrikken som har laget innsatsfaktorene gir detaljisten eller montøren en kreditt som overstiger den kredittiden sluttkunden blir møtt med slik at varen kan produseres og omsettes før den blir betalt tilbake til siste ledd. Så lenge aktørene har tillitt til at de vil få oppgjør sikrer dette en effektiv arbeidsdeling og grunnlaget for en moderne økonomi. Staten legger rammebetingelsene slik at et uoppgjort krav kan kreves inn om det må ved rettslige skritt, men ettersom konkurs alltid vil være en nødvendig forutsetning for enhver kapitalistisk økonomi vil det ikke alltid være dekning. Det er denne risikoen man tar for seg innenfor styring av kredittrisiko og her spiller regnskapene til virksomheter man handler med en viktig rolle som en av flere faktorer for offentlig informasjon.

Kredittvurdering innenfor vår kontekst baserer seg derfor på konkursprediksjon basert på historiske regnskapsdata slik forskningsfronten de siste 50 år har utviklet der de mest sentrale modellene innenfor denne tilnærmingen er Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) og Bernhardsen (2001). Likviditet i form av betalingssevne er blant den mest sentrale faktoren i samtlige modeller og vår hypotese er at dersom et tinglyst utlegg i løssøreregisteret, som en offentlig betalingsanmerkning, kan være et substitutt for historiske nøkkeltall fra regnskapet om likviditet vil det være mulig å erstatte eller tilføre dette med data i sanntid fra offentlige tinglyste utlegg som kan gi mer relevant beslutningsinformasjon.

### 1.3 Problemstilling

På bakgrunn av den pågående diskusjonen innen forskningsfronten (Kinserdal, 2018) og forskningsgapet innenfor alternative data som er adressert (Hjelseth et al., 2022; Pelja & Stemland, 2017; Roeder, 2021) rettes følgende problemstilling:

*I hvilken grad kan nye kredittopplysningsdata ha betydning for styring av operasjonell kredittrisiko i forhold til tradisjonelle metoder for styring av kredittrisiko?*

## 1.4 Posisjonering

Den faglige posisjoneringen tar utgangspunkt Pelja og Stemland (2017) sin funn der de finner at regnskapene kan ta mistet sin tapte relevans igjen (Johnson & Kaplan, 1987), som adressert i den pågående faglige diskusjonen fra Kinserdal (2018), og følger oppfordringen fra Pelja og Stemland (2017) til ytterligere studier av ulike variabler med utgangspunkt i etablert teori ved Ohlson (1980) sin O-score modell.

## 1.5 Bidrag – praktiske og teoretiske implikasjoner

Den teoretiske implikasjonen av studien er ny innsikt i forholdet mellom to sentrale faktorer innen fagfeltet, i form av likviditet og soliditet, som har vært diskutert siden deres teoretiske betydning ble stadfestet av Beaver (1966). Dette muliggjøres ved å kombinere sanntidsdata i form av tinglyste utlegg fra løsreregisteret mot offentlige data fra regnskapsregisteret som tidligere ikke har vært undersøkt (Hjelseth et al., 2022). Årsaken til at dette er av teoretisk interesse er at det kan bidra til å belyse et forskningsgap ettersom en betydelig andel av virksomhetene som går konkurs faller ut av regnskapsregisteret en tid før konkurstidspunktet (Eklund et al., 2001) samtidig som løsreregisteret sin tinglysninger ikke er underlagt denne begrensningen. Den praktiske nytten av oppgaven kan være reduserte transaksjonskostnader (Coase, 1937; Williamson, 1981) ved bruk av en modell utelukkende basert på offentlige data som samtidig er faglig fundert på Norges Bank sitt eget metodiske grunnlag (Bernhardsen, 2001; Hjelseth et al., 2020) og som for den enkelte virksomhet vil kunne ligge til grunn for et bedre beslutningsgrunnlag i valg av strategi for styring av operasjonelle kredittrisiko.

## 1.6 Valg av forskningskontekst

En kvantitativ tilnærming blir lagt til grunn i valg av forskningskontekst og begrunnes med at det i forhold til den pågående diskusjonen innen forskningsfronten (Pelja & Stemland, 2017) vil være mest hensiktsmessig for å besvare oppgavens problemstilling som vi bør se i lys av den. Samtidig er det ikke gitt at det er eneste tilnærming ettersom det foreligger flere studier som tar for seg en kvalitativ forskningskontekst innen samme fagområde (Bergesen & Løndalen, 2021; Bore & Skaugen, 2020). I forhold til den pågående utviklingen innen forskningsfronten som grunnet ny teknologi har blitt enda mer datadrevet ser man at forskere

med teknologisk bakgrunn naturlig nok får en større rolle innen fagfeltet som tidligere var forbehold forskere med faglig bakgrunn innen tradisjonelle økonomifag som regnskap og finans (Ciampi et al., 2021). Data som tidligere ble ansett som kvalitative inngår nå som kvantitative data gjennom analyser av sosiale medier i modellene. Disse dataene er trolig viktig informasjon, men kunnskap blir de først til når de blir plassert i en faglig kontekst (Nonaka et al., 2000). Av den årsak velger vi innenfor vår forskningskontekst å vektlegge få, men nøye utvalgte indikatorer innen vår kvantitative tilnærming basert på opparbeidet teori innen fagfeltet over de siste 100 år.

### 1.7 Oversikt over hvordan oppgaven er bygget opp

Kapittel 2 tar for seg teorigrunnlaget ved å presentere tidligere arbeid og sentral forskning innen fagfeltet som er relevant med hensyn til egen problemstilling. Kapittel 3 tar for seg forskningsdesign og metode for innsamling og analyse av data for egen modell som benyttes til å besvare problemstillingen. Kapittel 4 tar for seg resultater og diskusjon ved bruk av modellen og tilhørende konklusjon mot problemstilling. Kapittel 5 tar for seg implikasjoner samt begrensninger i studien og forslag til videre forskning.

## 2.0 Teorigrunnlag

### 2.1 Oversikt over kapitlet

Dette kapitlet gjennomgår først forskningsmodell og forskningsspørsmål før det blir redegjort for søkeprosess etter relevant litteratur. Deretter følger en oversikt over relevant litteratur fra 1920-tallet frem til i dag fordelt over tre kapitler med tilhørende sentrale epoker. Dette danner grunnlaget for å belyse den teoretiske utviklingen som ligger til grunn for forskningsmodellen før en vurdering og drøfting av litteraturen i lys av problemstillingen avslutter kapitlet.

### 2.2 Forskningsmodell og forskningsspørsmål

I denne oppgaven skal vi undersøke hvordan nye offentlige kredittopplysningsdata ved innføring av ny kredittopplysningslov 01.07.2022 kan påvirke styring av operasjonell kredittrisiko ved å estimere konkursprediksjon basert på regnskapsbaserte modeller. Studien skiller seg fra tidligere studier ved at det kun benyttes offentlige data og avgrenser seg mot å se på forholdet mellom likviditet som faktor i de regnskapsbaserte modellene mot offentlige tinglyste utlegg i løsereregisteret (betalingsanmerkninger) fra Skatteetaten og hvilken effekt dataene i sanntid kan ha som beslutningsgrunnlag for operasjonell styring av kredittrisiko.

Forskningsmodellen er eksplorativ ved bruk av kvantitative sekundærdata (Oppen, 2020). Ved å tilføre Ohlson (1980) sin O-score modell nye variabler fra eget datasett i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten vil vi undersøke om disse kan være av signifikant betydning.

Problemstillingen for oppgaven er følgende:

*I hvilken grad kan nye kredittopplysningsdata ha betydning for styring av operasjonell kredittrisiko i forhold til tradisjonelle metoder for styring av kredittrisiko?*

For å besvare problemstillingen vil vi teste vår egen variabel i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten, som blir redegjort for i etterfølgende kapitel, mot Ohlson (1980) sin O-score modell. Dersom resultatet er signifikant, kan vi forkaste null-hypotesen  $H_0m$  som betyr at det høyst sannsynlig er feil å legge premisset for null-hypotesen til grunn (Ubøe, 2009).

Med utgangspunkt i problemstillingen rettes følgende hypotese:

$$H_{0m}: p \leq 0.50$$

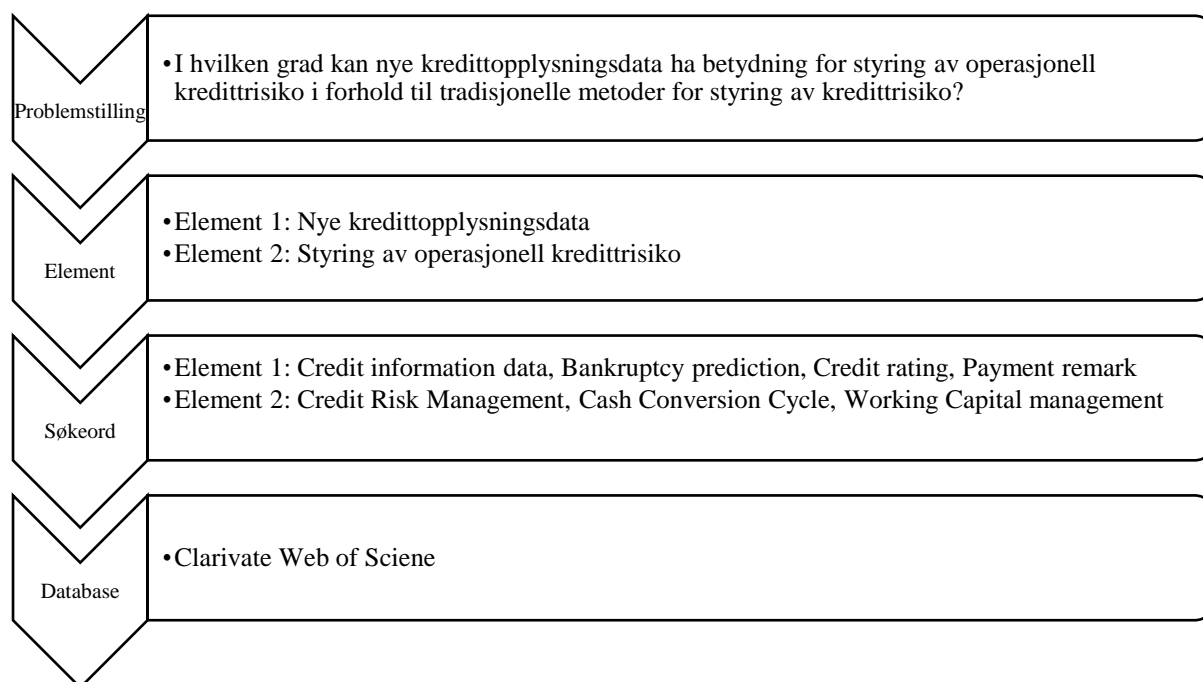
Offentlige kredittopplysningsdata kan ikke være et substitutt for tradisjonelle nøkkeltall for likviditet i forhold til tradisjonelle regnskapsbaserte metoder for styring av operasjonell kredittrisiko.

$$H_{1a}: p > 0.50$$

Offentlige kredittopplysningsdata kan være et substitutt for tradisjonelle nøkkeltall for likviditet i forhold til tradisjonelle regnskapsbaserte metoder for styring av operasjonell kredittrisiko.



## 2.3 Søkeprosess etter relevant litteratur



Figur 3. Søkeprosess etter relevant litteratur

Det gjennomføres et avgrenset systematisk søk som inneholder faktorer fra begge elementene ettersom et søk på «Credit Information Data» gir et treff på 4.597 resultater, mens et søk på både «Credit Information Data» og «Credit Risk Management» gir et treff på 249 resultater i databasen Clarivate Web of Science og samtidig er mer avgrenset mot vår problemstilling. Resultatene fra hver faktor mot hverandre vises i tabell 1 under.

Tabell 1. Resultater fra avgrenset systematisk litteratursøk

	Credit Information Data	Bankruptcy prediction	Credit rating	Payment remark
Credit risk management	249	80	900	1

Trefflisten fra søket eksporteres til Excel med kolonne for tittel, år, journal og sammendrag. Det er en overkommelig oppgave å gjennomgå de 1.230 artiklene på et overordnet nivå der tittel, nøkkelord, sammendrag, forfatter og tidsskrift vurderes for om relevant. Fra disse blir det gjort et utvalg på 116 som ansees relevant mot oppgavens problemstilling ved å benytte følgende inklusjonskriter; anseelse av tidsskrift, anseelse av forfatter i forhold til posisjon innen forskningsfronten, antall sitater og substans. Etter å ha studert disse artiklene står vi

igjen med et antall på 79 artikler som danner grunnlaget for oppgavens teorigjennomgang. Basert på den systematiske litteraturgjennomgangen er det etter vår viten ikke andre studier som tar for seg oppgavens problemstilling samtidig som det foreligger et kunnskapsgap innenfor denne avgrensningen og som i lys av den pågående faglige diskusjonen innenfor forskningsfronten etter vårt syn er relevant å belyse. Dette underbygges imidlertid også fra Norges Bank der de i samråd med Statistisk Sentralbyrå den 20. juni 2022 har publisert et *working paper* i forbindelse med forskningsprosjektet *A bankruptcy probability model for assessing credit risk on corporate loans with automated variable selection* der det kommer frem at:

«In the existing literature on bankruptcy risk, payment remarks are seldom available and, if available, not from public registers, but for selected credit agencies and with limited coverage of firms. The broad coverage, makes our data uniquely valuable for predicting bankruptcy debt rates at the aggregate level, such as for a whole industry»(Hjelseth et al., 2022, s. 3).

Hjelseth et al. (2022) sin studie har et annet omfang og formål i forhold til vår studie som tar for seg en mer avgrenset problemstilling innen fagområdet og kun er basert på offentlige data, men den kan bekrefte at bruken av disse dataene innen dette fagområdet representerer et aktuelt forskningsgap.

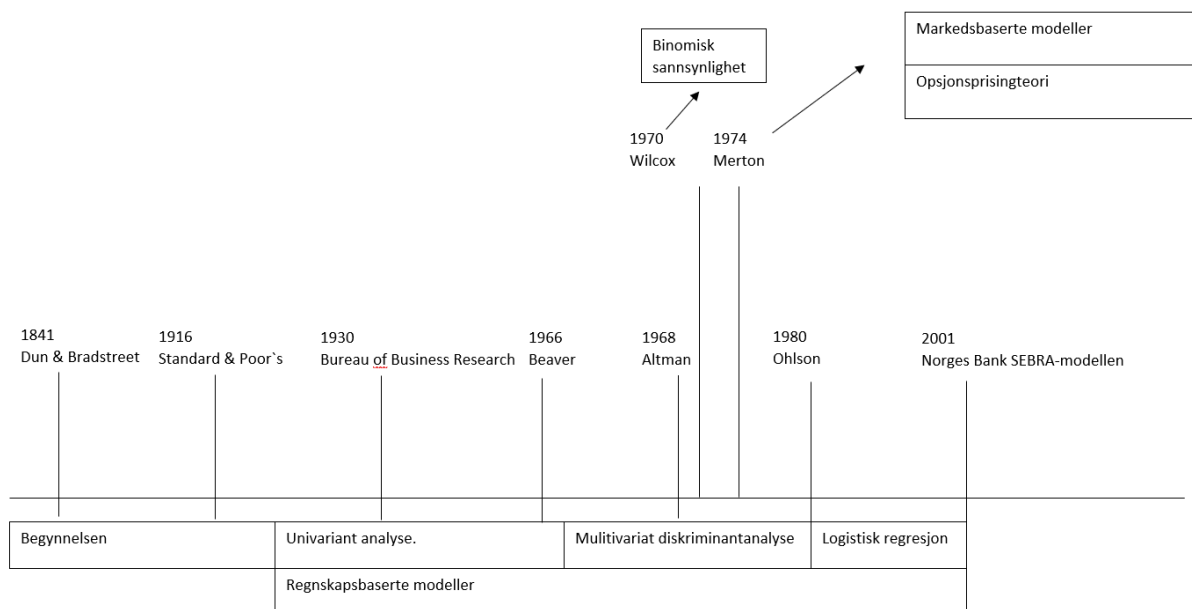
## 2.4 Oversikt over relevant litteratur

En historisk anekdote av betydning underbygger kanskje bedre enn noe selve substansen i begrepet kredittrisiko, som er risikoen for at en motpart ikke kan opprettholde sin forpliktelse (Norges Bank, 2022); året 1861 dro Lincoln med Salomon P. Chase til New York for å sikre ny finansiering til krigen, men de høye rentene de ble møtt med reflekterte at kredittrisikoen var for stor og det ble ingen lån. Tilbake i Washington blir Lincoln fortalt av Oberst Edmund D. Taylor at dersom prisen på penger er for stor så får han lage de selv. Den 25. februar 1862 vedtar kongressen *The Legal Tender Act* og trykkingen av de første sedlene med det grønne blekket som senere skulle bli verdens valuta i form av Amerikanske dollar fant sted (Friedman & Schwartz, 1963).

De første publikasjonene innen forskningsfronten for emnet kredittrisiko fant sted på 1930-tallet i USA ved *Bureau of Business Research* der en studie av finansielle nøkkeltall for 29 industriselskaper som hadde gått konkurs under den store depresjonen ble publisert (Bellovary et al., 2007). I forkant av dette hadde fagmiljøene og analyseselskapene bygget seg opp, blant annet ved grunnleggelsen av Standard & Poor's i 1916 og Dun & Bradstreet i 1841 der sistnevnte byrå 160 år senere, etter å ha hatt de tre Amerikanske presidentene Lincoln, Grant og Odessy på lønningslisten, skulle levere datagrunnlaget til Bernhardsen (2001) sin hovedoppgave som ble finansiert av Norges Bank for å utvikle Norges Bank sin egen modell for analyse av kredittrisiko i foretakssektoren i dag kjent under navnet SEBRA-modellen, dette byrået som i sin tid oppstod som et svar på samtiden sitt informasjonsbehov ved utbyggingen av den Amerikanske jernbanen på 1850-tallet (Brown, 2004). Viktigheten av å forstå den historiske konteksten som legger rammene, forutsetningene og begrensningene for modellene vi benytter i dag kan kanskje best understrekes ved å vise til Finanskrisen høsten 2008 der forskningsfronten paradoksalt nok selv ble beskyldt for å ha lagt det teoretiske grunnlaget for den største økonomiske krisen siden 1930-tallet (Turner, 2009).

Med utgangspunkt i det avgrensede systematiske litteratursøket iht. til kapittel 2.3 har vi etter å ha gjennomgått litteraturen dannet oss et bilde av utviklingen innen forskningsfronten som vi på et overordnet nivå har oppsummert i figur 4. Avgrensningen i forhold til oppgavens problemstilling vil medføre at vi retter oss inn mot en konsentrert del av litteraturen, samtidig

kan vi ikke forstå denne uten å ha en oversikt over helheten og utviklingen innen forskningsfronten som vi derfor kort vil drøfte relevant utvikling innen forskningsfronten i lys av denne. For vårt formål er det viktig å ha en bevissthet rundt det faglige utgangspunktet som er innenfor økonomi og virksomhetsstyring og den sammenheng operasjonell styring av kredittrisiko har mot kredittvurdering der regnskapsbaserte modeller inngår ettersom temaet er belyst av ulike fagretninger. Fra vårt ståsted ser vi det faglige utgangspunktet i kjølvannet av Relevance-lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987) der regnskapene blir kritisert for å ha mistet sin relevans ettersom informasjonen blant annet kommer for sent og for aggregert, samtidig som den styringsinformasjonen som blir benyttet i kredittvurderingsmodellene ikke har hatt hensyn til at regnskapene i seg selv har endret seg de siste 50 år (Kinserdal, 2018).



Figur 4. Overordnet oversikt over forskningsfronten basert på egen systematisk litteraturgjennomgang iht. til kap. 2.3

Skal vi starte med et overblikk over forskningsfronten kan det være interessant å merke seg at de ulike hovedteoriene som fortsatt ligger til grunn i dag ble utviklet på slutten av 1960-tallet fra de amerikanske fagmiljøene. Sentralt her står Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) og Merton (1974) som alle var født på starten av 1940-tallet og som i retrospektiv har hatt anledning til å kommentere og evaluere utviklingen innen forskningsfronten (Altman et al., 2020; Beaver et al., 2005; Merton & Thakor, 2022; Ohlson, 2015). Forskningsfronten kan vi på et overordnet nivå dele den inn i to paradigmer; *det regnskapsbaserte* og *det markedsbaserte* (Berg, 2007). Skal vi forstå forskjellen mellom disse to må vi først forstå

hvordan de legger ulike syn til grunn i selve risikobegrepet som vi kan dele inn i de to faktorene systematisk og usystematisk risiko med utgangspunkt i Markowitz (1952) der førstnevnte faktor er underliggende risiko for selve markedet, mens sistnevnte faktor er risiko knyttet til det enkelte selskap eller lån. Denne distinksjonen er fra et kredittrisiko-perspektiv sentral, for teorien som senere la grunnlaget for kapitalverdimodellen (Budgets & Lintner, 1965; Lintner, 1965; Mossin, 1966; Sharpe, 1964; Treynor & Black, 1976), ettersom Modigliani og Miller (1958) legger til grunn at kapitalstruktur og finansiering er irrelevant for et selskap sin verdi. Ved å følge denne retningen innen forskningsfronten presenterer Merton (1974) sin teori for prising av gjeld med utgangspunkt i Black-Scholes opsjonsprising-teori, som han året før hadde vært med i utviklingen av (Fischer & Myron, 1973; Merton, 1973). Denne *markedsbaserte tilnærmingen* tar derfor for seg risiko på både systematisk og usystematisk nivå samtidig som kapitalstruktur er irrelevant. Dette står i stor kontrast til den *regnskapsbaserte tilnærming* der fokus er på systematisk risiko i form av selskapet sin egen risiko og kapitalstruktur er av stor betydning som en konsekvens av regnskapets oppbygning (Balcaen & Ooghe, 2006). Med hensyn til oppgaven sin problemstilling vil vi videre rette fokus mot det regnskapsbaserte paradigme samtidig som det er viktig å ha en bevissthet rundt at det er ett av de to paradigmene, som ikke nødvendigvis er motstridene ettersom de er utviklet for ulike formål der det markedsbaserte er avhengig av markedsdata og rettet mot større noterte kredittporteføljer, mens det regnskapsbaserte vil være mer rettet mot tradisjonelle beslutninger om salg på kreditt og banklån innenfor mindre rammer, samtidig som det ikke er enighet i forskningsfronten for hvilken av de to tilnærmingene som er mest hensiktsmessig (Trujillo-Ponce et al., 2014). En analogi kan være å se de to paradigmene fra de to ulike strategiske perspektivene i form av det regnskapsbaserte paradigme innen transaksjonsperspektivet (Williamson, 1981) og det markedsbaserte paradigme innen det ressursbaserte paradigme (Barney, 1991). Dersom man legger til grunn at det er transaksjonskostnadene i sin natur som er selve årsaken til at virksomheter eksisterer (Coase, 1937) kan det også på den annen side bli grunnlaget for den iboende kredittrisikoen mellom virksomheter og grunnlaget for dette blir en generasjon etter Coase (1937) lagt fra samme universitet i Chicago ved Beaver (1966).

## 2.5 Drøfting av relevant litteratur

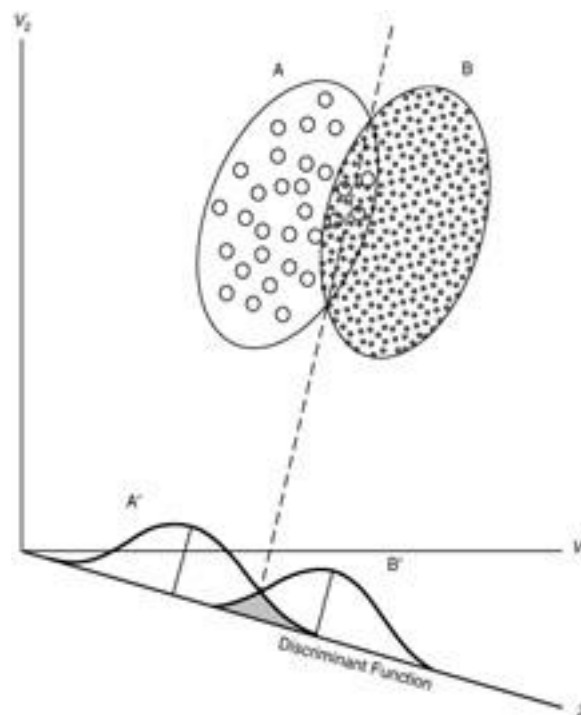
### 2.5.1 Den første fase fra 1960 – Beaver (1966) sin univariate analyse og Altman (1968)

Beaver (1966) sin studie oppsummerer og avslutter epoken som hadde funnet sted siden 1930-tallet innen forskningsfronten (Bellovary et al., 2007), selv om det kan innvendes at de funnene som ble presentert allerede var et resultat av flere tiårs forskning ved blant annet FitzPatrick (1932), Winakor og Smith (1935), Merwin (1942) og Chudson (1945). Det unike ved Beaver (1966) sin studie var den univariate analysen som ble benyttet for et utvalg av 79 konkurs og ikke-konkurs bedrifter fra *Moody's Industrial Manual* for perioden 1954-1964. Utvalget var virksomheter fra 38 ulike industrier med en størrelse på 600.000-45.000.000 dollar og 30 nøkkeltall fra regnskapene ble redusert til seks ved å benytte en statistisk t-test for sammenligning av grupper. Fra et statistisk synspunkt kan metoden kun ta for seg hver variabel isolert sett og kan ikke si noe om sammenhengen mellom dem. Samtidig er det viktig å understreke at den finansielle situasjonen til en virksomhet er kompleks og består av mange elementer slik at et enkelt nøkkeltall i seg selv alltid må betraktes i den kontekst det utspiller seg i. «The financial status of a company is a complex, multidimensional concept, which cannot be analysed by one single ratio [...] it may be impossible to get a clear picture of a firm's financial health based on a univariate model»(Balcaen & Ooghe, 2006, s. 86). Til tross for begrensningene, som Beaver (1966, 1968) selv også påpeker, la studien et viktig fundament for videre forskning og grunnlaget for det som skulle bli den mest utbredte metoden med Altman (1968) sin etterfølgende Z-score modell.

Hovedfunnet fra Beaver (1966) sin studie var tre faktorer; likviditet, soliditet og lønnsomhet. Rekkefølgen av deres betydning var imidlertid ikke klar og det er dette Altman (1968) tar utgangspunkt i når han angriper problemstillingen ved en annen metodisk innfallsvinkel i form av en multivariat diskriminantanalyse som er en statistisk regresjons-teknikk som på den tiden var mye i bruk siden utviklet av Ronald A. Fisher i 1936 (Anderson, 1996). Multivariat diskriminantanalyse egner seg for studier hvor den avhengige variabelen er dikotom, i form av konkurs eller ikke konkurs, og skiller seg fra lineær regresjon, som forutsetter en kontinuerlig avhengig variabel med flere ulike utfall, ved at den forutsetter en diskret avhengig variabel som betyr at den operer innenfor et lukket system i form av kun to mulige klassifiseringsutfall (McLachlan, 2012). Innen forskningsfronten for økonomi ble multivariat diskriminantanalyse som metode tatt i bruk fra 1940-tallet (Durand, 1941).

