



Konkursprediksjon for finansielt vanskeligstilte selskaper

En empirisk studie av forklaringsvariabler i og utenfor regnskapet

Jakob Braathen og Henrik Olstad

Veileder: Terje Heskestad

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofiler: Finansiell Økonomi og Regnskap og Revisjon

NORGES HANDELSHØYSKOLE

Dette selvstendige arbeidet er gjennomført som ledd i masterstudiet i økonomi- og administrasjon og regnskap og revisjon ved Norges Handelshøyskole, og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at Høyskolen eller sensorer inntår for de metoder som er anvendt, resultater som er fremkommer eller konklusjoner som er trukket i arbeidet.

Forord

Denne masterutredningen er gjennomført som en del av masterstudiet ved Norges Handelshøyskole høsten 2021.

Det var viktig for oss å finne et tema der vår ulike faglige bakgrunn kunne utfylle hverandre. Vi ønsket også å skrive en oppgave hvor kvantitative analyser stod sentralt. Konkursprediksjon ble ansett som et svært interessant tema hvor kunnskap om både regnskapsanalyse og statistiske modeller kunne anvendes.

Vi ønsker å rette en stor takk til veileder Terje Heskestad for bidrag til oppgaven og gode diskusjoner gjennom høsten. Takk også til Samfunns- og Næringslivsforskning ved NHH for bidrag med data til analysen.

Videre vil vi rette en stor takk til Norges Handelshøyskoles Studentforening som har vært en viktig del av vår studiehverdag gjennom fem fantastiske år på NHH. Vi er svært takknemlige for vennskapene, minnene og opplevelsene vi har fått gjennom spesielt Klubb- og Kulturutvalget, UKEN og NHH-Symposiet.

Norges Handelshøyskole

Bergen, desember 2021

Jakob Braathen

Henrik Olstad

Sammendrag

Denne oppgaven tar for seg konkursprediksjon for mellomstore og store finansielt vanskeligstilte aksje- og allmennaksjeselskap med fokus på å forstå hvordan ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler kan gi dypere innsikt i konkurssannsynlighet. Finansielt vanskeligstilte selskaper er her definert med B eller C i kredittvurderingscore av Dun&Bradstreet. Tradisjonelle kredittrating-modeller fra slike firmaer bruker kun regnskapsbaserte variabler.

Opgaven tar i bruk statistiske metoder som logit, GAM, ROC-kurver og AUC-tester for å analysere hvilke modeller som gir best prediksjonsevne. Det viser seg at GAM ikke gir signifikant bedre prediksjon enn logit-modeller.

Modellene er testet på ett, to og tre års tidshorizont. Utover dette tidsperspektivet er det uansett vanskelig å predikere konkursrisiko med tilfredsstillende grad av sannsynlighet.

Funnene våre tyder på at ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler på kort sikt, dvs. innenfor ett til to år, ikke gir en signifikant bedre konkursprediksjonsmodell enn referansemodellen med kun regnskapsbaserte variabler.

Våre analyser viser imidlertid at man med en tidshorizont på tre år får en signifikant forbedret konkursprediksjonsmodell ved å inkludere ikke-regnskapsbaserte variabler. De viktigste ikke-regnskapsbaserte variablene er (i) største eierandel, (ii) om selskapet bytter daglig leder, samt (iii) hvilke revisjonsanmerkninger selskapet fikk etter det siste årsoppgjøret før konkurs.

Innhold

1	Innledning	1
1.1	Motivasjon	1
1.2	Problemstilling	2
1.3	Struktur	2
2	Bakgrunn	4
2.1	Konkurs	4
2.2	Kredittvurdering	6
2.3	Regnskapsteori	8
2.3.1	Regnskapsprinsipper for transaksjoner og resultatføring	9
2.3.2	Viktige momenter i regnskapsloven	10
2.3.3	Internasjonale regnskapsregler i Norge	12
2.3.4	Sentrale forskjeller mellom norske regnskapsregler og IFRS	14
3	Tidligere Arbeid	17
3.1	Beavers univariate modell	17
3.2	Altmans Z-score	19
3.3	Altmans ZETA-modell	20
3.4	Ohlsons O-score	22
3.5	Zmijewskis kritikk	24
3.6	Shumways hazard-modell	24
3.7	Hillegeists BSM-modell	25
3.8	SEBRA-modellen	25
3.9	Charitous nevrale nettverk	27
3.10	Tidligere masterutredninger	27
4	Metode	30
4.1	Valg av studie	30
4.2	Estimering	31
4.2.1	Lineær regresjon	31
4.2.2	Parametrisk logistisk regresjon	31
4.2.3	Ikke-parametrisk logistisk regresjon	33
4.3	Validering	36
4.3.1	Out-of-sample	37
4.3.2	Valideringsmetode	37
5	Fremgangsmåte	40
5.1	Variabelseleksjon	40
5.1.1	Avhengige variabler	40
5.1.2	Uavhengige variabler	40
5.1.3	Utelatte variabler	47
5.2	Strukturering av datasettet	51
5.3	Avgrensninger	51
5.4	Modellering	53
5.5	Testing	55

6	Datasett	57
6.1	Databehandling og avgrensing	57
6.2	Deskriptiv statistikk	58
6.3	Datakvalitet	60
6.3.1	Datakilde	60
6.3.2	Målefeil	61
6.4	Manglende data for analysen	63
7	Analyse	64
7.1	Modell 1 - Referansemodell	65
7.2	Modell 2 - Modell med ikke-regnskapsbaserte variabler	67
7.3	Prestasjon og tidshorisont	69
7.4	Ikke-parametrisk fremgangsmåte	72
8	Diskusjon	73
8.1	Resultater og tolkning	73
8.2	Implikasjoner	80
8.3	Utfordringer og begrensinger	80
9	Konklusjon	81
9.1	Forslag til videre studier	81
	Referanser	83
	Appendiks	87
A1	Oversikt over D&Bs forskjellige kredittvurderinger	87
A2	Oppbyggingen av D&Bs kredittvurdering	87
A3	Regresjon av revisoranmerkninger	88
A4	Regresjonsutskrift ved bruk av GAM	89
A5	Alle tilgjengelige ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler	90
A6	Korrelasjonsmatrise forklaringsvariabler	91
A7	Ordliste	93

Figurliste

2.1	Antall konkurser i Norge	5
4.1	Eksempel på hvordan logistisk regresjon bedre illustrerer sammenhengen når den uavhengige variabelen er binær	32
4.2	Eksempel på hvordan GAM er mer fleksibel enn parametrisk regresjon .	33
4.3	Eksempler på hvordan valg av glattingsparameter påvirker modelltilpasningen	35
4.4	Eksempel på en ROC-kurve	39
6.1	Antallet selskaper med dårlig kredittvurdering per år	59
7.1	ROC-kurver på 1 års sikt; modell 1 i rødt, modell 2 i svart	69
7.2	ROC-kurver på 2 års sikt, modell 1 i rødt, modell 2 i svart	70
7.3	ROC-kurver på 3 års sikt, modell 1 i rødt, modell 2 i svart	70
8.1	ROC-grafer for Ohlsons prediksjonsmodell	74
A1.1	Betydning av de forskjellige kredittvurderingene til D&B	87
A2.1	Variabler som benyttes i kredittvurderingen til D&B	87
A3.1	Utskrift fra regresjon av revisoranmerkninger	88
A4.1	Utskrift fra regresjon ved bruk av GAM	89
A6.1	Korrelasjonsmatrise for alle de mest relevante forklaringsvariablene (1 av 2)	91
A6.2	Korrelasjonsmatrise for alle de mest relevante forklaringsvariablene (2 av 2)	92

Tabelliste

2.1	Eksempel på klassifisering av selskaper	7
2.2	Eksempel på kredittvurderingsmodell	8
3.1	Variabler som inngår i SEBRA-modellen.	26
4.1	Oversikt over mulige utfall i en konkursprediksjon	38
5.1	Oversikt over inkluderte variabler per kategori	47
5.2	Korrelasjonsmatrise som viser korrelasjonskoeffisienter mellom ulike variabler innen eierstruktur	49
5.3	Oversikt over korelasjonskoeffisienter mellom variabler som omhandler styret og ledelsen	50
5.4	Oversikt over korrelasjonskoeffisienter mellom dummyvariabler som indikerer hvilke aktivaklasser som er børsnoterte og ikke	50
6.1	Deskriptiv statistikk for observasjonene i utvalget	58
6.2	Antall observasjoner per kredittvurdering	58
6.3	Sammenligning av sektorsammensetning for alle observasjoner og de med lav kredittvurdering	60
7.1	Regresjonsutskrift med Ohlsons modell	66
7.2	Regresjonsutskrift fra modell med ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler	68
7.3	Utskrift fra AUC-test for modell 1 og modell 2	71
7.4	Utskrift fra AUC-test for modell 2 og modell 3	72
8.1	AUC-verdiene for Ohlsons prediksjonsmodell	74
A5.1	Oversikt over alle tilgjengelige ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler	90

1 Innledning

1.1 Motivasjon

I et sunt, kapitalistisk system vil det naturlig forekomme konkurser. Selskaper som ikke presterer, vil over tid forsvinne, mens levedyktige selskaper vil fortsette å konkurrere i markedet. På denne måten kan det argumenteres for at konkurser er nødvendig for at kapitalmarkedene skal fungere optimalt; en klassisk darwinistisk tankegang. Nedsiden ved konkurser er kostnadene det påfører samfunnet hvor ansatte mister inntekt og kjøpekraft, kreditorer kan tape penger, eiere taper innskutt kapital, og staten kan få bortfall av inntekter i form av skatter og avgifter. I et lite land som Norge, med spredte næringer, kan uforutsigbarhet rundt fortsatt drift i en hjørnesteinsbedrift påvirke et helt lokalsamfunn.

Vår faglige bakgrunn fra henholdsvis finansiell økonomi og regnskap og revisjon gjorde tematikken rundt konkursprediksjonsmodeller interessant. En god forståelse for regnskap kombinert med evnen til å modellere med finansteori er en spennende kombinasjon hvor vi kan spille på og utfylle hverandres faglige styrke.

Oppgavens tematikk ble diskutert under nedstengningen av Norge, da det til tider var panisk stemning i finansmarkedene. Daglige medieoppslag om konkurstruede selskaper preget nyhetsbildet, og aksjemarkedet og ulike gjeldsmarkeder var ekstremt volatil. Mange næringslivsaktører stilte opp i media med bekymringsmeldinger for selskapers overlevelsessevne. Det samme gjorde mange arbeidstakere som var usikre på om de hadde en jobb å gå til i nærmeste fremtid.

Konkursrisiko for finansielt vanskeligstilte selskaper ble et tema som engasjerte oss, og spesielt mulighetene for å kunne predikere konkursrisiko fremover i tid. Vi ønsker å kunne bidra til å redusere usikkerheten rundt de mest utsatte selskapene i næringslivet er motivasjonen bak oppgaven. Dette er et vanskelig mål å oppnå, men like fullt det som er motivasjonen bak oppgaven og valg av problemstilling.

Da vi diskuterte hvilken retning masteroppgaven skulle ta, var vi først innstilt på å benytte tradisjonelle, regnskapsbaserte variabler for å gi en dypere innsikt i konkursprediksjon. Men vi kom raskt inn på tanken om at det finnes mange dyktige aktører i akademia og i næringslivet som jobber med akkurat dette. Derfor bestemte vi oss for å undersøke

om det fantes noen ikke-regnskapsbaserte variabler som ikke var fanget opp av tidligere prediksjonsmodeller. Hovedfokuset for oppgaven er derfor å undersøke eksistensen av ikke-regnskapsbaserte variabler som kan kvantifiseres og forbedre konkursprediksjon for finansielt vanskeligstilte selskaper.

Vi ønsket å se på norske selskaper, da vi begge har bedre forståelse for norsk næringsliv, regnskapsskikk og nærings sammensetning enn for internasjonale selskaper. Videre gjør åpenheten rundt regnskapsinformasjon, aksjonærer og styrever det enklere å samle data i Norge enn i mange andre land.

1.2 Problemstilling

I denne oppgaven har vi undersøkt om etablerte konkursprediksjonsmodeller kan si noe om konkurssannsynligheten til finansielt vanskeligstilte selskaper. Videre har vi sett om det finnes ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler som kan bidra til å gi ytterligere innsikt i konkurssannsynligheten.

Hovedproblemstillingen er som følger:

Hvordan kan ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler gi dypere innsikt i konkurssannsynligheten til finansielt vanskeligstilte selskaper?

Hypotesen vår er at kredittvurderingene klarer å fange opp all systematisk risiko som lar seg identifisere ut ifra regnskapet. Derfor vil en konkursprediksjon basert på regnskapsbaserte forklaringsvariabler i liten grad forklare om selskapet går konkurs eller overlever. Vi tror det finnes andre variabler knyttet til eierskap og selskapsstyring som kan gi tilleggsinnsikt i konkurssannsynlighet, variabler som ikke fanges opp av en konvensjonell kredittvurdering.

1.3 Struktur

I kapittel 2 går vi gjennom hva konkurser og kredittvurdering er, samt regnskapsteori. Kapittel 3 tar for seg litteraturgjennomgang med tidligere forskning på konkursprediksjon. Kapittel 4 forklarer de statistiske metodene anvendt i oppgaven. Fremgangsmåte i kapittel 5 inkluderer en presentasjon av variabelseleksjon, strukturering av datasettet, avgrensninger, modellering og testing. Dette er det lengste kapitlet og diskuterer alle valg som er gjort gjennom oppgaven. Datagrunnlaget blir presentert med selskaper i Norge i perioden 2004

til 2018. Videre blir modellene analyser diskutert og modellene evaluert opp mot hverandre. Avslutningsvis presenteres konklusjonen med implikasjonene fra studien.

2 Bakgrunn

2.1 Konkurs

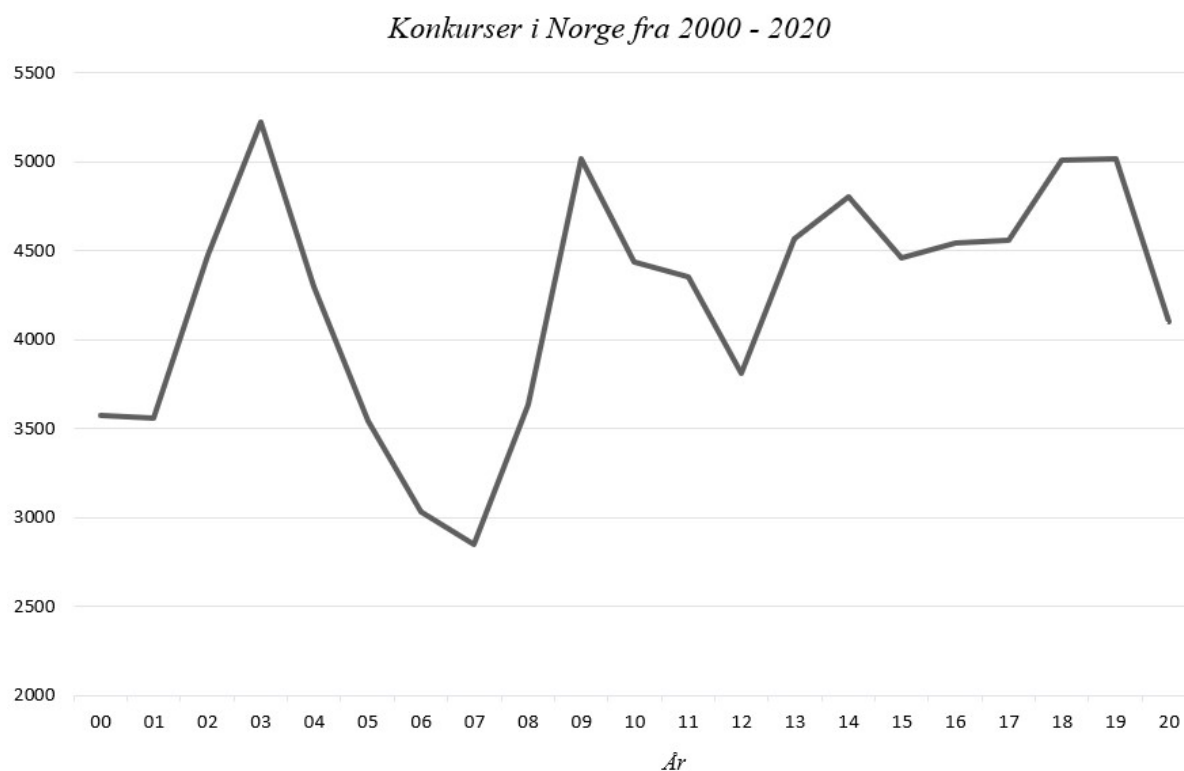
Konkurs kan defineres som en finansiell situasjon der et selskap ikke klarer å møte sine finansielle forpliktelser (Wruck, 1990). I Norge er konkurser regulert gjennom Lov om gjeldsforhandling og konkurs av 1984 (Justisdepartementet, 1986).

Konkursåpning kan gjennomføres når kravene i Konkursloven § 60 er oppfylt. Det følger av konkurslovens § 60 at *“er skyldneren insolvent skal vedkommende bo tas under konkursbehandling når det begjæres av skyldneren eller en fordringshaver”*. Spørsmålet om insolvens er videre regulert i § 61.

Konkursloven § 61 tilsier at *“skyldneren er insolvent når denne ikke kan oppfylle sine forpliktelser etter hvert som de forfaller, med mindre betalingsudyktigheten må antas å være forbigående. Insolvens foreligger likevel ikke når skyldnerens eiendeler og inntekter til sammen antas å kunne gi full dekning for skyldnerens forpliktelser, selv om oppfyllelsen av forpliktelsene vil bli forsinket ved at dekning må søkes ved salg av eiendelene.”*

Bestemmelsen i § 61 skisserer en situasjon hvor et selskap ikke har likvide midler, verken i form av rene kontanter eller omsettelige, realiserbare aktiva, til å møte sine finansielle forpliktelser til kreditorene (Brækhus, 2015). Konkursbehandling kan åpnes av en kreditor når kreditor anser debitor som insolvent. Debitor kan også begjære seg selv konkurs.

Norge har relativt få konkurser årlig, som vist i grafen nedenfor (SSB, 2020). Antall konkurser følger konjunktursvingningene forholdsvis tett, med oppgang i etterkant av dot-com-boblen i 2001 og en kraftig oppgang i kjølvannet av finanskrisen i 2008. Dette er en naturlig konsekvens som følge av lavere etterspørsel etter varer og tjenester under lavkonjunkturer. En interessant bemerkning er hvordan antallet konkurser i Norge har stabilisert seg over 4.000 pr. år etter finanskrisen.

Figur 2.1: Antall konkurser i Norge

Alle økonomier vil oppleve konjunktursvingninger med henholdsvis vekst og nedgang i etterspørsel, produksjon og sysselsetting. Økonomier i en høykonjunktur vil oppleve høyere etterspørsel og villighet til å investere og konsumere varer og tjenester (Bergo, 2002). Under lavkonjunkturer vil etterspørselen og aktiviteten i økonomien falle, og investeringsviljen vil avta. For selskapene vil lavkonjunktur innebære kunder med relativt lavere kjøpekraft og konsumvillighet enn tidligere, og inntektene til selskapene vil falle. Fortsetter dette over tid, vil selskapene ikke kunne dekke sine finansielle forpliktelser etter hvert som de forfaller, og konkurs kan forekomme (Grytten, 2003).

Etter nedstengningen av Norge 12. Mars 2020 som følge av Covid-19 ble det raskt iverksatt en ny lov om rekonstruksjon for å hindre konkurs av selskaper som slet med blant annet kapitaltilførsel og omsetningstap. Den nye loven erstattet de tidligere reglene om gjeldsforhandlinger etter konkursloven. Det er ikke lenger krav om insolvens for å åpne en rekonstruksjon, slik det kreves ved en konkurs. Rekonstruksjon kan anses som en mildere prosess for selskapet enn konkursbehandling.

Den nye rekonstruksjonslovgivningen gjør det lettere å få vedtatt en rekonstruksjonsplan. En slik plan kan innebære konvertering av gjeld til aksjer, helt eller delvis salg av virksomheten, og hjemmel til å gjøre midlertidig unntak fra fortrinnsretten for skatte- og avgiftskrav. Prosessen for rekonstruksjon innebærer en kort redegjørelse for de økonomiske problemene selskapet står overfor, hvordan rekonstruksjonen skal gjennomføres, skisse til løsning, redegjørelse for fortsatt drift av virksomheten under rekonstruksjonsforhandlingene, og en oppgave for eiendeler og gjeld med angivelser til de sikkerhetene som hefter for gjelden (Deloitte, 2020).

Målet med rekonstruksjon er å få til en gjeldsordning for selskapet. Rekonstruktøren skal ivareta både selskapets og kreditorenes interesser. Den nye loven innebærer blant annet at selskaper slipper å betale ned på gammel gjeld. Selskapet har i utgangspunktet ikke lov til å dekke noen gamle forpliktelser fra og med åpningen av rekonstruksjonen. Dette sikrer midler til løpende utgifter i fremtiden og er til stor hjelp for selskaper i finansiell krise. Unntaksvis betales gamle forpliktelser dersom verdier blir borte som følge av unnlatt betaling, eksempelvis av driftskritiske kostnader (Libell, 2021).

Den nye lovgivningen har imidlertid ikke vært like effektiv som mange trodde på forhånd. I løpet av 2020 ble det åpnet 17 rekonstruksjoner hvorav to endte med en rekonstruksjon, seks endte med konkurs, og resterende pågikk ved inngangen til 2021. Andelen som går konkurs etter rekonstruksjonsåpning kan tyde på at rekonstruksjon begjæres for sent. Rekonstruksjon er også likviditetsmessig krevende ettersom selskapets drift, blant annet lønninger til ansatte, må finansieres gjennom hele rekonstruksjonsperioden (Schonhowd, 2021).

2.2 Kredittvurdering

Kredittvurderinger ble utarbeidet som en nødvendighet i de finansielle markedene på slutten av 1800-tallet med det formål å klassifisere et selskaps fremtidige finansielle situasjon og evne til å betale sine forpliktelser til kreditorene (Balios et al., 2016). Kredittvurderinger er en vital del av å forbedre transparens i de finansielle markedene gjennom å standardisere og sammenligne risiko for selskaper. Det kan også være et verktøy for å forbedre seleksjonsprosessen for eksempelvis banker og investorer. Kredittvurderingene kan gi informasjon som bidrar til lavere finansiell volatilitet og høyere integritet i det

finansielle systemet (Ramos et al., 2012).

En kredittvurderingsmodell indikerer at en lav kredittrating gir høyere sannsynlighet for at selskapet misligholder sine forpliktelser til kreditorene, og vice versa. En stor utfordring med kredittvurdering er å fastsette intervallene for hva modellen kategoriserer som et solid selskap og hva den anser som et finansielt vanskeligstilt selskap. Verdien av modellen ligger derfor i hvordan kredittvurderingsselskapet setter "cut-off" mellom de ulike kategoriseringsintervallene i modellen (Balios et al., 2016).

Tabellen nedenfor viser en generell modell for hvordan en konkursprediksjonsmodell klassifiserer selskaper. Modellen gir en kredittvurdering basert på selskapets evne til å dekke sine forpliktelser. Tabellen illustrerer kun en generell modell med hensyn på konkursprediksjon og vil variere mellom kredittvurderingsselskapene etter hvordan klassifiseringsintervallene settes. Intervallene gjenspeiler blant annet hvor solid, likvid og lønnsomt et selskap anses å være.

Tabell 2.1: Eksempel på klassifisering av selskaper

<i>Intervall</i>	<i>Tilstand</i>	<i>Klassifisering</i>	<i>Kredittverdighet</i>	<i>Kredittrating</i>
c_k	$Y_i^* > c_k$	<i>k. ratingkategori</i>	<i>Høy evne til å betale</i>	<i>Høyest</i>
c_{k-1}	$c_{k-1} < Y_i^* < c_k$	<i>k-1. ratingkategori</i>	<i>God evne til å betale</i>	
...
c_2	$c_1 < Y_i^* < c_2$	<i>2. ratingkateogori</i>	<i>Signifikant kredittrisiko</i>	
c_1	$Y_i^* < c_1$	<i>1. ratingkategori</i>	<i>Mislighold</i>	<i>Lavest</i>

De fleste konkursprediksjonsmodeller tar utgangspunkt i finansielle nøkkeltall fra regnskapet for å predikere et selskaps evne til å møte sine økonomiske forpliktelser. Kredittvurderingsselskapene har som nevnt ulike klassifiseringsintervaller. For "de tre store" innen kredittvurdering benyttes skalaen AAA til D av Fitch og Standard & Poor's, mens Moody's benytter AAA til C (Manz, 2021).

Dun & Bradstreet (D&B") er verdens eldste kredittvurderingsselskap med røtter tilbake til 1841. Selskapet har gjentatte ganger blitt kåret til USAs mest anerkjente selskap innenfor kategorien finansielle informasjonsleverandører (Kenton, 2020). Kredittvurderingsmodellen bygger på variablene presentert i Appendix 2. D&B benytter samme skala som Moody's, og tabell 2.1 vil nå illustreres med D&Bs klassifiseringsintervall.

Oppnår et selskap vurdert av D&B en av de to høyeste ratingene, har selskapet henholdsvis ekstremt sterk eller veldig sterk kapasitet for å møte sine finansielle forpliktelser (D&B

Global, 2021). Dette er også vist i tabell 2.1, hvor Ck tilsier rating AAA, Ck-1 tilsier AA, osv. I den andre enden av skalaen er B og C dårligst av de ratingene D&B benytter. I tabell 2.1 tilsier C2 en rating på B og C1 en rating på C. Et selskap med rating B vurderes som en spekulativ investering, mens rating C tilsier at selskapet har store økonomiske problemer eller misligholder sine finansielle forpliktelser. Laveste ratinggrad er også benyttet når et selskap går inn i en konkursprosess (D&B Global, 2021).

Kredittvurderingsselskapene benytter i hovedsak regnskapsbaserte variabler som vurderingsgrunnlag for å gjøre en kredittvurdering. Figuren nedenfor viser eksempler på ulike nøkkeltall en kredittvurdering kan legge til grunn for å kartlegge kredittverdigheten til et selskap.

Tabell 2.2: Eksempel på kredittvurderingsmodell

<i>Variabler</i>	<i>Beskrivelse</i>	<i>Informasjonskategori</i>	<i>Forventet effekt på rating</i>
X ₁	<i>Eiendeler/Gjeld</i>	<i>Likviditet</i>	+
X ₂	<i>Salgsinntekter/Kundefordringer</i>	<i>Likviditet</i>	+
X ₃	<i>Egenkapital/Totalkapital</i>	<i>Kapitalstruktur</i>	+
X ₄	<i>Resultat/Salgsinntekter</i>	<i>Lønnsomhet</i>	+
X ₅	<i>Driftskostnader/Salgsinntekter</i>	<i>Operasjonell kost</i>	-

2.3 Regnskapsteori

Selskaper utarbeider regnskapet etter ulike regnskapsprinsipper. De norske regnskapsreglene dekkes av regnskapsloven av 1998 (Regnskapsloven). Reglene i regnskapsloven er en bekreftelse på etablerte regnskapsprinsipper utviklet av det norske regnskapsmiljøet, ofte omtalt som god regnskapsskikk (GRS). Johnsen og Kvaal (1999) skrev at

“God regnskapsskikk betyr samsvar med gjeldende regnskapsprinsipper og øvrige bestemmelser i regnskapsloven, samt allmenn aksept i praksis.”

Regnskapsloven er en rammelov hvor det henvises til god regnskapsskikk (Johnsen og Kvaal, 1999). Norske regnskapsregler er resultatorienterte, hvor hovedfokuset er å fremstille korrekt resultat for perioden. Det foreligger ni overordnede prinsipper i GRS for å gi best mulig informasjon om periodens inntekter, kostnader og resultat. Denne oppgaven vil videre redegjøre for hva vi mener er de fire viktigste prinsippene for transaksjoner og resultatføring.