«The MDA technique has the advantage of considering an entire profile of characteristics common to the relevant firms, as well as the interaction of these properties. A univariate study, on the other hand, can only consider the measurements used for group assignments one at a time»(Altman, 1968, s. 592).

Altman (1968) benyttet et utvalg av 66 større selskaper fra *Moody's Industrial Manual* for perioden 1946-1965 i et univariat parett utvalg mot tilhørende konkurs-selskaper som datagrunnlag for å estimere den multivariate modellen. Ved å ta utgangspunkt i 22 regnskapsmessige nøkkeltall fra de fem ulike kategoriene som Beaver (1966) sin studie hadde lagt grunnlaget for, i form av likviditet, lønnsomhet, soliditet, gjeld og aktivitetsnøkkeltall, fulgte Altman (1968) en iterativ prosess der han utførte en diskriminantanalyse ved hjelp av et dataprogram utviklet av J. W. Cooley og John Tukey for å finne beste kombinasjon av de ulike variablene kombinert med hverandre der følgende ble vektlagt; 1. hvor signifikante variablene er, 2. korrelasjon mellom variablene, 3. modellens treffsikkerhet og 4. evaluering av analysen. Klassifiseringsproblemet går ut på å finne koeffisientene  $x$  til variablene  $v$  slik at en lineær kombinasjon av variablene maksimerer forskjellen mellom gruppene samtidig som forskjellen innenfor hver gruppe minimeres. Figur 5 illustrerer dette. For en direkte utledning av formlene bak prosedyren Altman (1968) utførte vises det til Bryan (1951).



Figur 5. Lineær Diskriminant Analyse (James et al., 2013).

Det er en forutsetning at ingen av variablene er perfekt korrelert, populasjonens kovariansmatrise for hver gruppe er antatt lik og variablene bygger på en forutsetning om at de er normalfordelt (Altman, 1968). Diskriminantfunksjonen kan uttrykkes ved

[1]

$$Z = v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_nx_n$$

der  $Z$  er den avhengige variabelen og  $x_1, x_2 \dots x_n$  er uavhengige variabler.  $v_1, v_2 \dots v_n$  angir koeffisientene til variablene  $x_1, x_2 \dots x_n$  og det er disse som estimeres ved diskriminantanalysen. Etter at Altman (1968) hadde fullført analysen stod han igjen med fem nøkkeltall i form av variabler for  $x$  i modellen, som hver representerte en av de fem utgangskategoriene, og med tilhørende koeffisienter  $v$  for hver variabel  $x$  i følgende funksjon

[2]

$$Z = 0,012x_1 + 0,014x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,999x_5$$

der  $x_1$  = arbeidskapital / eiendeler

$x_2$  = opptjent egenkapital / eiendeler

$x_3$  = driftsresultat / eiendeler

$x_4$  = markedsverdi av egenkapital / bokført verdi av total gjeld

$x_5$  = omsetning / eiendeler

$Z$  = samlet indeks

Logikken bak  $Z$ -verdien er at alle koeffisientene på standardskjema fører til at diskriminantverdien har et gjennomsnitt på null og et standardavvik innenfor gruppene på en.

Transformasjonen betyr at hver akse strekkes eller krympes slik at poengsummen representerer antall standardavvik det er fra det totale gjennomsnittet og det er dette som gjør at brukeren kan ta stilling til om den relative scoren er høy eller lav (Klecka et al., 1980).



Verdiene Altman (1968) kom frem til var

$Z > 2.99$  = ikke-konkurs

$1.81 \leq Z \leq 2.99$  = uklart område

$Z < 1.81$  = konkurs

Det er to typer av feil som kan oppstå ved bruk av modellen og vi klassifiserer de slik

Type 1 klassifisere et konkurs-selskap som ikke-konkurs

Type 2 klassifisere et ikke konkurs-selskap som konkurs

Det legges til grunn at kostnaden ved en type 1 feil er større enn en type 2 feil i form av et direkte tap, mens den indirekte kostnaden i form av tapt forretning viser seg for type 2 feil.

Tabell 2 (Altman, 2018b, s. 10) viser resultatene ved bruk av Z-score modellen for de første 30 år og disse resultatene kan bidra til å forklare modellen sin betydning innen fagområdet.

Tabell 2. Klassifisering og prediksjonsnøyaktighet: Z-score Altman (1968) kredittrisiko-modell. Z-verdi 2.67 som avskjæringspunkt [1.81 for de i parentes]. (Altman, 2018b, s. 10)

Year prior to failure	Original sample [33]	Holdout sample [25]	1969-75 predictive sample [86]	1976-95 predictive sample [110]	1997-99 predictive sample [120]
1	94 % [88 %]	96 % [72 %]	86 % [75 %]	85 % [78 %]	94 % [84 %]
2	72 %	80 %	68 %	75 %	74 %
3	48 %	-	-	-	-
4	29 %	-	-	-	-
5	36 %	-	-	-	-

Den opprinnelige Z-score modellen (Altman, 1968) var tilpasset industriselskaper som var notert og dermed avhengig av en markedsverdi for egenkapitalen. I 1983 kom to reviderte versjoner (Altman et al., 2017) ved en  $Z'$ -score modell som var tilpasset selskaper som ikke var notert og en  $Z''$ -score modell som skulle kunne anvendes for andre selskaper enn industriselskaper. Modellene har endret verdi for  $v$  og  $x$ , men bygger på samme metodikk som den opprinnelige modellen (Altman, 1968). I tillegg til de reviderte Z-score modellene  $Z'$  og  $Z''$  ble ZETA-modellen™ for større selskaper lansert i 1977 (Altman et al., 1977) en av flere etterfølgende modeller, men koeffisientene i modellen er av kommersielle hensyn ikke offentlig kjent. I et 50-års retroperspektiv skriver Altman (2018b) selv følgende

«Fifty years ago, in 1967, I completed my PhD dissertation, which involved the first multivariate model for predicting the financial health of US manufacturing firms and whether or not they were likely to file for bankruptcy. That work was followed shortly afterward [in 1968] by the publication of the model's specifications. Despite its "oldage", the Altman Z-score is still the standard against which most other bankruptcy or default prediction models are measured and is clearly the most used by financial market practitioners and academic scholars for a variety of purposes»(Altman, 2018b, s. 1).

Dette underbygges fra Prado et al. (2016) sin bibliometriske studie av forskningen innen kredittrisiko for perioden 1968-2014 som finner at «Altman [1968] appeared in the top of the citation account and field influence rank [...] and of the high centrality degree; even almost 50 years after his article was published»(Prado et al., 2016, s. 1018). Til tross for innflytelsen modellen har hatt, og fortsatt har, betyr ikke det at den har vært møtt uten kritikk innen forskningsfronten. Kritikken går ikke på selve modellen, som har vist stor gyldighet over lengre tid innenfor sine rammer, men de forutsetningene den bygger på der kanskje den viktigste er informasjon fra regnskapet siste år før konkurs som det mest kritiske ettersom kun 17 % av alle selskapene som går konkurs faktisk leverer det om vi legger Ohlson (1980) sin studie til grunn. Dette er en sentral innvending, som fortsatt er relevant også for vår kontekst fra norske forhold ettersom en stor andel av virksomhetene som går konkurs har en betydelig tidsforsinkelse mellom siste leverte regnskap og konkursåpningstidspunktet (Eklund et al., 2001). På bakgrunn av dette ser Ohlson (1980) behovet for å tilføre modellen andre variabler som kan hensynta nettopp slike faktorer og valget faller på en annen metodisk tilnærming i form av logistisk regresjon med dummy-variabler. Dette er for øvrig en kritikk som kan ses i et perspektiv der Altman (Altman et al., 2020; 2010) ved et senere stadium også tar i bruk logistisk regresjon som metode.

### 2.5.2 Den andre fase fra 1980 – Ohlson (1980) sin O-score modell

Ohlson (1980) retter tre hovedkritiker mot Multivariat Diskriminantanalyse som metode i form av; 1. forutsetningen om at varians-kovariansmatrisen er lik for alle gruppene som skal predikeres er vanskelig å tilfredsstillere; 2. resultatet fra metoden er lite intuitivt som beslutningsgrunnlag ettersom det er et rangeringsverktøy og; 3. et univariant paret utvalg ikke kan fremstå som representativt. Valget av logistisk regresjon som metode begrunnes med

«The fundamental estimation problem can be reduced simply to the following statement: given that a firm belongs to some prespecified population, what is the probability that the firm fails within some prespecified time period? No assumptions have to be made regarding prior probabilities of bankruptcy and/or the distribution of predictors. These are the major advantages»(Ohlson, 1980, s. 112).

Med utgangspunkt i forutsetningene for logistisk regresjon (Aldrich & Nelson, 1984); der den avhengige variabelen er dikotom, i form av en binær verdi 1 eller 0, eller konkurs ikke konkurs, sannsynligheten for at den avhengige variabelen Y er lik 1 er avhengig av de uavhengige variablene slik som gitt i følgende formel

[3]

$$P(Y = 1) = \frac{e^{(b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n + e)}}{(1 + e^{(b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n + e)})}$$

og observasjonene av den avhengige variabelen antas uavhengige av hverandre samt at det ikke er signifikant lineær sammenheng mellom to eller flere uavhengige variabler som innebærer at det ikke er multikollinearitet; tar (Ohlson, 1980) utgangspunkt i et utvalg av 2.058 noterte selskaper fra perioden 1970 – 1976 som ikke har gått konkurs og 105 tilsvarende selskaper som har gått konkurs. Utvalget er i motsetning til (Altman, 1968) sitt univariante parede utvalg et utvalg som kan speile hele populasjonen gitt at det er representativt. Variablene i Ohlson (1980) sin modell har på lik linje med Altman (1968) nøkkeltall for likviditet, soliditet og lønnsomhet, men i tillegg variabler som hensyntar om foretaket er et lite eller stort foretak, variabel for tidligere negative årsresultater og variabel som fanger opp store endringer i omsetning. Dette tilfører modellen to meget sentrale faktorer, som ikke har vært hensyntatt på tilsvarende måte ved Altman (1968) sin en-periodiske modell, i form av en tidsdimensjon og forankring til makroøkonomien ved selskapets størrelse. Årsaken til at dette er svært sentralt er at det muliggjør at modellen kan fange opp to kjente effekter; 1. den statistiske sannsynligheten for konkurs er større for mindre selskaper. Denne påstanden ble påpekt av Beaver (1966) ved å vise til logikken om at de har et mindre reservoar av opptjente kontantstrømmer å kunne trekke på. Det underbygges også av Norge Bank sin statistikk der

«Vi ser at sannsynligheten for konkurs gitt mislighold ligger stabilt på rundt 40 prosent for foretak med mindre enn 10 millioner kroner i totale eiendeler [...]. Etter det begynner sannsynligheten å avta betydelig» (Bernhardsen & Larsen, 2007, s. 61).



Figur 6. Sannsynlighet for konkurs gitt mislighold for foretak av ulik størrelse (Bernhardsen & Larsen, 2007, s. 61).

Den andre effekten; 2. er tidsdimensjonen for flere perioder som sett imot selskapet sin størrelse er relevant ettersom «a single-period approach neglects important information when a company is at risk but remains solvent»(Dakovic et al., 2010, s. 1739). Samtidig er det en kjent effekt at det blant de mindre selskapene er de som øker sine inntekter mest og har den største veksten som også har størst sannsynlighet for å gå konkurs (Eklund et al., 2001). Dette kan kanskje fremstå som et paradoks, men det har en logisk forklaring i form av at likviditeten og arbeidskapitalen ikke strekker til i en vekstfase samtidig som tilgangen på finansiering ofte vil være begrenset grunnet selskapet sin størrelse (Altman & Sabato, 2007). På den andre siden er det en motsatt effekt blant de større selskapene der flere år med underskudd indikerer at bransjen er på vei ned, eller at selskapet blir utkonkurrert innen bransjen og på sikt vil gå under til tross for reserver å trekke på for å dekke tapene på kort sikt (Kling, 2018).

Ohlson (1980) sin modell består av tre versjoner der «Model 1 predicts bankruptcy within one year; Model 2 predicts bankruptcy within two years, given that the company did not fail within the subsequent year; Model 3 predicts bankruptcy within one or two years»(Ohlson, 1980, s. 120). Sannsynligheten for konkurs defineres ved

[4]

$$P(D) = \frac{e^y}{1 + e^y}$$

der  $Y =$

$$-1.32 - 0.407x_1 + 6.03x_2 - 1.43x_3 + 0.076x_4 - 2.37x_5 - 1.83x_6 - 0.521x_7 + 0.285D_1 - 1.72D_2$$

og

$$x_1 = \log \left( \frac{\text{Totalkapital}}{\text{BNP prisindeks}} \right)$$

$$x_2 = \frac{\text{Gjeld}}{\text{Eiendeler}} \quad x_3 = \frac{\text{Arbeidskapital}}{\text{Eiendeler}} \quad x_4 = \frac{\text{Kortsiktig gjeld}}{\text{Omløpsmidler}} \quad x_5 = \frac{\text{Resultat etter skatt}}{\text{Eiendeler}}$$

$$x_6 = \frac{\text{Driftsresultat}}{\text{Gjeld}} \quad x_7 = \frac{\text{Endring årsresultat siste periode}}{\text{Summen av årsresultat siste to perioder}}$$

$D_1 = 1$  dersom årsresultat negativt to siste år; 0 ellers.

$D_2 = 1$  dersom gjeld > eiendeler; 0 ellers.

$Y$  verdien er selve Ohlson  $O$ -score og en verdi for denne over 0,5 indikerer at selskapet vil gå konkurs i løpet av to år (Ohlson, 1980). Tabell 3 under viser sannsynlighet for konkurs ved ulike verdier av  $Y$ .

Tabell 3. Ulike verdier av Ohlson (1980)  $O$ -score og tilhørende sannsynlighet for konkurs innen angitt tid fra modell.

<b>Y</b>	-10	0	0,038	0,5	10
<b>P(D)</b>	0 %	50 %	50,95 %	62,25 %	100 %

Modellen sitt avskjæringspunkt, som minimerer feil, er 0,038 der sannsynligheten for en type 1 feil er 17,4 % og sannsynligheten for en type 2 feil er 12,5 %. Det betyr at sannsynligheten for konkurs øker for verdier over 0,038 (Ohlson, 1980). I motsetning til Altman (1968) sin  $Z$ -score verdi som ikke kan omregnes direkte til noen tilsvarende sannsynlighet bygger Ohlson (1980) sin logistiske regresjonsmodell på en binomisk sannsynlighetsfordeling, i likhet med Wilcox (1971, 1973), hvor dette, innenfor modellen sine forutsetninger og begrensninger, er mulig. Sett i mot Altman (1968) sin modell som for en prediksjon på et år har en tilsvarende sannsynlighet for en type 1 feil på 6 % og en sannsynlighet for en type 2 feil på 3 % er feilutslaget større i Ohlson (1980) sin modell som også viser til prediksjonsresultater, i form av modellens treffsikkerhet, for et år på 84 % mot Altman (1968) sin modell på 96 %. Til tross for dette kan det innvendes at modellene ikke er direkte sammenlignbare ettersom de bygger på et ulikt metodisk grunnlag og forutsetninger. Altman (1968) sine modeller, som over tid har prediktert bedre på kort sikt for avgrensede områder, kan betraktes som mer

spesialisert, men er samtidig avhengig av rekalkulering og tilpasning, noe de ulike versjonene av modellene kan vitne om og det faktum at de i dag benyttes som grunnlag ved konstruksjon av banker sine interne modeller under implementeringen av Basel III regelverket (Altman, 2018a). Ohlson (1980) sin modell er på den annen side en mer generalisert modell som har vist seg robust over tid (Begley et al., 1996), noe som kan underbygges ved at den legger det metodiske grunnlaget for Norges Bank sin egen modell for kredittrisiko; SEBRA-modellen (Bernhardsen, 2001).

### 2.5.3 Den tredje fase fra 2000 – Bernhardsen (2001) og Norges Bank sin SEBRA-modell

Bernhardsen (2001) legger med sin studie av 407 125 norske aksjeselskaper for perioden 1988-1999 grunnlaget for det som blir den første versjonen av Norges Bank sin SEBRA-modell (System for EDB-Basert regnskapsanalyse) (Eklund et al., 2001; Sæther & Larsen, 1999) og det er i likhet med Ohlson (1980) sin modell en logistisk regresjonsmodell. Men i motsetning til Ohlson (1980) sin modell, som er basert på en generell lineær modell i tilnærmingen der den avhengige variabelen blir forsøkt forklart ved en lineær kombinasjon av uavhengige variabler ved

[5]

$$\log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$

hvor  $x_1, x_2 \dots x_n$  er de uavhengige variable,  $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_n$  er koeffisientene til de uavhengige variablene,  $\alpha$  er konstantleddet i funksjonen og den estimerte verdien av den binære avhengige variabelen er  $\mu$ , er Bernhardsen (2001) sin estimering av SEBRA-modellen basert på en generell additiv modell som betyr at den avhengige variabelen blir forsøkt forklart ved en additiv ikke-parametrisk funksjon ved

[6]

$$\log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right) = \alpha + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_j(x_j)$$

der  $f_j$  er uspesifisert ikke-parametrisk funksjon som betyr at den ikke inneholder statistiske parametere og medfører at modellen kan bli mer fleksibel samtidig som den har vist signifikant bedre resultater som metode ved estimering (Berg, 2007). Det vises til Hastie og Tibshirani (1987) som utviklet den statistiske metoden i 1984 ved Stanford University under finansiering av blant annet det Amerikanske Forsvaret for en ytterligere utledning (Hastie & Tibshirani, 1984). Den praktiske implikasjonen av modellen som skiller seg fra Ohlson (1980) beskrives ved følgende

«Modellstrukturen åpner for ikke-lineære transformasjoner av enkeltvariabler [...]. Dette gjør modellen mer fleksibel idet den marginale effekten av en variabel eksplisitt tillates å avhenge av nivået på variabelen. Ved denne strukturen vil ikke kompensasjonsraten mellom to variabler nødvendigvis være konstant [...]. Dette er en hensiktsmessig egenskap for modellen. For eksempel: hvor mye inntjeningen må øke for å holde risikoen uendret når likviditeten faller marginalt, bør avhenge av hvilke nivåer inntjeningen og likviditeten hadde i utgangspunktet»(Eklund et al., 2001, s. 111).

Dataene til Bernhardsen (2001) sin studie leveres av Dun & Bradstreet, Lincoln sin tidligere arbeidsgiver, og blir finansiert av Norges Bank. Av utvalget fra norske registrerte aksjeselskaper for perioden 1988- 1999 på 398 689 ikke-konkurs selskaper og 8 436 konkursselskaper finner de i utvalget et forhold av betydning for modellen der 25 % av selskapene som gikk konkurs hadde levert regnskapet i året før konkurs, 55 % av selskapene som gikk konkurs hadde siste leverte regnskap to år før konkurs og 20 % hadde siste regnskap levert tre år før konkurs. På bakgrunn av dette gjør de et utvalg fra perioden 1990-1996 for estimering slik at tre år før og etter kan fanges opp samtidig som de avgrenser utvalget mot selskaper som har en balanseverdi over en kvart million kroner. Den første versjonen av modellen kommer i 2001 (Eklund et al., 2001) og det kan være særlig interessant å merke seg den betydning variablene soliditet, likviditet og lønnsomhet (Beaver, 1966) i form av nøkkeltall fortsatt har. Variablene i modellen er vist i tabell 4. Årsresultat er her resultat etter skatt og totalkapital består av sum eiendeler. Forkortelsen tkr. må her ikke forveksles med totalkapitalrentabilitet som ellers er vanlig i bruk.

Tabell 4. Variabler i SEBRA-modellen (Eklund et al., 2001, s. 110-111)

Inntjening	Likviditet	Soliditet	Bransje	Alder	Størrelse
Årsresultat som andel av total-kapital (tkr).	Betalingsmidler minus kortsiktig gjeld som andel av driftsinntekter (lik)	Egenkapital som andel av total-kapital (eka)	Bransjevis gjennomsnitt for variabelen 'egenkapital som andel av totalkapital' (meaneka)	Dummyvariabel for antall år siden etablering (a1, a2, ..., a8)	Sum eiendeler (size)
	Skyldige offentlige avgifter som andel av totalkapital (ube)	Dummyvariabel for bokført egenkapital mindre enn innskutt egenkapital (taptek)	Bransjevis gjennomsnitt for variabelen 'leverandørgjeld som andel av totalkapital' (meanlev)		
	Leverandørgjeld som andel av totalkapital (lev)	Dummyvariabel for utbetalt utbytte siste regnskapsår (div)	Bransjevis standardavvik for variabelen 'inntjening som andel av totalkapital' (sdtkr)		

Dummyvariabelen for utbetalt utbytte kan vi forstå med utgangspunkt i Myers (1984; 2001) sin kapitalstrukturteori ved soliditet. Samtidig viste det seg at effekten av skattereformen 2006 hadde så stor effekt på dataene at variabelen for utbytte måtte tas ut ved neste versjon av modellen som kom i 2007 ved to nye versjoner i form av SEBRA-basis og SEBRA-utvidet (Bernhardsen & Larsen, 2007).

SEBRA-modellen har blitt benyttet av Norges Bank og Finanstilsynet fra år 2001 – 2016 som den mest sentrale kredittrisikomodellen og den kumulative databasen av årsregnskap bestod til slutt av et antall på over 4 millioner (Finanstilsynet, 2016). Samtidig representerer SEBRA-modellen slutten på en epoke ettersom den regnes blant den siste store av de tradisjonelle statistiske metodene før nye maskinlæringsteknikker gradvis får større innpass (Kumar & Ravi, 2007; Wahlstrøm & Helland, 2016). Denne utviklingen kommenteres av Barboza et al. (2017) slik

«Although many studies have analysed corporate solvency using modern computational techniques, Wang et al. (2014) found that the results did not identify the best method, since model performance depended on the specific characteristics of the classification problem and on the data structure [...]. The Altman and Ohlson models are still relevant, due not only to their predictive power but also to their simple, practical, and consistent frameworks»(Barboza et al., 2017, s. 406, 415).



Til tross for at det kan argumenteres for at det konsistente rammeverket fortsatt består har den teknologiske utviklingen og tilgang på større datamengder ved hyppigere frekvens og omfang medført at de nye maskinlæringsteknikkene har fått en vesentlig større betydning (Çallı & Coşkun, 2021). Det faller utenfor denne oppgavens omfang å gå videre inn på disse og det vises til Wang et al. (2021; 2020) for noe av det siste innen denne delen av forskningsfronten. Altman et al. (2020) gjennomfører en større studie hvor de ser de nye maskinlæringsteknikker mot de tradisjonelle statistiske metodene og finner at deler av de nye metodene predikerer vesentlig bedre, samtidig som enhver modell må betraktes i sin kontekst og hensikt. Det kan imidlertid være interessant å merke seg Altman og Saunders (1997) sitt syn på denne utviklingen 20 år tidligere samtidig som det faglige utgangspunktet er det samme.

«Clearly, over the next 20 years one can foresee significant improvements in data bases on historical default rates and loan return. With the development of such data bases will come new and exciting approaches to measuring the ever present credit risk problems [...]»(Altman & Saunders, 1997, s. 1740).

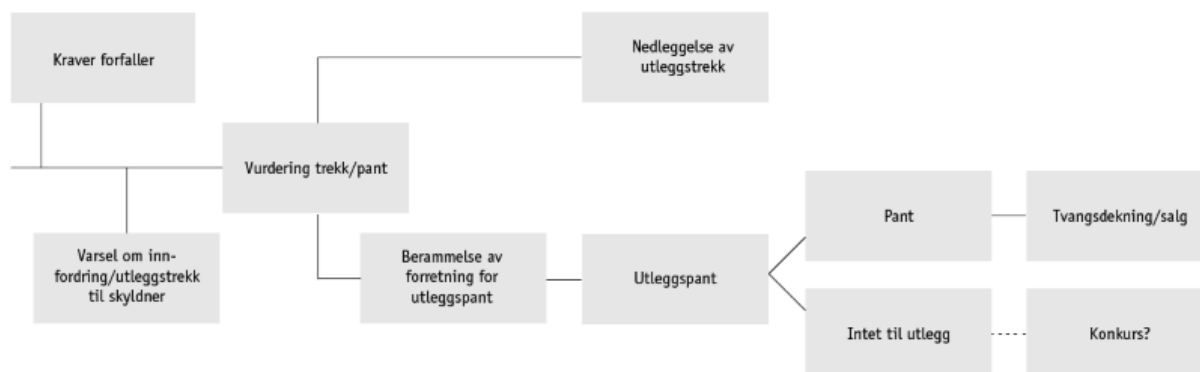
## 2.6 Oppsummering

I forhold til det tidligere omtalte *markedsbaserte* og *regnskapsbaserte* paradigme (Berg, 2007) innen forskningsfronten kan vi merke oss at den nye epoken med maskinlæringsteknikker ser ut til å stå for en konsolidering av de to synene ettersom tilnærmet ubegrensede datamengder i form av både regnskapsinformasjon, markedsinformasjon og andre både kvalitative og kvantitative data kan inngå (Ciampi et al., 2021). Det betyr at regnskapsdata fortsatt vil ha en betydning for modellene og bringer oss tilbake til Beaver (1966, 1968) som 40 år etter å ha lagt grunnlaget selv kommenter den pågående utviklingen innen forskningsfronten ved å trekke frem den innflytelsen etableringen av FASB i 1973 og implementering av IFRS fra 2001 med en *fair value*- orientering har hatt som en av de sterkeste kreftene i påvirkningen av modellene (Barth et al., 2005). Det kan argumenteres for at innvendingen som rettes av Barth et al. (2005) er meget sentral av følgende årsak; modellene som ligger til grunn ser ut til å implisitt ha vektlagt regnskapsdata som en objektiv størrelse upåvirket av tid og rom, samtidig som både *regnskapene* og *virksomhetene* har endret seg mye over de siste 50 år og vi kan med det trekke en parallell til

Relevance-lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987). Dette undersøkes videre i Beaver et al. (2012) sin studie som finner at valg av ulike regnskapsprinsipper har stor betydning for nøkkeltallene som inngår i konkursprediksjons-modellene. Med bakgrunn i den pågående faglige diskusjonen innen forskningsfronten finner Kinserdal (2018) med utgangspunkt i empiriske funn fra Aae et al. (2018) følgende

«Nøkkeltallenes berettigelse ble bekreftet gjennom konkursprediksjonsmodeller utviklet av akademikere som Beaver, Altman og Ohlson på 1960-, 70 og 80-tallet. Regnskapsreglene var imidlertid helt annerledes da enn under dagens IFRS-regler. Vår hypotese er derfor at disse nøkkeltallene ikke lenger er like relevante, og at andre, alternative nøkkeltall kan gi bedre konkursprediksjon. Vi har retestet henholdsvis Altmans og Ohlsons modeller med data fra norske selskaper, og erstattet de opprinnelige nøkkeltallene med alternative nøkkeltall. [...] Vårt arbeid bekrefter at alternative nøkkeltall gir vesentlig bedre konkursprediksjon enn de opprinnelige. Kanskje på tide å revurdere hvilke nøkkeltall banker og andre regnskapsanalytikere bør bruke?»  
(Aae et al., 2018, s. 52).