2.3.1 Regnskapsprinsipper for transaksjoner og resultatføring

Transaksjonsprinsippet

Prinsippet bygger på historisk kost-modellen som tilsier at det må foreligge en transaksjon for at en inntekt skal kunne resultatføres. En transaksjon defineres som en ekstern hendelse som innebærer en overføring eller et bytte av noe mellom to eller flere enheter. Reglene krever at det har funnet sted en overføring av risiko mellom partene for at overføringen skal oppfylle vilkåret for en regnskapsmessig transaksjon (Sættem, 2014). Selskaper skal derfor ikke regnskapsføre en overførsel før risikoen har gått fra selger til kjøper.

Opptjeningsprinsippet

Prinsippet sikrer at en inntekt regnskapsføres når den kan anses å være opptjent. Hovedfokuset er å gi en korrekt måling av periodens inntekter og gi et rettviseende bilde av aktiviteten. Inntektsføringen er uavhengig når selve betalingen gjennomføres, men skal skje i den perioden aktiviteten finner sted (Sættem, 2014). Det kan eksempelvis være at varer selges med tilhørende overføring av risiko i desember med betaling i januar. Resultatføringen vil i dette eksemplet skje i desember. Et annet eksempel er inntektsføring av langsiktige byggeprosjekter som gjøres over hele perioden, og ikke kun ved ferdigstillelse eller betaling.

Sammenstillingsprinsippet

Formålet med prinsippet er å vurdere periodens inntekter mot det forbruket av ressurser som har gått med på å generere inntekter. Dette skal gi best mulig informasjon om periodens resultat (Sættem, 2014). Eksempelvis skal alle kostnader tilhørende dette produktet regnskapsføres i samme periode som inntekten når produktet eller tjenesten selges. Dersom det ikke kan synliggjøres at en kostnad skaper inntekt i fremtiden, skal kostnader regnskapsføres umiddelbart (Sættem, 2014).

Forsiktighetsprinsippet

Det foreligger ofte usikkerhet knyttet til verdivurdering av eiendeler. Idéen bak prinsippet er at en positiv overraskelse er å foretrekke fremfor en negativ overraskelse i verdsettelsen av eiendelene. Det er derfor bedre at eiendeler verdsettes for lavt enn for høyt. Urealiserte tap skal derfor resultatføres når man blir klar over dem (Sættem, 2014). Loven skal således

hindre oppblåste regnskaper og bevisst overvurdering fra selskapene. På en annen side er det viktig med et litt pragmatisk syn på prinsippet ettersom løpende tapsidentifisering kan skape risiko for tidlig krise eller konkurs hvis situasjoner fremstår mer kritiske enn de faktisk er.

Andre prinsipper

Sikringsvurdering innebærer at gevinst og tap på posisjoner som skal sikre hverandre skal resultatføres i samme periode. Videre skal beste estimat og kongruensprinsippet anvendes ved bruk av norske regnskapsregler. Beste estimat legges til grunn i verddivurderinger, alle endringer i egenkapitalen som ikke er egenkapitaltransaksjoner skal føres i resultatregnskapet, og tolkningen av regnskapsprinsipper skal være konsistent. Det foreligger i tillegg en forutsetning om fortsatt drift når årsregnskapet avlegges (Sættem, 2014).

2.3.2 Viktige momenter i regnskapsloven

Utover de grunnleggende regnskapsprinsippene er det flere forhold ved den norske regnskapsloven som bør fremheves. Dette kapitlet redegjør for en tredeling av regnskapspliktige selskaper.

Tredeling av regnskapspliktige selskap

Regnskapsloven deler selskaper i tre kategorier etter hvor store de er, henholdsvis små, mellomstore og store selskaper. Loven definerer et selskap som små så lenge grensene for to av følgende tre vilkår ikke overstrides på balansedagen:

- Omsetning over 70 millioner kroner
- Balanse over 35 millioner kroner
- Over 50 årsverk gjennom regnskapsåret.

Denne oppgaven har en "cut-off" i datasettet på 100 millioner kroner i omsetning. Altså vil selskapene som denne oppgaven analyserer kun bestå av mellomstore og store selskaper.

Bakgrunnen for å differensiere mellom selskap er urimeligheten med å stille samme krav til regnskapsrapportering for små og store selskaper. Små selskaper har langt mildere krav til rapportering enn store selskaper og trenger kun å forholde seg til norsk grunnleggende

regnskapsskikk for små foretak (NGRSS). Rammeverket innebærer at små selskaper ikke trenger å sette opp kontantstrømmer eller utarbeide konsernregnskap (Tellefsen og Langli, 2005). Majoriteten av norske selskaper benytter seg av NGRSS. Skillet mellom store og mellomstore foretak ligger i krav til noteinformasjon for store foretak.

Virkelig verdi

Regnskapsloven tar utgangspunkt i et transaksjonsbasert historisk-kost-regnskap som ikke tillater vurderinger etter virkelig verdi gjennom transaksjonsprinsippet. Det er likevel åpnet for virkelig-verdi-målinger i enkelte områder av regnskapet gitt at målingene er pålitelige (Bernhoft et al., 2018). Videre avsnitt kommenterer områdene hvor regnskapsreglene åpner for måling etter virkelig-verdi-prinsippet.

Pengeposter i utenlandsk valuta skal etter dagkursprinsippet vurderes til kursen på balansedagen. Verdipapirer som kan måles pålitelig kan rapporteres til virkelig verdi, eksempelvis børsnoterte aksjer. Kravene for omsettelige verdipapirer er strenge, slik at verdipapirer som ikke omsettes på børs vil i begrenset omfang måles til virkelig verdi (Melle, 1998).

Egenkapitaltransaksjoner skal i utgangspunktet gjennomføres etter virkelig verdi fremfor bokført verdi. Det er imidlertid et valg mellom oppkjøpsmetoden med bruk av virkelig verdi og kontinuitetsmetoden med bruk av bokført verdi. Valget av de to metodene skal vurderes ut ifra økonomiske realiteter, det vil si at oppkjøpsmetoden brukes dersom det er endring i eierinteressene etter transaksjonen (Melle, 1998).

Rettvisende bilde

Regnskapet skal gi et rettvisende bilde av den økonomiske situasjonen til selskapet etter regnskapsloven § 3-2a. Bestemmelsen presiserer en overordnet kvalitetssjekk på avleggelsen av årsregnskapet. Dette har vært omdiskutert, da en skulle tro at hvis et selskap følger regnskapsreglene så vil årsregnskapet gi et rettvisende bilde av den økonomiske situasjonen. Sånn sett kan bestemmelsen virke overflødig. Et rettvisende bilde av regnskapet vil innebære en nøytral tilnærming til blant annet verddivurderinger, noe som kan være brudd på forsiktighetsprinsippet.

2.3.3 Internasjonale regnskapsregler i Norge

Bakgrunn

EU har et sterkt fokus på det frie markedet, hvor fri flyt av kapital, varer, tjenester og arbeidskraft står sentralt. Dette er også en av grunnpilarene i fremveksten av IFRS. Formålet med IFRS er at regnskapet skal bidra med beslutningsnyttig informasjon. Et viktig virkemiddel for å oppnå et europeisk marked med like rammevilkår for næringslivet, er harmonisering av regnskapsstandarder, prinsipper og regler på tvers av landegrensler. Fremveksten av IFRS som en felles regnskapsstandard i Europa kan bidra til økt effektivitet i handel av finansielle instrumenter og redusere kapitalkostnader mellom land, samt beskytte kreditorer og fremme konkurransen i markedet (Kristoffersen, 2008).

Det konseptuelle rammeverket

I et balanseorientert rammeverk er hovedfokuset på innregning i balansen og å resultatet blir en residual. I balanseorienteringen fremkommer resultatet indirekte gjennom bevegelser i eiendeler og forpliktelse. Definisjonen av hva som er en eiendel og forpliktelse står sentralt i balanseorienteringen, ettersom vurderingsenheter kan balanseføres om kravene i definisjonene er oppfylt. Dersom kravene til en eiendel eller forpliktelse ikke oppfylles, vil vurderingsenheten føres over resultatet (Bernhoft et al., 2018).

En eiendel defineres som en nåværende økonomisk ressurs kontrollert av foretaket som et resultat av en tidligere hendelse. En økonomisk ressurs er en rettighet som potensielt kan gi økonomiske fordeler (Bernhoft et al., 2018). Posten må i tillegg kunne måles pålitelig.

En forpliktelse defineres som en nåværende forpliktelse for foretaket til å overføre en økonomisk ressurs som et resultat av en tidligere hendelse. En forpliktelse medfører en plikt og et ansvar som foretaket ikke har praktisk mulighet til å komme seg ut av (Bernhoft et al., 2018). Det kan i tillegg ikke være usikkerhet rundt forpliktelsens eksistens, og det må være sannsynlig at økonomiske fordeler tilflyter foretaket.

Det har blitt utviklet kvalitetskrav som må være oppfylt slik at formålet med IFRS oppnås. De viktigste kvalitetskravene er at regnskapet er relevant og gir et rettvise bilde (Bernhoft et al., 2018).

Et relevant regnskap innebærer at brukerne finner informasjon som kan legges til grunn for å ta økonomiske beslutninger. Brukerne kan blant annet være investorer, kreditorer, analytikere, kunder eller leverandører. Et relevant regnskap må også kunne brukes for å evaluere ledelsens prestasjoner og legges til grunn for å predikere selskapets drift fremover i tid (Bernhoft et al., 2018). Dette er spesielt viktig for kreditorene som ønsker å ha kontroll på når selskapet vil betale sine løpende forpliktelser. Relevans innebærer også at vesentlighet står sterkt. Regnskapet ville blitt alt for omfattende dersom alle småposter eller transaksjoner skulle vært inkludert i regnskapet.

Et rettviseende regnskap innebærer fullstendighet, nøytralitet og at det er uten feil. Regnskapet er fullstendig når det ikke er utelatt poster som kunne gi et misvisende bilde av foretakets finansielle stilling (Bernhoft et al., 2018). Nøytralitet innebærer at det ikke er subjektive forhold som kan gi inntrykk av at selskapet har en finansiell stilling som ikke stemmer med virkeligheten. Regnskapet skal til slutt ikke inneholde feil, da dette ikke gir et rettviseende bilde av den finansielle stillingen til selskapet.

Virkelig verdi

IFRS har et stort fokus på måling etter virkelig verdi. Etter IFRS 13 er virkelig verdi definert som den verdien selskapet ville mottatt ved salg av eiendelen eller den verdien man ville betalt ved kjøp i et ordnet marked på transaksjonstidspunktet (IFRS, 2018). Virkelig verdi baserer seg i utgangspunktet på observerbare priser i aktive markeder. Det blir derfor en utfordring å fastsette virkelig verdi på en vurderingsenhet dersom prisene ikke eksisterer i et aktivt marked. Verdivurderinger tar også for seg hva vi tror kommer til å skje i fremtiden. Denne tilnærmingen gjør at verdivurderinger kan bli veldig komplekse med mange parametere å forholde seg til (Kaldestad og Møller, 2016).

Finansielle instrumenter

IFRS 9 regulerer finansielle instrumenter og er et eksempel på regnskapsposter som føres etter virkelig verdi. Standarden definerer finansielle instrumenter som en kontrakt som gir en part en finansiell eiendel og en annen part en finansiell forpliktelse eller et egenkapitalinstrument (Kaldestad og Møller, 2016). I henhold til standarden må selskapet beregne forventet tap før det faktisk oppstår, en metode som er i direkte konflikt med transaksjonsprinsippet i GRS som sier at tap først skal kostnadsføres når det blir realisert.

For å definere en finansiell eiendel, finansiell forpliktelse og egenkapitalinstrumenter må vi se til IAS 31.11. En finansiell eiendel kan være kontanter, kontraktsrett til å motta finansielle eiendeler, bytte av finansielle forpliktelser eller motta kontanter, egenkapitalinstrumenter i et annet foretak eller kontrakter som kan bli gjort opp i egne egenkapitalinstrumenter. En finansiell forpliktelse innebærer en kontraktmessig plikt til å levere en finansiell eiendel eller kontanter, bytte av finansielle forpliktelser eller finansielle eiendeler eller enkelte kontrakter som kan bli gjort opp i egne egenkapitalinstrumenter. Et egenkapitalinstrument er kontrakter som uttrykker et foretaks residualinteresse i eiendeler hos et annet foretak etter at forpliktelser er fratrukket (Kaldestad og Møller, 2016).

2.3.4 Sentrale forskjeller mellom norske regnskapsregler og IFRS

Balanseorienterte IFRS mot resultatorienterte Norge

IFRS har valgt en balansetilnærming til regnskapet som fokuserer på hva eiendeler og gjeld konseptuelt er, og hvordan målingen av postene gjøres ved årsregnskapets slutt (Langli, 2010). Dersom en post tilfredsstillter definisjonen av en eiendel eller forpliktelse vil posten balanseføres, mens øvrige poster som ikke tilfredsstillter definisjonene vil resultatføres. En viktig presisering for balanseføring er at de fremtidige økonomiske fordelene tilknyttet den aktuelle regnskapsposten sannsynligvis vil tilflytte selskapet, og at posten kan måles pålitelig. Det vil også være eiendels- og gjeldsdefinisjonene som bestemmer periodiseringen av inntekter og kostnader ettersom periodens resultat er en residual som viser verdiendringer i eiendelene og balansen sammenlignet med forrige regnskapsår (Bernhoft et al., 2018).

Balanse- og resultatorienteringen er de mest prinsipielle forskjellene mellom standardene. Et viktig punkt i diskusjonen om hva som er mest viktig av de to prinsippene er ikke hva som er riktig eller galt, men hvordan periodens resultat bør beregnes (Bernhoft et al., 2018). Det at IFRS er balanseorientert, impliserer at IASB, ansvarlig organ for utarbeidelsen av IFRS, anser dette som mer beslutningsdyktig informasjon for brukerne enn hva et resultatorientert regnskap gir av informasjon til brukerne.

Det norske regnskapsmiljøet har vært motstandere av å innføre en balanseorientert regnskapsmodell. Hovedargumentet mot denne standarden er usikkerheten knyttet til verddivurderinger av eiendeler og gjeld (Kvifte og Brandsås, 2010). I Norge er børsnoterte selskaper pålagt å benytte IFRS, men det er generelt liten praksis å benytte en

balanseorientert regnskapsføring her i landet. En del av årsaken for dette kan være mangelen på definisjoner av eiendeler og gjeld, noe som i utgangspunktet kan lede til at balanseposter i et norsk regnskap ikke ville eksistert i et IFRS-regnskap, og motsatt. Det er dog et begrenset omfang av slike poster (Langli, 2010). En viktig presisering er at det finnes avvik fra det teoretiske grunnlaget i begge standarder som gjør at forskjellene ikke nødvendigvis er så store som man først kan få inntrykk av gjennom balanse- og resultatorienteringen (Fardal, 2007).

Virkelig verdi mot historisk kost

Balanseføringsorienterte IFRS impliserer at det er naturlig å ta i bruk virkelige verdier. Målingene etter virkelig verdi skal gjøres på en “armlengdes avstand”, det vil si at målingen både skal være objektiv og pålitelig. Dersom regnskapsposten ikke kan måles pålitelig, skal det ikke benyttes virkelig verdi. Det er pålagt å benytte virkelig verdi på enkelte poster, eksempelvis for finansielle instrumenter etter IFRS 9, som kan måles pålitelig gjennom en markeds plass eller andre offentlige, objektive informasjonskanaler. Det er ikke et krav å benytte virkelig verdi på hele regnskapet, ettersom IFRS inneholder relativt få krav om bruk av virkelig verdi etter førstegangsregistrering av eiendeler, men det åpnes i langt større grad for muligheten til å gjøre det (Bernhoft, 2008).

Et argument for virkelig-verdi-tilnærmingen er at det reduserer mulighetene for regnskapsmanipulasjon ettersom verdiene i regnskapet fastsettes av markedspriser og ikke er en subjektiv påstand fra selskapet. På en annen side er dette en vanskelig øvelse når markedsverdier ikke er observerbare og virkelig verdi må estimeres av selskapet. Bernhoft (2008) kritiserte IFRS for dette og argumenterte at IFRS mangler gode systemer for beregning av virkelig verdi når markedspriser ikke eksisterer.

Virkelig verdi er mer beslutningsrelevant når målingene er pålitelige med eksisterende markedspriser, mens historisk kost er fordelaktig knyttet til påliteligheten av informasjonen når markedspriser ikke er observerbare. I Norge er det mest utbredt med den resultatorienterte modellen, da det anses at ulempene med en balanseorientert modell er større enn fordelene.

Det vil ofte være flere urealiserte gevinster som resultatføres etter IFRS enn GRS. En konsekvens av dette er større svingninger i resultat, balansesum og egenkapital med IFRS

enn med GRS. Ved førstegangsinnregning er det nærmest ingen forskjeller, ettersom anskaffelseskostnad under historisk kost tilsvarer virkelig verdi. De store forskjellene blir derimot i påfølgende regnskapsår når verdsettelsen skal gjøres (Langli, 2010).

3 Tidligere Arbeid

Dette kapittelet presenterer flere teorier, modeller og metoder fra tidligere forskning på konkursprediksjon. En gjennomgående trend for tidligere forskning er et tydelig skille mellom regnskapsbaserte og markedsbaserte modeller. Hovedforskjellen på de to modelltypene er hvilke forutsetninger som legges til grunn for å predikere sannsynligheten for konkurs i et selskap.

En markedsbasert modell legger til grunn selskapets markedsverdi ved bruk av eksempelvis aksjekursen for å beregne konkursrisikoen. Dette fordrer blant annet at aksjekursen kan måles pålitelig og resulterer i et krav om at selskapet er børsnotert for at markedsbaserte modeller kan benyttes (Berg, 2007). Kredittratingselskapet Moody's benytter blant annet en markedsbasert modell kalt EDF-modellen (Expected Default Frequency) som bruker markedsverdien av selskapet, tidspunktet selskapets obligasjoner forfaller og hvor sårbart selskapet er for svingninger i markedsforhold til å predikere risikoen for konkurs (Hamilton et al., 2011).

Denne typen prediksjonsmodeller fordrer at selskaper er børsnoterte, noe de aller fleste selskaper i Norge ikke er. Derfor er det naturlig å se til mer regnskapsbaserte prediksjonsmodeller for å predikere konkurs for norske selskaper. Denne masteroppgaven ser utelukkende på norske selskaper, og derfor legges det ikke noe mer vekt på markedsbaserte modeller utover i oppgaven. Dette kan dog være aktuelt hvis en senere masteroppgave vil ta for seg konkursprediksjon av børsnoterte selskaper.

3.1 Beavers univariate modell

Den første forskningen på konkursprediksjon med en regnskapsbasert tilnærming som fikk akademisk fotfeste var av William Beaver, som i 1966 publiserte en studie av 79 selskaper fra ulike sektorer og industrier som hadde gått konkurs i perioden 1954-1964 (Beaver, 1966). De 79 selskapene som gikk konkurs, ble sammenlignet med selskaper som ikke hadde gått konkurs valgt på bakgrunn av selskapsstørrelse og industri. På denne måten ble konkursen og ikke-konkursen noenlunde like.

Beaver tok i bruk 30 nøkkeltall som variabler og sammenlignet selskapene for å se hvilke forholdstall som best kunne predikere om selskapene gikk konkurs eller ikke. Videre i studien ble antall variabler redusert fra 30 til seks.

$$i = \frac{\textit{Kontantstrøm}}{\textit{Gjeld}} \quad (3.1)$$

$$ii = \frac{\textit{Netto kapital}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.2)$$

$$iii = \frac{\textit{Gjeld}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.3)$$

$$iv = \frac{\textit{Arbeidskapital}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.4)$$

$$v = \frac{\textit{Kortsiktige eiendeler}}{\textit{Kortsiktig gjeld}} \quad (3.5)$$

$$vi = \frac{\textit{Likvide eiendeler}}{\textit{Kortsiktig gjeld}} \quad (3.6)$$

Resultatet ble at variabel (i) *Konstantstrøm/Gjeld* var den beste til å predikere konkurs, hvor det kunne predikeres helt opp til fem år i forkant om selskapet ville gå konkurs eller ikke. Beaver fant videre ut at tid var en kritisk variabel, og mange av forholdstallenes signifikansnivå ble kraftig redusert da tidshorizonten økte (Beaver, 1966). Noen år etter Beavers publikasjon kom Edward Altman med kritikk av modellen (Altman, 1968). Altman begrunnet svakheten ved Beavers modell med at det kan oppstå ulike konklusjoner for ulike variabler for samme selskap avhengig av hvordan hver enkelt variabel vektet. Anvendes modellen med de seks variablene, kan en variabel predikere konkurs mens en annen variabel predikerer ikke-konkurs. Konklusjonen til Altman ble at Beavers modell ikke tar hensyn til sammenhengen mellom de ulike variablene for ett og samme selskap, og at modellen som helhet ikke var godt egnet til å predikere konkurs.

3.2 Altmans Z-score

Edward Altman utviklet sin Z-score-modell ved å ta i bruk multivariat diskriminantanalyse (MDA), en statistisk teknikk for å evaluere potensielle investeringer når mange variabler er utsatt for svingninger (Altman, 1968). Ved å ta i bruk MDA vil modellen til Altman vurdere en mengde kjennetegn som er felles for selskapene i studien, i tillegg til interaksjonen mellom disse egenskapene.

Etter å ha anvendt en MDA-metode vil resultatet komme frem på formen:

$$Z = V_1X_1 + V_2X_2 + \dots + V_nX_n \quad (3.7)$$

Hvor

$$V_1, V_2, \dots, V_n = \text{Diskriminante koeffisienter} \quad (3.8)$$

$$X_1, X_2, \dots, X_n = \text{Uavhengige variabler} \quad (3.9)$$

Modellen transformerer individuelle variabler til en Z-score, som videre blir brukt til å klassifisere selskapet ved bruk av en kritisk verdi.

Studien til Altman benyttet 66 selskaper som ble delt inn i to grupper på 33 selskaper. Den ene gruppen var selskaper som hadde gått konkurs, den andre gruppen besto av selskaper som ikke var konkurs. Selskapene i konkurs-gruppen hadde gått konkurs i perioden 1946-1966, mens selskapene med fortsatt drift var aktive i 1966. Altman bygde sin modell på 22 regnskapsbaserte nøkkeltall som var innhentet delvis grunnet popularitet i tidligere studier, noen spesifikt relevante for Altmans studie, samt noen nye variabler som ikke var blitt vurdert tidligere. Altman endte til slutt på fem variabler, som ble valgt ut på bakgrunn av samlet prediksjonsverdi for modellen, ikke signifikansnivå for hvert enkelt, uavhengige variabel.

De fem variablene Altman brukte i sin modell var:

$$X_1 = \frac{\textit{Arbeidskapital}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.10)$$

$$X_2 = \frac{\textit{Tilbakeholdt overskudd}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.11)$$

$$X_3 = \frac{\textit{EBIT}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.12)$$

$$X_4 = \frac{\textit{Markedsverdi EK}}{\textit{Bokført verdi EK}} \quad (3.13)$$

$$X_5 = \frac{\textit{Omsetning}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.14)$$

De fem nøkkeltallene ble videre multiplisert med hver sin koeffisient fra diskriminantanalysen med MDA-metoden, som gir ulik vektning av hvert enkelt nøkkeltall til den endelige Z-scoren (Altman, 1968). I Altmans modell er den kritiske Z-scoren 1,81, altså vil selskapet ha en høy sannsynlighet for å gå konkurs med en Z-score under 1,81. Får selskapet en Z-score mellom 1,81 og 3,0 vil det være moderat risiko for konkurs, mens en Z-score over 3,0 tilsier at selskapet er solid med lav konkurserisiko.

Altmans modell kan utledes på følgende form:

$$Z = 1.2X_1 + 1.2X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + X_5 \quad (3.15)$$

3.3 Altmans ZETA-modell

Altman, Haldeman og Narayan (1977) bygget videre på Altmans opprinnelige modell gjennom å utvikle ZETA-modellen (Altman et al., 1977). Bakgrunnen for arbeidet var forankret i den stadig økende finansielle størrelsen på selskaper som gikk konkurs, en faktor tidligere modeller ikke tok hensyn til. Tidligere modeller konsentrerte seg mye rundt industri, mens denne modellen også kunne bli brukt på retail-selskaper, en

særdeles utsatt bransje for konkurser. ZETA-modellen tok i tillegg med endringer i de finansielle rapporteringsstandardene og godtatte regnskapspraksiser for å gjøre modellen mer mottagelig for data som kommer i fremtiden.

Utvalget besto av 54 konkurser og 58 ikke-konkurser i tidsperioden 1967 – 1975. Modellen inkluderte syv variabler mot Altmans opprinnelige fem. Variablene i ZETA-modellen er:

$$X_1 = \frac{EBIT}{\text{Totalkapital}} \quad (3.16)$$

$$X_2 = \text{Normalisert standardavvik av estimerer på 10-årig trend i } X_1. \quad (3.17)$$

$$X_3 = \frac{EBIT}{\text{Totale rentekostnader}} \quad (3.18)$$

$$X_4 = \frac{\text{Tilbakeholdt overskudd}}{\text{Totalkapital}} \quad (3.19)$$

$$X_5 = \frac{\text{Omløpsmidler} + \text{Ubenyttet kassekreditt}}{\text{Kortsiktig gjeld}} \quad (3.20)$$

$$X_6 = \frac{EK}{\text{Totalkapital}} \quad (3.21)$$

$$X_7 = \text{Størrelse målt i totalkapital} \quad (3.22)$$

Altman, Haldeman og Narayan (1977) konkluderte med at ZETA-modellen var en signifikant forbedring sammenlignet med den tidligere Altman-modellen (1968). Modellens klassifiseringsnøyaktighet mellom konkurser og ikke-konkurser avtar over tid. ZETA-modellen traff på 96% av tilfellene ett rapporteringsår før konkurs, men reduserte treffsikkerheten til 70% fem rapporteringsår før konkursen inntraff (Altman et al., 1977).

3.4 Ohlsons O-score

James Ohlson (1980) publiserte en modell hvor han brukte logistisk regresjon for å predikere konkurser. Ohlson argumenterte at MDA-metoden fra Altmans modell hadde flere svakheter. Først og fremst mente Ohlson at diskriminantscoren ikke hadde noen intuitiv tolkning for om et selskap går konkurs eller ikke. Videre mente Ohlson at matchingen av konkurser og ikke-konkurser i Altmans modell ikke var hensiktsmessig gjennomført. Til slutt mente Ohlson at Altmans modell ikke tilfredstilte de statistiske kravene for variablene som benyttes i modellen (Ohlson, 1980).

Metoden til Ohlson besto av å bruke betinget logistisk regresjon med “maximum likelihood” som estimator for å predikere konkurser. Logistisk regresjon benyttes for å analysere datasett hvor en eller flere forklaringsvariabler avgjør utfallet. Dette innebærer en binær variabel som kun har to mulige utfall, suksess (1) eller fiasko (2). Ved å bruke logistisk regresjon er målet å finne den modellen som best forklarer sammenhengen mellom den binære variabelen og de uavhengige forklaringsvariablene.

Logistisk regresjon definerer sannsynligheten for konkurs som:

$$P(\text{Konkurs}) = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (3.23)$$

Der

$$y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (3.24)$$

Logistisk regresjon med “maximum likelihood” kategoriseres som en generalisert lineær modell (GLM). Ohlson argumenterte for at GLM var en bedre metode enn MDA på bakgrunn av at Z-scoren fra MDA-metoden til Altman i seg selv har liten intuitiv tolkning (Ohlson, 1980).