På den annen side kan det innvendes at der regnskapet kan ha tapt deler av sin relevans, får det vi kan omtale som alternative data (Roeder, 2021; Roeder et al., 2022) i form av blant annet betalingsanmerkninger større betydning, noe blant annet Sævig og Vonen (2017) sin unike studie med Skatteetaten sine egne termindata indikerer. Dette er imidlertid ikke offentlige data, men det vil være mulig å konstruere en modell basert på offentlige data ved å følge samme logikk, som for øvrig også ligger til grunn i SEBRA-modellen (Eklund et al., 2001); tanken er at det kun er en relevant kreditor og det er Skatteetaten ettersom Staten alltid vil være den største motpart for enhver virksomhet som har prioritet etter dekningsloven. Av den årsak vil alltid Staten som kreditor bli prioritert først på bekostning av andre fordringshavere og en manglende betalingsevne overfor denne kreditoren kan indikere en langt mer omfattende svekket underliggende betalingsevne. En skatteattest, som bekrefter eller avkrefter dette forholdet, er ikke et offentlig dokument. Det som imidlertid er offentlig er tinglyste utlegg i form av betalingsanmerkning fra Skatteetaten dersom et krav forblir uoppgjort. Fra et krav forfaller kan det i teorien gå fire uker før et utlegg tinglyses, men i praksis vil det ofte være betydelig lengre tid. Figur 7 viser gangen i innfordringsprosessen.



Figur 7. Overordnet fremstilling av innfordringsprosessen (Skatteetaten, 2022).

Hypotesen, som ligger til grunn for oppgavens problemstilling er; *dersom tinglyste utlegg i løsreregisteret [betalingsanmerkninger] kan være et substitutt for nøkkeltall om likviditet [betalingsevne], som er blant den mest sentrale faktoren i alle de tradisjonelle modellene, kan man erstatte dette nøkkeltallet som bygger på historisk informasjon fra regnskapet med informasjon fra sanntid i kredittregister for å oppnå bedre styring av operasjonell kreditt risiko?* Med utgangspunkt i den utviklingen som har funnet sted den siste tiden innen forskningsfronten hvor disse dataene ser ut til å få en større innflytelse, blant annet under Norges Bank sin egen forskning (Hjelseth & Raknerud, 2016; Hjelseth et al., 2022), ser vi hypotesen og vår problemstilling som et relevant innspill i den pågående faglige diskusjonen samtidig som den er med på å dekke et forskningsgap.

På bakgrunn av etablert teori, fra Beaver (1966) til Bernhardsen (2001) og Hjelseth et al. (2022), som gjort rede for i dette kapittelet samt det adresserte forskningsgapet (Kinserdal, 2018) presenteres forskningsmodell ved å følge den faglige oppfordringen (Pelja & Stemland, 2017) med å tillegge Ohlson (1980) sin O-Score modell nye variabler i form av eget utvalg med tinglyste utlegg fra Skatteetaten. Kapittel 3 gjennomgår forskningsdesign og metode for innsamling og analyse av data før forskningsmodellen i sin helhet presenteres i kapittel 4.1.

## 3.0 Forskningsdesign og metode for innsamling og analyse av data

### 3.1 Valg av forskningsdesign

Valg av forskningsdesign er på bakgrunn av det teoretiske grunnlaget som presentert i kapittel 2 et strukturert deskriptivt design med en deduktiv metodetilnærming der vi ved å ta utgangspunkt i etablert teori har «en målsetting om å teste den slik at den kan videreutvikles eller nyanseres»(Oppen, 2020, s. 374). Oppgaven skal konkret besvares ved å gjennomføre en logistisk regresjon av 1 % av alle aksjeselskap i Norge der Ohlson (1980) sin konkurs-prediksjonsmodell tillegges en dummy-variabel for registrerte utlegg fra Skatteetaten. Resultatene fra analysen vil sammenstilles mot resultater fra Ohlson (1980) sin opprinnelige modell og dersom de er signifikant forskjellig forkastes null-hypotesen som ble utledet med utgangspunkt i oppgavens problemstilling fra kapittel 2.2.

Ettersom vi bygger vårt forskningsdesign på Ohlson (1980) sin egen metode vil vi først kort redegjøre for det ontologiske og epistemologiske utgangspunktet dette legger til grunn ettersom det er viktig å ha en bevissthet om at valg av metode legger forutsetningene for hvordan problemstillingen kan bli besvart (Easterby-Smith, 2018). Kritikken som rettes av Ohlson (2021) mot den senere tids utvikling av metodebruk innen forskningsfronten der det hevdes at kravet om et signifikant resultat i noen tilfeller kan gå på bekostning av validitet merker vi oss imidlertid av stor interesse.

«“What do I do if the analysis does not support the RQ [research question] as expected?” The question is far from incidental -- experienced researchers come to realize that for most projects the word “if” should be replaced by “when”. Though this practical question is of epistemological significance, the accounting field has not addressed the question»(Ohlson, 2021, s. 650).

Det ontologiske utgangspunktet til Ohlson (1980) kan vi forstå med utgangspunkt i Ohlson sin egen bakgrunn og utdanning der Drucker (1955) i stor grad legger rammene for hvordan virkeligheten ser ut fra et amerikansk *Master of Business and Administration* perspektiv ved Berkeley på 1960-tallet. Økonomifaget behandler tekniske størrelser og det kan hevdes at det på mange måter kan fremstå som mekanisk innenfor sine avgrensede systemer med kalkulasjoner og sammenhenger, samtidig bør vi ikke overse det faktum at grunnlaget faget bygger på, pengene selv, er en sosial konstruksjon og illusjon (Irving, 1928; Keynes, 1936). Ohlson (1980) er bevisst på disse begrensningene og skriver

«However, one might ask a basic and possibly embarrassing question: why forecast bankruptcy? This is a difficult question, and no answer or justification is given here. It could, perhaps, be argued that we are dealing with a problem of "obvious" practical interest. This is questionable since real-world problems concern themselves with choices which have a richer set of possible outcomes. No decision problem I can think of has a payoff space which is partitioned naturally into the binary status bankruptcy versus nonbankruptcy. [...] In other words, the dichotomy bankruptcy versus no bankruptcy is, at the most, a very crude approximation of the payoff space of some hypothetical decision problem»(Ohlson, 1980, s. 111).

Til tross for dette epistemologiske synet kan det innvendes at ingen metode eller forsker er eller kan være helt objektiv, noe som kan illustreres ved at Beaver (1966), Altman (1968) og Ohlson (1980) definerer selve konkursbegrepet ulikt til tross for at de studerer samme fenomen. Ohlson (1980) stiller også spørsmål ved om selve konkursbegrepet i seg selv er relevant og det kan vi forstå med bakgrunn i at Ohlson (1980) sin studie ble finansiert av Wells Fargo, en av USA sine største banker som har stått for kredittvurdering av hver 3. Amerikaner, etter at *The Equal Credit Opportunity Act* som innførte praksisen ble vedtatt i 1974, ettersom en konkurs ikke nødvendigvis medfører den samme risiko for en bank som har pant og sikkerhet for sitt krav (Welch, 2022).

### 3.2 Valg av metode for datainnsamling og analyse

For å besvare oppgavens problemstilling ser vi det mest hensiktsmessig å benytte kvantitative sekundærdata, i likhet med tidligere studier (Altman, 1968; Bernhardsen, 2001; Ohlson, 1980). Informasjon vi har behov for er offentlig og ikke omfattet av personopplysningsloven slik at det ikke er nødvendig å søke Norsk senter for forskningsdata før vi starter med innsamlingen av data. Statistisk Sentralbyrå er et naturlig utgangspunkt for datafangst, men etter å ha gjennomgått ulike publikasjoner og rapporter viser det seg at det ikke foreligger data eller statistikk for de dataene vi har behov for. Dette blir også bekreftet etter å ha vært i kontakt med Statistisk Sentralbyrå. Vi blir imidlertid henvist til å ta kontakt med Brønnøysundregistrene som sitter på disse dataene. Etter å ha vært i kontakt med Brønnøysundregistrene blir vi opplyst om at det er mulig å hente ut disse dataene til forskningsformål, men det må da hentes ut manuelle datasett som må bearbeides av konsulenter til en timepris. Ettersom oppgaven ikke har ekstern finansiering, blir vi nødt til å endre utvalgsstrategi og i stedet for å kjøre tester mot større datasett gjøre et avgrenset og

representativt utvalg. Det medfører at vi ikke blir i stand til å utvikle en modell basert på empiri, men kan teste oppgaven sin hypotese for å få svar på om problemstillingen i sin helhet bør forkastes eller om vi får funn som kan gi grunnlag for videre forskning. Fra et statistisk perspektiv er det imidlertid mer enn tilstrekkelig å teste kun 1 % av populasjonen, gitt at vi har et representativt utvalg. Vi vil derfor gjøre rede for utvalget med den hensikt å dokumentere at det er representativt.

Den 27.08.2022 henter vi et tilfeldig innledende utvalg på 10.000 selskaper fra populasjonen på 376.251 fra regnskapsdatabasen Proff® (2022) med studentlisens for forskningsformål. Fra disse 10.000 skal vi gjøre et endelig utvalg på 3.750 som skal speile populasjonen. Et par uker tidligere har vi innhentet et utvalg av de 2.294 selskapene som er meldt konkurs så langt i løpet av året. Det første vi må gjøre er å justere for disse for å beregne hva populasjonen utgjorde ettersom vår populasjon må inkludere de selskapene som tidligere var inkludert, men som nå har gått konkurs. Vi går til Brønnøysundregistrene (2022) sin side for Bedrifts- og foretaksstatistikk. Der får vi oppgitt følgende:

Antall nyregistrerte selskaper for perioden januar – juli i hele Norge utgjorde 19.312 AS.

Antall slettede selskaper for perioden januar – juli i hele Norge utgjorde 6.537 AS.

Totale antall selskaper i januar var 371.895 [har ikke fra 1. januar, viser 31. januar].

Antall konkurser for januar – juli var totalt 2054, men vi må trekke ut for AS selv ved å ta utgangspunkt i totale AS pr. juli som utgjorde 382.771.

Dette gir oss:

$IB + \text{tilgang} - \text{avgang} - \text{konkurs} = UB$

Vi setter inn og får:

$371.895 + 19.312 - 6.537 - x = 382.771$

Dette betyr at av de 2054 konkursene var det 1 899 som gjaldt AS. Med utgangspunkt i populasjonen på 371.895 gir det en andel på 0,5 %. Gitt et stratifisert utvalg av populasjonen på 3.750 selskaper innebærer dette at 188 av disse 3.750 må velges blant selskapene vi har som er på konkurslisten.

Antall utleggsforretninger som er foretatt av Skatteetaten foreligger det ikke offentlig statistikk på, men det er indirekte offentlig ved å ta utgangspunkt i Skatteetaten sin årsrapport

for 2021 der inntekter fra gebyrer for utleggsforretning i 2021 utgjorde 110 173 074 kr som med daværende sats for 2021 etter rettsgebyrloven § 14 utgjør 1,21 ganger rettsgebyret som pr. 31.12.2021 utgjorde 1 199 kr gir et antall på 75 981  $[110\ 173\ 074 / 1\ 450]$  nye utleggsforretninger i 2021. Vi kan fra dette imidlertid ikke trekke den konklusjon at sannsynligheten for at en tilfeldig valgt virksomhet, med utgangspunkt i antall virksomheter for 2021, har en sannsynlighet på i underkant av 20 % for et registrert utlegg ettersom en og samme virksomhet i løpet av et år kan ha flere registrerte utlegg. Men det er grunn til å anta at den ligger rundt 10 % med utgangspunkt i konkurstillene.

Vi starter med det innledende utvalget av de 10.000 selskapene. Fra disse skal vi velge ut 3.750 til det endelige utvalget. Dersom vi skal være i stand til å teste hypotesen mot utvalget som utgjør 1 % av den totale populasjonen er det en forutsetning at det er et representativt utvalg som er normalfordelt dersom vi skal være i stand til å generalisere på bakgrunn av utvalget (Oppen, 2020). Vi starter derfor med en datainspeksjon hvor vi gjennomfører univariate analyser og justerer for ekstremverdier før vi avslutter med å teste det endelige utvalget på 3.750 mot en Z-skår verdi for normalfordeling (Oppen, 2020).

Vi starter med å sortere dataene etter inntekt i stigende rekkefølge. Sortering kunne også ha vært gjort etter størrelse i form av balansesum, men inntekt kan i forhold til problemstillingen gi en bedre indikasjon på aktivitet ettersom det er en strømningsstørrelse som reflekterer aktivitet for et gitt tidsrom i motsetning til balansen som er en beholdningsstørrelse og representerer opparbeidede verdier på et gitt tidspunkt. Etter å ha sortert dataene tar vi ut fem selskaper som har negative verdier for inntekt der et av disse også representerer en ekstremverdi i datautvalget med over 100 mill. kroner i negativ inntekt. Vi står igjen med 9 995 selskaper. Av disse har 221 oppgitt 0 kr i inntekt og 2.738 mangler data for 2021 ettersom de ikke har levert årsregnskap iht. til regnskapsloven § 8-2 sin frist 31. juli. Av disse 2.738 var det 1.754 som også hadde regnskapsplikt for 2020 uten å ha levert regnskap for 2020 som betyr at de er under tvangsavvikling fra Tingretten iht. til aksjeloven § 16-15. Dette antallet fremstår intuitivt høyt i forhold til utvalget og vi blir nødt til å undersøke nærmere mot populasjonen som helhet for å sikre at vi ikke har en for stor skjevhet i utvalget. Videre undersøkelser mot Domstolene sin egen årsstatistikk viser at det faktiske antallet er på 807 saker for tvangsavvikling fordelt over de 23 tingrettene (2021). Vi har imidlertid ikke grunnlag for å anslå hvor mange som eventuelt ble slått konkurs eller oppløst av andre

årsaker slik at det hefter usikkerhet rundt dette momentet. Vi kan imidlertid merke oss Eklund et al. (2001) sin kommentar til dette som er relevant

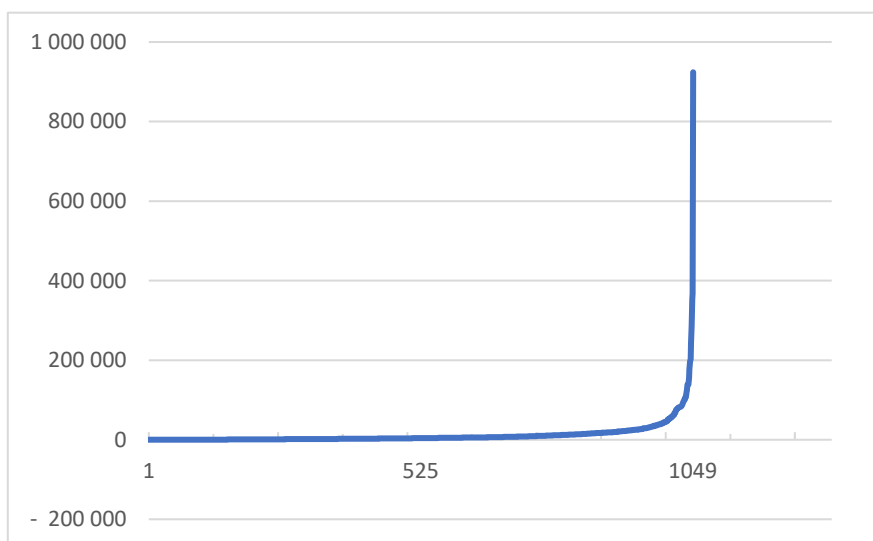
«En annen begrensning er at en forholdsvis stor andel (om lag 15 prosent) av foretakene årlig faller ut av basen uten at de går konkurs. Det skyldes enten at de avvikler virksomheten (frivillig eller under tvang), slutter å levere regnskap eller fusjonerer/blir kjøpt opp. Vi har ikke informasjon om hva som har skjedd med disse foretakene. Videre er noen foretak midlertidig ute av basen av ukjente årsaker. Det er også viktig å påpeke at en betydelig andel av foretak som går konkurs, er nyetablerte foretak som går konkurs *før* de kommer med i databasen»(Eklund et al., 2001, s. 110).

Dette er en viktig underliggende begrensning, men samtidig også en faktor som kan styrke oppgaven sin hypotese om at sanntidsdata i form av tinglyste registrerte utlegg nettopp av den grunn kan ha en enda større betydning i konkursprediksjonsmodellene.

### 3.2.1 Utvalg av konkurs-selskaper

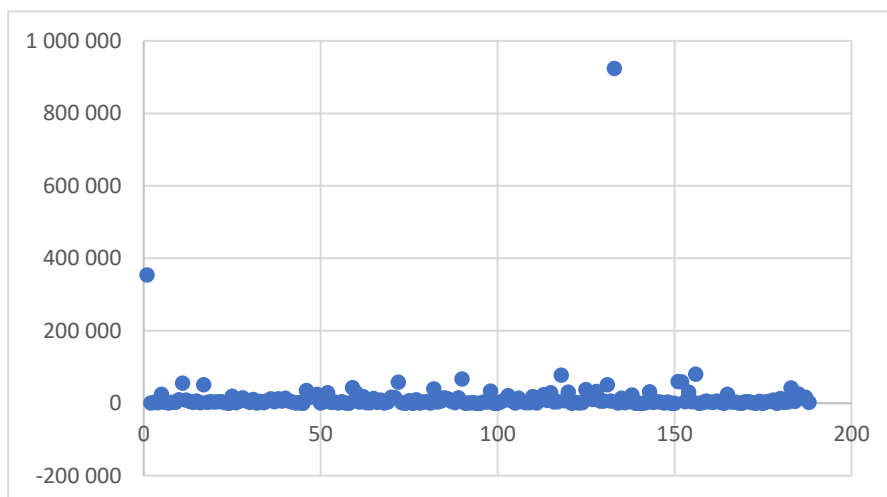
Vi står igjen med 7.257 selskaper som skal legge grunnlaget for et representativt utvalg på 3.750. Det er imidlertid ingen gitt fremgangsmåte for hvordan vi skal gå videre herfra ettersom det kan argumenteres for ulike kriterier som danner grunnlag for et mest mulig representativ utvalg. Vi starter med å ta utgangspunkt i de 2.994 selskapene som var meldt konkurs og tidligere innhentet. For at vi skal være i stand til å teste hypotesen er det en forutsetning at vi har regnskapsdata fra 2018 og 2019 for disse og ved å sortere på disse kriteriene står vi igjen med 1.050 av de opprinnelige 2.994 selskapene. Av disse 1.050 skal 188 inngå i det endelige utvalget med 5 % av 3.750. Vi kan ikke velge de ut selv ettersom utvalget må være tilfeldig, men vi kan gjennomføre en datainspeksjon og ta ut ekstremverdier slik at utvalget er mest mulig normalfordel (Oppen, 2020). Ettersom inntekt ble lagt til grunn i det innledende utvalget fra de 10.000 blir vi også nødt til å bruke det her.





Figur 8. Inntekt fordelt over innledende utvalg på 1.050 selskaper. Inntekt oppgitt i tusen. 2019-tall.

Som figur 8 viser har det innledende utvalget på 1.050 selskaper store ekstremverdier. Inntekten for selskap nr. 1050 er for eksempel nær tre ganger så stor som for selskap nr. 1049. Vi tar bort disse ekstremverdier og trekker et tilfeldig utvalg på 188 selskaper. Fordelingen av utvalget er vist i figur 9.



Figur 9. Fordeling av inntekt (tall i tusen) for utvalget på 188 konkurs-selskaper. 2019-tall

Tabell 5. Fordeling av inntekt (tall i tusen) for utvalget på 188 konkurs-selskaper. 2019-tall

Gjennomsnitt	18 134
Median	4 421
Minimum	0
Maksimum	925 238

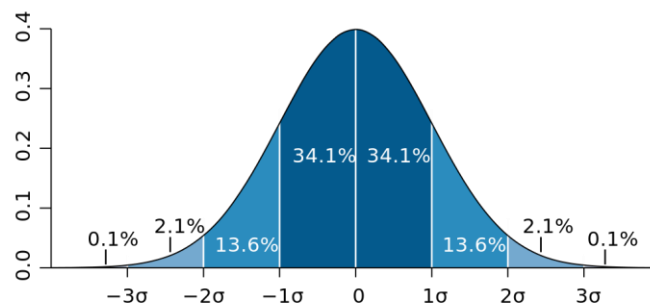
Plottet i figur 9 viser at dataene i det endelige utvalget på 188 i antall. Vi gjennomfører selv en manuell kontrollberegning av Excel sitt utvalg for normalfordeling ved en Z-skår verdi

[7]

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

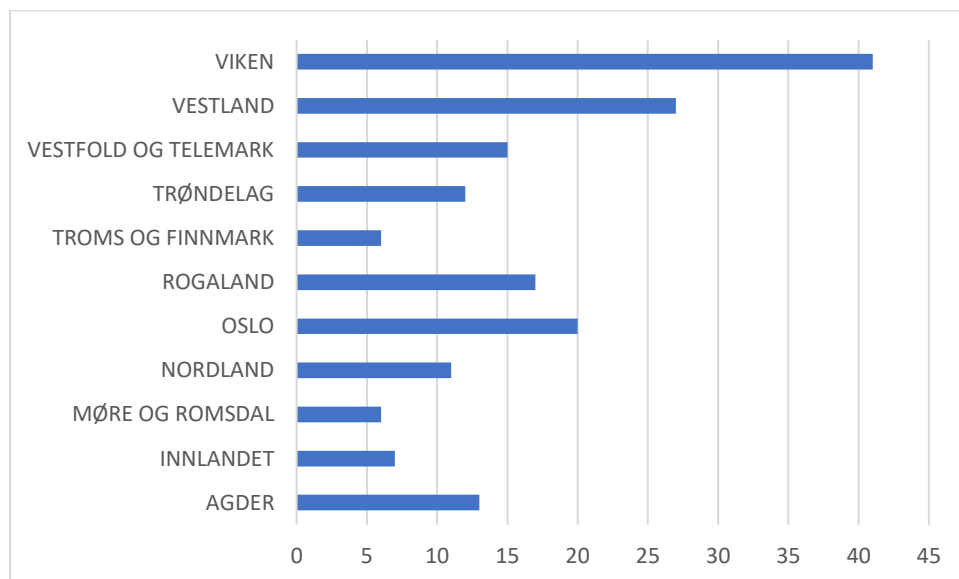
der  $x$  er rådata som skal standardiseres,  $\mu$  er gjennomsnittet til populasjonen og  $\sigma$  er standardavviket til populasjonen,

for hele utvalget og finner at 98,93 % av dataene har en Z-skår verdi mellom -2 og +2 som er over grensen på 95 % og konkluderer med at utvalget er normalfordelt (Oppen, 2020, s. 155).



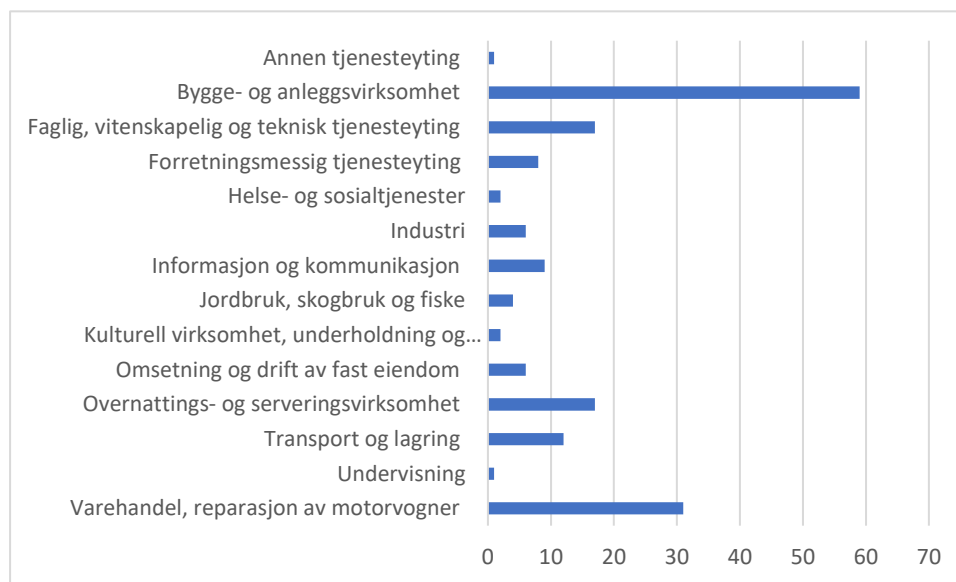
Figur 10. Normalfordeling (Oppen, 2020, s. 156).

Figur 11 viser fordeling mellom fylker i utvalget av de 188 konkurs-selskapene og vi ser at alle de 11 fylkene som eksisterte pr. 27.08.2022 er inkludert.



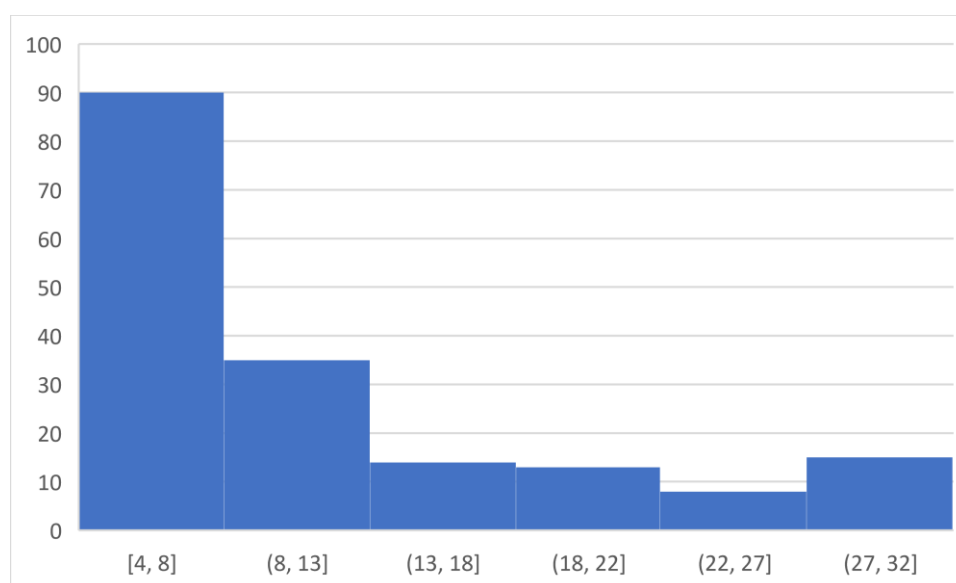
Figur 11. Fordeling etter fylke.