Ohlson bygget sin studie på et utvalg med 105 konkurser og 2.058 ikke-konkurser som ble kjørt i en modell med følgende ni variabler:

$$X_1 = \textit{Størrelse på selskapet} \quad (3.25)$$

$$X_2 = \frac{\textit{Total gjeld}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.26)$$

$$X_3 = \frac{\textit{Arbeidskapital}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.27)$$

$$X_4 = \frac{\textit{Kortsiktig gjeld}}{\textit{Kortsiktige eiendeler}} \quad (3.28)$$

$$X_5 = \frac{\textit{Resultat}}{\textit{Totalkapital}} \quad (3.29)$$

$$X_6 = \frac{\textit{Driftsresultat}}{\textit{Total gjeld}} \quad (3.30)$$

$$X_7 = \textit{Dummy}=1 \textit{ hvis selskapet har negativt resultat de siste to årene, ellers } 0 \quad (3.31)$$

$$X_8 = \textit{Dummy}=1 \textit{ hvis total gjeld } > \textit{totalkapital}, \textit{ ellers } 0 \quad (3.32)$$

$$X_9 = \frac{\textit{Endring i resultat}}{|\textit{Resultat}_t| + |\textit{Resultat}_{t-1}|} \quad (3.33)$$

En stor forskjell mellom Ohlson og Altman sine utvalg var andelen konkurser/ikke-konkurser. Altman matchet like mange konkurser med ikke-konkurser, mens Ohlson hadde et langt mer representativt forhold til antall konkurser/ikke-konkurser sammenlignet med virkeligheten.

Ohlson gjorde flere signifikante funn, deriblant at analysen var sensitiv til når den finansielle dataen ble tilgjengelig for allmennheten. Ohlson begrunnet dette med at selskaper med finansielle problemer blant annet har høyere risiko for unøyaktigheter i regnskapsføringen. For å ta høyde for dette problemet brukte Ohlson data som var tilgjengelig før konkursen.

3.5 Zmijewskis kritikk

Altman og Ohlson er to av de mest anerkjente modellene for konkursprediksjon, men begge har høstet kritikk for hvordan de har satt sammen utvalget av selskaper. Mark Zmijewski (1984) kritiserte Altman (1968) for å ikke ta høyde for et mer virkelighetsnært forhold mellom konkurser og ikke-konkurser. Zmijewski kritiserte også Ohlson for å ikke å ha “random sampling” i sitt utvalg ettersom ikke-konkursene ble valgt på bakgrunn av lignende egenskaper som konkursene. Dersom selskapene ikke er et representativt, uavhengig utvalg kan det bli vanskelig å trekke gode konklusjoner om populasjonen som helhet, da resultatene kan skjevfordeles ut ifra populasjonen (Zmijewski, 1984). Zmijewski gjennomførte også en konkursprediksjon, men hovedargumentene studien er anerkjent for er kritikken mot Altman og Ohlson.

3.6 Shumways hazard-modell

Shumway (2001) brukte hazard-modeller som en ny metode for konkursprediksjon. Modellen benytter all tilgjengelig informasjon som strekker seg over flere år og analyserer observasjonene samtidig, i motsetning til Altmans Z-score eller Ohlsons logit-modell, som kun benytter ett og ett år som observasjoner. Shumway argumenterte for valget av hazard-modeller med at finansielle nøkkeltall kan endre seg betraktelig fra år til år, noe som resulterer i unøyaktige konkursprediksjoner ved bruk av statiske modeller (Shumway, 2001).

For sin studie benyttet Shumway 300 konkurser. Variablene var en kombinasjon av de Altman (1968) og Zmijewski (1984) benyttet i sine analyser, med tillegg av hans egne ikke-regnskapsbaserte variabler, inkludert markedsbaserte variabler.

Hazard-metoden ble benyttet på både Altman (1968) og Zmijewski (1984), og resultatet viste en høyere nøyaktighet for klassifisering av selskaper enn hva Altmans og Zmijewskis modeller opprinnelig ga. Shumway viste at rundt halvparten av de regnskapsbaserte nøkkeltallene som ble brukt i tidligere studier som Altman (1968), Altman et. al. (1977), Ohlson (1980) og Zmijewski (1984) ikke er statistisk signifikante. Han hevdet at det derfor måtte være flere ikke-regnskapsbaserte variabler som kan forbedre konkursprediksjonsmodeller (Shumway, 2001).

3.7 Hillegeists BSM-modell

Hillegeist et al. (2004) utviklet en konkursprediksjonsmodell på bakgrunn av Black-Scholes-Mertons opsjonsprisindeksmodell (BSM-modellen) for å predikere konkursrisiko. Studien tok utgangspunkt i studiene til Altman (1968) og Ohlson (1980), men brukte et utvalg på 78.100 selskaper, hvorav 756 var konkurser. Dette var et langt større og mer representativt utvalg enn det Altman og Ohlson benyttet. Hillegeist (2004) brukte også et langt større utvalg enn Shumway (2001).

Modellen var nærmest utelukkende basert på markedsbaserte variabler. Bakgrunnen for dette var kritikken av regnskapsbaserte modeller, som ikke tar høyde for volatilitet i eiendelene til selskaper målt til markedspriser. Volatilitet er en kritisk variabel i konkursprediksjon, da det fanger opp sannsynligheten for at verdien av selskapets eiendeler vil falle til et nivå hvor selskapet ikke vil være i stand til å betale sine finansielle forpliktelser etter hvert som de forfaller (Hillegeist et al, 2004).

Et annet viktig poeng med BSM-modellen, og bruken av denne i konkursprediksjon, er at selskapets egenkapital kan anses som en "call-opsjon" på verdien av selskapets eiendeler (Cheung, 1991). Når verdien av selskapets eiendeler faller under pålydende av selskapets forpliktelser, vil opsjonen ikke benyttes, og selskapet vil stå overfor konkursbehandling med sine kreditorer.

BSM-modellen ble testet og vurdert opp mot Altmans og Ohlsons opprinnelige prediksjonsmodeller. Konklusjonen var at den markedsbaserte modellen var signifikant bedre enn de to regnskapsbaserte modellene (Hillegeist et al, 2004).

3.8 SEBRA-modellen

SEBRA-modellen er utviklet av Bernhardsen og Larsen i 2001 på bakgrunn av Norges Banks SEBRA-database, som inneholder årsregnskap for norske selskaper fra og med 1981. Hovedformålet med modellen er å følge utviklingen i kredittrisikoen i foretakssektoren på et aggregert nivå, men modellen fungerer også for å predikere sannsynligheten for individuelle konkurser.

Modellen benyttes av Norges Bank for å predikere konkurser ved hjelp av regnskapsbaserte

variabler (Eklund et al., 2001). Modellen ble senere revidert og omgjort til to modeller; SEBRA-basis og SEBRA-utviklet (Bernhardsen og Larsen, 2007). Modellene var henholdsvis en simplifisering og en forbedring av den opprinnelige modellen fra 2001. De to nye modellene ble testet mot den gamle, og resultatet var blant annet en marginalt lavere treffsikkerhet for SEBRA-basis enn den opprinnelige modellen, samt en forbedret hovedmodell. I 2016 ble det også utarbeidet en versjon av SEBRA-modellen som inkluderer kredittrater og bransjespesifikke, makroøkonomiske faktorer (Hjelseth og Raknerud, 2016).

SEBRA-modellen er utviklet som en logistisk regresjon. Modellen gir individuelle konkurssannsynlighets-estimer for hvert enkelt selskap, slik at hvert individuelle estimat kan knyttes direkte til selskapets gjeld og predikere hvert enkelt selskaps gjeldsrisiko (Eklund et al., 2001). Metoden som ligger til grunn for SEBRA-modellen kalles GAM og er en utvidelse av GLM-metoden blant annet brukt i Ohlsons modell.

Tabell 3.1: Variabler som inngår i SEBRA-modellen.

<i>Variabeldefinisjon</i>	<i>Variabeltype</i>	<i>Varierer over</i>
<i>Ordinært resultat før av- og nedskrivninger i prosent av total gjeld</i>	<i>Nøkkeltall</i>	<i>Foretak/år</i>
	<i>Gjennomsnitt</i>	<i>Bransje/år</i>
	<i>Standardavvik</i>	<i>Bransje/år</i>
	<i>Korrelasjon med Norgesporteføljen</i>	<i>Bransje</i>
<i>Egenkapital i prosent av total kapital</i>	<i>Nøkkeltall</i>	<i>Foretak/år</i>
	<i>Gjennomsnitt</i>	<i>Bransje/år</i>
<i>Innskutt egenkapital mindre enn bokført egenkapital</i>	<i>Indikator</i>	<i>Foretak/år</i>
<i>Likvider minus kortsiktig gjeld i prosent av omsetning</i>	<i>Nøkkeltall</i>	<i>Foretak/år</i>
<i>Alder (år) = 1, 2, 3, ..., 8</i>	<i>Indikatorer</i>	<i>Foretak/år</i>
<i>Sum eiendeler i faste kroner</i>	<i>Nøkkeltall</i>	<i>Foretak/år</i>
<i>Leverandørgjeld i prosent av total kapital</i>	<i>Nøkkeltall</i>	<i>Foretak/år</i>
<i>Skyldige offentlige avgifter i prosent av total kapital</i>	<i>Nøkkeltall</i>	<i>Foretak/år</i>

Basismodellen anvender variablene i mørkere tone, mens den utvidete SEBRA-modellen tar i bruk alle variablene i tabellen.

Variablene som benyttes i SEBRA-modellen er nøkkeltall for dummyvariabler fra inntjening, soliditet, alder, størrelse og likviditet. Modellen tar også med standardavviket for inntjening i bransjen, samt gjennomsnittlig inntjening og soliditet i bransjen for hvert selskap (Eklund et al., 2001).

3.9 Charitous nevrale nettverk

Charitou et al. (2004) benyttet en metode med nevralt nettverk for å predikere konkurser i Storbritannia. Nevralt nettverk er en datastruktur med tilhørende algoritmer som er inspirert av måten nervecellene i en hjerne er organisert på. Datastrukturene er egnet til å identifisere sammenhenger hvor det er vanskelig å formulere klare matematiske sammenhenger (Dvergdsal, 2019). Charitou brukte nevralt nettverk i analysen for konkursprediksjon av britiske selskaper i perioden 1988-1997 og konkluderte med at analysen med nevrale nettverk ga minst like gode resultater som de mer tradisjonelle konkursprediksjonsmodellene (Charitou et al., 2004).

3.10 Tidligere masterutredninger

Det har vært flere interessante studier på konkursprediksjon fra tidligere masteroppgaver. Hovedpoengene med å presentere noen av disse studiene er både å fremme problemstillingene og resultatene ulike studier har kommet frem til, og samtidig forankre hvordan denne oppgaven skiller seg fra tidligere arbeid.

Pelja og Stemland (2017) skrev en oppgave som omhandlet en studie av Altmans Z-score ved å ta i bruk alternative variabler til det Altman opprinnelig benyttet for å forbedre prediksjonsmodellen. Variablene brukt i studien var eksempelvis:

$$\frac{EBITDA-Net\ investments\ in\ operations}{Interest\ and\ instalments} \quad (3.34)$$

istedenfor Altmans:

$$\frac{Current\ assets}{Current\ liabilities} \quad (3.35)$$

Pelja og Stemland (2017) mente det foreligger en begrensning i konkursprediksjon på bakgrunn av argumentene for hvilke nøkkeltall som blir valgt, og utforsket derfor alternative variabler til det Altman tidligere brukte.

Studien innebar videre å utvikle en alternativ modell til Z-modellen ved å ta i bruk den samme statistiske metoden multivariat diskriminant analyse. Pelja og Stemland (2017) benyttet et utvalg på 158 selskaper hvor 79 var konkurser og 79 var ikke-konkurser.

Selskapene som ble brukt i studien, var operasjonelle i perioden 2009–2016.

Resultatene fra studien viste at majoriteten av de alternative variablene som ble brukt forbedret Z-modellen. Oppgaven trekker frem tre alternative modeller som er bygget opp med to av Altmans opprinnelige variabler og to alternative variabler. Resultatene fra disse tre modellene ga signifikant bedre resultater enn den opprinnelige Z-modellen til Altman. Studien konkluderer blant annet med at den alternative variabelen

$$\frac{\textit{Financial assets}}{\textit{Total assets}} \quad (3.36)$$

var en spesielt god indikator for konkursprediksjon, mens

$$\frac{\textit{Working capital}}{\textit{Total assets}} \quad (3.37)$$

viste seg å være en spesielt dårlig variabel (Pelja og Stemland, 2017).

Sævig og Vonen (2017) skrev en oppgave hvor de benyttet termindata fra Skatteetaten til å forbedre eksisterende regnskapsbaserte konkursprediksjonsmodeller (Sævig og Vonen, 2017). Termindata fra Skatteetaten inneholdt informasjon om blant annet selskapets merverdiavgift, forskuddstrekk, arbeidsgiveravgift og restskatt. Studien brukte en referansemodell som i stor grad var inspirert av Norges Banks SEBRA-modell, og testet to modeller med termindata mot referansemodellen. Alle modellene ble estimert med en ikke-parametrisk logistisk metode på norske aksjeselskaper i perioden 2008–2017 (Sævig og Vonen, 2017).

Opgaven konkluderte med at informasjonen i termindata signifikant forbedret prediksjonsevnen til eksisterende, regnskapsbaserte konkursprediksjonsmodeller (Sævig og Vonen, 2017).

Udnesseter og Walthisen (2012) gjennomførte en studie rundt konkursprediksjonsmodellenes stabilitet før og under finanskrisen i 2008 (Udnesseter og Walthisen (2012)). Oppgaven ønsket å avdekke om nye forklaringsvariabler kan påvirke prediksjonsmodellenes utfall. Et utvalg på cirka 60.000 selskaper i perioden 1999–2007 ble brukt.

Opgaven tok utgangspunkt i de mest sentrale modellene innenfor konkursprediksjonslitteraturen, for deretter å utforme to konkursprediksjonsmodeller

bestående av både finansielle og ikke-finansielle nøkkeltall. Analysene viste at modellene endres i resesjon, hovedsakelig gjennom endringer i koeffisientenes styrke, men også endringer i variablenes signifikansnivå ble registrert. Konklusjonen for studiet ble at de tradisjonelle konkursprediksjonsmodellenes signifikans ble bekreftet også under finanskrisen (Udnesseter og Walthinsen, 2012).

Joakim og Skjæret (2017) gjennomførte en studie hvor eierskapskonsentrasjon påvirket gjenvinningsraten for 112 misligholdte høyrenteobligasjoner utstedt av norske selskaper (Joakim og Skjæret, 2017). Studien finner bevis som foreslår at selskaper med høy konsentrasjon av eierskap på et fåtall eiere vil ha en negativ effekt på gjenvinningsraten for sikrede obligasjoner. Denne effekten er ikke signifikant for usikre obligasjoner.

Indikasjonene på at eierstrukturer med få eiere gir lavere gjenvinningsrate for sikrede obligasjoner kan trekkes inn mot konkursprediksjon. Dette vil derfor være en variabel vi ønsker å undersøke signifikansnivået til i forbindelse med konkursprediksjon.

Næss et. al (2017) gjorde en studie på maskinlæringsteknikker og tradisjonelle statistiske metoder for konkursprediksjon på norske selskaper. Oppgaven benyttet SEBRA-modellen, Altmans Z-score-modell og en egenutviklet modell. De tradisjonelle metodene var representert ved generell additiv modell, generell lineær modell og diskriminantanalyse, mens nyere maskinlæringsteknikker var representert med støttevektormaskiner, nevralt nettverk, k-nærmeste naboer og klassifiseringstrær. Studien benyttet et utvalg på 470.000 aksje- og allmennaksjeselskaper i Norge.

Oppgaven konkluderte med at det var mulig å implementere en modell som er bedre enn SEBRA-modellen ved å benytte et nytt og egenutviklet variabelsett. Videre konkluderte oppgaven med at modeller estimert ved GAM oppnår best prediksjonsevne, men at maskinlæringsteknikker ikke er signifikant dårligere (Næss et al., 2017).

4 Metode

Formålet med å bygge en konkursprediksjonsmodell er muligheten til å forutse konkurs i fremtiden (Kumar og Ravi, 2007). Vi har kun tilgang på historiske data, og en konsekvens av dette er at utvalget deles i et treningssett og et testsett. Videre bygges en modell ved hjelp av treningssettet som testes på dataen i testsettet som modellen ikke har vært eksponert for tidligere. Derfor er dette kapittelet delt opp i en estimeringsdel og en del som ser nærmere på validering. Det finnes mange former for regresjonsanalyser, og i dette delkapittelet vil vi redegjøre for de mest relevante for konkursprediksjon.

4.1 Valg av studie

Innen konkursprediksjon er det i hovedsak to fremgangsmåter. Man kan enten bruke case-studier til å forstå hva som har gått galt for selskaper som har gått konkurs. Dette har vært tema for flere masteroppgaver tidligere. Problemet med case-studier er at de på grunn av behovet for dybde i analysen ofte bare omhandler et knippe selskaper innenfor en bestemt sektor. De er derfor veldig spesialiserte.

Formålet med denne oppgaven er å forstå om det finnes generelle faktorer som påvirker konkurssannsynlighet for selskaper som allerede gjør det dårlig. Derfor er en empirisk studie mer hensiktsmessig. Ved å ta i bruk denne formen for analyse kan vi på en mer generisk måte behandle et bredt spekter av selskaper og dermed isolere eventuelle generelle faktorer som påvirker et selskaps konkurssannsynlighet. Derfor vil denne oppgaven ta i bruk regresjon til å analysere data på mange selskaper på tvers av sektorer.

4.2 Estimering

Regresjonsanalyse er statistiske analysemetoder som beskriver sammenhengen mellom en eller flere uavhengige variabler og en avhengig variabel (Braut, 2018).

4.2.1 Lineær regresjon

En lineær regresjon er den enkleste formen for regresjonsmodell, og estimerer den lineære sammenhengen mellom en avhengig og en uavhengig variabel. Regresjonen estimerer hvordan en endring i størrelse for en uavhengig variabel påvirker endringen i størrelse for den avhengige variabelen. Modellen prøver å tilpasse en rett linje til observasjonene slik at det blir minst mulig avstand mellom observasjonene og den estimerte linjen. For å gjøre dette benytter modellen minste kvadraters metode og velger linjen som gjør at kvadratsummen av avstanden mellom linjen og observasjonene blir minst mulig. (Seber og Lee, 2012).

Resultatet av denne analysen er på formelen:

$$Y = \alpha X + \beta \quad (4.1)$$

Siden denne oppgaven skal undersøke sammenhengen mellom den binære variabelen konkurs/ikke-konkurs og et sett med uavhengige variabler, vil ikke tilpasningen til en slik modell kunne gi et korrekt bilde av sammenhengene denne analysen er ment å illustrere. Se figur (5.1)

4.2.2 Parametrisk logistisk regresjon

En parametrisk logistisk regresjonsmodell (logit) estimerer ikke en lineær sammenheng mellom den avhengige og de uavhengige variablene. Istedenfor estimerer logit-modellen sammenhengen mellom en binær kategorisk avhengig variabel og de uavhengige variablene. Logit-modellen kan beskrives som en estimering av hvordan en endring i en uavhengig variabel påvirker sannsynligheten for at man ender opp i en av de to binære kategoriene. I denne oppgaven vil den avhengige, binære variabelen representere konkurs eller ikke-konkurs, og det kan undersøkes hvordan en endring i en av forklaringsvariablene

påvirker konkurssannsynligheten. Denne regresjonsmodellen vil dermed gi et uttrykk for konkurssannsynligheten til et selskap (Sperandei, 2014).

Parametrisk logistisk regresjon kan uttrykkes ved følgende formel:

$$P(\text{Konkurs} = 1 | X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n)}} \quad (4.2)$$

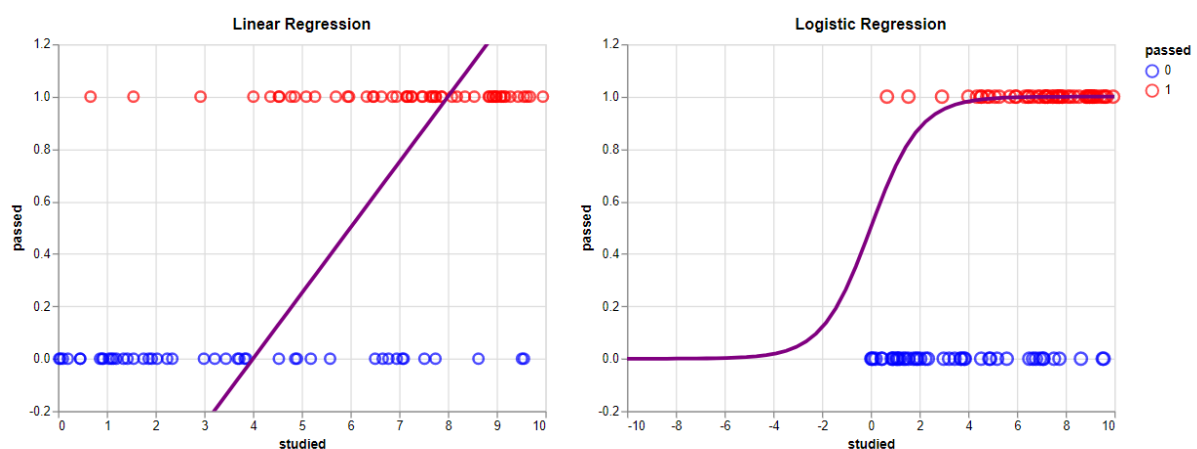
Her er X_i de uavhengige variablene, og β_i er koeffisientene som viser den logaritmiske sammenhengen mellom variablene og sannsynligheten for konkurs. Denne formelen kan transponeres og skrives på formen:

$$\log \frac{\mu}{1 - \mu} = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n \quad (4.3)$$

Her er sammenhengen at μ representerer $P(\text{Konkurs} = 1 | X_1, \dots, X_n)$

Fordelen ved logistisk regresjon fremfor lineær regresjon er i dette tilfellet at resultatet alltid vil bli en sannsynlighet mellom 0 og 1. Tilpasningen vil dermed alltid være innenfor mulighetsområdet 0 til 1, som representerer konkurssannsynlighet 0 til 100%. Dette gir en bedre tilpasning enn ved lineær regresjon hvor resultater utenfor intervallet 0 til 1 kan forekomme, eksempelvis at ved gjeld tre ganger større enn egenkapitalen vil det være 150% sannsynlighet for konkurs. Dette er illustrert i figur (5.1)

Figur 4.1: Eksempel på hvordan logistisk regresjon bedre illustrerer sammenhengen når den uavhengige variabelen er binær



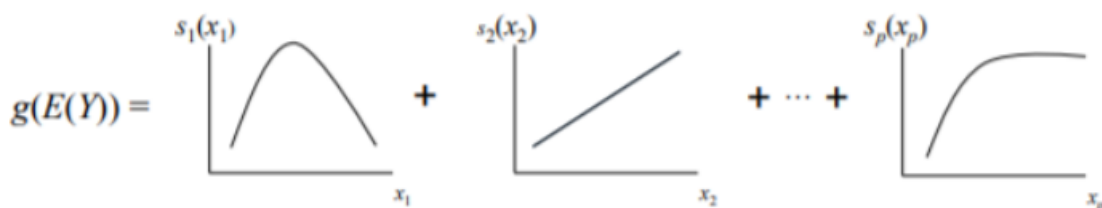
Logit-modeller tar vanligvis i bruk “Maximum Likelihood Estimation” (MLE) for å beregne koeffisientene som gir den beste tilpasningen for modellen. Estimeringsprosessen innebærer at modellen først prøver en tentativ løsning og deretter prøver nye løsninger for å se om den kan fremskaffe en bedre tilpasning. Når modellen til slutt finner en løsning den ikke klarer å forbedre, tilsier dette at modellen har konvertert mot beste løsning (Menard, 2002).

En parametrisk modell innebærer at modellen ser etter konstanter som bestemmer vekten av de forskjellige forklaringsvariablene i den optimale løsningen. Det foreligger en antagelse om en parametrisk sammenheng mellom de avhengige og den uavhengige variabelen. Nærmere bestemt betyr dette at modellen antar et lineært forhold mellom forklaringsvariablene og $\log(\frac{\mu}{1-\mu})$. Forklaringsvariablene må enten være positivt korrelert med den uavhengige variabelen for alle intervaller av forklaringsvariabelen, eller negativt korrelert for alle intervaller. Dersom dette ikke nødvendigvis er tilfelle, vil en ikke-parametrisk logistisk regresjonsmodell fungere bedre.

4.2.3 Ikke-parametrisk logistisk regresjon

I en ikke-parametrisk logistisk regresjonsmodell (GAM) definerer ikke modellen konkurssannsynligheten som en koeffisient multiplisert med den enkelte forklaringsvariabelen, men heller som en funksjon av den enkelte forklaringsvariabel. Modellen finner den optimale måten å uttrykke koeffisientene på som gir den beste tilpasningen til utvalget. På denne måten trenger man ikke å legge til grunn en forutsetning om parametrisk sammenheng mellom den avhengige og de uavhengige variablene (Larsen, 2015).

Figur 4.2: Eksempel på hvordan GAM er mer fleksibel enn parametrisk regresjon



Dette gjør at modellen ikke tvinger frem en sammenheng som ikke nødvendigvis stemmer med det underliggende (Berg, 2007). Modellen estimerer en funksjon for hver forklaringsvariabel som uttrykker sammenhengen mellom forklaringsvariabelen og den uavhengige variabelen. En GAM-regresjon bygger en modell på følgende form:

$$P(\text{Konkurs} = 1 | X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 f_1(X_1) + \dots + \beta_n f_n(X_n))}} \quad (4.4)$$

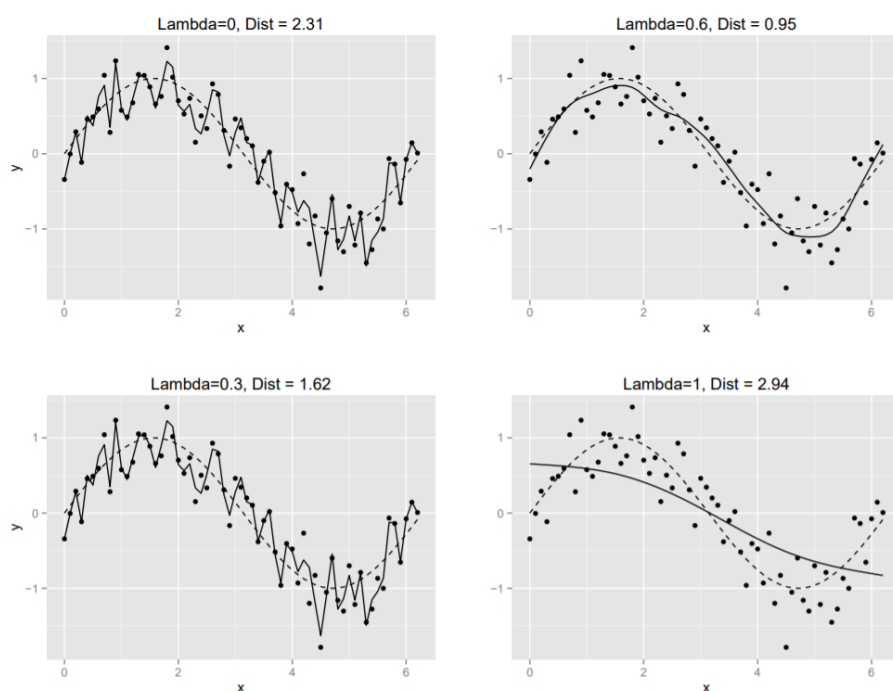
Her er $f(X_i)$ funksjonsuttrykkene modellen estimerer for sammenhengen mellom forklaringsvariablene X_i og den uavhengige variabelen. Denne modellen kan også transponeres og skrives på formen:

$$\log \frac{\mu}{1 - \mu} = \alpha + \beta_1 f_1(X_1) + \dots + \beta_n f_n(X_n) \quad (4.5)$$

Her er sammenhengen at μ representerer $P(\text{Konkurs} = 1 | X_1, \dots, X_n)$

Et problem med GAM er at hvis funksjonene til de uavhengige variablene blir mer kompliserte, vil de også gi en bedre tilpasning til dataene. Derfor er GAM utsatt for “overfitting”, som betyr at modellen blir for kompleks og fanger opp støy i datasettet istedenfor de underliggende sammenhengene.

For å korrigere for dette bruker modellen en prosess kalt glatting. GAM bruker en modifisert "Maximum Likelihood Estimationsom inneholder et element som straffer kompleksitet i funksjonen $f_i(x_i)$. Straffen innebærer at kompleksiteten i funksjonene reduseres, og tilsvarende reduseres “wiggilinessen” i modellen. Selve kjernen i GAM er å balansere “badness of fit” mot “wiggiliness”. (Larsen, 2015). Figuren 4.3 nedenfor eksemplifiserer hvordan valg av glattingsparameter påvirker modelltilpasningen.

Figur 4.3: Eksempler på hvordan valg av glattingsparameter påvirker modelltilpasningen

For å finne funksjonene $f(X_i)$ bruker man “penalized regression splines”, som er en algoritme som definerer $f(X_i)$ slik at de minimerer funksjonen (Larsen, 2015).

$$\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \int (f''(u))^2 du \quad (4.6)$$

Det første leddet er summen av avstanden mellom den faktiske observasjonen y_i og funksjonens beregnede verdi $f(X_i)$ for alle observasjoner. Denne delen premierer “goodness of fit” og søker å finne et funksjonsuttrykk som passer best mulig til observasjonene uavhengig av hvor komplisert funksjonen er. Målet er at dette leddet skal være minst mulig, implisitt at avstanden mellom faktisk observasjon og funksjonens beregnede verdi er minst mulig for alle observasjoner.

Det andre leddet er en vektingsparameter, lambda, multiplisert med integralet av den dobbelderiverte av funksjonsuttrykket opphøyd i andre. Dette leddet kan tolkes som et uttrykk for hvor mye funksjonen endrer seg, eller hvor kompleks den er. Siden dette leddet adderes vil det dermed fungere som en straff for “wiggiliness” i minimeringsproblemet. Lambda, også kalt glattingsparameteren, representerer dermed hvor mye man skal straffe “wiggiliness”.

Vanligvis bruker man en glattingsparameter på 0.6 for de fleste GAM-modeller, da dette er enkelt å forholde seg til og passer godt inn i de fleste modeller. Dersom man ønsker å optimalisere glattingsparameteren for en bestemt logistisk GAM-modell, kan man bruke en metode som kalles “Generalized cross validation criteria (GCV)” (Larsen, 2015).

For GCV-tilnærmingen i en logistisk modell kan vi regne ut glattingsparameteren på følgende formel:

$$\frac{nD}{(n - DoF)^2} \quad (4.7)$$

Ved å velge den glattingsparameteren, λ , som minimerer denne funksjonen for alle forklaringsvariablene, får vi en glattingsparameter som veier gjennomsnittlig feil i modellen mot effektive frihetsgrader. Glattingsparameteren representerer som sådan en avveining mellom “badness of fit” og “wiggiliness” når den minimeres.

Det at denne modellen tar i bruk funksjoner til å forklare sammenhengen mellom den avhengige og de uavhengige variablene, gjør den mer fleksibel og robust, men dette går på bekostning av hvor enkelt resultatet er å tolke og hvor anvendelig det er. Resultatet av en parametrisk regresjon vil alltid være en, eller flere, koeffisienter multiplisert med tilhørende forklaringsvariabel for å gi en estimert verdi av den avhengige variabelen. GAM returnerer derimot den avhengige variabelen som en funksjon av den uavhengige. En svakhet ved GAM er at den avhengige variabelen kan stige i noen intervaller og falle i andre intervaller av den uavhengige variabelen. Derfor må resultatet fra en GAM-analyse tolkes med mange forbehold. (Larsen, 2015).

4.3 Validering

Når konkurransprediksjonsmodellen skal valideres bør det brukes et utvalg som ikke var en del av det opprinnelige utvalget som ble brukt til å bygge modellen. På denne måten sikrer vi at modellen faktisk fanger opp den underliggende sammenhengen mellom den avhengige og de uavhengige variablene. Derfor ble utvalget som diskuteres i kapittel 6 delt opp i et treningssett og et testsett før prediksjonsmodellen ble utviklet. Testsettet vil derfor være nytt for modellen og kan gi et innblikk i prediksjonsevnen. (Stein, 2002).

4.3.1 Out-of-sample

Valget for hvordan utvalget deles opp i trenings- og testsett kan gjøres på ulike måter. Det mest vanlige er å plukke en tilfeldig andel observasjoner av utvalget, benytte et testsett som er "out-of-time", benytte et testsett som er "out-of-sample", eller bruke et testsett som innebærer begge de to sistnevnte variantene.

Tilfeldig utvalg betyr at det plukkes et forhåndsbestemt antall observasjoner tilfeldig ut av datasettet uten tilbakelegging. Dette utvalget brukes videre som testsett. Observasjonene plukket ut til testsettet blir fjernet fra treningssettet slik at de ikke påvirker tilpassingen av modellen. Det antas at det ikke er noen effekter som endres over tid eller på tvers av selskaper, og at disse dermed er tilfeldig fordelt.

En annen mulighet er å velge et testsett som er "out-of-time". Testsettet består da av alle observasjoner etter et gitt tidspunkt. På denne måten kan tidsspesifikke endringer i de underliggende effektene fanges opp. Det antas da at effektene som påvirker den uavhengige variabelen er konstante på tvers av populasjonen.

Velges et testsett med metoden "out-of-sample", baseres det på forskjellige populasjoner i datasettet. I dette tilfellet innebærer det å velge noen selskaper til treningssettet uten tilbakelegging, og dermed at man bruker de resterende som testsett. Her tar man ikke hensyn til tidsdimensjonen, og dette valget av valideringssett forutsetter at effektene som påvirker konkurssannsynlighet er konstante over tid, men ikke nødvendigvis på tvers av selskaper og sektorer.

En kombinasjon av "out-of-time" og "out-of-sample" kan også benyttes. Her kombinerer man de to fremgangsmåtene og velger et testsett som består av selskaper som ikke er en del av treningssettet, og ser kun på de observasjonene som finner sted etter testsettet. Det antas at effektene ikke er konstant verken over tid eller populasjon (Stein, 2002).

4.3.2 Valideringsmetode

Konkursprediksjonsmodellen angir en statistisk konkurssannsynlighet for et selskap basert på verdiene forklaringsvariablene innehar. For at modellen skal kunne klassifisere selskaper som konkurs eller ikke-konkurs, må det angis en sannsynlighetsgrense for klassifiseringen. Det er en avveining for alle prediksjonsmodeller om den anser falske positive eller

falske negative utfall som viktigst å unngå. Følgende tabell viser utfallsrommet ved konkursprediksjon.

Tabell 4.1: Oversikt over mulige utfall i en konkursprediksjon

		<i>Predikert tilstand</i>	
		<i>Konkurs</i>	<i>Ikke konkurs</i>
<i>Faktisk tilstand</i>	<i>Konkurs</i>	<i>Ekte positiv</i>	<i>Falsk negativ</i>
	<i>Ikke Konkurs</i>	<i>Falsk positiv</i>	<i>Ekte negativ</i>

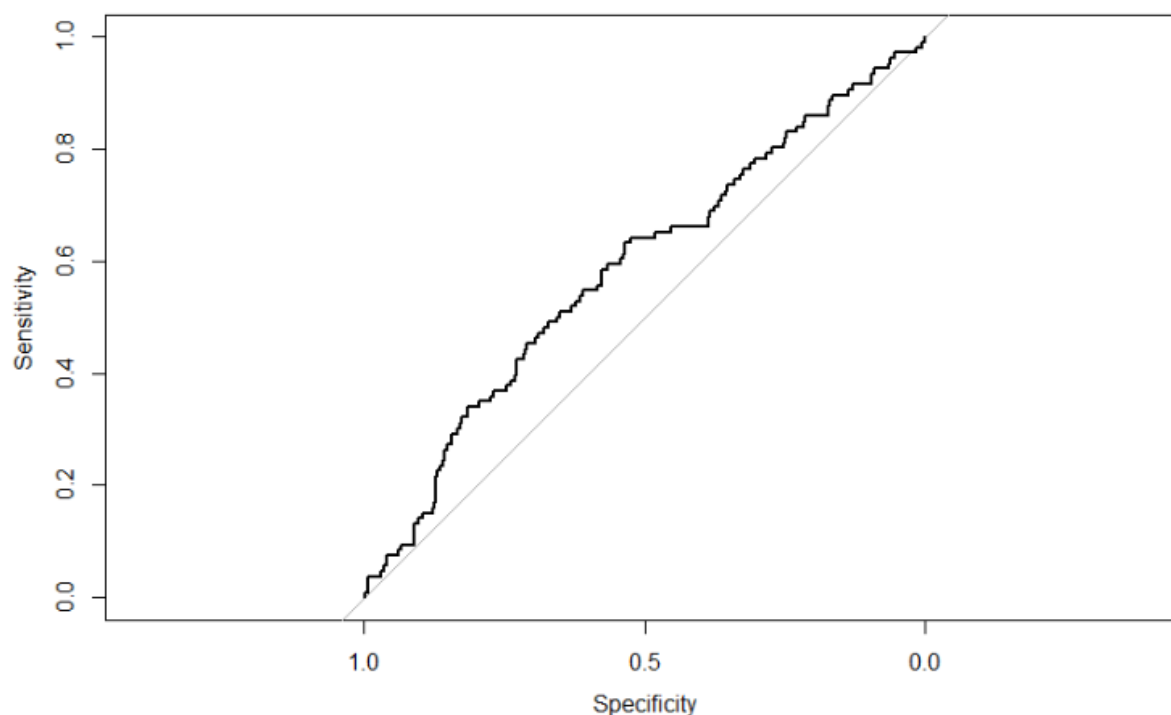
Brukes prediksjonsmodellen av kreditorer for å vurdere om selskapet skal få lån eller ikke, vil det være viktig å minimere antall falske negative, altså minimere antallet faktiske konkurser som tidligere er predikert som ikke konkurs. For banker vil det være langt dyrere å gi lån til en selskaper som går konkurs som en falsk negativ enn å miste en potensiell lånekunde på grunn av en falsk positiv.

Når den avhengige variabelen er binær, kan en Receiver Operating Characteristics" (ROC) graf benyttes for å visualisere denne avveiningen. Grafen viser hvor godt modellen treffer på ekte positive og ekte negative for en gitt konkurssannsynlighet. X – *aksen* gir graden av spesifisitet, som angir sannsynligheten for at modellen klassifiserer en hendelse som negativ gitt at den faktisk er negativ i intervallet 100% til 0%. Y – *aksen* viser sensitivitet som angir sannsynligheten for at modellen klassifiserer en hendelse som positiv gitt at den faktisk er positiv i intervallet 0% til 100%. (Fawcett, 2006).

$$\text{Sensitivitet} = \frac{\text{Ekte positive}}{\text{Totalt antall positive}} \quad (4.8)$$

$$\text{Spesifisitet} = \frac{\text{Ekte negative}}{\text{Totalt antall negative}} \quad (4.9)$$

Modellen i denne oppgaven bruker et intervall mellom 0 og 1 hvor 1 tilsvarer 100% treffsikkerhet for å klassifisere konkurssannsynligheten til et selskap. X – *aksen* vil representere andelen riktig klassifiserte selskaper som ikke går konkurs, mens Y – *aksen* representerer andelen riktig klassifiserte selskaper som går konkurs.

Figur 4.4: Eksempel på en ROC-kurve

ROC-kurven viser altså andelen riktig klassifiserte negative og positive for en gitt sannsynlighetsgrense for hva som klassifiseres som negativt og positivt. Fra figur (5.4) ser vi altså at hvis vi krever at modellen treffer minst i halvparten av tilfellene hvor selskapet ikke går konkurs, vil den også klassifisere selskaper som konkurs i 60% av tilfellene de faktisk går konkurs. I dette tilfellet er det betydelig flere selskaper som overlever enn som går konkurs. Det betyr at med denne innstillingen ville modellen gitt mange falske positive. Her må man derfor vekte grensenytten per positive prediksjon man treffer på mot grensenytten for hver negative prediksjon man treffer, og justere modellen deretter.

5 Fremgangsmåte

For å identifisere relevante variabler, bygge opp modellene som skal analyseres og et rammeverk for å kunne teste modellene mot hverandre, ble programmet R benyttet. Prosessen fra rådata til resultater kan deles i følgende steg: Variabelseleksjon, strukturering av data, modellbygging og testing. I løpet av prosessen ble mange valg tatt rundt variabelseleksjon, databehandling og metoder, som diskuteres under.

5.1 Variabelseleksjon

5.1.1 Avhengige variabler

Det er naturlig å ikke bare se på konkurssannsynlighet et år frem i tid, men benytte en lengre tidshorisont for å se om enkelte forklaringsvariabler kan ha en forsinket effekt. Derfor har analysen tre uavhengige variabler: konk.1lead, konk.2lead og konk.3lead.

Konk.1lead indikerer om selskapet går konkurs etter ett år eller ikke

Konk.2lead indikerer om selskapet går konkurs etter to år

Konk.3lead indikerer om selskapet går konkurs etter tre år.

De tre uavhengige variablene benyttes for å utarbeide konkursprediksjonsmodellen med ett, to og tre års tidshorisont fra det året observasjonene er hentet fra. Variablene er dummy-variabler som kun tar verdien 1 eller 0. Går selskapet konkurs etter antallet år variabelen representerer, er variabelen lik 1, og hvis ikke, er den lik 0.

5.1.2 Uavhengige variabler

Oppgavens formål er å undersøke om det finnes ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler som kan bidra til å forbedre konkursprediksjon i selskaper med dårlig kredittvurdering. For å kunne gjøre dette er det nødvendig å benytte noe å måle mot. Derfor deles forklaringsvariablene inn i regnskapsbaserte og ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler.

Variabler fra regnskapet

De regnskapsbaserte variablene er hentet direkte fra Ohlsons (1980) konkursprediksjonsmodell som ble forklart i kapittel 3.3. Modellen er en regnskapsbasert modell som sikter på å fange opp konkursrisikomomenter som kan identifiseres ut fra selskapenes regnskap (Breaking Down Finance, 2014).

Følgende regnskapsbaserte variabler blir brukt:

Størrelse er en variabel som angir hvor stort selskapet er. Denne er basert på indeksjustert total kapital i selskapet. Selskapets størrelse indeksjusteres for at kunne sammenligne selskapene på likt grunnlag og samtidig sikre at de tidligste observasjonene ikke skal virke uforholdsmessig mindre enn de senere. Størrelse er beregnet ved uttrykket:

$$X_1 = \text{Størrelse på selskapet} \quad (5.1)$$

Gjeldsandel er en variabel som indikerer soliditeten til selskapet ved å se på kapitalstrukturen i selskapet. En høyere gjeldsandel innebærer at en mindre nedgang i omsetning og resultat må være mindre for at egenkapitalen i selskapet går tapt. Denne er beregnet ved formelen:

$$X_2 = \frac{\text{Total gjeld}}{\text{Total kapital}} \quad (5.2)$$

Arbeidskapitalandel viser hvor stor arbeidskapitalen i selskapet er i forhold til gjelden. Arbeidskapitalen beregnes ved å ta omløpsmidler fratrukket kortsiktig gjeld. Arbeidskapitalandelen er et mål på handlingsrommet til selskapet i forhold til total kapitalen. Variabelen indikerer også hvor stor andel av anleggsmidlene som er finansiert gjennom kortsiktig gjeld. Er arbeidskapitalandelen negativ vil anleggsmidlene være kortsiktig finansiert, og vice versa.

Arbeidskapitalandel er beregnet med følgende formel:

$$X_3 = \frac{\text{Arbeidskapital}}{\text{Total kapital}} \quad (5.3)$$

Likviditet benyttes for å måle selskapenes evne til å betale sine forpliktelser etter hvert som de forfaller. Nøkkeltallet er basert på hvor om den kortsiktige gjelden er større eller mindre enn de kortsiktige eiendelene. Hvis nøkkeltallet er større enn 1, vil den kortsiktige gjelden være større enn de kortsiktige eiendelene. Dette impliserer at de kortsiktige eiendelene, eksempelvis kontanter, varelageret og kundefordringene dekker den kortsiktige gjelden etter hvert som den forfaller. Et solid selskap vil ha likviditetsgraden større enn 1.

Variabelen er beregnet med følgende formel:

$$X_4 = \frac{\text{Kortsiktig gjeld}}{\text{Kortsiktige eiendeler}} \quad (5.4)$$

Resultatgrad viser hvor stor andel av ressursene til selskapet som klarer å genereres til profitt. Variabelen er et mål på lønnsomheten til selskapet.

Variabelen er beregnet med følgende formel:

$$X_5 = \frac{\text{Resultat}}{\text{Totalkapital}} \quad (5.5)$$

Driftsresultat som andel av gjeld, er med i modellen for å se hvordan selskapets drift kan finansiere nedbetaling av gjelden til selskapet. På sikt er det viktig for selskaper at driften kan betjene gjelden til selskapet.

Variabelen er beregnet med følgende formel:

$$X_6 = \frac{\text{Driftsresultat}}{\text{Total gjeld}} \quad (5.6)$$

Negativt resultat de siste to år er en dummyvariabel som tar verdien 1 dersom selskapet har hatt negativt resultat i løpet av de siste to årene, og ellers 0. Den forteller om historikken til selskapet og gir en indikasjon på om det har gått bra eller dårlig med driften de siste to årene

Negativ EK er en dummy-variabel som er lik 1 hvis den regnskapsbaserte størrelsen av egenkapitalen til selskapet er negativ, og ellers 0. Egenkapitalen er i datasettet en regnskapsbasert størrelse som kan være negativ.

Endring i resultat er årets resultat som andel av snittresultatet fra året samt fjoråret. Ved å se utviklingen i resultat fra fjoråret kan dette gi en indikator på utviklingen selskapet kan forvente fremover. Variabelen er beregnet med følgende formel:

$$X_9 = \frac{\text{Endring i resultat}}{|\text{Resultat}_t| + |\text{Resultat}_{t-1}|} \quad (5.7)$$

Variabler utenfor regnskapet

Største eierandel er en variabel som tar hensyn til største eiers andel av aksjene i selskapet. Vi ønsket å ta med denne variabelen for å utforske om store enkeltaksjonærer påvirker konkurrisikoen til selskapet. En tidligere masterutredning (Joakim og Skjæret, 2017) fant at selskaper med store enkeltaksjonærer hadde en lavere tilbakebetalingsgrad for sine utestående obligasjoner enn selskaper med små aksjonærer. Denne studien undersøkte også finansielt vanskeligstilte selskaper, og vi forventer derfor å se at selskaper med store aksjonærer har høyere konkurssannsynlighet enn de med små.

Ansattrepresentanter i styret er en variabel som gir uttrykk for antallet ansattrepresentanter i styret. Denne variabelen er ment til å måle i hvor stor grad de ansattes interesser er representert i styret og effektene dette har på konkurssannsynligheten til selskapet. Det er vist at det å ha ansattrepresentanter i styret fører til at produksjonen i selskapet er mindre sensitiv for kutt i ansattkostnader under en krise (Gregoriča og Rappa, 2016). I forbindelse med dette søker denne oppgaven å undersøke om det er en sammenheng mellom å ha ansattmedlemmer i styret og konkursfaren i selskaper som har lav kredittvurdering. Hvis effektene fra studien er overførbare til konkursprediksjon, skal antallet ansattmedlemmer i styret være korrelert med en lavere konkurssannsynlighet.

Kvinnelige styremedlemmer viser hvor mange av styrerepresentantene som er kvinner. Studier har vist at styrer med kjønns mangfold oppnår høyere avkastning til aksjonærene og bedre vekst enn de uten (Lakshmi og Shrivastav, 2017). Vi ønsket å undersøke om effekten av å ha kjønns mangfold i styret også kan påvirke konkurssannsynligheten, og inkluderte derfor denne variabelen i analysen. Dersom effektene som Credit Suisse identifiserer også har en innvirkning på konkurssannsynlighet, forventer vi å se at antallet kvinner i styret er negativt korrelert med konkursfare.

Om styreleder byttes er en dummyvariabel som tar verdien 1 dersom styreleder ble byttet i løpet av regnskapsåret og 0 ellers. I tilfeller hvor egenkapitalen er uforsvarlig lav, som er et steg på veien til konkurs, er det styrets ansvar å utarbeide forslag til hvordan man skal forbedre situasjonen, for så å legge det frem for generalforsamlingen (Justisdepartementet, 1999). Dette arbeidet ledes igjen av styreleder. Siden styret får en ganske fremtredende rolle når det går dårlig med selskaper, ønsket vi å ta med denne variabelen for å undersøke om bytte av styreleder påvirker konkurssannsynligheten.

Om daglig leder byttes er en dummyvariabel som er lik 1 hvis daglig leder byttes ut i løpet av inneværende regnskapsår. Daglig leder er ansvarlig for den daglige driften av selskapet, som innebærer drift av selskapet i samsvar med den overordnede strategien og investeringsrammene satt av styret. Studier har vist at å bytte daglig leder kan påvirke avkastningen til selskaper positivt i tillegg til at det gir en forbedring i driften av selskapet (Clayton et al., 2005). Vi ønsket derfor å utforske om utskiftning av daglig leder kunne ha betydning for om selskaper klarer å unngå konkurs.

Revisoranmerkning

Når revisor gir sin beretning, kan det gis en anmerkning dersom regnskapet ikke er i tråd med reglementet, eller det er særlige forhold revisor ønsker at brukeren skal fokusere på. Vi ønsker å undersøke om revisorankninger kan bidra til å forbedre konkursprediksjon frem i tid. For analysen vil dette innebære om en revisorankning for ett, to eller tre år siden kan være en indikator på at et selskap går konkurs i dag. Spørsmålet vi ønsker svar på er om revisjonsankninger kan forbedre konkursprediksjonsmodellen.

Vi forventer at et selskap som får en eller flere av revisjonsankningene, vil ha økt sannsynligheten for konkurs i modellen.

En innvending mot å bruke revisorsankninger som variabel er at kredittvurderingen som brukes som "cut-off" i modellen kan legge til grunn mye av de samme regnskapsbaserte variablene for å komme frem til en konklusjon om selskapet. Risikoen for korrelasjon mellom de to variablene kunne vært et problem for modellen. På en annen side gjør revisor mange kvalitative analyser, blant annet snakker revisor med selskapets ledelse, styre, leverandører og kunder for å danne et mer helhetlig bilde av selskapet. Dette skillet fra kredittvurderinger gjør revisorankninger til en interessant variabel for modellen.

Datasettet inneholdt innledningsvis 19 ulike revisoranmerkninger. For å begrense omfanget av modellen og prosessorkraftbruken var det nødvendig å først kjøre en regresjonsanalyse på revisjonsanmerkningene og utelukkende ta med de som ga resultater inn i modellen. Resultatet av regresjonsanalysen er å finne i appendix 3. Revisjonsanmerkningene “D - aksjekapital tapt, helt eller delvis”, “E - usikkerhet knyttet til fortsatt drift” og “M - andre presiseringer eller anmerkninger” var de tre anmerkningene som i størst grad var korrelert med konkurssannsynlighet. Derfor ble bare disse tre revisoranmerkningene med som forklaringsvariabler i modellen.

Usikkerhet knyttet til fortsatt drift

Fortsatt drift er et av de grunnleggende regnskapsprinsippene etter både norske regnskapsregler og IFRS. Usikkerhet knyttet til fortsatt drift er derfor en alvorlig anmerkning å få fra revisor. Revisor skal diskutere med ledelsen og fastslå hvorvidt ledelsen har identifisert hendelser eller forhold som enkeltvis eller samlet, kan skape tvil av betydning om enhetens evne til fortsatt drift, og hvis så er tilfelle, hvilke planer ledelsen har for å håndtere disse (ISA 570 pkt. 10.a). En anmerkning innebærer at revisor anser det som en vesentlig usikkerhet knyttet til driften av selskapet til neste balansedag. En vesentlig usikkerhet foreligger når betydningen av dens virkning og sannsynligheten for at den skal forekomme er slik at revisor ser behov for utfyllende opplysninger om usikkerhetens type og mulige konsekvenser for regnskapet.

Revisor vurderer tre situasjoner knyttet til fortsatt drift (Skotvold, 2021). Utvilsomt fortsatt drift innebærer at driften utvilsomt vil fortsette og revisor skal gi en positiv bekreftelse på at fortsatt drift er lagt til grunn i årsregnskapet. Usikkerhet tilknyttet fortsatt drift innebærer at selskapet kan få problemer med omsetningsfall, tap av markedsandeler, brudd på lånevilkår eller andre faktorer som har kritisk innvirkning på fortsatt drift. Dette skal opplyses og kommenteres i notene. Avvikling av selskapet er siste utvei hvis selskapet ikke evner å legge fortsatt drift til grunn i årsregnskapet. Dette skal opplyses i notene etter regnskapsloven §§ 7-1, 7-2 og 7-35. Ved avvikling skal det utarbeides et avviklingsregnskap, og selskapet skal likvideres.

Presiseringsavsnitt

Revisjonsforskriften § 5 omtaler bruk av presiseringsavsnitt i revisjonsberetningen med følgende resonnement:

“Dersom årsregnskapet ikke gir de opplysninger om den revisjonspliktiges virksomhet i regnskapsåret og stilling ved årsskiftet som burde vært gitt, skal revisor presisere dette eller ta forbehold og eventuelt gi nødvendige tilleggsopplysninger i sin beretning”

Presiseringsavsnitt i revisjonsberetningen er et avsnitt som henviser til et forhold som er riktig presentert eller beskrevet i regnskapet men som etter revisors skjønn er av grunnleggende betydning for brukernes forståelse av regnskapet (ISA 706 pkt. 7 a). Revisor legger til et presiseringsavsnitt i revisjonsberetningen i tilfeller der det er nødvendig å gjøre brukerne oppmerksomme på et forhold presentert eller beskrevet i regnskapet som er av grunnleggende betydning for brukernes forståelse av regnskapet (ISA 706 pkt. 8).

Avsnitt om andre forhold

Revisor bruker avsnitt om andre forhold i tilfeller hvor det anses som nødvendig å kommunisere andre forhold enn de som er presentert eller beskrevet i regnskapet, og som revisor anser som relevant for brukernes forståelse av revisjonen, revisors oppgaver og plikter eller revisjonsberetningen (ISA 706 pkt. 10). Det er ofte informasjon som ikke fremkommer fra den finansielle rapporten, eksempelvis ved brudd på skattelovgivningen, ved feil behandling av skattetreksmidler, forvaltningskritikk eller brudd på lover og forskrifter.

Avsnittet om andre forhold skal plasseres som en separat del under overskriften “Andre forhold”, eller en annen egnet overskrift (ISA 706 pkt. 11.) Dette kan eksempelvis være tilknyttet “hendelser etter balansedagen”, jf. ISA 560, “sammenlignbar informasjon”, jf. ISA 710 eller “Revisors oppgaver og plikter vedrørende annen informasjon i dokumenter som inneholder det reviderte regnskapet”, jf. ISA 720.

Tappt aksjekapital

I aksjeloven § 3–4 heter det: *Selskapet skal til enhver tid ha en egenkapital og en likviditet som er forsvarlig ut fra risikoen ved og omfanget av virksomheten i selskapet*. Revisor må foreta en samlet vurdering av selskapets kapitalgrunnlag og økonomiske stilling. Revisor

plikter å følge opp styret for å få innsikt i dets vurdering av egenkapitalbehovet sett opp mot risikoen ved og omfanget av virksomheten.