Bygg og anlegg står for den største andelen av bransjer innen utvalget iht. til NACE-bransjekoder fra Statistisk Sentralbyrå som er i samsvar med grunnlaget til SEBRA-modellen (Eklund et al., 2001).

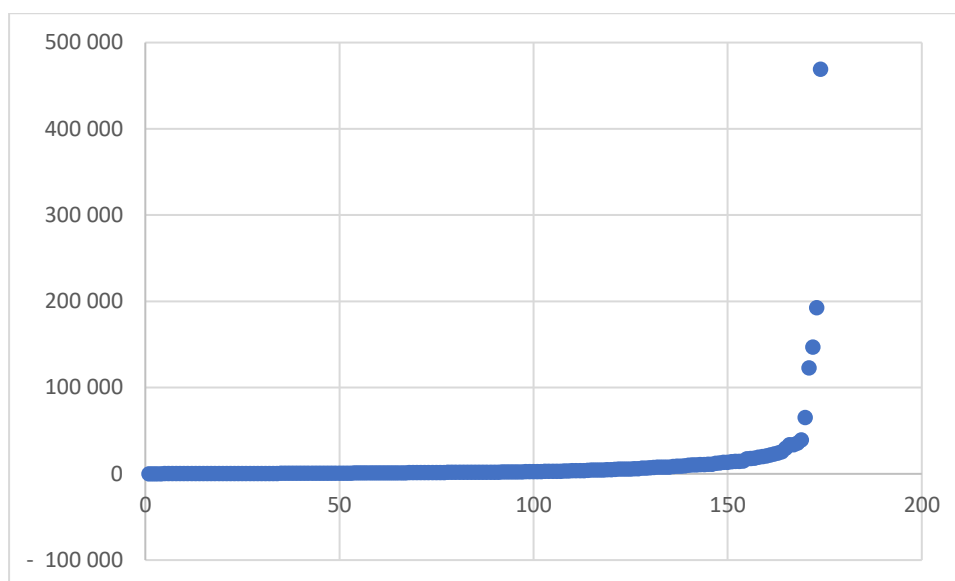


Figur 12. Fordeling etter NACE-bransjekode

Antall år fra stiftelse til konkurs innen utvalget er også i samsvar med tidligere funn og grunnlaget for SEBRA-modellen (Eklund et al., 2001) der vi ser at frekvensen er størst blant de med kortest varighet.



Figur 13. Antall år fra stiftelse til konkurs. Venstre akse angir frekvens og høyre akse intervall i år.



Figur 14. Sum eiendeler (tall i tusen) for utvalget på 188 konkurs-selskaper. 2019-tall.

Tabell 6. Sum eiendeler (tall i tusen) for utvalget på 188 konkurs-selskaper. 2019-tall.

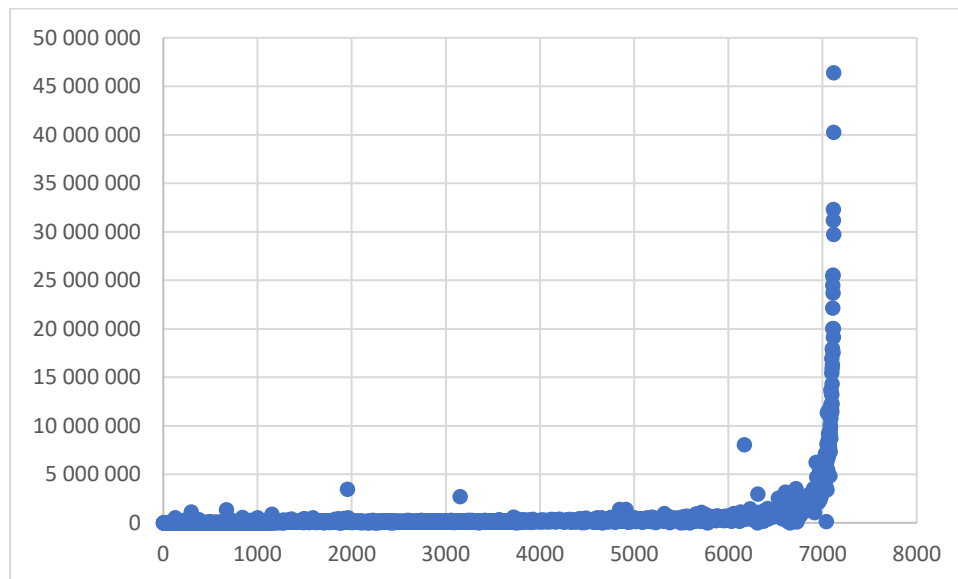
Gjennomsnitt	10 503
Median	1 799
Minimum	0
Maksimum	468 800

For tilsvarende måte som for inntekt, gjennomfører vi en Z-skår verdi for verdien av sum eiendeler og finner at 97,70 % av dataene har en Z-skår mellom -2 og 2 som er over kravet til normalfordeling på 95 % (Oppen, 2020).

### 3.2.2 Utvalg av ikke- konkurs-selskaper

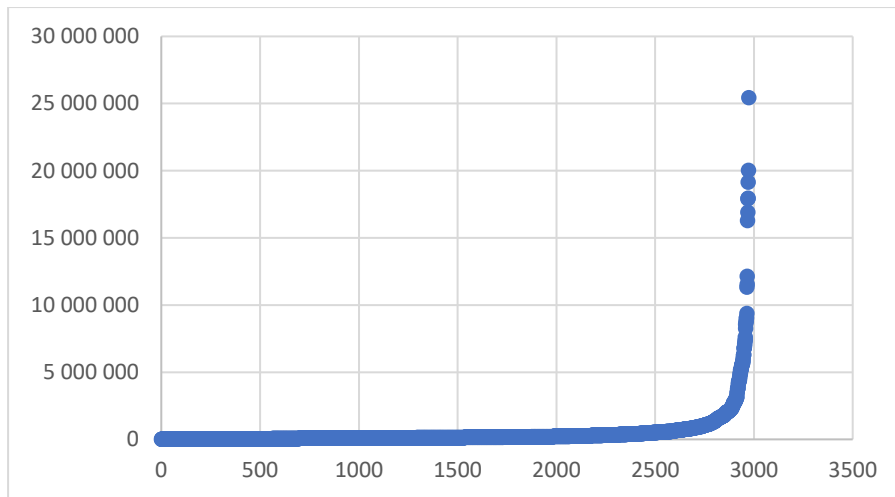
Vi går tilbake til utvalget av ikke konkursselskaper og trekker først ut, på lik linje med utvalget av konkurs-selskaper, de som har regnskapsdata for 2018 og 2019. Vi står igjen med et innledende utvalg på 7.131 selskaper. Fra disse skal vi gjøre et endelig utvalg på 3.562 som skal inngå i det totale utvalget på 3.750 der 188 allerede er valgt ut som konkurs-

selskaper. Det første vi gjør er å ta ut ekstremverdier. 12 av selskapene har negative inntekter, flere på over en halv milliard NOK, og disse tar vi ut fra utvalget. Av de 7.119 selskapene vi står igjen med er det 92 som har 0 kr som oppgitt i inntekt for 2019. Vi må ta stilling til om disse skal ut ettersom det kan indikere at selskapet ikke har hatt aktivitet. Det kan argumenteres både for og mot dette og uten å trekke noen ensidig konklusjon lar vi de inngå ettersom de i antall ikke utgjør en stor andel av det innledende utvalget.



Figur 15. Sum inntekter 2019 (tall i tusen) fra innledende utvalg.

Som det kommer frem av figur 15 er det store ekstremverdier i den øvre enden av utvalget når vi rangerer etter inntekt for 2019 ettersom inntekten dobler seg for de fem siste selskapene. På tilsvarende fremgangsmåte som for konkurs-utvalget benytter vi dataanalyseverktøyet «utvalg» i Excel for å trekke et tilfeldig utvalg på 3.562 fra de 7.119 selskapene. Vi gjennomfører en egen kontrollberegning for normalfordeling av Z-skår verdi, på tilsvarende måte som utvalget for konkurs-selskapene beskrevet tidligere, og finner at 97,56 % av dataene har en Z-skår mellom -2 og 2 som er over kravet til normalfordeling på 95 % (Oppen, 2020). Beregningen er gjengitt i vedlegg 1.

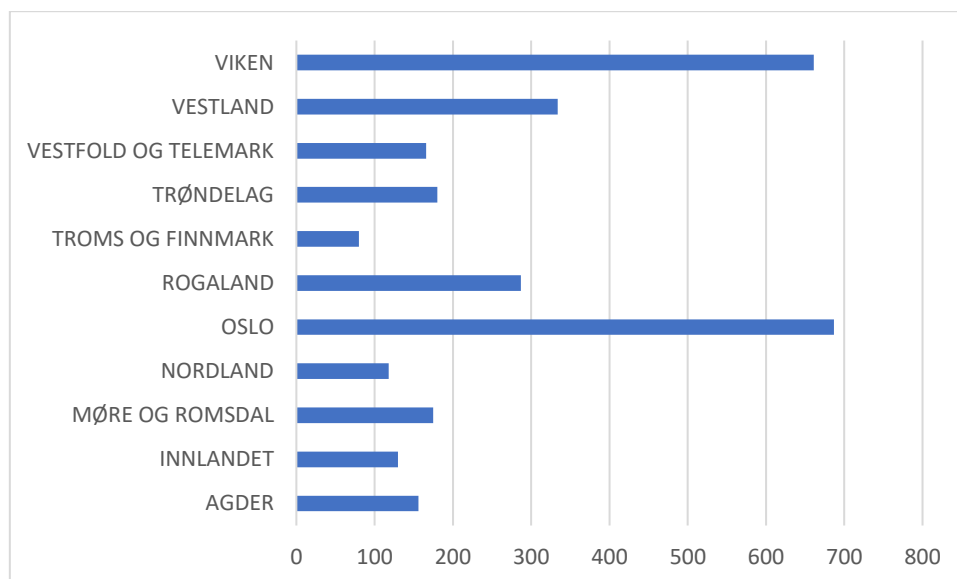


Figur 16. Sum inntekter 2019 (tall i tusen) fra endelig utvalg. Selskaper ikke-konkurs

Når det gjelder fordeling av fylker blant utvalget ser vi at alle landsdeler på tilsvarende måte som for konkursutvalget er representert.

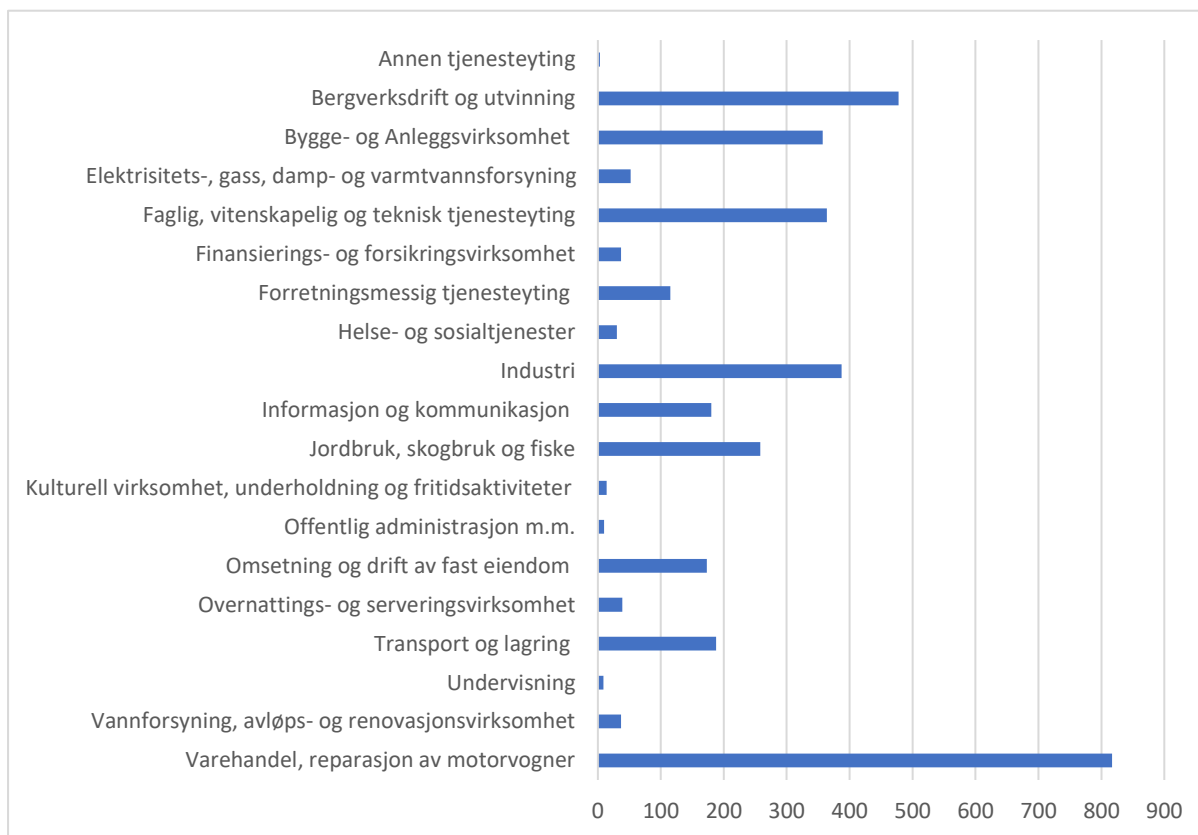
Tabell 7. Sum inntekter 2019 (tall i tusen) fra endelig utvalg. Selskaper ikke-konkurs

Gjennomsnitt	428 626
Median	135 488
Minimum	0
Maksimum	25 428 504



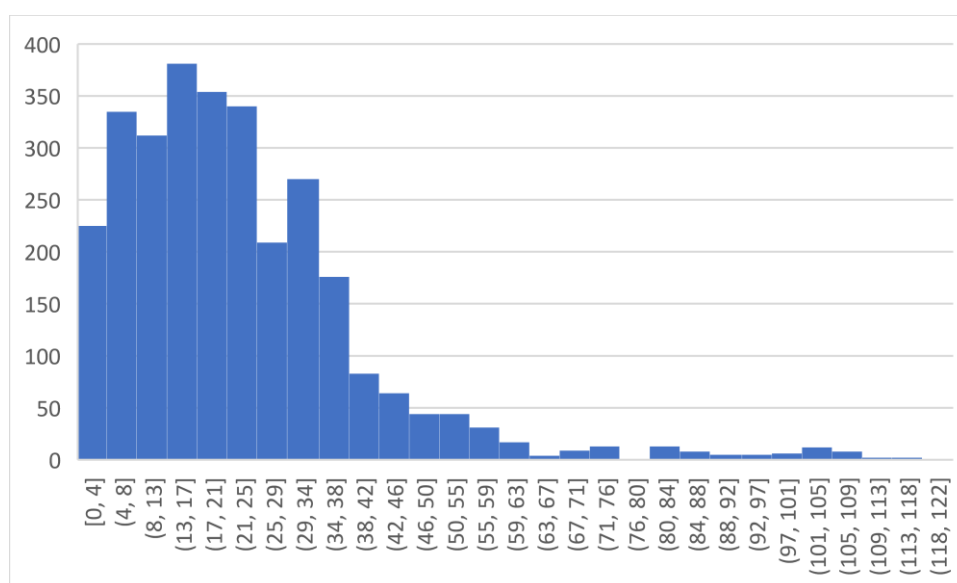
Figur 17. Fordeling av ikke-konkurs selskaper fra endelig utvalg på fylker.

Når det gjelder utvalgt av bransje er samtlige på tilsvarende måte som for konkursetvalget representert, men med en annen fordeling. *Offentlig administrasjon m.m.* består kun av bompengeselskaper organisert som aksjeselskaper som administrerer offentlige bompenger.



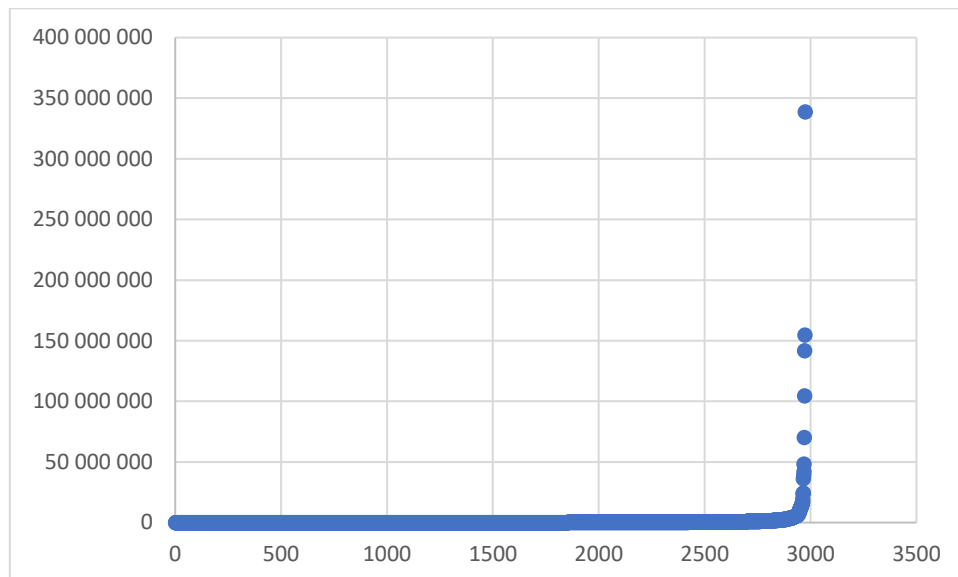
Figur 18. Fordeling av ikke-konkurs selskaper fra endelig utvalg på NACE-bransjekoder.

Antall år fra stiftelse blant utvalget ser vi skiller seg fra utvalget til konkurselskapene.



Figur 19. Antall år fra stiftelse for utvalg av ikke-konkursselskaper. Venstre akse angir frekvens og høyre akse intervall i år

Når det gjelder sum eiendeler pr. selskap i utvalget har vi ikke satt noen nedre grense, foruten negative verdier, slik SEBRA-modellen har med en nedre grense på en kvart million (Eklund et al., 2001) ettersom vi er avhengig av å speile denne delen av populasjonen også dersom vi skal ha et representativt utvalg for vår modell.



Figur 20. Sum eiendeler (tall i tusen) for utvalget på ikke-konkurs selskaper. 2019-tall.

Tabell 8. Sum eiendeler (tall i tusen) for utvalget på ikke-konkurs selskaper. 2019-tall

Gjennomsnitt	760 645
Median	94 839
Minimum	0
Maksimum	338 885 164



### 3.2.3 Utvalg av data for tinglyste utlegg ved pantattester

Kredittopplysningsinformasjon som er offentlig finnes etter gjeldende lovgivning i Norge i to registre; 1. det private registeret til kredittopplysningsbyråene som frem til ikrafttreddelsen av ny kredittopplysningslov 1. juli 2022 var underlagt konsesjon fra datatilsynet og omfattet et fåtall aktører på landsbasis; 2. det offentlige registeret i form av tinglyste utlegg i løsreregisteret som forvaltes av Brønnøysund. For å innhente informasjon om tinglyste utlegg fra Skatteetaten i løsreregisteret går vi inn på Brønnøysundregistrene (2022) sine internettsider og velger siden for *produkter og tjenester* før vi går inn på siden for *bestilling av utskrifter, attester og kopier*. Etter å ha logget inn på bestillingsløsningen legger vi inn organisasjonsnumrene i tabell for bestilling før den elektroniske dataløsningen automatisk genererer kopi av de valgte pantattestene i PDF på e-post.

Det foreligger registre som kan ta ut data om betalingsanmerkninger, men ikke sortert på tinglyste utlegg fra Skatteetaten. Ettersom vi med bakgrunn i problemstilling kun er interessert i utlegg fra Skatteetaten, som følge av logikken fra SEBRA-modellen, foreligger det ingen ferdige data for vårt formål og det betyr at vi for vårt utvalg av de 3.750 selskapene selv manuelt må sammenstille opplysninger fra pantattestene som er en tidkrevende oppgave. Det gir imidlertid et unikt og nødvendig datagrunnlag for å kunne besvare oppgaven sin problemstilling og er samtidig oppgaven sitt bidrag til forskningsfronten.

En mulig svakhet ved vår egen metode er at opplysninger om tinglyste utlegg blir slettet når de blir oppgjort slik at den eneste måten å gjennomføre studien på for å ivareta denne faktoren isolert sett er ved å gjennomføre en longitudinell studie med ukentlige data over flere år ettersom vi benytter 2019 som basisår. Det er grunn til å anta at denne faktoren med fravær av data kan ha større effekt for utvalget av ikke-konkurs selskaper i forhold til utvalget av konkurs-selskaper. På den annen side finner vi også flere utlegg blant utvalget som har en varighet på over et år slik at vi mener det er tilstrekkelig informasjon for å gjennomføre studien, samtidig som denne faktoren har en begrensning. Basert på data-inspeksjonen er vår oppfatning at vi har dokumentert et representativt utvalg som kan legges til grunn for å besvare oppgaven sin problemstilling. Vi går nå videre til å teste hypotesen.

### 3.3 Utforming av modell for prediksjon og test av hypotese

Modellen forutsetter informasjon om 7 faktorer som vi henter fra de offentlige regnskapene:

1. Eiendeler
2. Total gjeld
3. Kortsiktig gjeld
4. Omløpsmidler
5. Resultat etter skatt
6. Driftsresultat
7. Resultat etter skatt året før siste periode

Informasjonen til de to dummy-variablene *negativt årsresultat siste to år* og *gjeld > eiendeler* kan kalkuleres med utgangspunkt i faktorene over. Variabelen for tinglyste utlegg legges til i modellen vi tester mot opprinnelig modell i etterkant. Når det gjelder deflatoren for inflasjon, størrelse og prisindeks skriver Ohlson (1980) at den har en viktig funksjon ettersom den hensyntar selskapet sin relative andel av den totale makro-økonomien den er en del av.

«The index year is as of the year prior to the year of the balance sheet date. The procedure assures a real-time implementation of the model. The log transform has an important implication. Suppose two firms, A and B, have a balance sheet date in the same year, then the sign of  $PA - PB$  is independent of the price-level index. (This will not follow unless the log transform is applied.) The latter is, of course, a desirable property» (Ohlson, 1980, s. 118).

Vi benytter 2019 som basisår og finner bruttonasjonalproduktet på 2 668 417 000 000 NOK fra Nasjonalregnskapet utarbeidet av Statistisk Sentralbyrå (2022) samt tilhørende prisindeks, modellens eneste eksterne faktor i form av  $X_1$ , og merker oss samtidig forholdet mellom Ohlson (1980) sitt indeksår 1968 for utvalget som relativt utgjør en relativ større andel av USA sitt bruttonasjonalprodukt i 1970. Det medfører at samtlige selskaper blir «mindre» i modellen når den overføres til en europeisk eller norsk kontekst som igjen gir større risiko og tilsvarende høyere type II feil der et ikke konkurs-selskap klassifiseres som konkurs.

«Size appears as an important predictor [...]. One could perhaps argue that the conclusion is invalid because the bankrupt and nonbankrupt firms are drawn from different populations. Specifically, one cannot be sure that all the nonbankrupt firms would have been on the *Compustat* tape if they had not failed. No direct test of the problem is therefore feasible»(Ohlson, 1980, s. 122).

Basert på formelen for Ohlson (1980) sin O-score modell, som redegjort for under kapittel 2.5.2, oppretter vi et Excel-ark hvor vi lager formler som kalkulerer resultatet ved å benytte input data i form av de 7 faktorene fra regnskap. Det er meget viktig at vi ikke legger inn feil i formler ettersom dette kan få følgefeil for hele oppgaven. Vi kontrollerer derfor at hver variabel er lagt inn nøyaktig slik de fremkommer fra Ohlson (1980) og kontrollerer også formelen for logiske feil. Modellen med formler er gjengitt i vedlegg 2 slik at er etterprøvbare.

Nå som vi har verktøyet for å gjennomføre kalkuleringen kan vi starte prosessen med å overføre dataene fra Excel-arket. Vi eksporterer 9 kolonner fra datautvalget inn i Excel-arket der vi har med org. nr. og verdi for utlegg. Eneste årsak til at vi tar med org. nr. er for at kalkulasjonen av datasettet skal være etterprøvbare. Formelen for O-score modellene legges inn på øverste rad fordelt over et antall på 18 kolonner. Når den er lagt inn på øverste rad kan den ved kun et par tastetrykk hurtig kopieres nedover for resten av de 3.749 radene etter at dataene fra utvalget kopieres inn i arket.

For å illustrere hvordan modellen faktisk fungerer vil vi i detalj gjennomgå et eksempel fra utvalget. I Excel-arket er formelen med input-data fordelt over 19 kolonner, av plasshensyn blir vi nødt til å dele opp fremstillingen av tabellene her.

Tabell 9. Input-data fra regnskap

Resultat etter skatt 2019	Resultat etter skatt 2018	Driftsresultat 2019	Eiendeler 2019	Sum gjeld 2019	Kort. gjeld 2019	Omløpsmidler 2019
-321	-271	-256	1 424	1 814	1 612	803

Fra disse syv input-dataene kalkulerer vi ved hjelp av formler vi selv har satt inn selv i Excel Ohlson (1980) sin O-score. Kalkulasjonen for disse blir følgende (her fordelt over to rader):

Tabell 10. Kalkulasjon av uavhengige variabler til Ohlson (1980) O-score verdi Y

Bn..	K	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>
103	-1,32	-0,46425382	7,68147472	0,81240871	0,15256787	0,5342486	0,25825799	-0,04400338
D <sub>1</sub>	D <sub>2</sub>	DD <sub>1</sub>	DD <sub>2</sub>	DDD <sub>1</sub>	DDD <sub>1t</sub>	Y	P(D)	P(D) > 0,5
0,285	-1,72	1	1	1	1	6,18	99,79 %	1

$$P(D) = \frac{e^Y}{1 + e^Y}$$

der  $Y =$

$$-1.32 - 0.407x_1 + 6.03x_2 - 1.43x_3 + 0.076x_4 - 2.37x_5 - 1.83x_6 - 0.521x_7 + 0.285D_1 - 1.72D_2$$

og

$$x_1 = \log\left(\frac{\text{Totalkapital}}{\text{BNP prisindeks}}\right)$$

$$x_2 = \frac{\text{Gjeld}}{\text{Eiendeler}} \quad x_3 = \frac{\text{Arbeidskapital}}{\text{Eiendeler}} \quad x_4 = \frac{\text{Kortsiktig gjeld}}{\text{Omløpsmidler}} \quad x_5 = \frac{\text{Resultat etter skatt}}{\text{Eiendeler}}$$

$$x_6 = \frac{\text{Driftsresultat}}{\text{Gjeld}} \quad x_7 = \frac{\text{Endring årsresultat siste periode}}{\text{Summen av årsresultat siste to perioder}}$$

$D_1 = 1$  dersom årsresultat negativt to siste år; 0 ellers.