Spørsmålet om forsvarlig egenkapital er også en vesentlig del av vurdering tilknyttet fortsatt drift. Dersom det begynner å gå dårligere for selskapet, stilles det høye krav til aktsomhet fra revisors side. Innsikten i styrets tidligere vurdering av forsvarlig egenkapital vil således være en viktig referanseramme for å vurdere når styrets handleplikt faktisk inntreffer (Aannø, 2021). I og med at styrets handleplikt er løpende og forutsetningen om fortsatt drift vurderes av styret på tidspunktet for dets behandling av årsregnskapet, er det viktig at revisor planlegger og gjennomfører revisjonshandlinger iht. ISA 560 Hendelser etter balansedagen.

5.1.3 Utelatte variabler

Det opprinnelige datasettet inneholdt 227 variabler tilknyttet hver observasjon. 161 av variablene var regnskapsbaserte, tre var tilknyttet bruttonasjonalprodukt for Norge, og resterende 63 var hentet fra andre kilder. De 63 variablene er alle foretaksvariabler med informasjon som ikke finnes i regnskapet. Foretaksvariablene inneholder blant annet informasjon om eierskap, regnskapsføring, ratingkoder og styresammensetning. Nedenfor er en oversikt av de ulike kategoriene vi har gitt forklaringsvariablene, og hvilke typer forklaringsvariabler som ble benyttet i studien. En fullstendig oversikt over alle foretaksvariablene ligger i appendiks 5.

Tabell 5.1: Oversikt over inkluderte variabler per kategori

<i>Kategori</i>	<i>Antall variabler</i>	<i>Antall inkluderte variabler</i>
<i>Organisasjonsdata</i>	<i>17</i>	<i>0</i>
<i>Eierstruktur</i>	<i>4</i>	<i>1</i>
<i>Styre og ledelse</i>	<i>8</i>	<i>3</i>
<i>Børsnoterte aktiva</i>	<i>6</i>	<i>1</i>
<i>Morselskap</i>	<i>5</i>	<i>0</i>
<i>Revisor</i>	<i>6</i>	<i>1</i>
<i>Regnskapsfører</i>	<i>4</i>	<i>0</i>
<i>Ratingkode</i>	<i>1</i>	<i>0</i>
<i>Rente</i>	<i>1</i>	<i>0</i>
<i>Bransjedata</i>	<i>10</i>	<i>0</i>

Organisasjonsdata

Organisasjonsdata er ikke inkludert i prediksjonsmodellen. Enkelte organisasjonsdata har betydning i forbindelse med avgrensning og databehandling, men ikke som variabler i analysen. Organisasjonsdata er i hovedsak data som selskapets adresse, selskapsform og når etablering av selskapet fant sted. Enkelte variabler som navn, organisasjonsnummer og adresse er unike for hvert selskap og vil derfor ikke bidra noe til analysen.

Det kunne vært interessant å undersøke konkurser på tvers av landsdeler i Norge, men dette ble ikke inkludert i analysen da noen selskaper har geografisk spredte operasjoner, mens andre opererer innenfor et lite geografisk område, samt at et selskaps registrerte adresse ikke nødvendigvis representerer hvor selskapet utøver sine aktiviteter. Det kunne oppstått betydelige målefeil i analysen, og dataene er ikke omfattende nok til å kontrollere for dette.

Et annet spennende aspekt kunne vært å inkludere en variabel som forteller hvor stor geografisk spredning det er på et selskaps virksomhet, men dette dekkes ikke av datagrunnlaget og er derfor utelatt fra analysen.

Antall ansatte ble utelatt på grunn av fare for målefeil. Mange selskaper står blant annet oppført med ingen ansatte. Organisasjonsstrukturen kan påvirkes av antall ansatte og hvor i det enkelte konsern de ansatte er registrert. Datagrunnlaget inneholder kun pålitelige data om forholdet mellom mor- og datterselskap ved registreringstidspunktet, og er følgelig upålitelig i etterkant (Berner et al., 2016). Dette skaper for mye usikkerhet rundt det faktiske antall ansatte på et gitt tidspunkt til å inkludere variabelen i analysen.

Morselskap

Data om morselskapet ble ekskludert fra analysen ettersom mange av selskapene i datagrunnlaget ikke har noe morselskap og følgelig ingen data av verdi for analysen. Variabelen har en korrelasjonskoeffisient på 0,91 med største eier. Største eier har verdier for alle selskapene i analysen. På bakgrunn av dette ble morselskap ekskludert fra analysen for å unngå multikollinearitet.

Regnskapsfører

Informasjon om regnskapsfører ble utelatt som variabel. "Cut-off" i studien er blant annet omsetning på 100 millioner kroner, som betyr at alle selskaper i studien er revisjonspliktige. Det er revisor som godkjenner regnskapet gjennom revisjonsberetningen før styret til slutt endelig vedtar årsregnskapet. På bakgrunn av fokus på revisor ble regnskapsfører utelatt fra analysen.

Eierstruktur

Fra kategorien eierstruktur blir kun største eier brukt som forklaringsvariabel. Eierkonsentrasjon ble utelukket fordi det er en variabel basert på hvor mange og store eiere det er i selskapet. Den er derfor høyt korrelert med største eierandel, og for å unngå multikollinearitet i analysen må den ekskluderes. Det er en sterk korrelasjon mellom antall eiere og eierkonsentrasjon i korrelasjonsmatrisen i tabell 5.2. Eierkonsentrasjon er beregnet som summen av alle enkeltaksjonærenes eierandel opphøyd i annen (Berner et al., 2016). Største eierandel gir også en koeffisient med en mer naturlig tolkning. På grunn av dette ble eierkonsentrasjon utelatt til fordel for største eierandel.

Antall eiere ble utelatt fordi denne variabelen er høyt korrelert med dummyvariabelen som indikerer om selskapet har børsnoterte aksjer eller ikke. Korrelasjonskoeffisienten mellom dem er 0,64. Effektene av børsnoterte aksjer ble ansett som mer interessant for analysen enn antall eiere, og følgelig ble børsnoterte aksjer inkludert i analysen.

Tabell 5.2: Korrelasjonsmatrise som viser korrelasjonskoeffisienter mellom ulike variabler innen eierstruktur

	Antall eiere	Største eierandel	Eierkonsentrasjon
Antall eiere	1	-0,075	0,986
Største eierandel		1	-0,082
Eierkonsentrasjon			1

Styret og ledelse

Det er flere variabler i denne kategorien som kunne vært interessante å studere. For å kunne inkludere de fire variablene vi ønsket om styret og daglig leder, var det nødvendig å utelate de andre fire i kategorien som følge av mulig multikollinearitet. Tabell (5.3) viser korrelasjonsmatrisen til variablene innenfor denne kategorien. Det er mulig det finnes

andre kombinasjoner av disse variablene som kan være like relevante for konkursprediksjon, men basert på funn fra tidligere litteratur ble antall ansattmedlemmer, antall kvinnelige styremedlemmer, skifte av styreleder og skifte av daglig leder brukt i analysen.

Tabell 5.3: Oversikt over korelasjonskoeffisienter mellom variabler som omhandler styret og ledelsen

	Styremedl	Varamedl	Kvinn styremedl	Ansattmedl	Styrelederskifte	Kjønn styreleder	Bytte dag.leder	Kjønn dag.leder
Antall styremedlemmer	1	0,168	0,371	0,539	0,160	0,117	0,136	-0,038
Antall varamedlemmer		1	0,168	0,489	-0,030	0,170	-0,033	0,072
Ant kvinnelige styremedl			1	0,201	0,042	0,423	0,023	0,184
Antall ansattmedlemmer				1	0,106	0,181	0,099	0,035
Styrelederskifte					1	0,041	0,330	-0,027
Kjønn styreleder						1	0,008	0,216
Bytte av daglig leder							1	-0,030
Kjønn daglig leder								1

Børsnoterte aktiva

I denne kategorien er det noen variabler som ikke hadde observasjoner etter at datasettet ble avgrenset, herunder børsnoterte opsjoner og sertifikater. Videre er det relativt høy korrelasjon mellom tilstedeværelse av de andre aktivaklassene. Tabell (5.4) viser de forskjellige korrelasjonskoeffisientene. Derfor kunne vi bare velge en av variablene på grunn av fare for multikollinearitet. Valget falt da på børsnoterte aksjer av de grunnene som er nevnt under “Eierstruktur”.

Tabell 5.4: Oversikt over korrelasjonskoeffisienter mellom dummyvariabler som indikerer hvilke aktivaklasser som er børsnoterte og ikke

	Aksjer	Obligasjoner	Futures	Opsjoner	Sertifikater	Warrants
Børsnoterte aksjer	1	0,435	0,200	NA	NA	0,447
Børsnoterte obligasjoner		1	0,242	NA	NA	0,433
Børsnoterte futures			1	NA	NA	0,447
Børsnoterte opsjoner				1	NA	NA
Børsnoterte sertifikater					1	NA
Børsnoterte warrants						1

Bransjedata

Kredittvurderingsmodellen som ligger til grunn for kategoriseringen av finansielt vanskeligstilte selskaper, tar blant annet høyde for hvilke bransjer selskapene opererer innenfor (Explorium, 2021). Inkludering av bransjedata vil ikke gi en bedre prediksjonsevne for modellen, og variablene ble derfor utelatt.

5.2 Strukturering av datasettet

Prosessen med strukturering av datasettet innebærer sammenstilling av data fra flere forskjellige datakilder, definering av kriteriene for utvalget som skal brukes i analysen, og fjerning av mangelfulle observasjoner.

Datasettene som danner grunnlaget for analysen er hentet fra SNF og NBIM. Data fra SNF innebærer regnskapsdata, foretaksdata og bransjeinfo om hvert enkelt selskap. Dataene ble slått sammen ved å definere en unik identifikator for alle observasjonene. Indikatoren er sammensatt av organisasjonsnummeret til selskapet med tilhørende årstall for observasjonen. Dette sikrer at alle datapunktene ble samlet under riktig observasjon. Fra NBIM ble en indeks for utviklingen til BNP innhentet.

I arbeidet med databasen kommer det frem at dataene stort sett holder høy kvalitet. Eneste ankepunktet er manglende verdier for noen observasjoner innenfor selskapsvariablene og foretaksvariablene. Etter sortering og filtrering av datasettet gjaldt manglende verdier kun et fåtall observasjoner for variablene som analyseres, men grunnet regresjonsmodellens problemer med nullverdier ble disse observasjonene utelatt. Det er ikke et problem så lenge observasjonene som utelates er tilfeldig fordelt.

5.3 Avgrensninger

Før analysen kan gjennomføres må datasettet avgrenses til et egnet utvalg.

Definisjonen av et finansielt vanskeligstilt selskap ble først avgrenset. Det er utfordrende å finne en enkel definisjon på dette begrepet innen økonomilitteraturen, men generelt sett brukes begrepet om selskaper som sliter med misligholdt gjeld og/eller er nær ved å gå konkurs (Dichev, 1998). Et viktig element for problemstillingen er en klar, tydelig og meningsfull definisjon av hvilke selskaper som skal kategoriseres som vanskeligstilte og følgelig inngå i utvalget for analysen.

Skal et selskap kunne gå konkurs må det foreligge insolvens, og selskapet er ikke i stand til å dekke sine økonomiske forpliktelser etter hvert som de forfaller (konkurslovens § 61). Det må altså foreligge alvorlige likviditetsproblemer for at en konkursbehandling skal åpnes. På bakgrunn av dette har vi valgt å bruke kredittvurderingen av selskaper til å

avgrense det utvalget av datasettet som skal analyseres videre.

For denne oppgaven brukes kredittvurderinger gjort av Dun & Bradstreet, som har mest tilgjengelig kredittvurderingsdata for norske, ikke-børsnoterte selskaper. I kapittel 2.2 om kredittvurdering ble utarbeidelsen av kredittmodellene skissert. Når et selskap får en av de to laveste kredittscorene fra D&B, vil selskapet anses som en henholdsvis spekulativ investering eller at selskapet misligholder sine låneforpliktelser. D&Bs laveste kredittrating benyttes også på selskaper de anser som konkurs.

Kredittvurderingens laveste rating er i tråd med Dichevs (1998) definisjon av et finansielt vanskeligstilt selskap og støtter argumentasjonen for at kredittvurdering kan benyttes som en avgrensning. Avgrensningen på hvilke selskaper som inngår i analysen, er selskaper som har mottatt kredittratingen B eller C. Selskaper som aldri har mottatt kredittscoren B eller C, er utelukket fra analysen.

I tilfeller hvor et selskap får B betyr det at det finnes negativ informasjon om selskapet som betalingsanmerkninger, eller nøkkeltall under bransjesnittet. Mindre kreditt kan bevilges, men ved større forretninger gis bare kreditt mot sikkerhet. Når det gis kredittvurdering C, betyr det at selskapet har store problemer og at all kreditt frarådes (Kenton, 2020)

Fordelene med å bruke denne avgrensningen er simplisiteten av målingen i datasettet og et klart skille for hvilke selskaper som inngår i analysen. Kredittvurdering er også tilgjengelig for stort sett alle observasjonene i datasettet og gjør datatapet minimalt. Det er viktig for studien at avgrensningen er upartisk og at kredittvurderingen er objektivt definert av en tredjepart som ikke har noen tilknytning til denne oppgaven. Dette eliminerer risikoen for seleksjonsskjevhet i utvalget som følge av avgrensningen.

En ulempe ved bruk av kredittvurdering som avgrensning er at det kun oppgis en karakter i form av en bokstav i datasettet og ikke som en kontinuerlig skala (Kenton, 2020). Bokstavene representerer et intervall hvor det er innbyrdes forskjeller mellom selskapene og deres finansielle situasjoner. Ideelt sett skulle vi hatt tilgang på en kontinuerlig skala istedenfor en diskret skala. Her kan det for eksempel være at noen av de mest solide selskapene som får karakteren B egentlig skulle vært utelatt fra analysen. Men siden kredittvurderingen ikke er finere sortert, lar ikke disse seg skille ut.

Store selskaper er pålagt å overholde flere lover rundt styresammensetning. Aksjeloven stiller krav om styrerepresentasjon fra de ansatte dersom selskapet har minst 30 ansatte. Allmennaksjeloven krever i tillegg minst 40% tilstedeværelse fra begge kjønn i styret. Videre blandes roller hyppigere i små selskaper enn i store, hvor gründere ofte fungerer som både majoritetseier og daglig leder.

På grunn av dette er det lagt en avgrensning på datasettet som sørger for at et selskap må ha oppnådd 100 millioner kroner i omsetning for å bli inkludert i utvalget. På denne måten er ikke utvalget forutinntatt, ved at noen av selskapene må følge strengere lover enn andre. Uten avgrensningen ville det oppstått skjevheter i utvalget som påvirker resultatene, da aksje- og allmennaksjeloven kun ville omhandlet deler av utvalget.

5.4 Modellering

For å kunne gjøre analyser på nye forklaringsvariabler innenfor konkursprediksjon ble en ny konkursprediksjonsmodell bygget. Deretter testet vi den mot en referansemmodell som fanger opp de regnskapsbaserte effektene som påvirker konkurssannsynligheten før noe meningsfylt om bruken av ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler kan redegjøres for. Derfor ble det bygget en referansemmodell tilpasset våre data og det norske markedet.

Det var krevende å finne litteratur på eksisterende konkursprediksjonsmodeller som tar for seg finansielt vanskeligstilte selskaper i Norge. Valget falt derfor på å utarbeide en egen referansemmodell, for å kunne gjennomføre analysen i tråd med problemstillingen.

For å undersøke effekten av å bruke ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler må referansemodellen basere seg utelukkende på regnskapsbaserte forklaringsvariabler. I kapittel 3 presenterte vi flere tidligere studier rundt regnskapsbaserte prediksjonsmodeller. Denne oppgaven vil anvende en av de etablerte regnskapsbaserte modellene som referansemmodell, men re-estimert for vårt utvalg. Modeller fra tidligere masterutredninger vil ikke anvendes da de hverken er etablert eller anerkjent nok sammenlignet med de eldre modellene.

En fordel ved datagrunnlaget i denne oppgaven er antallet observasjoner. Etter avgrensningene står utvalget igjen med 12 500 observasjoner. Utvalget inkluderer både børsnoterte og ikke-børsnoterte selskaper i Norge med over 100 millioner kroner i omsetning.

Dersom analysen bare skulle tatt for seg børsnoterte selskaper, som noen tidligere studier gjør, ville utvalget blitt for lite, da det er relativt få norske børsnoterte selskaper. Enkelte av de nyere konkursprediksjonsmodellene, eksempelvis Shumway (2001) og Hillegeist (2004), benytter markedsbasert informasjon som kun er tilgjengelig for børsnoterte selskaper og er derfor ikke egnet for denne analysen.

Beavers (1966) univariate modell er problematisk å bruke da den kun fanger opp den enkelte forklaringsvariabelens sammenheng med konkurssannsynligheten og fanger ikke opp sammenhenger på tvers av variablene. Altmans (1968) Z-score forbedret svakheten til Beaver ved å bruke en multivariat analyse, men dette er en lineær modell som ikke er like godt egnet til klassifiseringsformål som en logaritmisk modell (Menard, 2002). ZETA-modellen (1977) er en forbedring av Altmans Z-score, men den har blant annet fått kritikk for å ha få observasjoner og mangelen på tilfeldig utvalg av selskaper (Zmijewski, 1984).

Referansemodellen vil derfor være enten Ohlsons O-score eller Norges Banks SEBRA-modell. Begge modellene kan anvendes uten for stort tap av data og bruker statistiske metoder som er godt egnet for klassifisering av selskaper til denne oppgaven. En ulempe med SEBRA-modellen (2001) er bruken av variabler som beregnes med av- og nedskrivninger, regnskapsposter som er spesielt utsatt for målefeil som redegjøres for i kapittel 6.3.2. Ohlson (1980) tar i bruk variabler som er lite utsatt for målefeil eller skjevheter, og valget av referansemodell falt derfor på en re-estimert Ohlson-modell.

Til re-estimeringen av Ohlson (1980) bygget vi en logistisk regresjonsmodell i R med Ohlsons ni opprinnelige uavhengige variabler. Se kapittel 5.1.2 for en nærmere gjennomgang av hva variablene inneholder. Fem av variablene lar seg enkelt beregne med bruk av divisjon. Variablene “Negativ Ek”, “Negativt resultat de siste to år” og “Endring i resultat” krevde mer avanserte beregninger og koding, men all nødvendig data lå allerede i dataene.

Forklaringsvariabelen “Størrelse” beregnes som logaritmen til totalkapitalen delt på et BNP-indeksnivå. Indeksen tar utgangspunkt i at BNP i 1968 er lik 100. Dette var noe som ikke lå i datasettet på forhånd. Årlige observasjoner av Norges BNP tilbake til 1968 ble hentet fra NBIM sine nettsider og brukt til å beregne indeksverdiene. Ved å bruke år som identifikator ble denne dataen lagt til datasettet og forklaringsvariabelen “Størrelse” kunne beregnes.

Da referansemodellen var klar, bygget vi vår nye modell med både regnskapsbaserte og ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler. Se kapittel 5.1 for diskusjon rundt variabelseleksjon. Ohlsons (1980) forklaringsvariabler ble brukt som kontrollvariabler for å fange opp og justere for eventuelle sammenhenger mellom de nye, ikke-regnskapsbaserte variablene og Ohlsons variabler.

Den opprinnelige modellen til Ohlson bruker logaritmisk regresjon. Derfor bruker også vår nye modell dette rammeverket for å sikre at sammenligningen mellom de to modellene fanger opp forskjeller som følge av de nye variablene og ikke endring i statistisk fremgangsmåte. Videre bygget vi enda en versjon av modellen med de nye variablene hvor vi tok i bruk ikke-parametrisk logistisk regresjon (GAM). Denne modellen brukes for å undersøke om GAM kan forbedre prediksjonsevnen ytterligere. Det finnes også flere maskinlæringsteknikker som kan brukes i konkursprediksjon, men Næss et al. (2017) finner i sin masterutredning at GAM fungerer bedre enn disse, og de blir derfor ikke inkludert i analysen i denne oppgaven.

De tre ovennevnte modellene ble programmert til å predikere konkurs med ett, to og tre års tidshorisont. Totalt bygget vi ni konkursprediksjonsmodeller for videre analyser.

5.5 Testing

Det er viktig at modeller blir testet på et eget testsett som ikke er en del av utvalget modellen er bygget på. Dette ble forklart i kapittel 4.3.

Opgaven legger en "out-of-samplesplitt til grunn for deling i test og treningssett. Vi gjør en antagelse om at effektene ikke er konstante på tvers av populasjonene, fordi utvalget består av ulike selskaper som opererer innen forskjellige bransjer. Dette inkluderer både kapitalintensive og arbeidsintensive bransjer, som kan ha ulike måltall for hva som er sunn drift. Det vil derfor være naturlig at forskjellige bransjer opplevere høyere verdier for noen av variablene.

Utvalget av data som brukes i analysen inkluderer kun finansielt vanskeligstilte selskaper som følge av "cut-off" på dårlig kredittvurdering. Tidsperioden spenner over 15 år fra 2004 til 2018 med data fra både høy- og lavkonjunkturer. De etablerte kredittvurderingsmodellene har stort sett vært uendret i observasjonsperioden, og det er liten grunn til å anta at

effektene som påvirker konkurssannsynligheten varierer over tid (Balios et al., 2016). Derfor vil analysen benytte et testsett som er "out-of-sample" fra treningssettet.

Organisasjonsnummeret benyttes som en tilfeldig fordeler for utvalget. Det er viktig at testsettet som velges ikke har bestemte fellestrekk som treningssettet mangler.

Organisasjonsnummeret inneholder ingen informasjon (Bolstad, 2021). Det er bygget opp matematisk og representerer ingen tilknytning til bransje, sektor eller andre grupperinger av selskaper. Organisasjonsnummeret er også tilfeldig fordelt over tid og populasjon, og fungerer derfor godt til å dele inn trenings- og testsett.

I første omgang testet vi de to parametriske modellene mot hverandre. For å teste prediksjonsevnen til modellene ble regresjonsmodellene programmert til å vurdere alle observasjonene i testsettet, og tilegne hver observasjon en beregnet konkurssannsynlighet basert på de estimerte koeffisientene fra treningssettet. Modellene ble vurdert ved bruk av statistiske metoder for å finne den modellen med best prediksjonsevne. ROC-kurver og AUC-tester brukes for å teste og illustrere prediksjonsevnen, da dette er den beste metoden for å objektivt vurdere binære klassifiseringsmodeller (Sobehart et al., 2000).

De beregnede konkurssannsynlighetene brukes for å plote ROC-kurvene til modellene. Resultatet blir nærmere gjennomgått i kapittel 7.3. ROC-kurvene legges til grunn for å gjennomføre en AUC-test. Resultatet fra AUC-testen viser hvilken modell som har størst areal under ROC-kurven for ulike tidshorisonter. Jo større areal under grafen, jo mer presis er modellen.

6 Datasett

Datagrunnlaget er bygget på historiske regnskapstall og selskapsdata fra selskaper som både er konkurs og ikke konkurs. Det er god tilgang på data om norske selskaper som fortsatt er i drift, mens konkurser er vanskeligere å oppdrive, ettersom data ikke lenger er offentlig tilgjengelig. Data om konkurser er essensielle for analysen, og vi fikk etter hvert tilgang på en database om nedlagte selskaper gjennom Samfunns- og Næringslivsforsikring AS (SNF). Vi fikk tilgang på data som inneholder regnskaps- og selskapsdata for alle norske selskaper i perioden 1993 – 2018.

Etter sammenstillingen av de forskjellige datakildene i databasen endte datasettet med å bestå av 216 variabler med 5,5 millioner observasjoner. Datasettet inneholdt blant annet observasjoner om alle regnskapsposter, eierskapsdata og kredittrating. Datasettet er avgrenset mye gjennom variabelseleksjon og avgrensninger i oppgaven for øvrig. Dette gjorde at mye data ble overflødig. Alternative problemstillinger og analyser som datasettet kan anvendes på, utdypes i kapittel 8.1.

6.1 Databehandling og avgrensing

Datasettets størrelse var litt under 9 GB, noe som bød på store utfordringer med tanke på prosessorkraft. Mange simple beregninger tok flere timer å gjennomføre. Datasettet ble derfor begrenset til å inneholde kun de siste 15 årene, altså perioden 2004–2018. Databasen inneholdt observasjoner for alle norske regnskapspliktige selskaper. Utvalget som danner utgangspunktet for analysen er avgrenset til å ha oppnådd 100 millioner kroner i omsetning i løpet av observasjonsperioden. I tillegg ble alle selskaper som ikke er et AS eller ASA ekskludert.

En av forutsetningene for analysen er at selskapene har hatt en kredittrating på B eller C i løpet av observasjonsperioden. Alle observasjoner uten kredittrating B eller C ble kuttet. Enkelte forklaringsvariabler i analysen er dividert på enten omløpsmidler, total gjeld eller sum eiendeler. Det eksisterer rundt 500 observasjoner i utvalget hvor en eller flere av disse regnskapspostene er lik 0. Regresjonsmodellen klarer ikke å bearbeide nullverdier, og de 500 observasjonene ble utelatt.

Utvalget fra datasettet ble til slutt bestående av 12.452 observasjoner med 216 mer eller mindre relevante variabler. Observasjonene besto av 4.276 unike selskaper hvorav 677 gikk konkurs i løpet av observasjonsperioden.

6.2 Deskriptiv statistikk

Utvalget besto av 677 konkurser som utgjør 5,4% av det totale utvalget på 12.452 observasjoner. Det er 10.353 observasjoner med konkurstrating B og 2.099 observasjoner med konkurstrating C. Det foreligger store variasjoner i både omsetning og størrelse, eksemplifisert med relativt store standardavvik i tabell 6.1 nedenfor. Median og gjennomsnittlig årsresultat for observasjonene i utvalget er negative. Median gjeld er ca. 10% høyere enn median totalkapital. De to observasjonene tyder på at en dårlig en kredittvurdering som avgrensning er et godt virkemiddel. Analysen vil da kun analysere finansielt vanskeligstilte selskaper.