$D_2 = 1$  dersom gjeld > eiendeler; 0 ellers.

Y =	P(D) =	99,79 %	Sannsynlighet for konkurs	
	6,175700693			
	-1,32	1,0000	-1,3200	
	-0,407	1,1407	-0,4643	$X_1$
	6,03	1,2739	7,6815	$X_2$
	-1,43	-0,5681	0,8124	$X_3$
	0,076	2,0075	0,1526	$X_4$
	-2,37	-0,2254	0,5342	$X_5$
	-1,83	-0,1411	0,2583	$X_6$
	-0,521	0,0845	-0,0440	$X_7$
	0,285	1,0000	0,2850	$D_1$
	-1,72	1,0000	-1,7200	$D_2$
<hr/>				
	BNP Prisindeks		103,00 *	
	Eiendeler		1 424,00	
	Total gjeld		1 814,00	
	Kortsiktig gjeld		1 612,00	
	Omløpsmidler		803,00	
	Resultat etter skatt		-321,00	1
	Driftsresultat		-256,00	
	Resultat etter skatt året før siste periode		-271,00	1
	Neg. Resultat to siste år		1,00	
	Gjeld > eiendeler		1,00	

Figur 21. Egen kalkulasjonsmodell i Excel av Ohlson (1980) O-score

Som vi ser av kalkulasjonen gir den under forutsetningene som Ohlson (1980) sin O-Score modell bygger på en statistisk sannsynlighet på 99,79 % for at dette selskapet vil gå konkurs i løpet av et år. Et spørsmål som melder seg og som vi må ta stilling til i vår analyse er ved hvilken grense vi skal sette avskjæringspunktet for klassifisering av konkurs eller ikke-konkurs ettersom dette ikke er entydig. Ohlson (1980) drøfter selv hvor denne grensen skal gå og skriver «there is no apparent reason why .5 is an appropriate cutoff point, since it presumes implicitly that the loss function is symmetric across the two types of classification errors»(Ohlson, 1980, s. 120).

Tabell 11. Avskjæringspunkt med tilhørende type 1 og type 2 feil (Ohlson, 1980, s. 130)

Estimates from: Cutoff Point	Model 1	
	Type I**	Type II
0.0	100%	0%
0.02	28.7	7.6
0.04	16.7	14.3
0.06	11.8	20.0
0.08	9.3	25.7
0.10	7.2	26.7
0.20	3.3	44.8
0.30	1.75	48.6
0.40	1.07	57.1
0.42	0.92	61.0
0.50	0.63	67.6
0.54	0.44	68.6
0.60	0.29	71.4
0.70	0.19	76.2
0.80	0.15	81.9
0.90	0.049	88.6
1.00	0	1.00

\* Data sets: nonbankrupt firms and one year prior to bankruptcy.

\*\* Type I: predict bankruptcy; actual nonbankrupt.

Med utgangspunkt i forholdet mellom type 1 og type 2 feil legger vi avskjæringspunktet til 0.5 i Y verdi som tilsvarende 62,25 %, men er samtidig innforstått med at det kan argumenteres for ulike avskjæringspunkt og ettersom dette valget vil være av betydning for analysen er det viktig at forutsetningen understrekes. Dette betyr at siden selskapet vi så på i stedet hadde en sannsynlighet for konkurs etter Ohlson (1980) sin O-Score modell på 99,79 %, som er over 62,25 %, vil det bli klassifisert i konkurs-kategorien.

### 3.4 Prosessen med å samle inn data

Etter å ha overført de syv input-dataene fra utvalget på de 3.750 selskapene over til Excel-arket vårt må vi først gjennomføre en datavalidering ettersom formlene i noe sjeldne typetilfeller der nevneren blir 0 ikke kan kalkuleres. Et selskap har for eksempel en verdi på 0 i omløpsmidler som medfører dette for faktoren  $X_4$  i modellen som består av kortsiktig gjeld delt på omløpsmidler. Vi gjennomgår disse tilfellene og overstyrer kalkulering ved å sette inn 0 for faktoren det gjelder slik at beregningen kan gjennomføres, men det kan samtidig stilles spørsmål ved om det ville hva vært mer korrekt å utelate disse fra utvalget. I omfang utgjør disse tilfellene 18 stk. og 0,48 % av utvalget der 11 er fra utvalget som ikke er konkurs og 7 stk. er fra utvalget som er konkurs. I tillegg er det for to av disse 18 selskapene mangler i input-data fra regnskap som gjør at vi tar de ut.

Ettersom vi valgte avskjæringspunktet ved 0,5 setter vi inn en logisk funksjon der alle verdier over denne grensen = 1 slik at det blir mulig å summere resultatene. Arket har vi delt inn i to deler for å skille utvalget med konkurs og ikke konkurs. Vi regner ut i Excel Ohlson (1980) sin O-score for samtlige selskaper med tilhørende sannsynlighet og klassifiserer alle med kategorien konkurs eller ikke-konkurs, avhengig av de om de er over avskjæringspunktet på 62,25 %, og ser på dette mot det faktiske resultat, altså om selskapet gikk konkurs eller ikke i løpet av et år. Første kjøring av modellen viser at 89,14 % av selskapene som faktisk gikk konkurs blir korrekt klassifisert. Antall selskaper som faktisk gikk konkurs, men som ikke ble klassifisert korrekt som konkurs, altså en type I feil, er på 0,60 % av hele utvalget. Antall selskaper som ikke gikk konkurs, men som ble klassifisert som konkurs, altså en type II feil er på 39,73 % av hele utvalget. Resultatene er oppsummert i tabell 12

Tabell 12. Resultater fra modell 1

	Resultater
Korrekt konkurs	89,14 %
Korrekt ikke-konkurs	57,92 %
Type I feil	0,60 %
Type II feil	39,73 %

Ser vi resultatene mot Ohlson (1980) sitt utvalg med antall korrekt predikert konkurs på 96,12 % er tilsvarende resultat for vårt utvalg på 89,14 %, uten at dette i seg selv kan si noe om i hvilken grad modellen sin prediksjonsevne har vært tilstrekkelig ettersom antall feil-klassifiseringer også må hensyntas. Vi har en binær prediksjon og det er fire mulige utfall

Tabell 13. Klassifiseringsutfall ved binær prediksjon

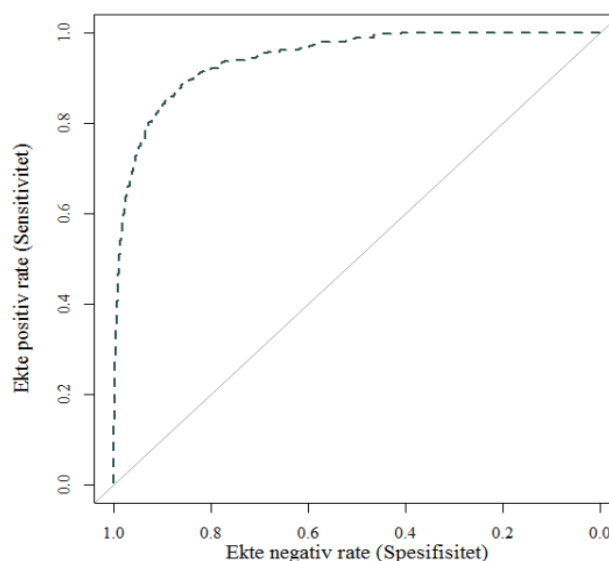
		Predikert verdi	
		Konkurs	Ikke konkurs
Ekte verdi	Konkurs	Ekte positivt	Falsk negativ
	Ikke konkurs	Falsk positivt	Ekte negativ

der *ekte positiv* utgjør en korrekt klassifisering av et selskap som går konkurs, *ekte negativ* utgjør en korrekt klassifisering av et selskap som ikke går konkurs, *falsk negativ* utgjør en type I feil i form av et selskap som blir klassifisert som konkurs uten at det går konkurs og *falsk positiv* utgjør en type II feil i form av et selskap som ikke blir klassifisert som konkurs til tross for at det går konkurs. For å vurdere hvordan modellen har predikert lager vi en graf som visualiserer forholdet mellom de to faktorene

$$\text{Sensitivitet} = \frac{\text{Ekte positive klassifiseringer}}{\text{Totalt antall positive hendelser}}$$

$$\text{Spesifisitet} = \frac{\text{Ekte negative klassifiseringer}}{\text{Totalt antall negative hendelser}}$$

i form av en ROC-kurve (Receiver Operating Characteristics) før vi regner ut arealet under kurven og finner AUC-verdien (Area Under the Curve) som et mål på modellens prediksjonsevne der en AUC-verdi på 1 innebærer en perfekt prediksjon og 0,5 en tilfeldig prediksjon (Fawcett, 2006). Dette forholdet er illustrert i figur 22 som viser en ROC-kurve i stiplet linje mens den diagonale linjen representerer en tilfeldig klassifisering ved en AUC-verdi på 0,5. Det betyr at dersom modellen skal ha noen verdi må AUC-verdien være over 0,5 og det ligger til grunn at en verdi over 0,8 er tilstrekkelig (Fawcett, 2006).



Figur 22. Eksempel på en ROC-kurve (Sævig & Vonen, 2017, s. 28).

For å gjennomføre denne beregningen klassifiserer vi først resultatene fra ekte positiv rate og ekte negativ rate slik at vi kan beregne ROC-kurven før vi regner ut AUC-verdien. Vi lager en ny tabell i Excel-arket bestående av 100-rader med verdier fra 0-100 som skal representere sannsynligheten etter de tidligere utregnede resultatene fra Ohlson (1980) sin O-score modell som alle har et resultat mellom 0 – 100 %. Vi legger så inn en kolonne for ekte positiv rate og ekte negativ rate og teller antall klassifiseringer pr. verdi fra 0 - 100 % med 62,50 % som avskjæringspunkt. Til høyre for hver av de to kolonnene legger vi inn en kolonne som summerer resultatene slik at vi kan regne ut den kumulative verdien før vi regner ut den respektive verdien for ekte og negativ rate sin andel av det totale antallet klassifiseringer som danner grunnlaget for ROC-kurven. Fremgangsmåten er illustrert i figur 23. Vi gjør nå kort rede for den faktiske utregningen slik at logikken som ligger til grunn tydelig kommer frem.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		Observasjon fra modell*		Kumulativ				
2	Dataverdi	Ekte positiv rate / Sensitivitet	Ekste negativ rate / Spesifitet	Ekte positiv rate	Ekste negativ	FPR TP1	TRP TP2	AUC
106	2 %	1	43	172	2820	0,03370787	0,04954499	0,00055669
107	1 %	2	56	174	2876	0,02247191	0,03067071	0,00068923
108	0 %	4	91	178	2967	0	0	0
109								0,8509

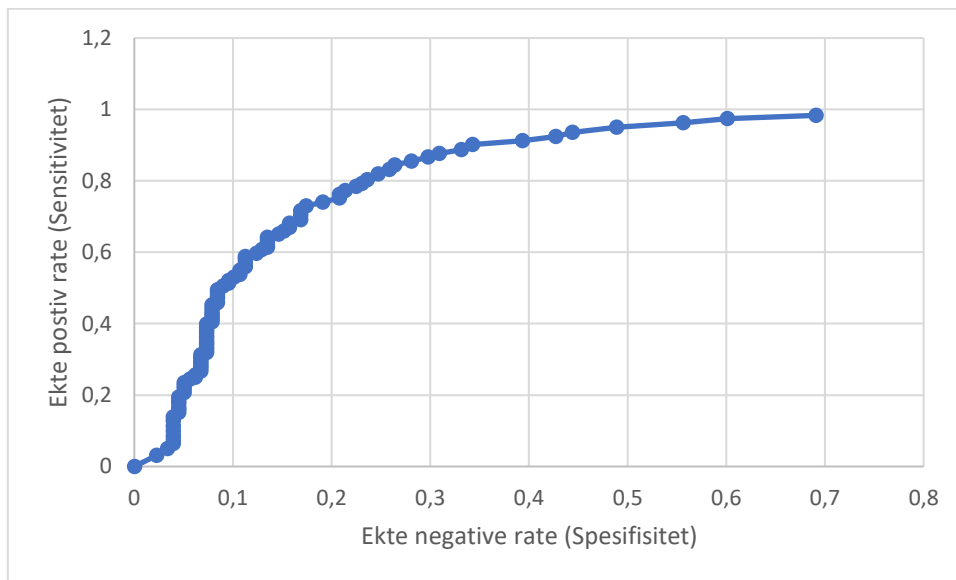
	A	B	C	D	E	F	G	H
1		Observasjon fra modell*		Kumulativ				
2	Dataverdi	Ekte positiv rate	Ekste negativ r	Ekte positiv rate	Ekste negativ ratpe	FPR TP1	TRP TP2	AUC
106	0,02	1	43	=SUMMER(\$B\$3:B106)	=SUMMER(\$C\$3:C106)	=1-D106/\$D\$108	=1-E106/\$E\$108	=(F106-F107)*G106
107	0,01	2	56	=SUMMER(\$B\$3:B107)	=SUMMER(\$C\$3:C107)	=1-D107/\$D\$108	=1-E107/\$E\$108	=(F107-F108)*G107
108	0	4	91	=SUMMER(\$B\$3:B108)	=SUMMER(\$C\$3:C108)	=1-D108/\$D\$108	=1-E108/\$E\$108	=(F108-F109)*G108
109								=SUMMER(H3:H108)

Figur 23. Egen utregning av sensitivitet og spesifisitet til ROC-kurve og tilhørende AUC-verdi 0,8509.

Det første vi gjør er å dele det totale utvalget i to kategorier; 1. de som faktisk gikk konkurs og; 2. de som ikke gikk konkurs. For hvert av disse to datasettene har alle dataene etter den tidligere utregningen vi gjennomførte ved Ohlson (1980) sin modell en tilhørende sannsynlighet mellom 0 - 100 % for konkurs. Vi sorterer de to datasettene etter den tilhørende sannsynligheten og teller antallet pr. prosent før vi legger verdien inn i Excel-arket som vist i figur 23. Verdiene fra kolonne F og G i figur 23, som utgjør ekte positiv rate og ekte negativ rate, danner grunnlaget for ROC-kurven som vist i figur 24. Tilhørende AUC-verdi på 0,8509 er regnet ut i kolonne H i figur 23 og som vi ser av grafen i figur 24 er det også visuelt synlig at den har en verdi over 0,5 (diagonal linje figur 22). AUC-verdien på 0,8509 er over 0,80 slik at den bør være tilstrekkelig (Fawcett, 2006), men det er imidlertid ikke denne verdien alene vi er ute etter ettersom oppgaven sin problemstilling og hypotese er hvilken effekt tinglyste utlegg kan ha som medfører at vi blir nødt til å gjennomføre samme



prosedyre der vi legger inn denne faktoren og ser om vi får signifikant forskjell mellom de to AUC-verdiene. Vi har nå regnet ut for *modell 1* som utgjør Ohlson (1980) sin opprinnelige O-score modell mot vårt datautvalg. Utrekning av *modell 2* følger i kapittel 4 der vi legger inn vår egen variabel i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten.



Figur 24. ROC-kurve fra modell 1 og datagrunnlag i figur 23. AUC-verdi 0,8509.

Grafen for ROC-kurven er vist i figur 24 etter egen utregning fra Excel. Årsaken til at vi ønsket å regne ut dette selv først var for å ha kontroll på dataene og sikre korrekt fremgangsmåte. Den nøyaktige kalkulasjonen av arealet under kurven lar det seg ikke gjøre å regne ut helt nøyaktig i Excel, og nå som vi har kvalitetssikret dataene legger vi de over i IBM sitt statistikkprogram SPSS for en nøyaktig kalkulasjon. Utskrift av ROC-kurve og tilhørende AUC-verdi er vist i vedlegg nr. 3. Der ser vi at kalkulasjonen er litt mer nøyaktig og korrekt AUC-verdi er på 0,844 med et 95 % konfidensintervall.

### 3.5 Reliabilitet og validitet

En rekke analyser som er nødvendig for en kritisk refleksjon rundt reliabilitet og validitet har blitt gjennomgått fra kapittel 3.1 til kapittel 3.4. Dette kapitlet oppsummerer og supplerer med andre relevante momenter. Reliabilitet tar for seg om resultatene fra undersøkelsen er pålitelige, stabile og reproducerbare, mens validitet omfatter i hvilken grad undersøkelsen faktisk måler det vi ønsker å måle i form av gyldighet og relevans (Oppen, 2020). For vår undersøkelse er den viktigste faktoren for reliabilitet at vi har et representativt utvalg og vi har derfor gjort rede for prosessen med datainnsamling. Når det gjelder validitet vil utforming av modellen vi har for å teste hypotesen være den viktigste faktoren og for å ta stilling om modellen kan forsvares med utgangspunkt i forutsetningene for logistisk regresjon (Schreiber-Gregory et al., 2018) vil vi derfor kort gjøre rede for disse her.

#### FORUTSETNING OM PASSENDE RESULTATSTRUKTUR

Det er en forutsetning at den avhengige variabelen er binær i form av 0 eller 1. I vår modell er den avhengige variabelen konkurs eller ikke-konkurs og denne forutsetningen er oppfylt.

#### FORUTSETNING OM OBSERVASJONSUAVHENGIGHET

Det er en forutsetning at observasjonene er uavhengig av hverandre. I vår modell er denne forutsetningen oppfylt ettersom utvalget består av observasjoner av uavhengige selskaper.

#### FORUTSETNING OM FRAVÆR AV MULTIKOLLINEARITET

Multikollinearitet betyr at det er en sterk korrelasjon mellom to eller flere forklaringsvariabler i regresjonsmodellen slik at det ikke er mulig å vurdere effekten av en forklaringsvariabel mot den avhengige variabelen. I vårt tilfellet er forutsetningen allerede testet av Ohlson (1980) og ettersom vi kun tillegger modellen en dummy-variabel er forutsetningen oppfylt.

### FORUTSETNING OM LINEARITET AV UAVHENGIGE VARIABLER OG LOG ODDS

Det er en forutsetning at forholdet mellom uavhengige variabler og odds-ratioen er lineær slik at modellen kan gi en sannsynlighet på oddsratio fra 0 – 100 % i logisk rekkefølge. Dersom forholdet ikke var lineært, ville dette ikke ha vært mulig å presentere oddsratio på en skala fra 0 – 100 %. Forutsetningen kan testes ved å gjennomføre en Box-Tidwell transformasjonstest (Box & Tidwell, 1962). I vårt tilfellet er forutsetningen allerede testet av Ohlson (1980) og ettersom vi kun tillegger modellen en dummy-variabel er forutsetningen oppfylt.

### FORUTSETNINGEN OM EN TILSTREKKELIG UTVALGSSTØRRELSE

Logistisk regresjon krever normalt en utvalgsstørrelse på minimum 10 tilfeller med minst hyppig utfall for hver uavhengig variabel. Det betyr at dersom modellen har 5 uavhengige variabler og forventet sannsynlighet for minst hyppige utfall er 10 % blir tilstrekkelig utvalgsstørrelse 500 ( $(10 \times 5) / 10 \%$ ). I vårt tilfelle har modellen til Ohlson (1980) en opprinnelig utvalgsstørrelse på 2.163 som vi øker til 3.750 ved å tillegge en dummy-variabel og forutsetningen er derfor oppfylt.

## 4.0 Resultater og diskusjon

Dette kapitlet gjennomgår først resultater fra studien. De blir deretter diskutert med henblikk på ulike faglige perspektiver fra teorikapitlet før konklusjonen besvarer oppgavens problemstilling. Avslutningsvis følger en redegjørelse for praktiske og teoretiske implikasjoner samt begrensinger i studien og forslag til videre forskning.

### 4.1 Resultater

Dersom vi skal måle hvilken effekt nye kredittopplysningsdata, i form av tinglyste utlegg, kan ha mot tradisjonelle metoder, i form av kjøringen vi gjorde mot Ohlson (1980) sin O-score modell, er det ikke gitt hvilken fremgangsmåte som vil være mest hensiktsmessig ettersom det fra et faglig ståsted kan argumenteres for ulike innfallsvinkler (Shumway, 2001), samtidig som det ikke ser ut til å være noen entydig konsensus innen forskningsfronten (Hjelseth et al., 2022; Sheikh & Yahya, 2015). I mangel av en «beste metodetilnærming» blir vi nødt til å velge en fremgangsmåte som fra et faglig ståsted kan forsvares, men understreker samtidig at vår metodetilnærming kun er en av flere mulige.

Vi beholder vårt opprinnelige datasett, men koder nå om utfallene slik at kriteriene for å havne i kategorien predikert konkurs er enten; 1. en Y-verdi fra Ohlson (1980) over avskjæringspunktet på 0.5, eller; 2. et tinglyst utlegg. Det kan stilles spørsmål ved forutsetningen om at et tinglyst utlegg i seg selv skulle medføre en predikert konkurs er realistisk, men det er ikke dette forholdet vi isolert sett ønsker å måle, men endring mellom den opprinnelige modellen og effekten av den nye variabelen i forhold til modellen sitt utslag av type I og II -feil i form av AUC-verdi. Ved å benytte koeffisienten 100 for dummy-variabelen  $D_3$  vil Y-verdien uavhengig av verdien av de andre variablene i modellen bli over 0.5 dersom  $D_3 = 1$ , altså at det foreligger et tinglyst utlegg. Dummy-variabelen  $D_3$  for tinglyst utlegg fra Skatteetaten legges til Ohlson (1980) sin O-score modell som blir

[8];

$$P(D) = \frac{e^y}{1 + e^y}$$

der  $Y =$

$$-1.32 - 0.407x_1 + 6.03x_2 - 1.43x_3 + 0.076x_4 - 2.37x_5 - 1.83x_6 - 0.521x_7 + 0.285D_1 - 1.72D_2 + 100D_3$$

og

$$x_1 = \log \left( \frac{\text{Totalkapial}}{\text{BNP prisinndeks}} \right)$$

$$x_2 = \frac{\text{Gjeld}}{\text{Eiendeler}} \quad x_3 = \frac{\text{Arbeidskapital}}{\text{Eiendeler}} \quad x_4 = \frac{\text{Kortsiktig gjeld}}{\text{Omløpsmidler}} \quad x_5 = \frac{\text{Resultat etter skatt}}{\text{Eiendeler}}$$

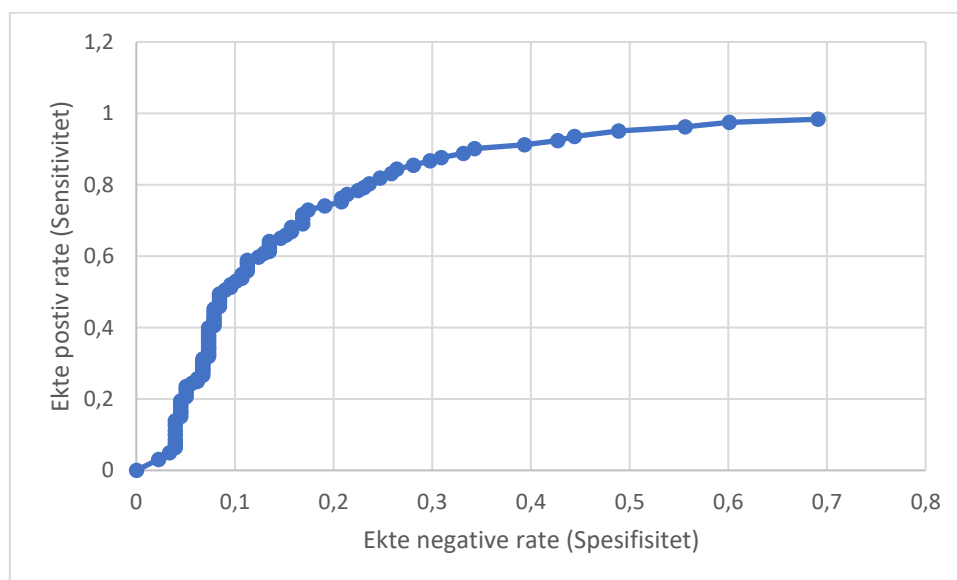
$$x_6 = \frac{\text{Driftsresultat}}{\text{Gjeld}} \quad x_7 = \frac{\text{Endring årsresultat siste periode}}{\text{Summen av årsresultat siste to perioder}}$$

$D_1 = 1$  dersom årsresultat negativt to siste år; 0 ellers.

$D_2 = 1$  dersom gjeld > eiendeler; 0 ellers.

$D_3 = 1$  dersom tinglyst utlegg fra Skatteetaten; 0 ellers.

Vi gjennomfører beregningen og får en ny AUC-verdi på 0,8513 i Excel-arket som vist i figur 25. En nøyaktig kalkulasjon blir etter det gjort i SPSS. Tilhørende ROC-kurve og AUC-verdi er vist under i vedlegg 4 der korrekt AUC-verdi er på 0,850 med et 95 % konfidensintervall.



Figur 25. ROC-kurve fra modell 2 og AUC-verdi 0,8513.

Vi ser at modellen har større verdi for antall korrekt predikert konkurs og større AUC-verdi, men vi må ta stilling til om resultatet er signifikant i forhold til resultatet fra modell 1 med Ohlson (1980) sin O-score modell. Fra IBM sin brukermanual kommer det frem at «The existing ROC procedure in SPSS Statistics supports the inference about a single AUC, but

has not yet offered any features of comparing two ROC curves»(IBM Corporation, 2021, s. 1124). Det henvises videre til Hanley og McNeil (1982) for en utledning av fremgangsmåten slik at man kan foreta utregningen manuelt selv. Ettersom vi ikke har tilgang til andre statistikkprogrammer, som har denne funksjonen, blir vi nødt til å utføre beregningen selv.

Tabell 14. Sammenstilling av ROC-kurver (Hanley & McNeil, 1982, s. 34)

**TABLE III:** Number of Normal and Abnormal Subjects Required to Provide a Probability of 80%, 90%, or 95% of Detecting Various Differences between the Areas  $\theta_1$  and  $\theta_2$  under Two ROC Curves (Using a One-Sided Test of Significance with  $p = 0.05$ )

$\theta_1$	$\theta_2$									
	0.750	0.775	0.800	0.825	0.850	0.875	0.900	0.925	0.950	0.975
0.700	652	286	158	100	68	49	37	28	22	18
	897	392	216	135	92	66	49	38	29	23
	1131	493	271	169	115	82	61	46	36	29
0.725		610	267	148	93	63	45	34	26	20
		839	366	201	126	85	61	45	34	27
		1057	459	252	157	106	75	55	42	33
0.750			565	246	136	85	58	41	31	23
			776	337	185	115	77	55	41	31
			976	423	231	143	96	68	50	38
0.775				516	224	123	77	52	37	27
				707	306	167	104	69	49	36
				889	383	209	129	86	60	44
0.800					463	201	110	68	46	33
					634	273	149	92	61	43
					797	342	185	113	75	53
0.825						408	176	96	59	40
						557	239	129	79	52
						699	298	160	97	64
0.850							350	150	81	50
							477	203	108	66
							597	252	134	81
0.875								290	123	66
								393	165	87
								491	205	107
0.900								960	228	96
								1314	308	127
								1648	383	156
0.925									710	165
									966	220
									1209	272
0.950										457
										615
										765

80% probability = top number; 90% probability = middle number; 95% probability = bottom number.