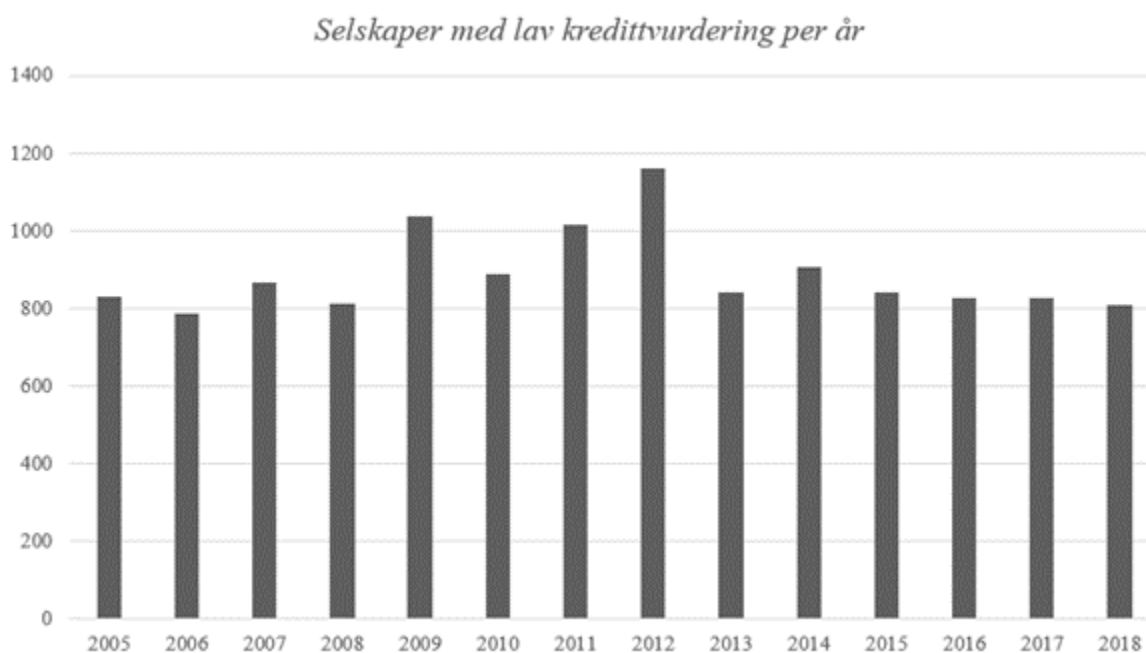
Tabell 6.1: Deskriptiv statistikk for observasjonene i utvalget

	<i>Totalt inntekter</i>	<i>Årsresultat</i>	<i>Total gjeld</i>	<i>Total kapital</i>
<i>Antall observasjoner</i>	12.452	12.452	12.452	12.452
<i>Antall nullverdier</i>	1.941	124	0	0
<i>Antall uten verdi</i>	0	0	0	0
<i>Median</i>	29.594	-396	22.033	20.724
<i>Gjennomsnitt</i>	162.276	-13.947	158.279	161.777
<i>Standardavvik</i>	1.006.174	151.092	663.111	738.197

Figur 6.1 viser hvor mange selskaper som fikk kredittrating B eller C fra 2005 til 2018. Utvalget inneholder observasjoner fra 2004, men selskapene som gikk konkurs i løpet av 2004, rapporterte ikke tilstrekkelig gjennom året. Dette førte til at analysen tar høyde for observasjonene fra 2005. Det kan finnes spor etter finanskrisen i 2008, da det i perioden 2009-2012 er flere selskaper med lav kredittrating enn i resten av observasjonsperioden. I tabell 6.2 ser vi også at 10.353 av selskapene i analysen hadde kredittrating B, og 2.099 selskaper hadde kredittrating C.

Tabell 6.2: Antall observasjoner per kredittvurdering

<i>Kredittvurdering</i>	<i>Antall</i>
<i>B</i>	10.353
<i>C</i>	2.099

Figur 6.1: Antallet selskaper med dårlig kredittvurdering per år

Tabell (6.3) viser hvordan observasjonene i analysen fordeler seg mellom ulike bransjer i norsk næringsliv. Det er flest selskaper som driver med handel, deretter kommer industri, bygg og anlegg og tjenesteyting. Hver av de fire største kategoriene står for over 10% av det totale utvalget, men dette gir ikke noe vesentlig innsikt om den sektorspesifikke konkursrisikoen, da det finnes forholdsvis flere selskaper innenfor disse sektorene. Det er derimot mer interessant å se den relative forskjellen i andelen selskaper med dårlig kredittvurdering og andelen selskaper i hele datasettet. Sektorer med lavere andel observasjoner i hele datasettet enn i vårt utvalg vil være mer utsatt for konkursfare.

De tre mest utsatte sektorene med høyest andel i utvalget med lav kredittvurdering sammenlignet mot hele datasettet er industri, handel og skipsfart. Utvalget inneholder kun selskaper med omsetning over 100 millioner på minst ett tidspunkt, og det kan føre til at overnevnte poeng ikke viser den fulle sammenhengen. Sammenligningen vil være forutinntatt dersom det eksisterer en sammenheng mellom selskaper med 100 millioner kroner i omsetning og andelen av selskapene i sektoren som får en dårlig kredittvurdering. Eksempelvis kan mange små selskaper innenfor eiendom, som leier ut et par leiligheter, være mer utsatt for konkurs enn de store eiendomsselskapene. Dette kan være noe av bakgrunnen for at eiendom har en så redusert andel observasjoner i utvalget med lav kredittvurdering.

Tabell 6.3: Sammenligning av sektorsammensetning for alle observasjoner og de med lav kredittvurdering

Bransje	Bransjekode	Antall	Andel	Andel Norge	Forskjell
<i>Primærnærings</i>	1	434	2,78 %	1,57 %	-1,21 %
<i>Olje/Gass/Gruve</i>	2	607	3,89 %	0,48 %	-3,41 %
<i>Industri</i>	3	1.603	10,28 %	5,58 %	-4,70 %
<i>Energi/VAR</i>	4	361	2,31 %	0,79 %	-1,53 %
<i>Bygg/Anlegg</i>	5	2.023	12,97 %	10,26 %	-2,71 %
<i>Handel</i>	6	3.391	21,74 %	17,20 %	-4,54 %
<i>Skipsfart</i>	7	848	5,44 %	1,15 %	-4,29 %
<i>Transport/Reiseliv</i>	8	1.279	8,20 %	5,27 %	-2,93 %
<i>Tele/IT/Media</i>	9	810	5,19 %	3,78 %	-1,41 %
<i>Finans/forsikring</i>	10	358	2,30 %	6,45 %	4,15 %
<i>Eiendom/Tjeneste</i>	11	1.463	9,38 %	24,34 %	14,96 %
<i>Tjenesteyting</i>	12	1.573	10,08 %	14,72 %	4,64 %
<i>Forskning/Utvikling</i>	13	281	1,80 %	0,27 %	-1,53 %
<i>Offentlig/kultur</i>	14	567	3,64 %	8,14 %	4,51 %

6.3 Datakvalitet

6.3.1 Datakilde

All data som benyttes i oppgaven er hentet fra Senter for Samfunns- og Næringslivsforskning i Bergen. SNF er en forskningsstiftelse opprettet i 1991, og er et ledende forskingsmiljø innenfor økonomisk-administrativ forskning i Norge. De er tilknyttet NHH-miljøet, og 85% av selskapet eies av skolen. På sine nettsider opplyser SNF at de følger Forskningsetiske retningslinjer for samfunnsvitenskap, humaniora, juss og teologi, gitt av Den nasjonale forskningsetiske komité for samfunnsvitenskap og humaniora (NESH)” (SNF, 2013). SNF engasjerer i overkant av 100 forskere årlig, og har tilknytning til mange andre forskningsmiljøer i Norge.

Selve kilden til datagrunnlaget anses å være troverdig og gir ingen grunn til mistanke om datamanipulering. SNF anses heller ikke å ha insentiver til å legge frem data som ikke er korrekte. Databasen har også blitt kvalitetssikret ved flere anledninger, sist i 2016 (Berner et al., 2016).

Kvalitetssikringen i 2016 avdekket noen punkter som må tas høyde for ved bruk av datasettet. Enkelte av de mest detaljerte regnskapspostene inneholder feil som følge av endringer i regnskapsform og lovgivninger. Det oppgis ingen feilprosent, men anses av forfatterne å ikke være høy nok til å påvirke kvantitative analyser. De summerte postene påvirkes i liten grad av dette, da verdiene som angis feil ofte legges i en annen regnskapspost innenfor samme kategori. Summen av kategorien vil dermed ikke påvirkes. Vår oppgave benytter mer overordnede kategorier i regnskapet fremfor de mest detaljerte postene, og derfor anses risikoen for innvirkning på resultatene som uvesentlig.

Videre kommer det frem at noen selskaper mangler i databasen. I sin kvalitetssikring ser Berner, Mjøs og Olving at i et tilfeldig utvalg på 1.000 årsregnskaper mangler ca. 2% av årsregnskapene. Dette er en relativt liten andel, og vil derfor ha liten eller ingen innvirkning på større analyser. I tillegg bemerker forfatterne at det er tilfeldig hvilke data som utelates. Dette impliserer ifølge statistisk teori at de manglende dataene ikke skal ha noen innvirkning på analysen, da de er tilfeldig utvalgte (Angrist og Pischke, 2014).

6.3.2 Målefeil

Regnskapsprinsipper

Valget av regnskapsprinsipper diskutert i kapittel 2.3 kan gi store utslag på finansregnskapet. Verdijusteringer av næringseiendommer er et eksempel hvor IFRS kan øke balanseført verdi av bygget, som resulterer i at balanseført verdi ligger betydelig over historisk kost. En konsekvens av dette prinsippet er en høyere egenkapital i IFRS-regnskapet enn med et GRS-regnskap.

Det er vanskelig å ta høyde for regnskapsprinsipper hvert enkelt selskap benytter, og derfor er dette en svakhet ved dataene. En mulighet er å gå inn i hvert enkelt selskap og justere regnskapene til en felles standard, men dette er ikke gjort da utvalget består av norske selskaper hvor majoriteten følger GRS som beskrevet i kapittel 2.3. Derfor velger vi å se bort ifra videre problematisering av denne målefeilen, men konstaterer at den eksisterer.

Periodisering

Regnskapsprinsippene kan bidra til at periodiseringen av kostnader og inntekter er motstridende mellom IFRS og GRS. Sammenstillingsprinsippet i GRS tilsier at kostnadene for en vare først skal regnskapsføres når varen er solgt og inntektene regnskapsført. IFRS vil derimot balanseføre varen ved innkjøp hvis varen oppfylder definisjonen av en eiendel. Når varen selges, vil den tas ut av balansen og føres over resultatet. Forskjeller i periodisering kan oppstå som følge av valg av regnskapsstandard og skape målefeil i dataen. Dette er dog noe vi ser bort ifra, men konstaterer at måleproblemet eksisterer.

Avskrivningsplan

Målefeil kan oppstå i avskrivningsplanen ved endring i avskrivningstiden. Hovedregelen etter GRS er reverseringsmetoden, mens IFRS legger knekkpunktløsningen til grunn. IFRS legger også vekt på viktigheten av dekomponering av anleggsmidler, slik at avskrivninger blir mest mulig nøyaktig. Dette innebærer at ulike deler av anleggsmidlet avskrives separat. Ved manglende dekomponering vil avskrivningskostnaden som oftest beregnes med utgangspunkt i hovedkomponentens levetid, noe som fører til lavere avskrivninger per år. Utskiftninger vil da gjøres som en helhet, og vedlikeholdskostnadene vil slå vesentlig ut på resultatet de årene det gjøres utskiftninger.

Reverseringsmetoden er hovedregelen i regnskapsloven der hele resultateffekten av endringen i avskrivningen føres over resultatet, samt endrer balanseverdien det samme året. Knekkpunktløsningen vil derimot ha en annen tilnærming, eksemplifisert ved en økning i levetid på anleggsmiddelet. IFRS vil her fordele den balanseførte verdien av anleggsmiddelet på den nye levetiden, og reduserer derfor årlige avskrivninger resten av levetiden. GRS korrigerer derimot for tidligere års avskrivninger og resultatfører differansen mellom faktisk avskrevet og det man skulle avskrive med den nye levetiden. Gjenværende balanseført verdi fordeles utover de gjenværende årene basert på det nye estimatet (Bernhoft et al., 2018).

Et annet moment er når av- og nedskrivninger periodiseres (Bernhoft et al., 2018). Sykliske næringer som offshore kan ta store avskrivninger når markedet er i en høykonjunktur og kontantstrømmen er sterk. Kjøpes nye skip med avskrivningstid over 20 år, kan selskapet eksempelvis avskrive 60-70% av verdien de fem første årene som følge av høykonjunktoren.

Selskapet sikrer seg derfor mot nedgangstider ved å slippe store avskrivninger, men denne periodiseringen er vanskelig å kontrollere for.

Finansielle eiendeler

IFRS og GRS behandler finansielle instrumenter forskjellig. IFRS kategoriserer finansielle instrumenter i fire grupper, hvor de fleste føres til virkelig verdi. Hovedregelen i GRS er derimot at finansielle eiendeler føres til anskaffelseskost med fradrag for eventuelle nedskrivninger. GRS tillater altså som hovedregel ikke verdiøkning av finansielle instrumenter. Spesielt derivater og sikringer vil bli ført forskjellig med IFRS og GRS, i tillegg vil man ved IFRS identifisere og regnskapsføre langt flere finansielle instrumenter enn i GRS-regnskapet (Bernhoft et al., 2018).

6.4 Manglende data for analysen

Datagrunnlaget til SNF er omfattende og dekker de fleste forhold rundt norske selskapers regnskap, selskapsform, bransje og styreform. Det er tilstrekkelig for denne oppgaven, men et forbedringsområde kan være å inkludere normaliserte regnskapstall for å gi bedre sammenligningsgrunnlag. Normaliserte regnskapstall må beregnes ved hjelp av notene i årsrapporten, men dette er en prosess som ville vært for omfattende for denne oppgaven.

Enkelte ikke-regnskapsbaserte faktorer som kunne vært spennende å undersøke er konkurshistorikken til henholdsvis eierne, styremedlemmer og daglig leder. Andre interessante forhold som mangler i databasen, er ansiennitet til ansatte eller om selskapet har vært utsatt for teknologisk disruptjon. Prosessen med innsamling og sammenstilling av slik data er derimot også for omfattende for denne oppgaven.

7 Analyse

Analysen innebærer å anvende metodene fra kapittel 4 på utvalget skissert i kapittel 6 for å bygge opp konkursprediksjonsmodellene fra kapittel 5. Videre undersøkes om introduksjonen av ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler kan gi modellen bedre prediksjonsevne.

Hypotesen for oppgaven er at ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler kan fange opp risiko som dagens kredittvurderingsmodeller ikke fanger opp.

Ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler kan potensielt fange opp risikomomenter som ikke er dokumentert godt nok i finans- og regnskapsteori til at de har blitt implementert i dagens kredittvurderingsmodeller. For å teste dette anvendes Ohlsons konkursprediksjonsmodell som referansem modell på utvalget. Målet er at de regnskapsbaserte variablene i vår modell fanger opp all regnskapsbasert konkurstrisiko, og derfor isolerer ikke-regnskapsbaserte faktorer som de ikke-regnskapsbaserte variablene fanger opp.

Ohlsons modell testes mot modellen som er skissert i kapittel 5 ved å sammenligne AUC for begge modellene. Disse testes mot hverandre ettersom de er bygget opp ved hjelp av samme regresjonsmodell, en parametrisk logistisk regresjon. Avslutningsvis testes den beste modellen mot en tilsvarende ikke-parametrisk logistisk regresjon for å analysere treffsikkerheten og potensielt forbedre prediksjonsevnen.

I resten av kapittelet testes følgende tre modeller for henholdsvis ett, to og tre års tidshorisont.

1. Ohlsons logit-modell (logit)
2. Prediksjonsmodell med ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler (logit)
3. Den beste av de to som ikke-parametrisk logistisk modell (GAM)

7.1 Modell 1 - Referansemodell

Regresjonsutskriften i tabell 7.1 nedenfor viser få variabler med signifikant sammenheng med konkurssannsynlighet. For modellen med ett års tidshorisont er det kun variabelen negativt årsresultat i løpet av siste to årene som har et signifikansnivå på 90%. Koeffisienten er positiv og indikerer at et selskap med underskudd de siste to årene har statistisk høyere sannsynlighet for å gå konkurs. Det faktum at ingen andre variabler er signifikante, tyder på at kredittvurderingsformelen som brukes av D&B klarer å fange opp det aller meste av systematisk konkurrisiko i regnskapet.

Ved to års tidshorisont er gjeldsandel, arbeidskapitalandel og endring i resultat signifikante. Effekten av de to førstnevnte er veldig liten, men de tyder på at konkurssannsynligheten øker dersom total gjeld og arbeidskapital øker eller at totalkapitalen går ned. Det kan oppleves som kontraintuitivt at konkurssannsynligheten øker når arbeidskapitalen øker ettersom arbeidskapital er et produkt av omløpsmidler fratrukket kortsiktig gjeld. Mindre kortsiktig gjeld kan forventes å redusere konkurssannsynligheten, men resultatet tilsier at dette ikke er tilfellet. Økning i omløpsmidler kan være forklaringen, eksempelvis økning kundefordringer eller varelager. Øker disse to postene vesentlig, enten ved at selskapets kunder ikke betaler for seg og/eller at varelageret ikke omsettes til kapital, kan dette forklare sammenheng med økt konkurrisiko.

Den siste signifikante variabelen er en positiv endring i resultatet som reduserer konkurssannsynligheten. Dette er et intuitivt funn. For en to-års prognose ser vi at modellen ikke klarer å identifisere særlig mye systematisk risiko, og at kredittvurderingen sannsynligvis har fanget opp det meste. Konklusjonen bygger på svært lave koeffisienter som anses neglisjerbare.

Den treårige konkursprediksjonsmodellen gir på lik linje med den toårige signifikans for gjeldsandel og arbeidskapitalandel med økt konkurrisiko. Det er også signifikans i variabelen likviditet og negativt resultat siste to årene. Effektene til koeffisientene er veldig små, med unntak av negativt resultat siste to årene. Det er et litt merkelig at negativt resultat siste to årene først gir signifikant utslag ved tre års prediksjon.

Tabell 7.1: Regresjonsutskrift med Ohlsons modell

	<i>Avhengig Variabel</i>		
	<i>Konkurs år 1</i> (1)	<i>Konkurs år 2</i> (2)	<i>Konkurs år 3</i> (3)
<i>Størrelse på selskapet</i>	-0.015 (0.023)	-0.001 (0.024)	0.007 (0.027)
<i>Gjeldsandel</i>	0.0004 (0.0003)	0.001** (0.001)	0.003*** (0.001)
<i>Arbeidskapitalandel</i>	0.001 (0.001)	0.003** (0.002)	0.004** (0.002)
<i>Likviditet</i>	0.0001 (0.0002)	0.0002 (0.0002)	0.0004** (0.0002)
<i>Negativ EK</i>	0.007 (0.125)	-0.005 (0.125)	-0.092 (0.138)
<i>Resultatgrad</i>	-0.003 (0.003)	-0.004 (0.004)	-0.001 (0.004)
<i>Driftsresultat som andel av gjeld</i>	0.0002 (0.007)	-0.024 (0.018)	-0.020 (0.037)
<i>Negativt resultat de siste to årene</i>	0.250* (0.148)	0.238 (0.146)	0.405** (0.171)
<i>Endring i resultat</i>	-0.087 (0.087)	-0.208** (0.089)	-0.007 (0.097)
<i>Konstant</i>	-3.289*** (0.143)	-3.173*** (0.143)	-3.304*** (0.165)

Note:

p<0.1; **p<0.05; *p<0.01*

Resultatet av regresjonsmodellene indikerer at det meste av systematisk konkursrisiko som lar seg identifisere ut fra regnskapet, blir fanget opp av kredittvurderingsmodellen til D&B for konkursprediksjoner med opptil tre års tidshorisont.

7.2 Modell 2 - Modell med ikke-regnskapsbaserte variabler

I denne modellen innføres de ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariablene diskutert i kapittel 5.1.2 for å undersøke om disse variablene kan bedre prediksjonsevnen til Ohlsons (1980) opprinnelige modell. Variablene skal fange opp underliggende, ikke-regnskapsbaserte faktorer som kan ha innvirkning på konkurssannsynligheten. Disse forklaringsvariablene dekker styresammensetning, utskifting av nøkkelpersoner, eierstruktur, børsnoterte aksjer og revisoranmerkninger. Modellen er bygget på tilsvarende parametrisk logistisk regresjon som modell 1 for å kunne teste forklaringssevnen mot det samme statistiske rammeverket.

Modellen viser først at de signifikante koeffisientene fra Ohlsons modell, som her fungerer som kontrollvariabler, er tilnærmet like for denne modellen. Maks eierandel er signifikant positivt korrelert med konkurssannsynligheten for ett- og toårige tidshorisonter, men ikke for en treårig tidshorizont. Det er også en signifikant positiv sammenheng mellom bytte av daglig leder og konkurssannsynligheten tre år senere ved et 90% signifikansnivå.

For revisjonsanmerkningene finnes det en signifikant positiv sammenheng mellom å få revisoranmerkning E og konkurssannsynligheten for alle tre tidshorisonter. Revisoranmerkning E innebærer at revisor mener det er usikkerhet rundt fortsatt drift. For en ettårig tidshorizont er det også en signifikant positiv sammenheng mellom revisoranmerkning M og konkurssannsynligheten. Revisoranmerkning M betyr at revisor har hatt presiserende bemerkninger i revisjonsberetningen.

Tabell 7.2: Regresjonsutskrift fra modell med ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler

	Avhengig Variabel		
	<i>Konkurs år 1</i>	<i>Konkurs år 2</i>	<i>Konkurs år 3</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Størrelse på selskapet</i>	-0.038 (0.025)	-0.009 (0.026)	-0.019 (0.029)
<i>Gjeldsandel</i>	0.0005 (0.0003)	0.001** (0.001)	0.003*** (0.001)
<i>Arbeidskapitalandel</i>	0.001 (0.001)	0.003** (0.002)	0.004** (0.002)
<i>Likviditet</i>	0.0001 (0.0002)	0.0002 (0.0002)	0.0004** (0.0002)
<i>Negativ EK</i>	-0.031 (0.131)	0.002 (0.132)	-0.105 (0.144)
<i>Resultatgrad</i>	-0.002 (0.003)	-0.004 (0.004)	-0.002 (0.004)
<i>Driftsresultat som andel av gjeld</i>	0.0004 (0.007)	-0.024 (0.016)	-0.017 (0.039)
<i>Negativt resultat de siste to årene</i>	0.192 (0.152)	0.216 (0.150)	0.348** (0.173)
<i>Endring i resultat</i>	-0.058 (0.089)	-0.175* (0.091)	-0.00004 (0.099)
<i>Største eierandel</i>	0.815*** (0.276)	0.820*** (0.279)	0.420 (0.289)
<i>Ansattrepresentanter i styret</i>	0.032 (0.103)	0.115 (0.098)	0.093 (0.113)
<i>Bytte styreleder</i>	0.244 (0.156)	0.214 (0.159)	0.137 (0.177)
<i>Bytte daglig leder</i>	0.103 (0.157)	-0.090 (0.165)	0.281* (0.170)
<i>Kvinnelige styremedlemmer</i>	0.088 (0.093)	-0.011 (0.098)	-0.072 (0.112)
<i>Børsnotert selskap</i>	1.079 (0.778)	0.249 (1.059)	1.198 (0.804)
<i>Revisoranmerkning D</i>	0.292 (0.185)	0.023 (0.202)	-0.227 (0.243)
<i>Revisoranmerkning E</i>	0.416** (0.191)	0.624*** (0.193)	0.691*** (0.214)
<i>Revisoranmerkning M</i>	0.618*** (0.229)	0.135 (0.270)	-0.064 (0.337)
<i>Konstant</i>	-4.096*** (0.286)	-3.958*** (0.288)	-3.674*** (0.301)

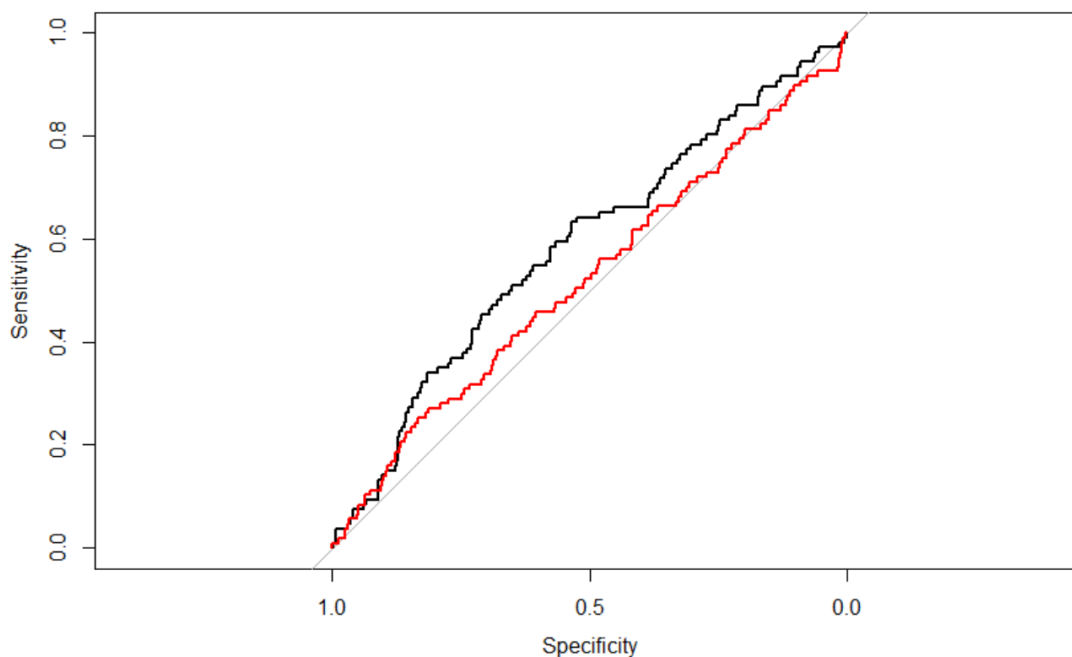
Note:

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$ height

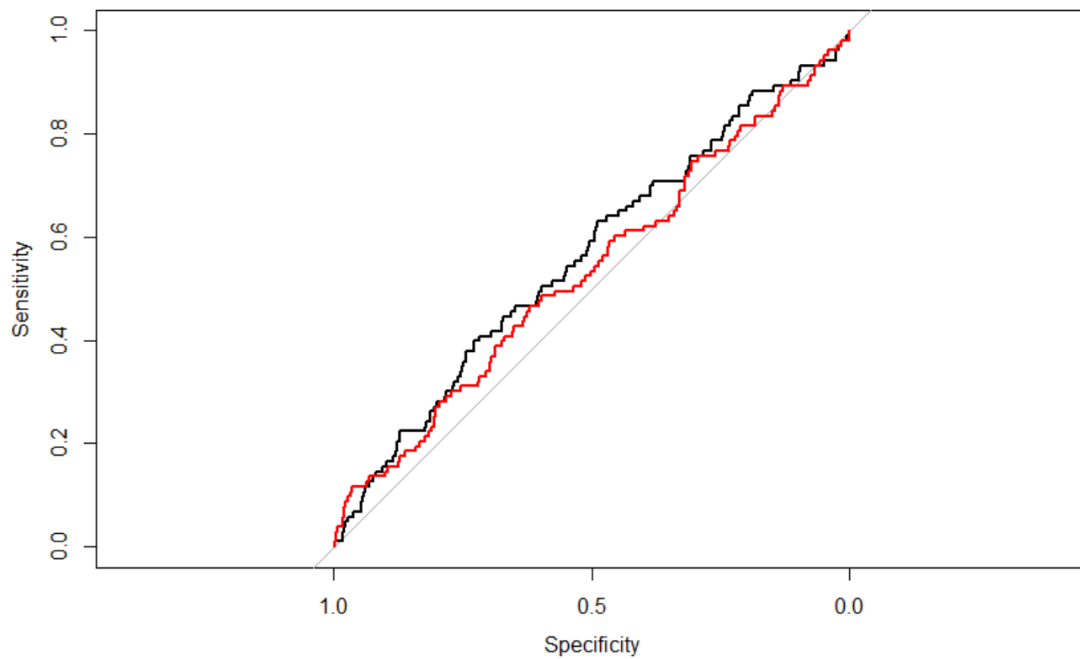
7.3 Prestasjon og tidshorisont

Nedenfor vises ROC-kurvene for ett års tidshorisont for to modellene. Modellene testes mot hverandre ved å ta i bruk en AUC-test for å analysere størrelsen på arealet under ROC-kurven. Denne testen kommer mot slutten av kapittelet.