Vi finner formelen for Z fra Hanley og McNeil (1982)

[9]

$$Z = \frac{|AUC_1 - AUC_2|}{\sqrt{SE_{AUC1}^2 + SE_{AUC2}^2}}$$

Verdiene for  $AUC_1$  og  $AUC_2$  samt standardfeilen  $SE_1$  og  $SE_2$  har vi allerede fra dataplottet i SPSS i figur 24 og 25. Det gir en Z-verdi på -0,031150 som med en tilhørende P-verdi under forutsetning av en normalfordeling med gjennomsnitt  $\mu = 0$  og standardavvik  $\sigma = 1$  utgjør

0,487574 som betyr at resultatet ikke er signifikant under et 95 % konfidensintervall. Vexler og Yu (2018) tar opp en diskusjon angående bruk av T-tester for å sammenligne AUC-verdier og vi gjennomfører dette også uten at resultatene er signifikante. Resultatene fremkommer i tabell 15 og vedlegg 5.

Tabell 15. Resultater fra modell 1 og 2

	Modell 1	Modell 2
Andel korrekt predikert konkurs	89,14 %	90,28 %
AUC-verdi	0,844	0,850
T-verdi resultat	-	0,49905006
T-verdi kritisk grense (95 %)	-	1,65258578
P-verdi		0.487

Som det kommer frem av tabell 15 har modellen med tinglyste utlegg en større andel korrekt predikerte konkurs og AUC-verdien er også større, men resultatet er ikke signifikant under et 95 % konfidensintervall ettersom p-verdien er over 0,05. Det betyr med hensyn til oppgaven sin problemstilling som var; *I hvilken grad kan nye kredittopplysningsdata ha betydning for styring av operasjonell kredittrisiko i forhold til tradisjonelle metoder for styring av kredittrisiko?* med den tilhørende null-hypotese  $H_{0m}$  og den alternative hypotesen  $H_{1a}$ ;

$H_{0m}: p \leq 0.50$

Offentlige kredittopplysningsdata kan ikke være et substitutt for tradisjonelle nøkkeltall for likviditet i forhold til tradisjonelle regnskapsbaserte metoder for styring av operasjonell kredittrisiko.

$H_{1a}: p > 0.50$

Offentlige kredittopplysningsdata kan være et substitutt for tradisjonelle nøkkeltall for likviditet i forhold til tradisjonelle regnskapsbaserte metoder for styring av operasjonell kredittrisiko.

at vi blir nødt til å beholde nullhypotesen  $H_{0m}$  ettersom vi ikke har et signifikant resultat som gjør at vi kan forkaste denne. Dette betyr imidlertid ikke at resultatene er uten verdi ettersom et resultat som ikke er signifikant, fortsatt kan være faglig relevant dersom det kan bidra til å gi ny kunnskap innen et aktuelt forskningsgap og legge grunnlag for videre forskning.

«In writing up the results of a study, a distinction between scientific and statistical significance should be made, because the two terms do not necessarily coincide. The results of a study can be statistically significant but still not be scientifically important. Conversely, some statistically nonsignificant results can be scientifically important, encouraging researchers to perform larger studies»(Rosner, 2006, s. 220).

## 4.2 Diskusjon

En diskusjon av resultater med henblikk på ulike faglige perspektiver fra teorikapittelet følger nå i neste underkapitler før konklusjonen besvarer oppgavens problemstilling.

### 4.2.1 Diskusjon av tinglyste utlegg sin forklaringskraft i modellen

Det er ventet at nye kredittopplysningsdata i form av tinglyste utlegg vil kunne utgjøre en enda større rolle i kredittvurderingsmodellene for styring av operasjonell kredittrisiko etter at konsesjonsplikten som var underlagt Datatilsynet bortfalt 1. juli 2022 med ny kredittopplysningslov. Vi tar ikke her fra et samfunnsmessig perspektiv stilling til om det er en heldig eller uheldig utvikling ettersom det er et politisk anliggende, men med utgangspunkt i observasjoner vi har gjort under bearbeidingen av datamaterialet vil vi faktisk hevde at tinglyste utlegg fra Skatteetaten er blant den mest sentrale enkeltfaktoren ettersom 75 % av alle konkurser i 2021 ble åpnet av Skatteetaten (Hjelseth et al., 2022). Ser vi til våre egne data finner vi blant annet at i populasjonen av konkurselskaper utgjorde Skatteetaten sin andel av tinglyste utlegg over 50 %, mens i populasjonen av ikke konkurselskaper utgjorde den tilsvarende kun en fjerdedel av tinglyste utlegg med 12,50 %. Det kan riktignok innvendes at det i seg selv er et spørsmål om populasjonen bør betraktes isolert eller samlet (Ohlson, 1980) og konkursbegrepet i seg selv er heller ikke nødvendigvis et relevant mål på kredittrisiko (Norges Bank, 2022). Ved å følge logikken til SEBRA-modellen (Bernhardsen & Larsen, 2007) der det kun er en relevant kreditor i form av Staten vil den som enkeltfaktor kunne dekke et omfang få andre faktorer alene i modeller for kredittrisiko har mulighet til. Det er riktignok en sterk innvendig som kan rettes mot denne logikken; i de tilfeller et selskap ikke lenger er i skatteposisjon, vil ikke denne mekanismen for å fange opp likviditetsutfordringer hos en debitor og ha noen effekt. For brukere som er kjent med denne forutsetningen vil imidlertid bruken av faktoren tinglyste utlegg fra Skatteetaten i den operasjonelle styringen av kredittrisiko kunne gi en betydningsfull informasjonsfordel ettersom det er offentlig informasjon som i teorien også skal behandle alle tilfeller likt ettersom den er regelstyrt.

Bakgrunnen for at vi har tatt utgangspunktet i det som kan omtales som tradisjonelle metoder for styring av kredittrisiko, i form av statistiske metoder som baserer seg på regnskapsinformasjon (Altman, 1968; Beaver, 1966; Ohlson, 1980), er den pågående diskusjonen innen forskningsfronten adressert av Kinserdal (2018) der Relevance-Lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987) fikk en ny aktualitet ved bruk av regnskapsdata som styringsinformasjon til



kredittvurderingsmodeller som ikke hadde tatt i betraktning at *regnskapene selv* hadde endret seg mye de siste 50 år (Aae et al., 2018). At informasjonen i seg selv kanskje ikke lenger var tilstrekkelig relevant var en sentral innvending, men av kanskje enda større betydning var det at den kom for sent;

«The following example is reasonably representative. Hers Apparel Ind. filed for bankruptcy May 31, 1974; the accountants' report for the fiscal year-end February 28, 1974 is dated July 19, 1974. In the previous year, the report was dated April 24, 1973. Note that the lead time between fiscal year date of last "relevant" report and date of bankruptcy is approximately thirteen months in this case»(Ohlson, 1980, s. 117).

Ved å ta utgangspunkt i en faktor som ikke var underlagt denne begrensningen i form av tidsforsinkelse og samtidig var offentlig informasjon i likhet med de regnskapsbaserte modellene, tinglyste utlegg fra Skatteetaten, var hypotesen at denne faktoren kunne tilføre de tradisjonelle modellene informasjon av betydning for styring av operasjonell kredittrisiko. Hypotesen ble underbygget av Sævig og Vonen (2017) sine betydningsfulle og sterke funn fra konkursprediksjon med Skatteetaten sine egne termindata, men grunnlaget for deres studie var ikke offentlig informasjon i form av tinglyste utlegg som er vår studie sitt bidrag.

«I den klassiske teorien for statistisk estimering har man (teoretisk) gått ut fra at det eksisterer en "sann" modell og at det er denne en ønsker å estimere. [...] I virkelighetens verden eksisterer ingen "sann" modell, bare modeller som mer eller mindre adekvat beskriver de fenomener en ønsker å studere. [...] Statistisk signifikans er ikke det samme som faglig relevans»(Heldal, 2006, s. 25-26).

AUC-verdien som forklaringskraft på modellen sin styrke hadde en verdi på 0,85 og ser vi dette mot Norges Bank sin SEBRA-modell som tilsvarende hadde en verdi på 0,86 (Hjelseth & Raknerud, 2016) er vår oppfatning at dette alene kan forsvare en faglig relevans til tross for at resultatet ikke var signifikant forskjellig fra Ohlson (1980) sin modell med en verdi på 0,84. Dette er noe som igjen kan underbygge relevansen og stryken de regnskapsbaserte modellene etter vårt syn fortsatt vil ha ettersom de har to fordeler som gjør at de fortsatt kan stå seg over tid slik de har gjort de siste 50 år; 1. de legger til grunn offentlig informasjon som er tilgjengelig for alle; og 2. de er forholdsvis enkle og gir et hurtig beslutningsgrunnlag. Det er imidlertid, slik Altman (1968) selv påpeker, viktig at modellen i seg selv aldri er eneste beslutningsgrunnlag, men fungerer som en første sortering til å avgjøre hvilke tilfeller som trenger en grundigere vurdering. Slik kan man effektivt sikre en kost-nytte-verdi der

«the MDA should probably not be used as the only means of credit evaluation. The discriminant Z score index can be used, however, as a guide in efforts to the costs of investigation of loan applicant. Less time and effort would be spent on companies whose Z score is very high, i.e., above 3.0, while those with low Z scores would signal a very thorough investigation. This policy would be advisable to the loan officer who had some degree of faith in the discriminant analysis approach, but who did not want his final decision to depend solely on a numerical score. [...] Herein lie important advantages of the MDA model - its simplicity and low cost» (Altman, 1968, s. 607-608).

Det kan hevdes at det kanskje nettopp er dette som er selve essensen, enkelhet og lav kostnad, som har forklart modellen som representant for de regnskapsbaserte modellene sitt paradigme de siste 50 år og det er en faktor Ohlson (1980) bevisst vektlegger i sin modell ved drøftingen om den skal tillegges flere variabler etter å ha konkludert med at det i hovedsak kun er fire signifikante faktorer av betydning fra regnskapsinformasjonen i form av selskapets størrelse, soliditet, lønnsomhet og likviditet og forsøke å holde modellen med så få faktorer som mulig. Vi kan merke oss dette i forhold til Bellovary et al. (2007) sin litteraturgjennomgang av konkursprediksjonsmodeller for perioden 1935-2000 der de finner at «higher model accuracy is not guaranteed with a greater number of factors. Some models with two factors are just as capable of accurate prediction as models with 21 factors» (Bellovary et al., 2007, s. 1). På den andre siden kan det riktignok innvendes at det de siste 20 år, som følge av den teknologiske utviklingen med maskinlæringsteknikker og tilgang på større datamengder, har foregått en utvikling som alene trolig er større enn de 40 foregående år (M. Wang & Ku, 2021). I forhold til vår problemstilling vil det imidlertid ikke være gitt at det er «den beste modellen», om den eksisterer, som er mest hensiktsmessig å benytte for styring av operasjonell kredittrisiko ettersom det må tas i betraktning den forholdsmessige kostnaden ved bruk av modellen mot nytten modellen gir for den enkelte beslutningstaker. Vi mener derfor det på bakgrunn av dette fortsatt vil være relevant å hensynte de tradisjonelle metodene som til tross for sin enkelhet kan gi et forholdsvis stort utbytte sett imot innsatsfaktoren de krever og vår variabel tinglyste utlegg kan være et bidrag til dette.

#### 4.2.2 Diskusjon av tinglyste utlegg som mulig markedsinformasjon

Basert på utvalget fra vår studie er sannsynligheten for at en tilfeldig valgt virksomhet har et tinglyst utlegg 1,74 %. Dersom en virksomhet har et tinglyst utlegg er sannsynligheten for å være i kategorien som faktisk gikk konkurs 57,40 %. Tar vi utgangspunkt i funn fra Norges Bank sitt arbeid med SEBRA-modellen der det kommer frem at «en betydelig andel av

foretak som går konkurs, er nyetablerte foretak som går konkurs før de kommer med i databasen [og får levert regnskap]»(Eklund et al., 2001, s. 110) betyr at det tinglyste utlegg faktisk vil kunne være den eneste offentlige kilden til informasjon om kredittopplysninger for nyetablerte foretak inntil de første 18 månedene frem til første regnskap. Et spørsmål som melder seg, er hvordan vi skal betrakte denne informasjonen, i form av det regnskapsbaserte eller markedsbaserte paradigme (Berg, 2007) og hvorfor den ikke tidligere har vært hensyntatt innenfor forskningskonteksten dersom den er av slik betydning vi hevder at den er. Her kan det innvendes at denne informasjonen, i form av tinglyste utlegg, ikke er offentlig informasjon på tilsvarende måte i USA der hovedtyngden av forskningsfronten innen fagfeltet har hatt sitt fotfeste siden 1960-tallet (Altman et al., 2020). Ser vi til SEBRA-modellen er indikatoren et likviditetsmål i form av skyldige offentlige avgifter som andel av total kapital og fremstår derfor som et nøkkeltall som forutsetter et offentlig regnskap. I grensedragningen mellom det vi kan omtale som kort sikt i form av likviditet og lang sikt i form av soliditet kan det hevdes at premisset som har ligget til grunn etter Beaver (1966), og som gjenspeiles i de regnskapsbaserte modellene (Altman, 1968; Bernhardsen, 2001; Ohlson, 1980), har vært at sistnevnte faktor soliditet har blitt vektlagt større betydning ettersom argumentet som har ligget til grunn er at virksomheter med god soliditet alltid vil finne finansiering for kortsiktige likviditetsutfordringer. Vår påstand er at faktoren tinglyste utlegg kan endre dette forholdet fundamentalt ettersom det i motsetning til nøkkeltall for likviditet som kan indikere svak likviditet faktisk bekrefter at svikten allerede har skjedd samtidig som det ikke har vært mulig å finansiere med bakgrunn i soliditet og dermed indirekte dekker denne faktoren. Det betyr med vårt utgangspunkt at der det tradisjonelle forholdet mellom likviditet og soliditet la til grunn at svak likviditet kan aksepteres dersom soliditeten er tilstrekkelig grunnet soliditet som kilde til finansiering, bortfaller hele premisset ettersom det tinglyste utlegget i tillegg til å bekrefte en svikt i likviditeten også indirekte bekrefter at det ikke var mulig å finansiere med utgangspunkt i faktoren soliditeten slik at den mister sin relevans. Med dette som utgangspunkt kan det hevdes at variabelen tinglyste utlegg ikke kun fungerer som en indikasjon på likviditet, men også indirekte på soliditet som vil kunne være et unikt bidrag til de tradisjonelle modellene dersom resonnementet følges. Ser vi til datagrunnlaget finner vi at egenkapitalandelen i gjennomsnitt utgjør 33 %. For den andelen som hadde et tinglyst utlegg var det 87 % som hadde en egenkapital som andel av total kapital på under 10 % og 92 % av disse gikk konkurs. Vi har ikke et tilstrekkelig antall selskaper for å kunne konkludere på denne sammenhengen alene, men datagrunnlaget gir en indikasjon som er i samsvar med påstanden dersom man aksepterer det logiske resonnementet.

Ser vi til den pågående utviklingen innen forskningsfronten finner Hjelseth et al. (2022) to forhold som kan være av betydning for vår påstand ved å benytte Norges Bank sitt eget datagrunnlag for perioden 2011-2020. Det er et gjennomgående trekk for hele tiårsperioden at virksomheter som i løpet av året har hatt minst et registrert privat utlegg til enhver tid utgjør i overkant av 10 ganger så mange som de har hatt et offentlig registrert utlegg. Med dette som utgangspunkt kan det bety at dersom en virksomhet har et tinglyste utlegg fra Skatteetaten har det i snitt på forhånd tinglyste utlegg fra et antall av andre kreditorer på ti. Dette kan underbygge påstanden om at det kun eksisterer en relevant kreditor i form av Staten. Når det gjelder forholdet mellom likviditet og soliditet kommer det frem en meget interessant sammenheng til tross for at vi ikke er i stand til å konkludere med hva som er årsak og virking ettersom det er resultater fra en modell med et annet formål. Det kommer frem at virksomheter som har et offentlig utlegg og positiv egenkapital i minst et av de siste to år utgjør 1,1 % av det totale utvalget mot 0,2 % som har et offentlig utlegg og negativ egenkapital i minst et av de siste to år og sistnevnte kategori står for en ti ganger større andel av konkurser enn førstnevnte. Basert på dette er sannsynligheten for at en virksomhet har negativ egenkapital 15 % dersom den også har et offentlig utlegg, men i forhold til vår påstand er det viktig å understreke at denne egenkapitalen kommer fra regnskapet og det bringer oss tilbake til den tapte relevans og regnskapet sin betydning i forlengelsen av Relevance-Lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987).

Om operasjonell styring av kredittrisiko fremhever Kaplan (2012) selv at «Managing risk is very different from managing strategy. Risk management focuses on the negative—threats and failures rather than opportunities and successes»(Kaplan & Mikes, 2012, s. 59) og viser til Simons (1994; 1995) sitt Levers of Control-rammeverk der ulike styringssystemer balanseres samtidig som virksomhetens egne regnskapsdata fortsatt er et sentralt styringsparameter. For vårt utgangspunkt er dette interessant å merke seg ettersom det kan innvendes at det nettopp er mangelen på data i sanntid som er de tradisjonelle modellene sin utfordring ettersom de legger et eksternt regnskap til grunn for informasjon, mens denne situasjonen vil være annerledes internt i en virksomhet som benytter sine egne data de selv har kontroll over og ikke trenger å vente på et offentlig regnskap. Med dette som utgangspunkt vektlegger Altman (2018b) nettopp styrken den interne anvendelsen av regnskapsbaserte kredittrisiko-modeller kan ha innen egen virksomhet. Informasjonsfordelen kan benyttes for å tidlig kartlegge en negativ utvikling før det er for sent å iverksette tiltak.

Det vil trolig være vanskelig gjennomførbart å ta for seg en studie der man ser virksomheten sin bokførte egenkapital ved siste relevante interne perioderapport mot et tinglyst utlegg, men vår påstand er at den vil være langt lavere i andel enn datagrunnlaget for Norges Bank for perioden 2011-2020 ettersom tidsetterslepet fra siste regnskap mot et tinglyst utlegg som tilnærmet kommer i sanntid kan være betydelig. I forhold til de funn som har blitt presentert av Kinserdal (2018), der regnskapene har endret seg de siste 50 år uten at modellene som er basert på regnskapsinformasjon har gjort det samme, kan det hevdes at vi kan forstå dette med det bakgrunn i en enkelt faktor som hovedårsak; verdsettelse av egenkapitalen ettersom den er en residual av alle regnskapsprinsipper som har blitt benyttet for å verdsette alle andre poster i regnskapet der innslag av en virkelig verdi-orientering vil kunne ha store utslag. Samtidig kan det innvendes at til tross for at nye nøkkeltall kan predikere bedre innenfor eksisterende modeller (Pelja & Stemland, 2017; Aae et al., 2018) er det en underliggende begrensning at informasjonen kan komme for sent (Ohlson, 1980). Vårt svar på dette har vært å tilføre en faktor som kan hensynta dette, i form av tinglyste utlegg, og basert på etablert teori og tidligere forskning som gjort rede for i kap. 2. er det etter vårt syn få andre faktorer som alene kan tilføre modellene så mye konsentrert informasjon til en lav kostnad.

#### 4.2.3 Diskusjon av egenkapital, soliditet og likviditet i modellen

Fra et metodisk perspektiv er det viktig å diskutere den kritikken som har vært rettet mot den tradisjonelle regnskapsbaserte tilnærmingen og de statistiske teknikkene som ligger til grunn.

«In reality, corporate failure is not a well-defined dichotomy. Therefore, dichotomizing failure seems inappropriate and the classic statistical modelling techniques, which are based on a dichotomy assumption, are applied inappropriately to the topic of corporate failure prediction»(Balcaen & Ooghe, 2006).

Med vårt utgangspunkt kan det stilles spørsmål ved om parameteren tinglyst utlegg er det vi kan betrakte som en form for markedsinformasjon i forhold til det tidligere omtalte skille mellom det regnskapsbaserte og det markedsbaserte paradigme (Berg, 2007). Et svar på dette kan vi kanskje finne hos Shumway (2001) som både kritiserer den metodiske tilnærmingen og i sin egen modell benytter både regnskapsinformasjon og markedsinformasjon.

«Since the parameter estimates produced by static models are biased and inconsistent, tests of statistical significance performed with static models are invalid. Thus, it is not clear that the variables associated with bankruptcy by static models are significant predictors»(Shumway, 2001, s. 111).

I den grad et tinglyst utlegg kan være en form for markedsinformasjon har det for vårt formål vært å fange opp en tidsforsinkelse i informasjon som det kan hevdes indirekte vil bli reflektert i regnskapet når det foreligger og på den måten kan være et innspill til Relevance Lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987). Utover dette tar vi opp et nytt perspektiv i forholdet mellom likviditet og soliditet som det kan hevdes har vært uavklart siden deres betydning ble stadfestet av Beaver (1966) ettersom forskningsfronten ikke har nådd en metning (Altman et al., 2020). Ser vi til Ohlson (1980) sin modell er størrelse for selskapet blant de viktigste faktorer og vi kan forstå det som et mål på soliditet i likhet med Norges Bank sin SEBRA-modell (Bernhardsen, 2001) som både vektlegger antall år fra etablering og svekket egenkapital som dummy-variabler. Altman et al. (2017) gir oss også funn som kan bidra til å belyse denne sammenhengen slik de fremkommer i tabell 16 der vi kan se kolonnen *WCTA* som et mål på likviditet og kolonnen *BVETD* som er mål på soliditet. Som det kommer frem av tabell 16 er forskjellen i medianverdi gjennomgående forskjellig for de to faktorene likviditet og soliditet der vi innenfor den norske konteksten ser et skille fra 0,157 i forskjell av medianverdi mellom utvalget av konkurs og ikke-konkursutvalget for likviditet mot et tilsvarende forhold for soliditet mot 0,329. Det dette betyr er at forskjellen mellom soliditet i form av egenkapital er vesentlig forskjellig fra selskapene som gikk konkurs i forhold til de som ikke gikk konkurs og underbygger det som ble påvist 50 år tidligere av Beaver (1966). Interessant er det imidlertid å se at forskjellen i likviditet er nesten ulik for de to gruppene og at det ikke her er en tilsvarende forskjell som for soliditeten. Det kan vi forstå med utgangspunkt i at optimal arbeidskapital til enhver tid = 0 ettersom alternativkostnaden fort stiger og en verdi over 0 har liten verdi så lenge det er dekning for alle kortsiktige forpliktelser (Baños-Caballero et al., 2010; Stewart C Myers, 2001).

Tabell 16. Forskjeller av medianer mellom ikke-mislykkede og mislykkede grupper fra utvalg (Altman et al., 2017, s. 158).

<i>Differences of Medians Between Non-Failed and Failed Groups</i>					
<i>Country</i>	<i>WCTA</i>	<i>RETA</i>	<i>EBITTA</i>	<i>BVETD</i>	<i>AUC of Z''-Score</i>
Austria (AT)	0.448	0.405	0.126	0.487	0.788
Belgium (BE)	0.223	0.264	0.077	0.431	0.760
Bosnia (BA)	0.106	0.249	0.088	0.580	0.805
Bulgaria (BG)	0.114	0.291	0.094	0.436	0.630
China (CN)	0.068	0.032	0.016	0.280	0.570
China, delisted data, DL	0.089	-0.061	-0.032	0.083	0.546
China, ST data	0.298	0.293	0.139	0.468	0.911
Colombia (CO)	0.226	0.235	0.099	0.705	0.724
Croatia (HR)	0.275	0.335	0.044	0.274	0.812
Czech Republic (CZ)	0.404	0.397	0.069	0.667	0.813
Denmark (DK)	0.267	0.356	0.046	0.733	0.798
Estonia (EE)	0.331	0.388	0.113	1.033	0.827
Finland (FI)	0.402	0.606	0.207	0.907	0.864
France (FR)	0.140	0.213	0.065	0.424	0.723
Germany (DE)	0.131	0.136	0.032	0.262	0.658
Greece (GR)	0.171	0.262	0.049	0.349	0.670
Hungary (HU)	0.175	0.224	0.052	0.587	0.746
Iceland (IS)	0.246	0.261	0.051	0.337	0.674
Ireland (IE)	0.181	0.266	0.039	0.560	0.672
Italy (IT)	0.277	0.164	0.073	0.207	0.799
Latvia (LV)	0.117	0.120	0.042	0.254	0.691
Lithuania (LT)	0.246	0.218	0.051	0.569	0.782
Netherlands (NL)	0.204	0.253	0.077	0.432	0.754
Norway (NO)	0.157	0.219	0.115	0.329	0.694
Poland (PL)	1.340	0.920	0.124	1.351	0.904
Portugal (PT)	0.215	0.200	0.052	0.318	0.724
Romania (RO)	0.222	0.271	0.056	0.298	0.740
Russian Federation (RU)	0.350	0.242	0.069	0.245	0.802
Serbia (RS)	0.120	0.148	0.045	0.389	0.713
Slovakia (SK)	0.256	0.184	0.061	0.431	0.774
Slovenia (SI)	0.111	0.172	0.035	0.326	0.725
Spain (ES)	0.143	0.143	0.076	0.285	0.713
Sweden (SE)	0.255	0.346	0.099	0.663	0.801
Ukraine (UA)	0.204	0.200	0.031	0.449	0.714
United Kingdom (GB)	0.211	0.245	0.033	0.472	0.719
U.K., liquidation dataset	0.156	0.234	0.031	0.447	0.621
United States (US)	0.195	0.378	0.248	0.722	0.701
Average of column items	0.245	0.265	0.073	0.481	0.740
Correlation with Z''-Score	0.611	0.681	0.516	0.574	1.000
AUC					

WCTA, Working Capital/Total Assets; RETA, Retained Earnings/Total Assets; EBITTA, EBIT/Total Assets; BVETD, Book Value of Equity/Total Liabilities; SALTA, Sales/Total Assets; AUC, Area under the ROC curve; Z''-Score, Altman (1983) Z''-Score in the test data.