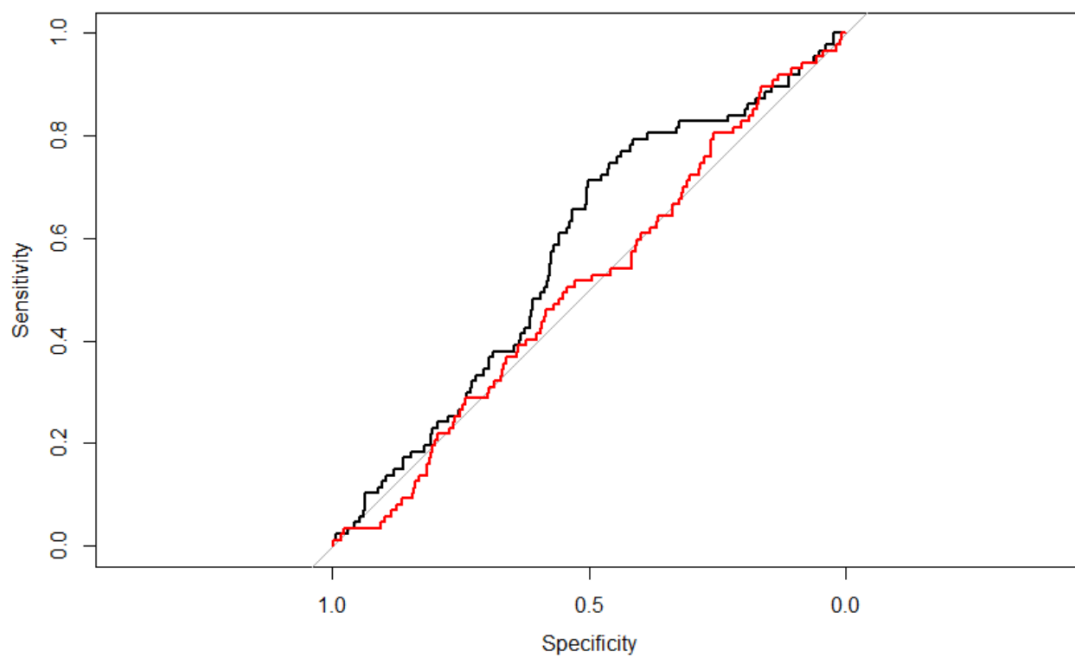
Figur 7.1: ROC-kurver på 1 års sikt; modell 1 i rødt, modell 2 i svart



Figur 7.1 viser ROC-kurven til modell 1 (rødt) og modell 2 (svart) med ett års tidshorisont. Her ser man at ingen av modellene gir vesentlig bedre prediksjonsevne enn gjetning. Det er likevel tydelig at modell 2 presterer bedre enn modell 1 ved en visuell analyse. Dette indikerer at modell 2 fungerer bedre til å klassifisere selskaper korrekt som henholdsvis konkurs eller ikke-konkurs for alle sannsynlighetsnivåer. Dette tyder på at inkludering av ikke-regnskapsbaserte variabler i modellen vil gi bedre prediksjonsevne.

Figur 7.2: ROC-kurver på 2 års sikt, modell 1 i rødt, modell 2 i svart

Figur 7.2 viser ROC-kurvene til modell 1 og 2 med en to-årig tidshorisont. Det er en synlig mindre forskjell i prestasjon mellom modellene ved to-årig enn ved ett-årig tidshorisont. Dette kan i stor grad tilskrives at flere av forklaringsvariablene er signifikante ved en toårig konkurshorisont for den regnskapsbaserte modellen.

Figur 7.3: ROC-kurver på 3 års sikt, modell 1 i rødt, modell 2 i svart

Figur 7.3 viser ROC-kurvene til modell 1 og 2 med en treårig tidshorisont. Dette er det eneste tilfellet hvor forskjellen mellom kurvene er signifikant. Det mest bemerkelsesverdige resultatet fra modell 2 i dette tilfellet er at bytte av daglig leder har gått fra å være ikke signifikant til å bli en signifikant forklaringsvariabel. Dette indikerer at bytte av faglig leder har lite å si for konkurssannsynligheten på kort sikt for finansielt vanskeligstilte selskaper, men at det får betydning med tre års tidshorisont.

AUC-tester

AUC-verdiene er presentert i tabell 7.3 nedenfor med tilhørende p-verdier. For ett års tidshorisont er p-verdien på 0,1353. Dette gir en 13,5% sannsynlighet for å observere et avvik som er like stort eller større under antagelsen om at den samme forskjellen er 0. Det kan derfor ikke konkluderes at modell 2 faktisk presterer bedre, da forskjellen ikke er signifikant som følge av p-verdi større enn 0,05.

Tabell 7.3: Utskrift fra AUC-test for modell 1 og modell 2

	<i>AUC Modell 1</i>	<i>AUC Modell 2</i>	<i>P-verdi</i>
<i>1 år</i>	<i>0,5261575</i>	<i>0,5856821</i>	<i>0,1353</i>
<i>2 år</i>	<i>0,5318961</i>	<i>0,5617403</i>	<i>0,1111</i>
<i>3 år</i>	<i>0,5071629</i>	<i>0,5743707</i>	<i>0,0106</i>

Sammenlignes resultatene for henholdsvis to og tre års tidshorisont, ser vi at forskjellen heller ikke er signifikant for den to-årige modellen, men at den er signifikant for den tre-årige modellen med en p-verdi lik 0,0106. Konkursprediksjonsmodell 2 med en treårig tidshorisont presterer bedre enn modell 1 fordi det bare er litt i overkant av 1% sannsynlighet for at denne forskjellen skyldes tilfeldigheter. Det er interessant at ikke-regnskapsbaserte variabler ser ut til å fungere bedre når tidshorisonten øker sammenlignet med den tradisjonelle, regnskapsbaserte modellen til Ohlson (1980).

7.4 Ikke-parametrisk fremgangsmåte

Det viser seg at modell 2 sannsynligvis presterer bedre for konkursprediksjoner med ett og to års tidshorison, og signifikant bedre med tre års tidshorison. For å undersøke om nyere statistiske rammeverk kan øke prediksjonsevnen til modellen, settes forklaringsvariablene fra modell 2 inn i et GAM-rammeverk som en modell 3. Tabell 7.4 nedenfor viser en AUC-test for modell 2 og modell 3 med ett, to og tre års konkurshorison. Her ser vi at modellene presterer omtrent like godt. Modell 3 presterer litt bedre med ett og to års tidshorison, mens modell 2 presterer best ved tre års tidshorison. Ingen av forskjellene er signifikante, da p-verdiene er veldig høye, og det kan ikke konkluderes med sikkerhet at det er noen forskjell mellom modellene.

Tabell 7.4: Utskrift fra AUC-test for modell 2 og modell 3

	<i>AUC Modell 2</i>	<i>AUC Modell 3</i>	<i>P-verdi</i>
<i>1 år</i>	<i>0,5856821</i>	<i>0,5957656</i>	<i>0,8291</i>
<i>2 år</i>	<i>0,5617403</i>	<i>0,5770324</i>	<i>0,8793</i>
<i>3 år</i>	<i>0,5743707</i>	<i>0,5731049</i>	<i>0,3587</i>

GAM-modellen er ikke signifikant bedre enn logit-modellen, samt at logit-modellen både er enklere å tolke og bruker mindre datakraft. Logit-modellen anses derfor best egnet til konkursprediksjon. Dette gjelder spesielt for store datasett dersom prosessorkraft er en begrensende faktor for analysen.

Styrken i funnene fra analysen indikerer at det ikke kan konkluderes om modell 2 eller modell 3 presterer bedre enn Ohlsons (1980) regnskapsbaserte modell for ett og to års konkursprediksjon. Resultatene viser tegn til at enkelte ikke-regnskapsbaserte faktorer har en effekt på konkurssannsynligheten. Modell 2 med tre års tidshorison er også signifikant bedre enn modell 1.

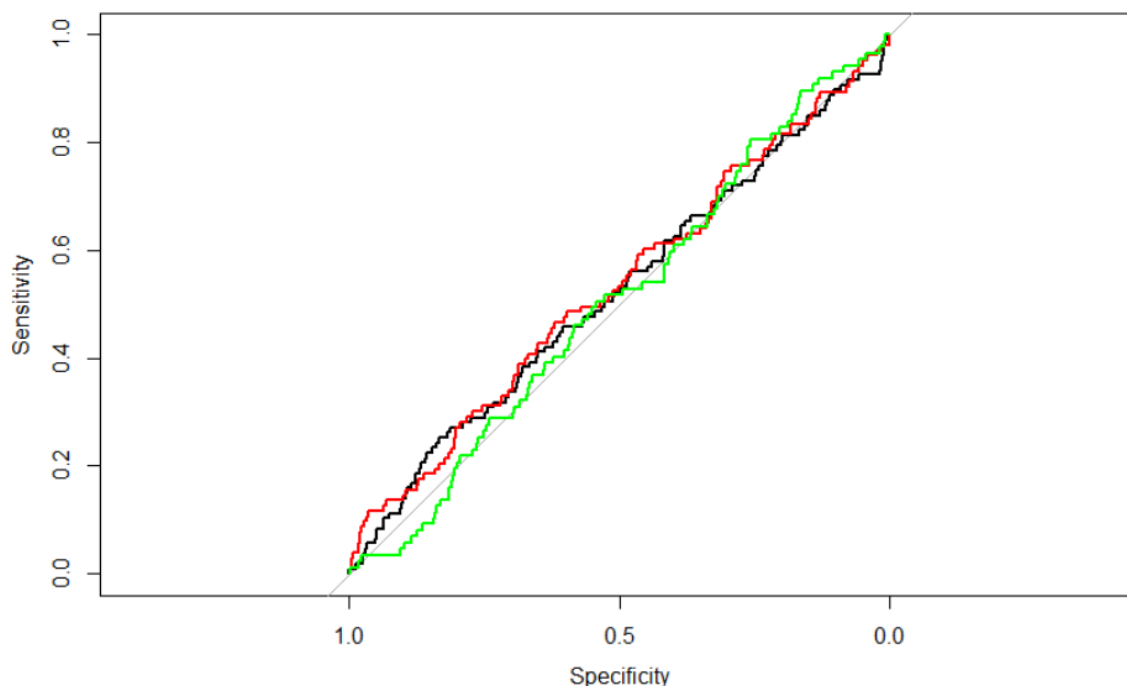
8 Diskusjon

8.1 Resultater og tolkning

Regnskapet skal gi et rettviseende bilde på dagens økonomiske situasjon. Vi konkluderte i kapittel 7 at ingen av de regnskapsbaserte kontrollvariablene fra Ohlsons konkursprediksjonsmodell er signifikante for konkurssannsynligheten når tidshorisonten er ett år. Dette tyder på at kredittvurderingsmodellen til D&B klarer å fange opp de regnskapsbaserte faktorene som påvirker konkurssannsynlighet det kommende året. Dette er også i tråd med Manz (2021), som legger frem regnskapsinformasjon som den viktigste faktoren i en kredittvurdering.

For to- og treårig prediksjon fant vi henholdsvis tre og fire signifikante regnskapsbaserte variabler. Dette indikerer at kredittvurderingen fra D&B er mer treffsikker på ett års sikt enn lengre tidsperioder. Derfor er det naturlig å avdekke signifikante regnskapsbaserte variabler på flere års sikt i konkursprediksjon.

Analysene viser at det aller meste av effektene som påvirker konkurs i Ohlsons modell fanges opp av kredittvurderingen. Resultatene fra AUC-testen i Kapittel 7 indikerer at når datasettet er filtrert på kredittvurdering, presterer ikke Ohlsons modell signifikant bedre enn gjetning for noen av tidshorisontene. Dette tyder på at kredittvurderingen fanger opp alle de regnskapsbaserte faktorene som påvirker konkurssannsynligheten. I figuren under ser vi ROC-kurvene for modell 1 med henholdsvis ett års tidshorisont i svart, to år i rødt og tre år i grønt. Vi ser også at AUC-verdiene ligger mellom 0,51 og 0,53. I denne modellen representerer en AUC-verdi på 0,5 tilfeldig gjetning

Figur 8.1: ROC-grafer for Ohlsons prediksjonsmodell**Tabell 8.1:** AUC-verdiene for Ohlsons prediksjonsmodell

<i>Tidshorisont</i>	<i>AUC Modell 1</i>
<i>1 år</i>	<i>0,5261575</i>
<i>2 år</i>	<i>0,5318961</i>
<i>3 år</i>	<i>0,5071629</i>

Største eierandel

Ut fra analysen i kapittel 7 er enkelte forklaringsvariabler signifikante for alle tre tidshorisontene. Her ser vi blant annet at største eierandel som eies av en enkeltaksjonær, er signifikant på et 99% signifikansnivå for både ettårig og toårig tidshorisont. Koeffisientene er henholdsvis 0,815 og 0,820. I og med at modellen er logaritmisk, må man regne ut hvilken endring i sannsynlighet dette medfører ved hjelp av formel 4.2 i kapittel 4.2.2. En utregning av dette viser at hvis den største eierposten øker fra 0 til 100 prosent, medfører dette at konkurssannsynligheten statistisk sett øker med 19 prosentpoeng. Dette tyder på at det å ha flere mindre eiere reduserer konkurssannsynligheten i selskapet.

Joakim og Skjæret (2017) fant i sin masterutredning at selskaper med få, store eiere har en konsentrert forhandlingskraft som kan brukes i nært forestående konkurser til å påvirke utfallet. Gitt at dette stemmer, indikerer resultatene fra analysen at eiere i noen

situasjoner har insentiver til å la selskapet de har en stor eierandel i, gå konkurs. Det må derfor ligge økonomiske insentiver til grunn for at eierne kommer bedre økonomisk ut ved konkurs enn fortsatt drift.

For å kunne si noe definitivt om årsaken til dette må det gjøres mer omfattende studier. Dette kan eksempelvis gjøres ved en studie på selskaper som gikk konkurs utelukkende med store eiere. Her bør det inkluderes mer data rundt selskapene, eierne og konkursprosessen som helhet.

Når det er sagt, kan årsakene til funnet deles i to hovedkategorier. Det kan være skjevheter i utvalget som vi ikke har tatt høyde for. Hvis dette ikke er tilfellet, indikerer det en kausal sammenheng mellom store eiere og konkurssannsynlighet. Det impliserer at mange små eiere er bedre for selskapet enn få store eller at det kan foreligge økonomiske insentiver for store eiere til å la selskapet gå konkurs.

Bakgrunnen for funnet kan være en sammenheng mellom størrelse og eierkonsentrasjon. De større selskapene har ofte flere eiere, og det kan være denne effekten vi ser i koeffisienten. Det kan også hende at man oppnår at bedre beslutninger tas på generalforsamlingen når man har mange mindre aksjonærer som kommer med innspill enn ved å ha få store. Mange eiere gjør muligens tilgangen på frisk kapital enklere for selskapet enn med få store eiere. Videre kan det være at større eiere har bedre tilgang til å hente verdier ut av selskapet i en konkursprosess.

Et annet interessant resultat er at denne variabelen kun er signifikant for prediksjoner med ett og to års tidshorisont, og ikke tre år. Dette tyder på at uavhengig hva det er som forårsaker denne effekten, så er det en kortsiktig effekt. Den har kun innvirkning på konkurssannsynligheten i de tilfellene hvor selskapet er i fare for å gå konkurs på kort sikt.

Dette resultatet taler for at effekten vi ser i modellen er hva som lønner seg for de store eierne. Får selskapet en dårlig kredittvurdering, men ikke er i overhengende fare for konkurs på kort sikt, har ikke eierne insentiver til å prøve å tømme det for verdier og la det gå konkurs. Dette er derimot tilfellet hvis det er overhengende konkurssfare på kort sikt.

Styresammensetning

Antallet ansattrepresentanter i styret har ingen signifikant sammenheng med konkurssansynligheten. Dette tyder på at funnene til Gregoriča og Rappa (2016) ikke lar seg overføre til en situasjon hvor selskapet får en dårlig kredittvurdering. Studien fant at det å ha ansattmedlemmer i styret, gjorde produksjonsnivået mindre sensitivt for kutt i ansattrelaterte kostnader. Når selskapene i denne studien gikk konkurs skyltes det endringer i etterspørselen etter selskapets varer eller tjenester, og ikke et behov for å opprettholde produksjonen til lavere kostnader. Når det er sagt, er dette noe som bør undersøkes mer i dybden for å trekke konklusjoner.

Antall kvinnelige styremedlemmer har heller ikke noen signifikant sammenheng med konkurssansynlighet i vanskeligstilte selskaper. Lakshmi og Shrivastav (2017) fant at kjønns mangfold i styret har positive effekter på avkastning og markedsverdien til selskaper. Denne effekten vil ikke påvirke konkurssansynligheten når selskapet allerede er i en vanskelig finansiell situasjon. I et slikt tilfelle ville det vært en signifikant negativ sammenheng mellom antall kvinnelige styremedlemmer og konkurssansynlighet.

Styreleder har en fremtredende rolle dersom selskapet kommer i en vanskelig finansiell situasjon. Funnene i analysen viser at bytte av styreleder heller ikke har en signifikant effekt på konkurssansynligheten. Ingen av karakteristikene om styret i denne oppgaven har effekt på konkurssansynligheten. Dette betyr ikke nødvendigvis at styrets sammensetning ikke har betydning for konkurssansynligheten. Hvis sammensetningen har betydning, må denne effekten ligge i karakteristikker som er vanskeligere å kvantifisere. Dette kan eksempelvis være generell faglig kompetanse, bransjeerfaring eller erfaring med styring av vanskeligstilte selskaper.

Bytte av daglig leder

Analysen viser at å bytte daglig leder har en signifikant effekt på konkurssansynligheten på et 90% signifikansnivå, men bare etter tre år. Denne variabelen er altså ikke signifikant på et 95% signifikansnivå og vi kan ikke konkludere at det dreier seg om en reell sammenheng.

Aksepteres et resultat med 90% signifikansnivå, tyder det på at effekten av å bytte daglig leder er forsinket med betydning først etter tre år. Koeffisienten på 0,281 forteller at dersom man bytter daglig leder, bidrar det til å øke konkurssansynligheten med 7 prosentpoeng.

Clayton et al. (2005) fant at bytte av daglig leder har en signifikant positiv effekt på driften av et selskap. Vi forventet at bytte av daglig leder førte til en lavere konkurssannsynlighet. Resultatet fra analysen viser at effektene Clayton et al. (2005) fant, ikke lar seg overføre til konkursprediksjon. Realiteten er at effekten trekker i motsatt retning av forventningen vår. Det kan foreligge flere mulige årsaker til dette. For å kunne utdype mer konkret hva dette skyldes, må det gjennomføres ytterligere studier.

Når det er sagt, kan det for eksempel skyldes at daglig leder ønsker å beskytte sitt eget rykte ved å slutte i selskapet før det står overfor større økonomiske problemer. Daglig leder vil sitte med en dyp innsikt i hvordan selskapet gjør det økonomisk og ha mer inngående kunnskaper om konkursfaren i selskapet enn eksterne observatører. Dette impliserer i så fall at bytte av daglig leder er korrelert med større konkursfare enn hva som observeres eksternt.

En annen forklaring kan være at det å bytte daglig leder fører til økt konkursfare på mellomlang sikt fordi den nye lederen ikke presterer godt nok. Det kan eksempelvis være at vedkommende ikke har nok erfaring fra selskapet eller rollen som daglig leder. Dette er allikevel en vanskelig slutning å trekke fordi det er vanskelig å se for seg et scenario hvor denne effekten først viser seg etter tre år. Det må i så fall ha seg slik at den nye lederen gjør dårlige beslutninger tidlig som man først ser effektene av etter tre år.

Børsnoterte aksjer

Modellen gir ingen signifikante funn om at børsnoterte aksjer påvirker konkurssannsynlighet. Dette indikerer at kredittvurderingen klarer å fange opp de fundamentale forholdene som påvirker konkurssannsynligheten i selskapene like godt som markedet. Gitt at dette ikke var tilfellet, ville vi forventet å se en signifikant effekt av å ha børsnoterte aksjer. Markedet ville da vurdert konkurrisikoen til noe annet enn det kredittvurderingsselskapet gjør.

Revisoranmerkninger

Når et selskap får revisoranmerkning *Usikkerhet rundt fortsatt drift*, tyder det på at selskapet har signifikant høyere konkursfare med både ett, to og tre års tidshorison. Det er naturlig at en slik kommentar fra revisor gir økt konkurrisiko. Foreligger det usikkerhet rundt selskapets drift, vil det innebære at revisor har bekymringer for de kommende 12

månedene. For den ettårige prediksjonen betyr det en økt konkurssannsynlighet på 10 prosentpoeng, for den toårige er effekten 15 prosentpoeng og 17 prosentpoeng for den treårige.

Årsregnskapet er avlagt under forutsetning om fortsatt drift. En revisoranmerkning tilknyttet dette er interessant fordi revisor har en unik tilgang på både finansiell informasjon og selskapets ledelse. Deres formål med anmerkningen er å gi en objektiv vurdering av situasjonen slik den er i dag med hensyn på årets regnskap og det kommende året dersom de ser faremomenter som kan gjøre seg gjeldende for fremtidig drift. Analysen viser at selv om dette er grunnlaget for bemerkningen, så har den prediktive kvaliteter ved at selskaper som får denne bemerkningen også har økt konkurssfare to og tre år frem i tid.

Resultatet tyder på at kredittvurderingsselskapet ikke klarer å fange opp eller kvantifisere den økte risikoen revisoranmerkningen faktisk medfører. Dersom usikkerhet tilknyttet fortsatt drift ikke hadde vært signifikant, ville det tydet på at kredittvurderingen fanget opp alle effektene rundt fortsatt drift.

Selskaper som får revisoranmerkningen *andre presiserende bemerkninger*, har en signifikant effekt på konkurssannsynligheten på ett års sikt. Effekten av revisoranmerkningen innebærer en økning i konkurssannsynligheten med 15 prosentpoeng. Dette er en effekt som kun er signifikant for den ettårige modellen, noe som tyder på at det dreier seg om kortsiktige effekter for konkurssannsynligheten.

Presiseringsavsnitt refererer til det avlagte årsregnskapet og er ikke like fremtidsrettet som anmerkningen om usikkerhet knyttet til fortsatt drift. Derfor vil det være naturlig at signifikansnivået til variabelen avtar når tidshorizonten for konkursprediksjonen øker.

Revisor bruker også avsnittet når det angår informasjon som ikke fremkommer av regnskapet. Variabelen er signifikant på ett års sikt, og dette indikerer at vi også har funnet en kortsiktig, ikke-regnskapsbasert variabel. Datasettet inneholder ikke informasjon om hva presiseringsavsnittene angir, slik at videre tolkning av resultatene blir spekulativ.

Revisjonsbemerkningen *aksjekapital tapt, helt eller delvis* gir ingen signifikante utslag i analysen. Dette indikerer at hvis aksjekapitalen er helt eller delvis tapt vil dette være en regnskapsbasert justering av egenkapitalen og en parameter som kredittvurderingen har fanget opp.

Vi ser ut fra resten av regresjonsutskriften at de andre forklaringsvariablene ikke er signifikante. Dette betyr sannsynligvis at antallet ansattrepresentanter i styret, om man bytter styreleder, antallet kvinnelige styremedlemmer og om selskapet har børsnoterte aksjer ikke har innvirkning på selskapets konkurssannsynlighet. Dette funnet indikerer at selv om styresammensetning kan ha en effekt på avkastning, ser det ikke ut til at det har noen effekt på konkurssannsynlighet for selskaper med en vanskelig økonomisk stilling.

Modellen i sin helhet

Videre kan vi se helhetlig på modellene. Fra AUC-testen i kapittel 7.3 ser vi at det er kun ved en treårig konkursprediksjon at modell 2 presterer signifikant bedre enn modell 1. Dette tyder på at effektene av de ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariablene gir en forbedring i konkursprediksjonsmodellen på mellomlang sikt.

På kort sikt gir ikke disse variablene en signifikant bedre konkursprediksjonsmodell enn referansemodellen med kun regnskapsbaserte variabler. Dette tyder på at effektene av å bruke ikke-regnskapsbaserte variabler i stor grad gjør seg gjeldende først etter tre år. Dette impliserer at i motsetning til regnskapet, som gir et presist stillbilde av selskapers nåværende økonomiske situasjon, gir de ikke-regnskapsbaserte variablene en indikasjon på at det er effekter til stede som trekker i den ene eller andre retningen, men at de virker over tid og med en betydelig forsinkelse.

Når det er sagt klarer ikke den regnskapsbaserte modellen å predikere signifikant bedre enn gjetting med en treårig tidshorison, mens modellen som inkluderer ikke-regnskapsbaserte variabler klarer å treffe i 57% av tilfellene. Selv om modell 2 ikke er i nærheten av å treffe i 100% av tilfellene, treffer den syv prosentpoeng bedre enn modell 1.

Overordnet har litteraturen funnet flere positive sider ved variablene diskutert over som virker positivt inn på selskapets drift i en normalsituasjon. Lakshmi og Shrivastav (2017) viste at kvinnelige styremedlemmer gir økt avkastning. Gregoriča og Rappa (2016) argumenterte for at ansattrepresentanter i styret ga økt fleksibilitet. Clayton et al. (2005) viste at bytte av daglig leder er assosiert med forbedret drift i ettertid. På generell basis tyder det på at det vi har funnet i litteraturen vedrørende viktige parametre for god drift i en normalsituasjon ikke lar seg direkte overføre til konkursprediksjon av finansielt vanskeligstilte selskaper.

8.2 Implikasjoner

Resultatene fra analysen impliserer at variabler utenfor regnskapet kan anvendes for å oppnå en høyere treffprosent i konkursprediksjon av finansielt vanskeligstilte selskaper. Forbedringen er relativt liten, men variablene som fører til enhver forbedring av presisjon bør inkluderes i konkursmodellen.

For økonomien som helhet vil forbedret prediksjon føre til økt økonomisk stabilitet. Økt nøyaktighet i konkursprediksjon kan bidra til færre unødvendige oppsigelser og omstruktureringer. På et nasjonalt nivå kan Sentralbanken og Finansdepartementet få bedre informasjonsgrunnlag for sine beslutninger og sikre gode og stabile rammebetingelser for næringslivet. Markedene kan også bruke prediksjonsmodellen som et ledd i verdsettelsen av finansielt vanskeligstilte selskaper og begrense noe av volatiliteten i finansielle markeder.

Alle de ovennevnte effektene må ansees for å være små ut fra funnene i denne oppgaven, da presisjonen i konkursprediksjonen bare blir marginalt forbedret. Foreligger det signifikante kausale sammenhenger mellom konkurssannsynlighet og kvantifiserbare faktorer utenfor regnskapet, kan økt forskning på området bidra til å isolere ikke-regnskapsbaserte effekter og forbedre modellene ytterligere.

8.3 Utfordringer og begrensinger

Hovedutfordringen med oppgaven er å identifisere kausale sammenhenger i observasjonene. Vi ser ut fra analysen at enkelte variabler er signifikant korrelert med konkurssannsynlighet, men med de dataene som var tilgjengelig er det vanskelig å konkludere med sikkerhet at kausale effekter har blitt identifisert og isolert. Et eksempel kan være effekten av andelen til største eier være knyttet opp mot antall eiere og ikke nødvendigvis hvor stor den største eierandelen er. Tilgangen på data som ikke er knyttet til regnskapet er verken spesifikk eller godt til å danne et godt grunnlag for å identifisere kausale sammenhenger.

Det ligger mange metodiske valg til grunn for analysen diskutert i kapittel 5. Valgene er forankret i litteraturen og fattet med mål om å gjøre modellen best mulig. Det er usikkerhet tilknyttet beste måte å konstruere en slik analyse. En mulighet for å gjøre analysen sikrere og mer troverdig er å teste alle metodiske valg.

9 Konklusjon

Formålet med oppgaven var å undersøke om bruk av ikke-regnskapsbaserte variabler kan forbedre konkursprediksjonsevnen for finansielt vanskeligstilte selskaper. Analysene indikerer at dette er tilfellet, og vi finner at modellen med et utvalg ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler presterer marginalt bedre enn den tradisjonelle regnskapsbaserte modellen til Ohlson. De viktigste ikke-regnskapsbaserte variablene som forbedrer prediksjonsevnen er (i) største eierandel, (ii) bytte av daglig leder og (iii) revisoranmerkning om usikkerhet tilknyttet fortsatt drift.