Dersom likviditet skal representere kortsiktig risiko og soliditet langsiktig risiko kan det stilles spørsmål ved om det er relevant å hensynta langsiktig risiko med utgangspunkt i Modigliani og Miller (1958) ettersom det kan innvendes at langsiktig risiko blir irrelevant når det kun er kortsiktig risiko og kontantstrømmer som stopper opp som faktisk medfører at virksomheter går konkurs samtidig som virksomheter med god soliditet etter teorien alltid vil finne finansiering for kortsiktige likviditetsutfordringer. Det er imidlertid her i forhold til vår problemstilling og våre funn, som også Altman et al. (2017) sine data fra den norske konteksten kan underbygge, at vi mener det er rom for å hevde at faktoren tinglyste utlegg også indirekte kan indikere at faktisk soliditet er svekket ettersom det ikke var mulig å benytte den som kilde til finansiering mot den kortsiktige likviditetsrisikoen og dermed kan sette vår faktor i en unik posisjon som indikator av informasjon samtidig som informasjonen er offentlig i likhet med regnskap og i teorien skal likebehandle alle virksomheter slik at den etter vår syn på bakgrunn av det bør ha høy reliabilitet.

#### 4.2.4 Diskusjon av alternative data innen det regnskapsbaserte paradigme

Det kan hevdes at den økte betydningen av alternative data (Roeder, 2021), der ny teknologi åpner for både større omfang og hurtighet av informasjon til den operasjonelle økonomistyringen gjør at vi kan se Relevance-Lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987) i et nytt lys. Der informasjonen tidligere var kunngjort offentlig i form av årsregnskaper eller direkte observerbar gjennom transaksjoner fra en markeds plass får vi en tredje type i form av det som vi kan omtale som alternative data og tinglyste utlegg kan være et eksempel på dette. Det er en type informasjon som på den ene siden er en konsekvens av ulike steg i en regelstyrt prosess samtidig som den kunngjøres i tilnærmet sanntid. Ser vi dette i forhold til det regnskapsbaserte og markedsbaserte paradigme (Berg, 2007) kan det innvendes at førstnevnte type informasjon har sin fordel ved at den i teorien er verifiserbar, blant annet i form av en tilhørende beretning fra ekstern og uavhengig revisor. Samtidig har den i forhold til den markedsbaserte informasjonen en større tidsforsinkelse, men den hurtige informasjonen har ikke en tilsvarende verifiserbarhet; –alle vet hva prisen er, men ingen vet hvor den kommer fra. Dersom vi ser alternative data som en tredje type informasjon kan det hevdes at den til en viss grad er unik ettersom den i vårt tilfelle kombinerer en viss grad av verifiserbarhet, et tinglyst utlegg kan kun inntreffe dersom en rekke objektive kriterier er oppfylt, samtidig som den kommer i tilnærmet sanntid elektronisk og digitalt gjennom løsrøreregisteret som forvaltes av Brønnøysundregistrene. I forhold til den pågående



utviklingen innen forskningsfronten, der stadig mer komplekse modeller og teknikker ser ut til å erstatte hverandre (M. Wang & Ku, 2021), vil vi trekke frem at formålet med modellene ikke har endret seg siden Marshall (1890) understreket teorien om marginal grensenytte. Det innebærer at nytten med enhver modell fra et økonomisk perspektiv må betraktes i forhold til hva den koster av ressurser. Her vil vi hevde at få faktorer, om noen, kan gi tilsvarende utbytte som faktoren tinglyste utlegg fra Skatteetaten innenfor rammen av en kredittmodell samtidig som den er offentlig og åpen for alle som har kunnskap om den.

#### 4.2.5 Diskusjon av regnskapet sin rolle og tidligere studier

Utgangspunktet for vårt studie var det forskningsgapet som ble adressert av Kinserdal (2018) med bakgrunn i Pelja og Stemland (2017); Aae og Hansen (2017) sine funn der de tradisjonelle regnskapsbaserte modellene (Altman, 1968; Bernhardsen, 2001; Ohlson, 1980) ble retestet med reklassifiserte regnskaper og nøkkeltall som gav relevance-lost debatten (Johnson & Kaplan, 1987) en ny aktualitet.

«One can argue that most of the previous literature on credit analysis and bankruptcy prediction has evolved without much effort in finding “new” ratios that can increase the predictive ability of traditional bankruptcy prediction models»(Aae et al., 2018, s. 18).

Vi vil nå diskutere hovedfunnene fra våre resultater mot Aae et al. (2018) sine hovedfunn for å ta stilling til i hvilken grad og i hvilket omfang vår studie kan ha bidratt til å besvare deler av dette forskningsgapet. Et gjennomgående sentralt element i diskusjonen (Aae et al., 2018) er forholdet mellom det vi kan omtale som kapitalstruktur-variabler og prestasjonsmålings-variabler, slik vi tidligere omtalte i forholdet mellom egenkapital og likviditet i form av langsiktig og kortsiktig risiko.

«Ohlson also found that the “financial structure variables” were uncorrelated with the “performance variables”, and that both sets of variables independently contributed to the explanatory power of the model» (Aae & Hansen, 2017, s. 15).

#### *Nøkkeltall for likviditet.*

Et sentralt funn angående nøkkeltall for likviditet (Aae et al., 2018) som fremheves er at «*Finansielle eiendeler delt på kortsiktig rentebærende gjeld gir bedre konkursprediksjon enn bruk av det tradisjonelle Likviditetsgrad-nøkkeltallet*»(Kinserdal, 2018, s. 22). I forhold til

resultater fra eget datasett kan vi forstå dette med bakgrunn i at det er den ikke-rentebærende gjelden i form av kortsiktig skyldig offentlige avgifter som vil bli prioritert først. Dersom likviditetsgraden for rentebærende gjeld er sterk kan det indikerer at det allerede er dekning for ikke-rentebærende gjeld som faktoren tinglyste utlegg fra Skatteetaten kan representere.

«the [...] ratio has the highest contribution to the baseline model when swapped with its traditional counterpart. The fact that we find these liquidity ratios to be significant might substantiate the critique of the traditional ratios [...] where they question the traditional liquidity ratios ability to show the true short-term liquidity risk of a company»(Aae & Hansen, 2017, s. 61).

Det er en etablert praksis innen finansanalyse (Plenborg & Kinserdal, 2020) å reklassifisere regnskapets balanseposter med utgangspunkt i operasjonelle og finansielle poster for å kartlegge den faktiske driften isolert sett. Med hensyn på likviditet er det særlig to forhold som kan være fremtredende i denne vurderingen, de faktiske forhold for den enkelt virksomhet og det faktum at klassifiseringen i seg selv krever en inngående bakgrunnskunnskap om de rettslige vurderingene som ligger til grunn enten det er benyttet et norsk eller internasjonalt regnskapsspråk. Den akademiske diskusjonen (Beaver et al., 2012; Hail, 2013) rundt dette der det hevdes at regnskapet har mistet sin relevans som beslutningsrelevant informasjon, ytterligere etter blanding av målemetoder ved FASB sin virkelig-verdi-orientering fra 1973 som i stor grad påvirket implementeringen av IFRS fra 2001 (Barth et al., 2005), er et sentralt utgangspunkt for å forstå dagens situasjon og kritikk rettes mot fagmiljøet selv for å ha skapt denne krisen (Ohlson, 2015).

«I like to illustrate what I have in mind with a concrete example. A core problem in accounting concerns the nature of ‘assets’ (and liabilities) carried on firms’ balance sheets. Can one demonstrate that an asset is an asset as an empirical matter?»(Ohlson, 2011, s. 24).

I denne konteksten merker vi oss, slik Kinserdal (2018) fremhever, at samtlige av de tradisjonelle modellene (Altman, 1968; Beaver, 1966; Bernhardsen, 2001; Ohlson, 1980) benytter sum eiendeler som består av den totale kapitalen i form av operasjonelle og finansielle poster. Med bakgrunn i de funn Aae og Hansen (2017) legger frem gir reklassifiseringen i operasjonelle og finansielle poster bedre resultater samtidig som de understreker at kostnaden ved reklassifiseringen må svare seg mot tidsbruken.

«A thorough reclassification of the financial statement can be a time consuming and costly task, implying that there must be a significant gain from using reclassified ratios to make the reclassification “profitable” for the

stakeholders. At this point, we are of the opinion that a reclassification may improve the predictive abilities of some ratios, but that the cost/benefits associated with a reclassification could make it “unprofitable”» (Aae & Hansen, 2017, s. 62).

I denne sammenheng mener vi at vår modell kan ha verdi ettersom den, under forutsetning at resonnementet for modellen aksepteres, har et asymmetrisk forhold mellom kost og nytte der informasjonsverdien kan være stor mot en tilsvarende lav kostnad samtidig som den i motsetning til nøkkeltall som har til hensikt å gi indikasjoner på likviditet faktisk kan bekrefte eller avkrefte tilfellet. En kritisk innvending kan på den annen side være at den fanger opp tilfeller som allerede har gått for langt innenfor et kredittvurderingsperspektiv ettersom et viktig formål er å fange opp indikasjoner på svakheter i tilstrekkelig tid før de inntreffer. Av den grunn er det at den benyttes i kombinasjon med Ohlson (1980) sin O-Score modell på tilsvarende måte som Aae og Hansen (2017).

#### *Nøkkeltall for egenkapital.*

Om vi vender blikket tilbake til Beaver (1966) fremheves soliditet i form av nøkkeltall for egenkapital som den mest betydningsfulle faktoren og vi kan tilsvarende forstå den betydning virksomhetens total kapital som andel av bruttonasjonalprodukt har i Ohlson (1980) sin modell som indirekte indikator for dette. I forhold til vår tidligere diskusjon med hensyn på om det er relevant å hensynta langsiktig risiko innenfor et kredittrisiko-perspektiv, ettersom det alltid er den kortsiktige risikoen som vil være utslagsgivende, er betydningen soliditet og egenkapital har av stor interesse ettersom det representerer et langsiktig risikomål.

«The most striking feature of the data is the consistently superior performance of the nonliquid asset ratios. [...] The debt-asset ratio predicts better than the eleven ratios. [...] No single liquid asset ratio predicts as well as any of the nonliquid asset ratios. Surprisingly, the superior predictive power exists not only in the long term but also in the years shortly before failure. The superior predictive ability of the nonliquid asset ratios in the short term is contrary to what the literature asserts and warrants explanation»(Beaver, 1968, s. 117).

Forklaringen Beaver (1968) legger frem er med bakgrunn i de langsiktige kostnadene for alle interessenter ved en konkurs som blir sett i forhold til den kortsiktige kostnaden ved å avvente situasjonen dersom den består i forbigående likviditetsutfordringer. Sett i forhold til vår tidligere diskusjon hevdet vi at faktoren tinglyste utlegg indirekte kunne være en indikasjon på denne soliditeten ettersom den bekreftet at finansiering med bakgrunn i

langsiktig soliditet ikke hadde vært mulig. Dersom et slik forhold inntreffer, der alle avventer, vil det kunne være en svakhet ved vår egen modell som ikke blir fanget opp, men vi mener på den andre siden at det i praksis trolig vil være få tilfeller ettersom vi i likhet med Norges Bank sin tidligere SEBRA-modell (Bernhardsen, 2001) bygger vår logikk på teorien om at det kun er en relevant kreditor i form av Staten og mislighold mot denne i seg selv etter vårt syn indikerer at de langsiktige perspektivene er forringet. Dette resonnementet er ikke kun likviditetsorientert, men tar også til seg det faktum at Staten har en lang og forutsigbar kredittid som enhver rasjonell aktør kan innrette seg mot og en svikt mot dette kan indikere at virksomheten er under svekket ledelse eller inntjening i sitt marked som en langsiktig faktor.

### 4.3 Konklusjon

Våre funn viser at nye kredittopplysningsdata i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten har en sterk, men ikke signifikant betydning, i forhold til tradisjonelle metoder for styring av kredittisiko ved Ohlson (1980) sin O-score modell. Vi mener at hypotesen for oppgaven med utgangspunkt i etablert teori (Pelja & Stemland, 2017) fortsatt har faglig relevans (Hjelseth et al., 2022) og bør undersøkes videre i en faglig kontekst som grunnlag for videre forskning.

En redegjørelse for praktiske og teoretiske implikasjoner samt begrensninger i studien og forslag til videre forskning med bakgrunn i konklusjonen følger avslutningsvis i siste kapittel.

## 5.0 Implikasjoner, begrensninger og videre forskning

### 5.1 Praktiske implikasjoner

Praktiske implikasjonene av studien er mulighet for et bedre beslutningsgrunnlag innen styring av operasjonell kredittrisiko ved å tilføre eksisterende tradisjonelle regnskapsbaserte metoder for kredittvurdering en ny informasjonsfaktor i form av tinglyste utlegg fra Skatteetaten som er offentlig informasjon.

Den praktiske implikasjonen av studien er et bidrag til kredittrisikomodeller med en ny innfallsvinkel. Der utviklingen av nye metoder ser ut til å gå stadig raskere samtidig som den blir mer sofistikert og teknisk (M. Wang & Ku, 2021) er det etter vårt syn viktig å ha et kritisk perspektiv til hvordan den forholder seg til blant annet det vi anser som et fundamentalt premiss i alle markeder; at aktørene skal ha tilgang til lik informasjon. Innen det tradisjonelle regnskapsbaserte paradigme (Berg, 2007) kan det hevdes at nettopp en av grunnene til at modellene til Altman (1968) og Ohlson (1980) har stått seg over tid, foruten deres tunge teoretiske forankring, er deres enkelhet i anvendelsen og det faktum at de begge kun legger offentlig informasjon til grunn. Shumway (2001) finner for eksempel at sin modell har bedre treffsikkerhet enn Altman (1968) og Ohlson (1980) sin modell, men det at den aldri fikk tilsvarende praktisk anvendelse kan vi forstå med bakgrunn i mengden informasjon fra ulike faktorer den krever som kan være for ressurskrevende å hente inn. Enkelhet i en modell kan av hensyn til praktisk bruk derfor bli et mål i seg selv, noe som kanskje best understrekes fra Keynes (1936) sitt poeng der det er bedre å ha omtrent rett enn nøyaktig feil.

Den praktiske implikasjonen er videre todelt mellom et mikro og makro – perspektiv i form av et bedriftsøkonomisk og samfunnsøkonomisk syn. Det spesielle med kredittrisikomodeller innen denne praktiske konteksten, i motsetning til andre økonomiske modeller med tilsvarende skille, er at det i mindre grad ser ut til å være selve modellene som skiller seg fra hverandre, men aggregeringen av informasjon fra mikro-nivå til makro nivå. Ser vi til Norges Bank egen modell som i dag benyttes, SEBRA-modellens etterfølger KOSMO-modellen, benyttes både mikro og makro indikatorer i form av «regnskapsvariabler, kredittvurderinger av foretakene og makroøkonomiske indikatorer til å predikere sannsynligheten for konkurs»(Hjelseth et al., 2020, s. 2). I forhold til vår oppgave kan den tilsvarende ha praktiske implikasjoner både på mikro og makro-nivå samt innen ulike sektorer og bransjer.

På et mikronivå kan modellen redusere transaksjonskostnader ettersom modellen kun er basert på offentlig informasjon som muliggjør at virksomhetene selv blir i stand til å styre sin kreditt risiko ved kredittvurdering. Virksomheter som allerede har satt denne tjenesten ut til kredittvurderingsbyråer vil trolig fortsatt være tjent med det, men den gruppen av aktører som i dag ikke benytter eksternt bistand kan nå bli bedre i stand til å styre egen kreditt risiko. Det er en praktisk implikasjon som kan komme både den enkelte virksomhet og samfunnet som helhet til gode i form av reduserte transaksjonskostnader (Coase, 1937; Williamson, 1981).

## 5.2 Teoretiske implikasjoner

Etter vår viten er det ikke andre studier som har undersøkt sammenhengen mellom tinglyste utlegg fra Skatteetaten som offentlig informasjon i form av pantattester og tradisjonelle metoder for styring av kreditt risiko og resultatene fra studien er ny teoretisk kunnskap. Dette er studien sitt teoretiske bidrag til den pågående diskusjonen innen forskningsfronten, som adressert av Kinserdal (2018), der nye variabler fra de tradisjonelle kredittvurderingsmodellene (Altman, 1968; Ohlson, 1980) blir testet ved å benytte Ohlson (1980) sin O-Score modell som et teoretisk utgangspunkt (Aae & Hansen, 2017). Et unikt bidrag ved studien er å implementere en modell basert på offentlig informasjon med utgangspunkt i teorien bak Norges Bank SEBRA-modell (Bernhardsen, 2001) om Staten som den eneste relevante kreditor og dermed en sterk indikator i modellen. At det teoretiske rammeverket (Ohlson, 1980) er over 40 år gammelt kan i en tid der ny teknologi og tilgang på mer og hurtigere data enn noen sinne (Y. Wang et al., 2020) kanskje best forsvares ved at det er det samme metodiske grunnlaget Norges Bank legger til grunn for sin egen modell for vurdering av kreditt risiko i form av KOSMO-modellen (Hjelseth et al., 2020).

Den teoretiske implikasjonen av studien er ny innsikt i forholdet mellom to sentrale faktorer innen fagfeltet i form av likviditet og soliditet som har vært diskutert, helt siden Beaver (1966) sin studie la det teoretiske grunnlaget for de tre pilarene likviditet, soliditet og lønnsomhet som siden har fulgt forskningsfronten frem til i dag. De tre faktorene henger sammen og lønnsomhet over tid er en forutsetning for både likviditet og soliditet som på sin side representerer kortsiktig og langsiktig risiko. Av teoretisk interesse er imidlertid forholdet mellom de to ettersom det stilles spørsmål ved i hvilken grad langsiktig risiko er relevant når det innenfor en kreditt risiko-kontekst til enhver tid kun vil være den kortsiktige risikoen som faktisk kan medføre konkurs eller mislighold. Ved å se på forholdet mellom egenkapital som

mål på soliditet og tinglyste utlegg som mål på likviditet har vi i tillegg til et likviditetsmål en bekreftelse på av likviditet faktisk har ført til et mislighold slik at det ikke var mulig å benytte soliditet i form av langsiktig risiko for å dekke opp den kortsiktige risikoen som har vært premisset som har ligget til grunn helt siden påpekt av Beaver (1966) ettersom de langsiktige kostnadene for alle parter ved en konkurs medfører at den vil unngås i den grad den langsiktige risikoen kan forsvare en forbigående svekket likviditet og betalingsevne. Dette er en ny teoretisk innfallsvinkel som ikke lenger kun tar for seg nøkkeltall fra regnskap, men som også ser mot faktisk hendelse fra løssøreregisteret.

### 5.3 Begrensninger i studien

En begrensning i studien er fullstendigheten av innsamlede tinglyste utlegg fra Skatteetaten ettersom de blir slettet når de blir oppgjort slik at den eneste måten å sikre fullstendig konsistens for denne faktoren på er å gjennomføre datainnsamlingen over flere år med ukentlige data som faller utenfor denne oppgaven sin begrensning. Som gjort rede for i metodekapittelet mener vi det basert på innsamlede data var mulig å gjennomføre studien til tross for dette, men det er en underliggende begrensning for studien som fra et faglig ståsted er av betydning med hensyn til problemstillingen.

En iboende utfordring innen forskningsfronten for konkursprediksjonsmodeller er hvordan den skal forholde seg til at regnskapsdata i stor grad uteblir ved selskaper som går konkurs, som blant annet understrekes av Eklund et al. (2001) der det i den norske konteksten omfatter en andel på 75 % som ikke hadde levert siste pliktig regnskap ved konkursåpning. Dette er i seg selv en vesentlig utfordring for forskningsfronten som har vedvart helt siden Beaver (1966) sitt pionerarbeid og han skriver selv «The most difficult task of data collection was finding a sample of failed firms for which financial statements could be obtained»(Beaver, 1966, s. 72). I forhold til vår studie er dette naturlig nok også en underliggende begrensning og det blir et ubesvart spørsmål hvilken påvirkning de virksomhetene som ikke inngikk i utvalget grunnet dette kunne ha hatt. Paradokset, som er gjennomgående innen forskningsfronten fra Beaver (1966) til Bernhardsen (2001), er kanskje at det er denne gruppen som kunne gitt det største bidraget til forskningsfronten. Det vil i så fall kreve en annen fremgangsmåte og metodikk og selv om vi til en viss grad forsøker å kompensere for

noe av dette ved å legge til en variabel som ikke er underlagt denne begrensningen i form av et tinglyst utlegg blir vi fortsatt nødt til å basere vårt utvalgt på forhold som er underlagt disse begrensningene ved at det foreligger et regnskap.

En annen begrensning av betydning er de sektorer i økonomien som ikke er underlagt regnskapsplikt som fra et makroøkonomisk perspektiv er betydelig. I den norske konteksten vil dette i første rekke omfatte primærnæringen i form av fiske, landbruk og skogbruk i hovedsak organisert som foretak uten regnskapsplikt. Ser vi til fiskerisektoren står denne alene for 5,8 % av bankenes samlede utlån innen næring i Norge for 2020, som er betydelig med tanke på at det alene utgjør 10 % av de sektorene som gjenstår etter at nær halvparten av alle utlån innen næring allerede er lagt ned i næringseiendom (Hjelseth et al., 2022).

En siste begrensning er kvaliteten på regnskapene i utvalget. Det vil være grunn til å anta at kvaliteten på et regnskap i utvalget for populasjonen av konkursselskaper vil kunne være lavere dersom revisor har trukket seg for eksempel i forhold til et regnskap avgitt med ren revisjonsberetning i utvalget av populasjonen av ikke-konkurs selskaper. Samtidig vil det være en mindre andel av de nystartede selskapene som har revisjonsplikt til tross for at de over tid utgjør den største andelen i konkurs-populasjonen. Faktoren kunne isolert sett ha vært hensyntatt ved å tillegge utvalget og modellen flere variabler, men kunne på den annen side medført en skjevhet i utvalget dersom disse tilfellene utelates (Zmijewski, 1984).

#### 5.4 Videre forskning

Basert på studien sine funn og begrensninger mener vi det er grunnlag for videre forskning innen sammenhengen mellom tradisjonelle regnskapsbaserte modeller for kredittrisiko komplementert med variabelen tinglyste utlegg fra Skatteetaten. I en tid der de tradisjonelle modellene forlades til fordel for avanserte maskinlæringsteknikker med store data er det viktig å merke seg at grunnen til at disse modellene har stått seg over tid nettopp er deres enkelhet og lik informasjon som står i stor kontrast til den utviklingen som nå finner sted. Variabelen tinglyste utlegg fra Skatteetaten kan fra et teoretisk perspektiv basert på økonomisk teori som følge av sitt juridiske grunnlag forsvares som den enkeltfaktoren som alene kan gi mest nytteverdi til modellene sett imot kostnaden ved å innhente informasjonen som er offentlig. Å kombinere denne variabelen med for eksempel Ohlson (1980) sin modell vil kunne gi en betydelig styrke til en allerede sterk modell uten tilsvarende kostand. Det vil kreve videre



forskning og større datasett enn vår studie for å finne optimal og signifikant sammensetning, men vil fremfor alt kunne ha både teoretisk, praktisk og kommersiell verdi etter bortfallet av konsesjonsplikten for kredittopplysninger med ny kredittopplysningslov fra 1. juli 2022.

Andre tema for videre forskning innen dette fagfeltet som det etter vår kjennskap ikke er klarlagt kunnskap om er *selskaper som går konkurs uten å levere regnskap, virksomheter som går konkurs uten regnskapsplikt* og *ytterligere studier av faktoren tinglyste utlegg fra Skatteetaten*.

*Selskaper som går konkurs uten å levere regnskap.* Det vil være en ressurskrevende oppgave å kartlegge disse tilfellene, men ikke umulig ettersom ethvert konkursbo innenfor en norsk kontekst plikter å utarbeide et sluttregnskap etter konkursloven § 122. Et slikt sluttregnskap er ikke et offentlig dokument, men det grunn til å anta at innsyn innenfor rammen av et forskningsprosjekt vil aksepters. Gitt det vedvarende forskningsgapet på grunn av denne manglende kunnskapen helt fra Beaver (1966) til i dag, Ohlson (1980) drøfter selv denne muligheten før han konkluderer med at det er en for stor og ressurskrevende oppgave som ikke lar seg gjennomføre for praktiske formål, vil det kunne være et unikt bidrag av ny innsikt som tidligere ikke har vært kartlagt innen forskningsfronten.

*Virksomheter som går konkurs uten regnskapsplikt.* Innenfor den norske konteksten er statistikk fra konkursregisteret ikke sortert på organisasjonsform. Det betyr at andelen konkurser som åpnes der det ikke foreligger regnskapsplikt enda ikke er klarlagt etter vår kjennskap. Ettersom en stor andel av primærnæringene er organisert i virksomheter uten regnskapsplikt vil dette kunne bidra til en unik kartlegging og ny kunnskap.

*Ytterligere studier av faktoren tinglyste utlegg fra Skatteetaten.* Basert på funn og resultater fra studien mener vi det er et grunnlag for ytterligere forskning rundt faktoren sitt forhold til konkursprediksjonsmodeller. Andre metodiske tilnærminger kan være aktuelle her med tanke på de underliggende begrensinger som gjort rede for og en longitudinell studie kunne trolig være et aktuelt alternativ her. Studiens bidrag er kun et beskjedent bidrag innen fagfeltet på bakgrunn av det adresserte forskningsgapet som fremtidige studier kan belyse ytterligere.

---

Årene har gått siden Lincoln i 1847 utførte kredittvurderinger for Dun & Bradstreet, arbeidsgiveren som i dag er verdens største leverandør av kredittinformasjon og som leverte datagrunnlaget til Norges Bank sin egen kredittrisikomodell (Bernhardsen, 2001). Kredittvurdering foregikk da ved å personlig besøke virksomhetene –og deres naboer, før en rapport ble sendt tilbake pr. post til New York som fra hovedkontoret årlig publiserte en katalog som dekket hele USA med sine 2.000 agenter (Madison, 1974). Informasjonsflyten har endret seg mye siden den tiden, men spørsmålet vi søker å besvare er fortsatt det samme og mer aktuelt enn noen gang.