Konklusjonen er i tråd med hypotesen om at ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler kan gi ytterligere innsikt i konkursprediksjon. Det er likevel kun en statistisk signifikant forskjell mellom modellene for konkursprediksjonen tre år frem i tid. Denne sammenhengen må derfor ses på som en korrelasjon mellom forklaringsvariablene og konkurssannsynligheten, og kan ikke tolkes kausalt.

9.1 Forslag til videre studier

I denne oppgaven har vi sett helhetlig på ulike forklaringsvariabler og funnet korrelasjoner, men ikke klart å finne kausale sammenhenger. For videre studier rundt ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler hadde det vært interessant å se om man kunne bruke dataene fra SNF og statistiske metoder til å undersøke potensielle kausale sammenhenger. Dette kunne eksempelvis vært å bruke metoden "differences-in-differences" for å undersøke om innføringen av IFRS som regnskapsstandard har en effekt på presisjonen i konkursprediksjon.

Videre ville det vært spennende å undersøke et bredere spekter av forklaringsvariabler dersom det finnes data på dette. Hvilken effekt tidsbestemte hendelser som innføring av lover, politiske valg og geopolitiske hendelser har hatt på konkursraten i samfunnet er også en interessant problemstilling. Dette er eksterne faktorer som også kunne bidratt til å gi økt presisjon innen konkursprediksjon.

Oppgaven er begrenset til å predikere konkurs tre år frem i tid. Et mulig scenario er å analysere effektene ikke-regnskapsbaserte variabler har på konkursprediksjon på lengre tidshorison, eksempelvis fem til syv år frem i tid.

Vi har foretatt en rekke metodiske valg og avgrensninger. For videre studier kunne det vært aktuelt å gjøre en lignende analyse med andre statistiske metoder. Bruk av nevrale nettverk ville vært interessant å ta i bruk, eventuelt en annen kombinasjon av forklaringsvariabler. Utarbeidelse av en egen referansemmodell eller å gjøre en lignende studie med selskaper fra andre land ville vært spennende for å sammenligne konkursprediksjon på tvers av landegrenser og kontinenter.

Referanser

- Aannø, Sondre og Wilter, G. N. (2021). Årsregnskapet og fortsatt drift.
- 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., Haldeman, R. G., og Narayanan, P. (1977). Zeta-tm analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of banking & finance*, 1(1):29–54.
- Angrist, J. D. og Pischke, J. (2014). *Mastering'metrics: The path from cause to effect*. Princeton university press.
- Balios, D., Thomadakis, S., og Tsipouri, L. (2016). Credit rating model development: An ordered analysis based on accounting data. *Research in International Business and Finance*, 38:122–136.
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *journal of accounting research*, iv.
- Berg, D. (2007). Bankruptcy prediction by generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 23(2):129–143.
- Bergo, J. (2002). Pengepolitikk, konjunkturer og konkurransevne. *Penger og Kreditt* 3/02.
- Berner, E., Mjøs, A., og Olving, M. (2016). Regnskapsboka: dokumentasjon og kvalitetssikring av snfs og nhhs database med regnskaps-og foretaksinformasjon for norske selskaper.
- Bernhardsen, E. og Larsen, K. (2007). Modellering av kredittrisiko i foretakssektoren-videreutvikling av sebra-modellen.
- Bernhoft, A.-C. (2008). IFRS og god regnskapsskikk - Enkelte sentrale forskjeller. *Revisjon og Regnskap* (3).
- Bernhoft, A.-C., Kvifte, S., og Røsok, K. (2018). IFRS i Norge - en håndbok (8. utgave).
- Bolstad, E. og Sjøfjell, B. (2021). Organisasjonsnummer. Hentet 8. november fra: <https://snl.no/organisasjonsnummer>.
- Braut, Geir, S. o. D. (2018). Regresjonsanalyse. Hentet 3. november fra: <https://snl.no/regresjonsanalyse>.
- Breaking Down Finance (2014). Ohlson's o-score.
- Brækhus, S. (2015). Konkurs. Hentet 21. november 2021, fra: <https://snl.no/konkurs>.
- Charitou, A., Neophytou, E., og Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European accounting review*, 13(3):465–497.
- Cheung, J. (1991). A review of option-pricing theory in accounting research. *Journal of Accounting Literature*, 10:51–84.
- Clayton, M. C., Hartzell, J. C., og Rosenberg, J. (2005). The impact of ceo turnover on equity volatility. *The Journal of Business*, 78(5):1779–1808.

- D&B Global (2021). Aaa rating-model. Hentet 01. desember 2021, fra: <https://www.dnb.com/fi-fi/aaa-rating-model/>.
- Deloitte (2020). Konkursbeskyttelse - ny lov om rekonstruksjon. Hentet 18. november 2021, fra: <https://www2.deloitte.com/no/no/pages/legal/solutions/konkursbeskyttelse-ny-lov-om-rekonstruksjon.html>.
- Dichev, I. D. (1998). Is the risk of bankruptcy a systematic risk? *the Journal of Finance*, 53(3):1131–1147.
- Dvergsdal, H. (2019). Nevralt nettverk.
- Eklund, T., Larsen, K., og Bernhardsen, E. (2001). Modell for analyse av kredittrisiko i foretakssektoren.
- Explorium (2021). Company data.
- Fardal, A. (2007). Ifrs og norske regnskapsregler. *Magma*, 3(07).
- Fawcett, T. (2006). An introduction to roc analysis. *Pattern recognition letters*, 27(8):861–874.
- Frisk, E. (2021). Dummyvariabel.
- Frøslie, K. F. (2021a). Korrelasjon.
- Frøslie, K. F. (2021b). P-verdi.
- Gregoriča, A. og Rappa, M. S. (2016). Board-level employee representation and firms' responses to crisis. *Unpublished manuscript*.
- Grytten, O. H. (2003). Finansielle krakk og kriser. *Praktisk økonomi & finans*, 19(04):91–98.
- Grønmo, S. (2021a). Avhengig variabel.
- Grønmo, S. (2021b). Kontrollvariabel.
- Grønmo, S. (2021c). Kvantitativ metode.
- Grønmo, S. (2021d). Multivariat analyse.
- Grønmo, S. (2021e). Utvalg.
- Grønmo, S. (2021f). Variabel (vitenskapelig begrep).
- Hamilton, D. T., Sun, Z., og Ding, M. (2011). Through-the-cycle edf credit measures. *Moody's Analytics, August*.
- Hervik, S. (2021). Koeffisient.
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., og Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of accounting studies*, 9(1):5–34.
- Hjelseth, I. N. og Raknerud, A. (2016). A model of credit risk in the corporate sector based on bankruptcy prediction. Technical report, Staff Memo.

- Joakim, O. og Skjæret, A. (2017). Corporate restructurings and the effect of ownership concentration on bond recovery rates: an empirical study of recovery rates in the Norwegian high yield bond market. Master's thesis.
- Johnsen, A. og Kvaal, E. (1999). *Regnskapsloven: kommentarer til lov av 17. juli 1998 nr 56 om årsregnskap mv.* Cappelen.
- Justisdepartementet (1986). Lov om gjeldsforhandlinger og konkurs.
- Justisdepartementet (1999). Lov om aksjeselskaper.
- Kaldestad, Y. og Møller, B. (2016). *Verdivurdering: Teoretiske modeller og praktiske teknikker for å verdsette selskaper.* Fagbokforlaget.
- Kenton, W. (2020). Definition dun & bradstreet. Hentet fra <https://www.investopedia.com/terms/d/dandb.asp>.
- Kristoffersen, T. (2008). *Regnskapsteori. Med introduksjon til internasjonale regnskapsstandarder.* Fagbokforlaget, Trondheim.
- Kumar, P. R. og 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.
- Kvifte, S. S. og Brandsås, H. (2010). God regnskapsskikk i 25 år—fra «skatteregnskap» til ifrs. *Praktisk økonomi & finans*, 26(03):45–59.
- Lakshmi, V. og Shrivastav, S. M. (2017). Gender diversity in the boardroom and company financial performance: A review of research & perspectives. *Journal of IPER*, 11:59–69.
- Langli, J. C. (2010). *Årsregnskapet.* Gyldendal akademisk.
- Larsen, K. (2015). Gam: the predictive modeling silver bullet. *Multithreaded. Stitch Fix*, 30:1–27.
- Libell, Henrik, P. (2021). Hvordan rekonstruere et nesten konkurs Norwegian Air, og litt om Tintin på badet. Hentet 19. november 2021, fra: <https://juridika.no/innsikt/hvordan-rekonstruere-et-nesten-konkurs-norwegian>.
- Manz, B. (2021). What do s&p, fitch and moody's ratingsmean? Hentet 19. november 2021, fra: <https://www.moneyland.ch/en/rating-agencies>.
- Melle, F., T. T. (1998). Ny regnskapslov og nye aksjelover. *Magma*.
- Menard, S. (2002). *Applied logistic regression analysis*, volume 106. Sage.
- Næss, A. B., Wahlstrøm, R. R., Helland, F. F., og Kjærland, F. (2017). Konkursprediksjon for norske selskaper - en sammenligning av regresjonsmodeller og maskinlæringsteknikker. *Bred og spiss! NTNU Handelshøyskolen 50 år: En vitenskapelig jubileumsantologi.*
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, sider 109–131.
- Pelja, I. og Stemland, T. B. (2017). Predicting bankruptcy for Norwegian firms: a study of Altman's z-model using alternative ratios.

- Ramos, A., Simões, M., et al. (2012). Credit rating agencies, finance and growth. *Institute of Economic Sciences Book Chapters*, 1:192–207.
- Rendón, H. (2012). Gujarati, Damodar y Porter. basic econometrics. *Ensayos de Economía*, 22(41):227–230.
- Sættem, O. (2014). Bedriftens finansregnskap: Det analytiske brukerperspektivet.
- Sævig, M. og Vonen, G. H. (2017). Konkursprediksjon med termindata: en empirisk studie av prediksjonsevnen til termindata fra skatteetaten. Master's thesis.
- Sandsmark, P. M. (2021). Binaer variabel.
- Schonhowd, K. (2021). Foreløpige erfaringer med den nye rekonstruksjonsloven. Hentet 25. november 2021, fra: <https://www.thallaug.no/aktuelt/forelopige-erfaringer-med-den-nye-rekonstruksjonsloven/>.
- Seber, G. A. og Lee, A. J. (2012). *Linear regression analysis*, volume 329. John Wiley & Sons.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The journal of business*, 74(1):101–124.
- Skotvold, K. (2021). Fortsatt drift i årsregnskapet for 2020. *Regnskap Norge*.
- SNF (2013). Om snf. Hentet 9. november fra: <https://snf.no/om-snf.aspx>.
- Sobehart, J. R., Keenan, S. C., og Stein, R. (2000). Benchmarking quantitative default risk models: a validation methodology. *Moody's Investors Service*.
- Sperandei, S. (2014). Understanding logistic regression analysis. *Biochemia medica*, 24(1):12–18.
- SSB (2020). Opna konkursar. Hentet 24. november 2021, fra: <https://www.ssb.no/virksomheter-foretak-og-regnskap/statistikker/konkurs/arkiv/2010-08-06?fane=arkiv&start=30>.
- Stein, R. M. (2002). Benchmarking default prediction models: Pitfalls and remedies in model validation. *Moody's KMV, New York*, 20305.
- Tellefsen, J. T. og Langli, J. C. (2005). Årsregnskapet, Oslo. *Gyldendal akademisk*.
- Udnesseter, M. og Walthinsen, M. B. (2012). Konkursprediksjon under finanskrisen: Et empirisk studie av eksisterende og nye forklaringsvariabler knyttet til konkursprediksjonsmodellenes stabilitet, før og under finanskrisen 2008/2009. Master's thesis.
- Visma (2021). Nøkkeltall.
- Wruck, K. H. (1990). Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. *Journal of financial economics*, 27(2):419–444.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, sider 59–82.

Appendiks

A1 Oversikt over D&Bs forskjellige kredittvurderinger

Figur A1.1: Betydning av de forskjellige kredittvurderingene til D&B

2. Hva betyr de ulike karakterene?

- AAA er den høyeste karakteren og gis bare til aksjeselskap. Karakteren gis til foretak som har vist stabilitet over tid, med en evne til å klare både høy- og lavkonjunktur.
- AA, som er den høyeste karakteren for handelsselskaper og private firmaer, signalerer god kredittverdighet.
- A betyr at foretaket er kredittverdig.
- AN gis til nystartede foretak uten historikk, der ingen negativ informasjon finnes.
- B innebærer at det fins negativ informasjon (eksempelvis betalingsanmerkninger eller nøkkeltall under bransjesnittet). Mindre kreditt kan bevilges, men ved større forretninger gis kreditt bare mot sikkerhet. ^[1]_{SEF}
- C betyr at foretaket har store problemer og at all kreditt frarådes.

A2 Oppbyggingen av D&Bs kredittvurdering

Figur A2.1: Variabler som benyttes i kredittvurderingen til D&B

Følgende nøkkeltall med tilhørende definisjon benyttes i rating-modellen:

NØKKELTALL	DEFINISJON
Totalrentabilitet	$\frac{\text{ordinært resultat før skattekostnad} + \text{finanskostnader} \times 100}{\text{gjennomsnittlig total kapital}}$
Rentedekningsgrad	$\frac{\text{rentekostnader} + \text{ordinært resultat før skattekostnad} \times 100}{\text{rentekostnader}}$
Likviditetsgrad 1	$\frac{\text{omløpsmidler}}{\text{kortsiktig gjeld}}$
Likviditetsgrad 2	$\frac{\text{omløpsmidler} - \text{varelager}}{\text{kortsiktig gjeld}}$
Langsiktig lagerfinansiering	$\frac{\text{omløpsmidler} - \text{kortsiktig gjeld} \times 100}{\text{varelager}}$
Tapsbuffer	$\frac{\text{egenkapital} \times 100}{\text{totale inntekter}}$
Egenkapitalandel	$\frac{\text{egenkapital} \times 100}{\text{total kapital}}$
Aksjekapital	$\frac{\text{aksjekapital} \times 100}{\text{egenkapital}}$

Viser evt. hvor stor del av aksjekapitalen som er tapt

A3 Regresjon av revisoranmerkninger

Figur A3.1: Utskrift fra regresjon av revisoranmerkninger

Revisoranmerknning og konkurssansynlighet			
<i>Dependent variable:</i>			
	konk.1lead	konk.2lead	konk.3lead
	(1)	(2)	(3)
revanmA	-0.357 (0.419)	-0.263 (0.390)	0.218 (0.350)
revanmB	0.116 (0.303)	-0.759* (0.457)	-0.186 (0.394)
revanmD	0.335* (0.172)	0.048 (0.183)	-0.251 (0.234)
revanmE	0.449** (0.184)	0.583*** (0.183)	0.654*** (0.209)
revanmH	0.067 (0.194)	0.111 (0.195)	0.259 (0.215)
revanmK	-12.906 (1,011.885)	-13.723 (1,694.198)	-12.287 (1,026.269)
revanmM	0.655*** (0.217)	0.235 (0.246)	-0.150 (0.336)
revanmN	-0.202 (0.745)	-13.602 (436.914)	0.401 (0.753)
revanmO	-12.708 (365.643)	-13.040 (649.368)	-12.959 (442.895)
revanmP	-13.014 (840.018)	-14.306 (1,375.920)	-12.908 (833.982)
revanmR	-0.232 (0.607)	0.227 (0.524)	0.593 (0.484)
revanmT	-0.051 (0.378)	0.446 (0.316)	0.422 (0.382)
revanmY	1.849 (1.135)	2.298* (1.226)	-12.473 (1,029.121)
revanmZ	1.037 (0.775)	-13.490 (584.809)	0.811 (1.105)
Constant	-3.239*** (0.067)	-2.991*** (0.065)	-3.094*** (0.074)

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A4 Regresjonsutskrift ved bruk av GAM

Figur A4.1: Utskrift fra regresjon ved bruk av GAM

Konkursprediksjon			
	<i>Dependent variable:</i>		
	konk.1lead	konk.2lead	konk.3lead
	(1)	(2)	(3)
O_size	-0.001 (0.001)	-0.0002 (0.001)	-0.001 (0.001)
O_TLTA	0.00004*** (0.00001)	0.0002*** (0.00004)	0.0003*** (0.0001)
O_WCTA	0.00005** (0.00002)	0.0002*** (0.00005)	0.0004*** (0.0001)
O_CLCA	0.00000 (0.00001)	0.00001 (0.00001)	0.00004*** (0.00001)
O_OENEG	-0.001 (0.005)	-0.0001 (0.006)	-0.005 (0.006)
O_NITA	0.00000 (0.0001)	-0.0001 (0.0002)	0.00004 (0.0002)
O_FUTL	0.00001 (0.0003)	-0.003*** (0.001)	-0.001 (0.003)
O_INTWO	0.008 (0.006)	0.010 (0.007)	0.014* (0.007)
O_CHIN	-0.003 (0.004)	-0.008* (0.004)	0.0001 (0.004)
max_eiera	0.030*** (0.010)	0.034*** (0.012)	0.017 (0.012)
st_ansmdl	0.001 (0.004)	0.006 (0.005)	0.004 (0.006)
st_kvimdl	0.004 (0.004)	-0.0004 (0.005)	-0.003 (0.005)
stled_skift	0.011 (0.007)	0.011 (0.008)	0.007 (0.008)
dagl_skift	0.005 (0.007)	-0.005 (0.008)	0.014* (0.008)
bors_aks	0.059 (0.045)	0.009 (0.054)	0.093 (0.058)
revanmD	0.014 (0.009)	0.0004 (0.010)	-0.010 (0.010)
revanmE	0.021** (0.009)	0.036*** (0.011)	0.039*** (0.012)
revanmM	0.036*** (0.012)	0.009 (0.014)	-0.003 (0.015)
Constant	0.006 (0.010)	0.007 (0.012)	0.020 (0.012)

A5 Alle tilgjengelige ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler

Tabell A5.1: Oversikt over alle tilgjengelige ikke-regnskapsbaserte forklaringsvariabler

Kategori	Forklaring	Navn	Forklaringsvariabel
Organisasjonsdata	Organisasjonsnummer	Orgnr	0
	Navn	Navn	0
	År	aar	0
	Aktiv, Ja/Nei	aktiv	0
	Konkursår	konkaar	0
	Postnummer	postnr	0
	Poststed	poststed	0
	Postnummer besøksadresse	postnr_be	0
	Poststed besøksadresse	poststed_be	0
	Kommunennummer	kommnr	0
	Kommunenavn	kommune	0
	Landsdel	landsdel	0
	Selskapsform	selskf	0
	Selskapskategori	selskat	0
	Etableringsdato	etableri	0
	Stiftelsesår	stiftaar	0
	Registreringsdato	regdato	0
	Antall Ansatte	ansatte	0
Eierstruktur	Hovedeier kategori	eierstruktur	0
	Antall eiere	ant_eiere	0
	Største eierandel	max_eiera	1
	Eiermessig konsentrasjon (Herfindahl index)	aksj_hhi	0
Styre og ledelse	Antall faste styremedlemmer	st_medl	0
	Antall varemedlemmer i styret	st_varmedl	0
	Antall kvinnelige faste styremedlemmer	st_kvindl	1
	Antall ansattvalgte styremedlemmer	st_ansmdl	1
	Skifte av styreleder	stled_skift	1
	Kjønn, styreleder	kjoenn_stled	0
	Skifte av daglig leder	dagl_skift	1
	Kjønn, daglig leder	kjoenn_dagl	0
børsnoterte aktiva	Indikator børsnoterte aksjer	bors_aks	1
	Indikator børsnoterte obligasjoner	bors_obl	0
	Indikator børsnoterte sertifikater	bors_sert	0
	Indikator børsnoterte futures	bors_fut	0
	Indikator børsnoterte opsjoner	bors_opt	0
	Indikator børsnoterte warrants	bors_war	0
morselskap	Morselskaps orgnummer hvis eierandel >50%	mors_orgnr	0
	Morselskaps navn hvis eierandel >50%	mors_navn	0
	Morselskaps eierandel hvis eierandel >50%	mors_eandel	0
	Morselskapets nasjonalitet hvis eierandel >50%	mors_land	0
	Morselskapets selskapsform hvis eierandel >50%	mors_selskf	0
Revisor	Revisors org.nr.	revorgnr	0
	Revisors navn	revnavn	0
	Revisors postnummer	revpostnr	0
	Revisjonsanmerkninger	revanm	0
	Revisjonsanmerkninger, bokstavkoder	revanm07	1
	Skifte av revisor	rev_skift	0
Regnskapsfører	Regnskapsførers org.nr.	regorgnr	0
	Regnskapsførers navn	regnavn	0
	Regnskapsfører postnummer	regpostnr	0
	Skifte av regnskapsfører	reg_skift	0
ratingkode	D&Bs kredittrating	ratingkode	0
nibor3m	OR 3 mnd markedsrente	nibor3m	0
bransjedata	Hovedbransjekode, SN2002	bransjek_02	0
	Hovedbransjebeskrivelse, SN2002	bransjet_02	0
	Hovedbransjekode, SN2007	bransjek_07	0
	Hovedbransjebeskrivelse, SN2007	bransjet_07	0

A7 Ordliste

Avhengig/Uavhengig variabel

En avhengig variabel er en egenskap ved observasjonene som man ikke kan observere, men ønsker å definere ved hjelp av et sett med andre, uavhengige, variabler. Man forutsetter da at det er en sammenheng mellom den avhengige og de uavhengige variablene. Det er denne sammenhengen man ønsker å definere.

En uavhengig variabel er en observerbar variabel man ønsker å undersøke virkningen av på en avhengig variabel. Denne kalles også forklaringsvariabel, og man forutsetter at denne har en kvantifiserbar innvirkning på den avhengige variabelen (Grønmo, 2021a).

Binær variabel

Ordet binær kommer av det latinske ordet binarius som betyr “å bestå av to”, dvs en variabel som kun kan ha to verdier. Det kan for eksempel være ja/nei, sant/usant eller 1/0. Variabelen er kategorisk og angir en av to kategorier for alle observasjoner. I denne oppgaven er det enkelte binære variabler som har verdien 1 hvis noe har skjedd i selskapet og 0 hvis ikke (Sandsmark, 2021).

Datasett

I forbindelse med datainnsamling ender man opp med et datasett. Hele dette datasettet betegner da populasjonen, altså alle observasjonene. (Grønmo, 2021e)

Dummyvariabel

En dummyvariabel er en binær variabel som konstrueres i forbindelse med studie for å karakterisere om en observasjon har en bestemt egenskap eller ikke. Dummyvariabler kan konstrueres for blant annet å undersøke om en bestemt kombinasjon av egenskaper er til stede eller ikke (Frisk, 2021).

Koeffisient

Koeffisient er et matematisk begrep som gir uttrykk for et tall eller en funksjon som står som faktor i et matematisk uttrykk. I forbindelse med regresjonsanalyse gir koeffisientene uttrykk for den matematiske sammenhengen mellom den avhengige variabelen og forklaringsvariablene (Hervik, 2021).

Kontrollvariabel

En kontrollvariabel er en variabel som inkluderes i en multivariat analyse for å utelukke at observerte sammenhenger skyldes andre variabler enn de man ønsker å undersøke. Det kan for eksempel være at den observerte sammenhengen mellom en avhengig variabel og en forklaringsvariabel skyldes at de begge samvarierer med en tredjevariabel og at det forklarer noe av eller hele sammenhengen mellom dem. For å korrigere for dette inkluderer man tredjevariabelen som en kontrollvariabel (Grønmo, 2021b).

Korrelasjon

Korrelasjon er et statistisk mål på hvor mye to målbare variabler henger sammen med hverandre. Korrelasjonskoeffisienten mellom to variabler er et tall mellom 1 og -1 som angir kvantifisering av dette. Dersom den er 1, følger variablene hverandre proporsjonalt likt i samme retning. Hvis den er 0 er det ingen sammenheng mellom dem. Hvis den er -1 følger de hverandre proporsjonalt likt, men i motsatt retning (Frøslie, 2021a).

Kvantitativ metode

Med begrepet kvantitativ metode menes at man analyserer et kvantitativt datasett ved hjelp av matematikk og statistiske metoder. Kvantitative data kjennetegnes ved at de er tallfestede og kan måles i tall. En kvantitativ metode gir ikke anledning til å analysere kvalitative data i form av for eksempel tekst, men man søker å finne sammenhenger basert på tallfestede data (Grønmo, 2021c).

Multikollinearitet

Multikollinearitet er et uttrykk for graden av lineær sammenheng mellom forklaringsvariablene i en multippel regresjon. Dette statistiske fenomenet ble først beskrevet av den norske økonomen Ragnar Frisch i 1934. Dersom multikollinearitet er til stede i en analyse er dette problematisk for tolkningen av koeffisientene. Det betyr at man kan ha observert de samme effektene flere ganger i analysen og at man derfor ikke kan tolke resultatet av analysen kausalt (Rendón, 2012).

Multivariat analyse

Multivariat kommer av sammensetningen av to latinske ord. Multi, som betyr “mange” og variato, som betyr forandring eller variasjon. Multivariat analyse innebærer altså at man analyserer årsakssammenhengen mellom flere variabler. Man deler da variablene i avhengige og uavhengige variabler og undersøker om det finnes noen empirisk sammenheng mellom dem. En form for multivariat analyse kan for eksempel være en regresjonsanalyse (Grønmo, 2021d).

Nøkkeltall

I økonomisk sammenheng er et nøkkeltall en økonomisk indikator som gir et hurtig overblikk over et selskaps regnskap (Visma, 2021).

Observasjon (statistikk)

En observasjon er en sammensetning av karakteristikk eller egenskaper som tilhører den samme enkeltenheten. For denne oppgaven utgjør en observasjon alle data som er samlet inn om ett bestemt selskap i ett bestemt år.

P-verdi

Innen statistikk er p-verdien et uttrykk for sannsynligheten for at resultatene man observerer er et resultat av tilfeldigheter. Dersom p-verdien er 0.05 betyr det at det er en 5% sannsynlighet for at resultatene man observerer skyldes tilfeldigheter. En tommelfingerregel innen kvantitativ analyse er at dersom p-verdien er 0.05 eller lavere aksepterer man resultatet. Hvis ikke er det for høy sannsynlighet for at man observerer tilfeldigheter, og man må da forkaste resultatet. Det nivået man krever at p-verdien skal være for å akseptere resultatet kalles signifikansnivå (Frøslie, 2021b).

Populasjon og utvalg

I forbindelse med datainnsamling ender man opp med et datasett. Hele dette datasettet betegner da populasjonen, altså alle observasjonene. Et utvalg er i denne sammenhengen en del av et datasett som er valgt ut basert på visse kriterier (Grønmo, 2021e).

Regnskapsbaserte/Ikke-regnskapsbaserte variabler

Regnskapsbaserte variabler er informasjon fra regnskapet i form av nøkkeltall som brukes til å predikere konkursrisiko. Altman (1968) og Ohlson (1980) er blant de mest anerkjente modellene for konkursprediksjon som utelukkende tar i bruk regnskapsbaserte variabler.

Ikke-regnskapsbaserte variabler er informasjon om selskapet som ikke kommer direkte fra regnskapet. Det har vært lite forskning som har benyttet denne typen variabler i prediksjonsmodeller tidligere. Variablene er hentet fra datasettet oversendt av SNF.

Regresjonsanalyse

Regresjonsanalyse er en samling kvantitative analysemetoder som beskriver sammenhengen mellom en eller flere uavhengige variabler og en eller flere avhengige variabler. Dersom den har en uavhengig variabel, er det en univariat modell, og dersom den har to eller flere uavhengige variabler, er det en multivariat modell, også kalt multippel regresjon (Braut, 2018).

Variabel

En variabel er en egenskap eller et kjennetegn ved en multivariat analyseenhet. I denne oppgaven betegner variablene forskjellige egenskaper eller kjennetegn for observasjonene. Det vil si at en variabel uttrykker en bestemt egenskap for de årlige observasjonene av selskapene i analysen (Grønmo, 2021f).