---

## Referanser

- Adrian, T. (2018). Risk Management and Regulation. *International Monetary Fund. Research Department. Departmental Paper series*, 13(1), 1-39.
- Aldrich, J. H. & Nelson, F. D. (1984). *Linear probability, logit and probit models*. Newbury Park, California: Sage Publications.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I. (2018a). Applications of distress prediction models: what have we learned after 50 years from the Z-score models? *International Journal of Financial Studies*, 6(3), 70-84.
- Altman, E. I. (2018b). A fifty-year retrospective on credit risk models, the Altman Z-score family of models and their applications to financial markets and managerial strategies. *Journal of Credit Risk*, 14(4), 1-34.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G. & Narayanan, P. (1977). ZETA™ analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of banking & finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K. & Suvas, A. (2020). A race for long horizon bankruptcy prediction. *Applied Economics*, 52(37), 4092-4111.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K. & Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171.
- Altman, E. I., Rijken, H., Watt, M., Balan, D., Forero, J. & Mina, J. (2010). The Z-metrics™ methodology for estimating company credit ratings and default risk probabilities. *RiskMetrics Group*, (March), 18-21.
- Altman, E. I. & Sabato, G. (2007). Modeling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus, Accounting Foundation, University of Sydney*, 43(3), 332-357.
- Altman, E. I. & Saunders, A. (1997). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of banking & finance*, 21(11-12), 1721-1742.
- Anderson, T. W. (1996). R.A. Fisher and multivariate analysis. *Statistical Science*, 11(1), 20-34.
- Balcaen, S. & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63-93.
- Baños-Caballero, S., García-Teruel, P. J. & Martínez-Solano, P. (2010). Working capital management in SMEs. *Accounting & Finance*, 50(3), 511-527.
- Barboza, F., Kimura, H. & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

- Barth, M. E., Beaver, W. H., Hand, J. R. & Landsman, W. R. (2005). Accruals, accounting-based valuation models, and the prediction of equity values. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 20(4), 311-345.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 4, 71-111.
- Beaver, W. H. (1968). Alternative accounting measures as predictors of failure. *The accounting review*, 43(1), 113-122.
- Beaver, W. H., Correia, M. & McNichols, M. F. (2012). Do differences in financial reporting attributes impair the predictive ability of financial ratios for bankruptcy? *Review of Accounting Studies*, 17(4), 969-1010.
- Beaver, W. H., McNichols, M. F. & Rhie, J.-W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93-122.
- Begley, J., Ming, J. & Watts, S. (1996). Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Review of Accounting Studies*, 1(4), 267-284.
- Bellovary, J. L., Giacominio, D. E. & Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial education*, 33, 1-42.
- Berg, D. (2007). Bankruptcy prediction by generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 23(2), 129-143.
- Bergesen, K. R. & Løndalen, N. (2021). *Hvilken effekt har regnskapet på norske bankers kredittvurdering?* [Masteroppgave]. Universitetet i Stavanger.
- Bernhardsen, E. (2001). *A model of bankruptcy prediction* [Hovedoppgave]. Økonomisk Institutt, Universitetet i Oslo.
- Bernhardsen, E. & Larsen, K. (2007). Modelling av kredittrisiko i foretakssektoren-Videreutvikling av SEBRA-modellen. *Economic Bulletin* 78, 102-108.
- Bore, L. B. & Skaugen, E. A. (2020). *Bankers kredittgivningsprosess i praksis: En studie om hvordan bankers målemodeller blir påvirket av nøkkeltall, regnskapsprinsipp, regnskapsmanipulering og bærekraft* [Masteroppgave]. Universitetet i Agder.
- Box, G. E. & Tidwell, P. W. (1962). Transformation of the independent variables. *Technometrics*, 4(4), 531-550.
- Brown, A. (2004). The Origins and Evolution of Credit Risk Management. *GARP Review*, September-October, 1-3.
- Bryan, J. G. (1951). The generalized discriminant function: mathematical foundation and computational routine. *Harvard educational review*, 21(2), 90-95.
- Brønnøysundregistrene. (2022). Tinglyste utlegg i løssøreregisteret. [www.brreg.no/tinglysing/betalingsanmerkninger/](http://www.brreg.no/tinglysing/betalingsanmerkninger/) [lesedato 07.12.2022]

- Budgets, C. & Lintner, J. (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios. *The Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37.
- Çallı, B. A. & Coşkun, E. (2021). A Longitudinal Systematic Review of Credit Risk Assessment and Credit Default Predictors. *Sage Open*, 11(4), 21582440211061333.
- Chudson, W. A. (1945). *The pattern of corporate financial structure: a cross-section view of manufacturing, mining, trade, and construction, 1937*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Ciampi, F., Giannozzi, A., Marzi, G. & Altman, E. I. (2021). Rethinking SME default prediction: a systematic literature review and future perspectives. *Scientometrics*, 126(3), 2141-2188.
- Coase, R. H. (1937). The nature of the firm. *Economica*, 4(16), 386–405.
- Dakovic, R., Czado, C. & Berg, D. (2010). Bankruptcy prediction in Norway: a comparison study. *Applied Economics Letters*, 17(17), 1739-1746.
- Drucker, P. (1955). *The practice of management*. London: Heinemann.
- Durand, D. (1941). *Risk elements in consumer installment financing* National Bureau of Economic Research, New York.
- Easterby-Smith, M., Thorpe, R., Jackson, P.R. and Jaspersen, L.J. . (2018). *Management and Business Research (6th edition)*. London: Sage Publications.
- Eklund, T., Larsen, K. & Bernhardsen, E. (2001). Modell for analyse av kredittrisiko i foretakssektoren. *Penger og Kreditt*, 30(2), 109-116.
- Engel, C. M. (1994). Tests of CAPM on an International Portfolio of Bonds and Stocks. I *The internationalization of equity markets* (s. 149-183). University of Chicago Press.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern recognition letters*, 27(8), 861-874.
- Finanstilsynet. (2016). *Finansielt utsyn 2016*. Finansdepartementet.
- Fischer, B. & Myron, S. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political Economy*, 81(3), 637-654.
- FitzPatrick, P. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. . *The Certified Public Accountant*, (October, November, December):, 598-605, 656-662, og 727-731 henholdsvis
- Friedman, M. & Schwartz, A. J. (1963). *A monetary history of the United States, 1867-1960* (bd. 16). New Jersey: Princeton University Press.
- Hail, L. (2013). Financial reporting and firm valuation: relevance lost or relevance regained? *Accounting and Business Research*, 43(4), 329-358.
- Hanley, J. A. & McNeil, B. J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143(1), 29-36.
- Hastie, T. & Tibshirani, R. (1984). Generalized Additive Models. *Statistical Science*, 1(3), 297-310.
- Hastie, T. & Tibshirani, R. (1987). Generalized Additive Models: Some Applications. *Journal of the American Statistical Association*, 82(398), 371-386.

- Heldal, J. (2006). *Logistisk regresjon–kurskompendium i byråskolens kurs SM507*. Statistisk Sentralbyrå.
- Hjelseth, I. N. & Raknerud, A. (2016). A model of credit risk in the corporate sector based on bankruptcy prediction. *Staff Memo, Norges Bank*, (20), 1-38.
- Hjelseth, I. N., Raknerud, A. & Vatne, B. H. (2022). A bankruptcy probability model for assessing credit risk on corporate loans with automated variable selection. *Working Paper, Norges Bank Research*, (7), 1-37.
- Hjelseth, I. N., Saxegaard, E. A., Solheim, H. & Vatne, B. H. (2020). Anslag på bankenes tap på utlån til ikke-finansielle foretak. *Staff Memo, Norges Bank*, (10), 1-34.
- IBM Corporation. (2021). *IBM SPSS Statistics Algorithms*  
[https://www.ibm.com/docs/en/SSLVMB\\_28.0.0/pdf/IBM\\_SPSS\\_Statistics\\_Algorithms.pdf](https://www.ibm.com/docs/en/SSLVMB_28.0.0/pdf/IBM_SPSS_Statistics_Algorithms.pdf)  
 [lesedato 25.02.2023].
- Irving, F. (1928). *The money illusion*. New York: Adelphi Company.
- James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning*. New York : Springer.
- Johnson, H. T. & Kaplan, R. S. (1987). The rise and fall of management accounting [2]. *Strategic Finance*, 68(7), 22.
- Kaplan, R. S. & Mikes, A. (2012). Managing risks: a new framework. *Harvard business review*, 90(6), 48-60.
- Keynes, J. M. (1936). *The general theory of interest, employment and money*. London: MacMillan.
- Kinserdal, F. (2018). Nye og bedre nøkkeltall i regnskapsanalysen. *Revisjon og regnskap*, (7), 22-27.
- Klecka, W. R., Iversen, G. R. & Klecka, W. R. (1980). *Discriminant analysis* (bd. 19). Newcastle: Sage.
- Kling, G. (2018). A theory of operational cash holding, endogenous financial constraints, and credit rationing. *The European journal of finance*, 24(1), 59-75.
- Kumar, P. R. & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques–A review. *European journal of operational research*, 180(1), 1-28.
- Lintner, J. (1965). Security prices, risk, and maximal gains from diversification. *The journal of finance*, 20(4), 587-615.
- Madison, J. H. (1974). The evolution of commercial credit reporting agencies in nineteenth-century America. *Business History Review*, 48(2), 164-186.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The journal of finance*, 7(1), 77-91.
- Marshall, A. (1890). *Principles of economics*. London: The Macmillian Press LTD.
- McLachlan, G. J. (2012). Discriminant analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 4(5), 421-431.
- Merton, R. C. (1973). Theory of rational option pricing. *The Bell Journal of economics and management science*, 4(1), 141-183.

- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The journal of finance*, 29(2), 449-470.
- Merton, R. C. & Thakor, R. T. (2022). No-fault default, chapter 11 bankruptcy, and financial institutions. *Journal of banking & finance*, (140), 1-12.
- Merwin, C. L. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Modigliani, F. & Miller, M. H. (1958). The cost of capital, corporation finance and the theory of investment. *The American economic review*, 48(3), 261-297.
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 34(4), 768-783.
- Myers, S. C. (1984). Capital Structure Puzzle. *Journal of Finance*, 39(3), 575-592.
- Myers, S. C. (2001). Capital structure. *Journal of Economic perspectives*, 15(2), 81-102.
- Nonaka, I., Toyama, R. & Nagata, A. (2000). A firm as a knowledge-creating entity: A new perspective on the theory of the firm. *Industrial and Corporate Change*, 9(1), 1–20.
- Norges Bank. (2022). *DET NORSE FINANSIELLE SYSTEMET*. Hentet fra [https://www.norges-bank.no/contentassets/33185319a0ca4b069c3c0e9e9656e773/dnfs\\_2022\\_web.pdf?v=06/30/2022150342](https://www.norges-bank.no/contentassets/33185319a0ca4b069c3c0e9e9656e773/dnfs_2022_web.pdf?v=06/30/2022150342)
- Norges Domstol. (2021). *Årsstatistikk*. Hentet fra <https://www.domstol.no/contentassets/62cc4d6f06cf4cd7839bf90da79f17aa/hoyesterett-2021.pdf>.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 18(1), 109-131.
- Ohlson, J. A. (2011). On Successful Research. *The European accounting review*, 20(1), 7-26.
- Ohlson, J. A. (2015). Accounting research and common sense. *Abacus, Accounting Foundation, University of Sydney*, 51(4), 525-535.
- Ohlson, J. A. (2021). Researchers' data analysis choices: an excess of false positives? *Review of Accounting Studies*, (27), 1-19.
- Oppen, M., Mørk, B.E. & Haus, E. (2020). *Kvantitative og kvalitative undersøkelser i merkantile fag: en introduksjon basert på SPSS*. Oslo: Cappelen Damm.
- Pelja, I. & Stemland, T. B. (2017). *Predicting bankruptcy for norwegian firms: a study of Altman's Z''-model using alternative ratios* [Master thesis]. Norwegian School of Economics.
- Penman, S. (2010). *Accounting for Value*. New York: Columbia Business School Publishing.
- Plenborg, T. & Kinserdal, F. (2020). *Financial Statement Analysis (2. utgave)*. Bergen: Fagbokforlaget.
- Prado, J. W., Castro, A. V., Melo, C. F., Vieira, K. C., Machado, L. K. C. & Tonelli, D. F. (2016). Multivariate analysis of credit risk and bankruptcy research data: A bibliometric study involving different knowledge fields (1968–2014). *Scientometrics*, 106(3), 1007-1029.

- Proff®. (2022). Regnskapsdatabasen Einro AS. [www.proff.no](http://www.proff.no) [lesedato 27.08.2022]
- Roeder, J. (2021). Alternative data for credit risk management: an analysis of the current state of research. *Bled eConference. Digital Support from Crisis to Progressive Change*, (34), 168-180.
- Roeder, J., Palmer, M. & Muntermann, J. (2022). Data-driven decision-making in credit risk management: The information value of analyst reports. *Decision Support Systems*, (158), 1-12.
- Rosner, B. (2006). *Fundamentals of biostatistics*. Belmont: Brooks/Cole.
- Schreiber-Gregory, D., Jackson, H. & Bader, K. (2018). Logistic and linear regression assumptions: Violation recognition and control. *Proceedings of Midwest SAS User Group 2018 conference, Indiana, AA-091*, 1-22.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.
- Sheikh, S. & Yahya, M. (2015). *Bankruptcy prediction: static logit and discrete hazard models incorporating macroeconomic dependencies and industry effects* [Master thesis]. Norwegian School of Economics.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Simons, R. (1994). How new top managers use control systems as lever of strategic renewal., 15(3), 169-189.
- Simons, R. (1995). Control in an age of empowerment. *Harvard business review*, 73(2), 80-88.
- Skatteetaten. (2022). *Innfordringsprosessen* [Rundskriv 27.02.2018]. Hentet fra: <https://www.skatteetaten.no/rettskilder/type/rundskriv-retningslinjer-og-andre-rettskilder/rundskriv/112001/>.
- Statistisk Sentralbyrå. (2022). *Nasjonalregnskapet 1970-2021*. Hentet fra <https://www.ssb.no/nasjonalregnskap-og-konjunkturer/nasjonalregnskap/statistikk/nasjonalregnskap>.
- Sæther, P. & Larsen, K. (1999). Kredittrisiko knyttet til foretakssektoren. *Penger og Kreditt*, (4), 546-554.
- Sævig, M. & Vonen, G. H. (2017). *Konkursprediksjon med termindata: en empirisk studie av prediksjonsevnen til termindata fra skatteetaten* [Masteroppgave]. Norges Handelshøyskole.
- Treynor, J. & Black, F. (1976). *Corporate investment policy*. New York: Praeger.
- Trujillo-Ponce, A., Samaniego-Medina, R. & Cardone-Riportella, C. (2014). Examining what best explains corporate credit risk: accounting-based versus market-based models. *Journal of Business Economics and Management*, 15(2), 253-276.
- Turner, J. A. (2009). *The Turner Review. A regulatory response to the global banking crisis*. London: Financial Services Authority.



- Ubøe, J. (2009). *Statistikk for økonomifag*. Oslo: Gyldendal Norsk Forlag.
- Vexler, A. & Yu, J. (2018). To t-test or not to t-test? A p-values-based point of view in the receiver operating characteristic curve framework. *Journal of Computational Biology*, 25(6), 541-550.
- Wahlstrøm, R. R. & Helland, F. F. (2016). *Konkursprediksjon for norske selskaper—en analyse ved maskinlæringsteknikker og tradisjonelle statistiske metoder* [Masteroppgave]. NTNU Handelshøyskolen i Trondheim.
- Wang, G., Ma, J. & Yang, S. (2014). An improved boosting based on feature selection for corporate bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 41(5), 2353-2361.
- Wang, M. & Ku, H. (2021). Utilizing historical data for corporate credit rating assessment. *Expert Systems with Applications*, 165(1), 1-12.
- Wang, Y., Zhang, Y., Lu, Y. & Yu, X. (2020). A Comparative Assessment of Credit Risk Model Based on Machine Learning—a case study of bank loan data. *Procedia Computer Science*, 174, 141-149.
- Welch, J. (2022). Wells Fargo: a corporate recovery model to bank on. *Journal of Business Strategy*, (ahead-of-print).
- Wilcox, J. W. (1971). A simple theory of financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 9(2), 389-395.
- Wilcox, J. W. (1973). A prediction of business failure using accounting data. *Journal of accounting research*, 11, 163-179.
- Williamson, O. E. (1981). The Economics of Organization: The Transaction Cost Approach. *American journal of sociology*, 87(3), 548–577.
- Winakor, A. & Smith, R. (1935). *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations*. Urbana: University of Illinois Press.
- Zamore, S., Ohene Djan, K., Alon, I. & Hobdari, B. (2018). Credit risk research: Review and agenda. *Emerging Markets Finance and Trade*, 54(4), 811-835.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of accounting research*, 22, 59-82.
- Aae, E. L. & Hansen, M. A. (2017). *Bankruptcy prediction: the credit relevance of reclassified financial statement ratios* [Master thesis]. Norwegian School of Economics.
- Aae, E. L., Pelja, I., Kinserdal, F., Hansen, M. A. & Stemland, T. B. (2018). *Er tradisjonelle regnskaps-nøkkeltall relevante i en "moderne" verden?* [Masteroppgave]. Norges Handelshøyskole.

## Vedlegg

### Vedlegg 1. Kontrollberegning av normalfordeling for utvalg ved Z-skår verdi i Excel.

	A	B	C	D	E	F
1	0	-0,32	0	0	0	
2	0	-0,32	0	0	0	
3	0	-0,32	0	0	0	
3560	17 097 988	12,07	0	1	1	
3561	26 516 000	18,89	0	1	1	
3562	28 341 000	20,21	0	1	1	
3563					87	0,02442448
3564		446 041,02	1 380 087,98			97,56 %

	A	B	C	D	E	F
1	0	=(A1-\$B\$3564)/\$C\$3564	=HVIS(B1<-2;1;0)	=HVIS(B1>2;1;0)	=SUMMER(C1:D1)	
2	0	=(A2-\$B\$3564)/\$C\$3564	=HVIS(B2<-2;1;0)	=HVIS(B2>2;1;0)	=SUMMER(C2:D2)	
3	0	=(A3-\$B\$3564)/\$C\$3564	=HVIS(B3<-2;1;0)	=HVIS(B3>2;1;0)	=SUMMER(C3:D3)	
3560	17097988	=(A3560-\$B\$3564)/\$C\$3564	=HVIS(B3560<-2;1;0)	=HVIS(B3560>2;1;0)	=SUMMER(C3560:D3560)	
3561	26516000	=(A3561-\$B\$3564)/\$C\$3564	=HVIS(B3561<-2;1;0)	=HVIS(B3561>2;1;0)	=SUMMER(C3561:D3561)	
3562	28341000	=(A3562-\$B\$3564)/\$C\$3564	=HVIS(B3562<-2;1;0)	=HVIS(B3562>2;1;0)	=SUMMER(C3562:D3562)	
3563					=SUMMER(E1:E3562)	=E3563/ANTALL(A:A)
3564		=GJENNOMSNIITT(A:A)	=STDAV.S(A:A)			=1-F3563

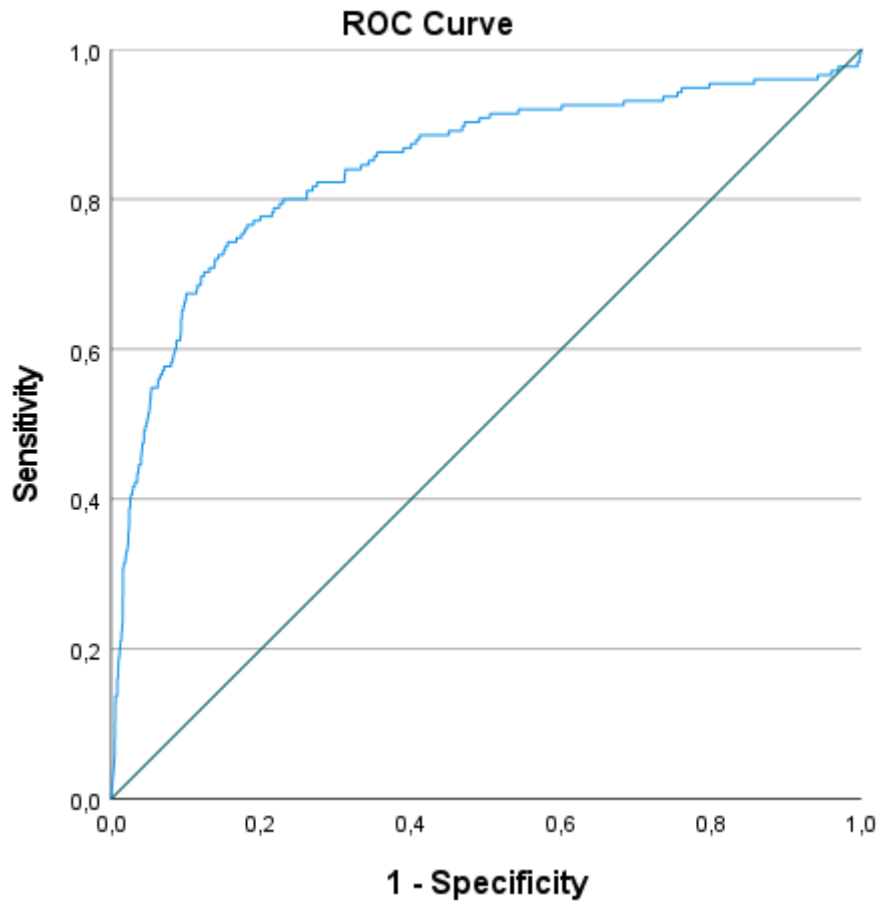
Vedlegg 1. Kontrollberegning av normalfordeling for utvalg ved Z-skår verdi i Excel. Resultat vist i kolonne F3564.

### Vedlegg 2. Egen beregningsmodell for Ohlson (1980) O-score i Excel

	A	B	C	D	E
1					
2					
3		P(D) =	=(EKSP(B4))/(1+EKSP(B4))	Sannsynlighet for konkurs	
4	Y =	=SUMMER(C7:C16)			
5					
6					
7	-1,32	1	=A7*B7		
8	-0,407	=LOG(D20/D19)	=A8*B8		X <sub>1</sub>
9	6,03	=D21/D20	=A9*B9		X <sub>2</sub>
10	-1,43	=(D23-D22)/D20	=A10*B10		X <sub>3</sub>
11	0,076	=D22/D23	=A11*B11		X <sub>4</sub>
12	-2,37	=D24/D20	=A12*B12		X <sub>5</sub>
13	-1,83	=D25/D21	=A13*B13		X <sub>6</sub>
14	-0,521	=(D24-D26)/(D24+D26)	=A14*B14		X <sub>7</sub>
15	0,285	=D27	=A15*B15		D <sub>1</sub>
16	-1,72	=D28	=A16*B16		D <sub>2</sub>
17					
18					
19	BNP Prisindeks			103	*
20	Eiendeler			100	
21	Total gjeld			50	
22	Kortsiktig gjeld			30	
23	Omløpsmidler			40	
24	Resultat etter skatt			20	=HVIS(D24<0;1;0)
25	Driftsresultat			30	
26	Resultat etter skatt året før siste periode			25	=HVIS(D26<0;1;0)
27	Neg. Resultat to siste år			=HVIS(SUMMER(E24:E27)=2;1;0)	
28	Gjeld > eiendeler			=HVIS(D21>D20;1;0)	

Vedlegg 2. Egen beregningsmodell for Ohlson (1980) O-score i Excel basert på formler for 7 stk. input-data fra regnskap.

Vedlegg 3. ROC-kurve fra SPSS og tilhørende AUC-verdi for modell 1



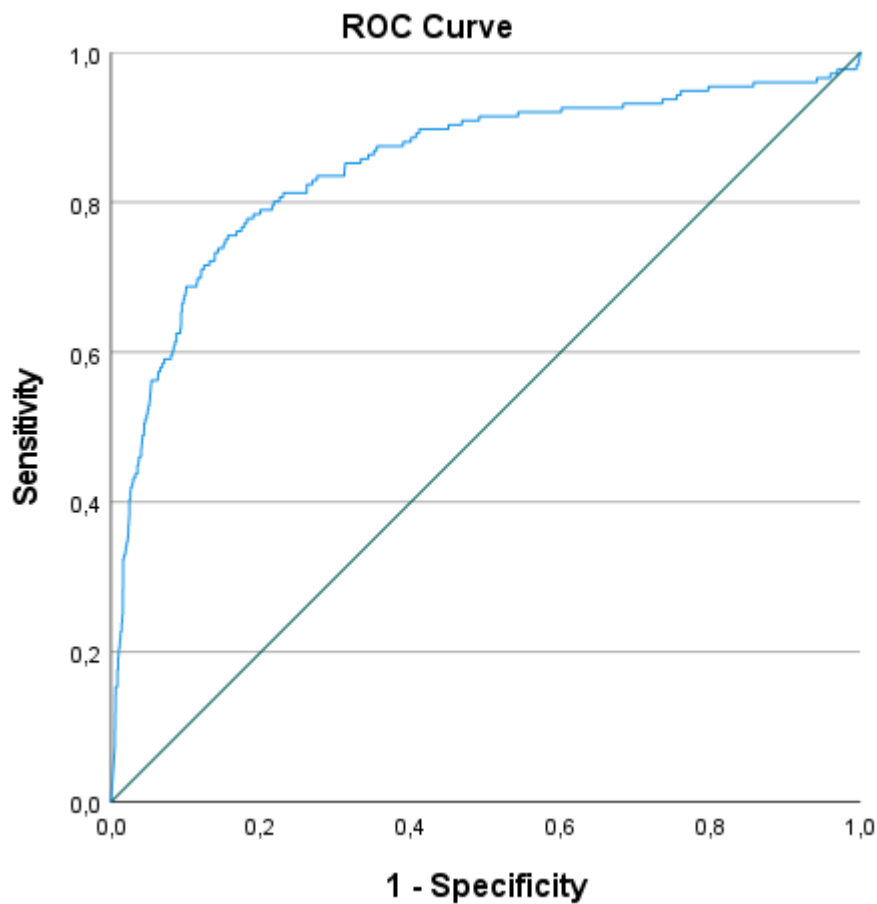
Area Under the Curve				
Test Result Variable(s): Predicted probability				
Area	Std. Error <sup>a</sup>	Asymptotic Sig. <sup>b</sup>	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,844	,019	,000	,807	,880

The test result variable(s): Predicted probability has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption  
 b. Null hypothesis: true area = 0.5

Vedlegg 3. ROC-kurve fra SPSS for modell 1. AUC-verdi 0,844.

Vedlegg 4. ROC-kurve fra SPSS og tilhørende AUC-verdi for modell 2



Area Under the Curve				
Test Result Variable(s): Predicted probability				
Area	Std. Error <sup>a</sup>	Asymptotic Sig. <sup>b</sup>	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,850	,018	,000	,814	,886

The test result variable(s): Predicted probability has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption  
 b. Null hypothesis: true area = 0.5

Vedlegg 4. ROC-kurve fra SPSS for modell 2. AUC-verdi 0,850.

Vedlegg 5. Test av signifikans ved modell i Excel.

t-Test: To utvalg med antatt like varianser		
	Variabel 1	Variabel 2
Gjennomsnitt	0,00541884	0,0054234
Varians	0,00018318	0,00018316
Observasjoner	100	100
Gruppevarians	0,00018317	
Antatt avvik mellom gjennomsnittene	0	
fg	198	
t-Stat	-0,00238415	
P(T<=t) ensidig	0,49905006	
T-kritisk, ensidig	1,65258578	
P(T<=t) tosidig	0,99810013	
T-kritisk, tosidig	1,97201748	

Vedlegg 5. Test av signifikans ved t-test for ROC-kurve modell 1 og 2.