

Konkursprediksjon for små foretak i Norge

Kan bransjespesifikke modeller øke treffsikkerheten?

ANDERS STIANSEN NYGAARD
GØRAN TORGERSEN

VEILEDER

Terje Heskestad

Universitetet i Agder, 2021

Handelshøyskolen ved UiA

Institutt for økonomi

Master

Forord

Denne avhandlingen ble skrevet i løpet av våren 2021 ved Universitet i Agder som en del av vår mastergrad i regnskap og revisjon (MRR). Konkursprediksjon har ikke vært en del av pensum underveis på mastergraden, men ligger nært tilknyttet de ulike emnene i regnskap som har blitt undervist. Gjennom arbeidet med denne mastergradsavhandlingen har vi derfor fått et innblikk i et nytt fagområde som vi tar med oss videre inn i arbeidslivet. Vi håper å bidra til litteraturen innen konkursprediksjon i Norge og da særlig for små foretak som ikke rapporterer etter IFRS. Til slutt vil vi rette en stor takk til vår veileder Dosent Terje Heskestad for støtte og innspill underveis som har bidratt til å øke kvaliteten på denne avhandlingen.

Kristiansand, 31. mai 2021

Anders S. Nygaard

Anders Stiansen Nygaard

Gøran Torgersen

Gøran Torgersen

Sammendrag

Problemstilling: Små foretak utgjør omtrent 98% av alle foretak i Norge (SSB, 2021), og spiller derfor en vesentlig rolle for norsk økonomi. Samtidig står små foretak for 99,9% av alle norske konkurser (ibid.). Mye av konkursprediksjonen i dag baserer seg på tradisjonelle modeller fra så tidlig som 60-tallet. Til tross for dette finnes det lite empirisk litteratur innen konkursprediksjon for små norske selskaper.

Formål: Formålet med denne avhandlingen er å undersøke empirisk om det er støtte for påstanden om at en bransjetilpasning øker prediksjonsevnen til en konkursprediksjonsmodell. Dette testes på små norske selskaper i bygg og anleggsbransjen.

Design/Metode/Tilnærming: Den empiriske analysen tar for seg et utvalg på 6 724 selskaper, hvorav 94 har gått konkurs. Modellen som utarbeides testes så på et tilsvarende datasett på 7 288 selskaper fra året etter, hvorav 101 gikk konkurs, for å undersøke om resultatene er robuste. Analysen gjennomføres ved hjelp av multivariat diskriminant analyse (MDA).

Resultater: Den bransjetilpassede modellen oppnår høyere treffsikkerhet i konkursprediksjonen enn Altmans modell som det sammenlignes med. Dette gjelder også for testdatasettet fra året etter estimeringsåret. I analysen identifiseres likviditetsgrad 1 som en svært dårlig variabel for å predikere konkurs i bygg og anleggsbransjen. Resultatene viser at arbeidskapital delt på eiendeler kan benyttes som alternativ.

Implikasjoner: Mange av funnene som er gjort i tidligere forskning på store foretak, kan også anvendes for små foretak. Innen bransjen bygg og anlegg bør brukere av regnskapet være forsiktige med å basere seg på likviditetsgrad 1, ettersom dette nøkkeltallet ikke gir tilstrekkelig informasjon om selskapets likviditet.

Bidrag: Denne avhandlingen tar for seg et langt større datasett enn den tidligere forskningen. Videre gir den ny kunnskap om små foretak innen bygg- og anleggsbransjen i Norge.

Nøkkelord: konkurs, konkursprediksjon, nøkkeltall, likviditetsgrad, regnskapsanalyse, bygg- og anleggsbransjen, prosjektregnskap

Innholdsfortegnelse

1	Innledning	1
1.1	Kontekstuell bakgrunn	1
1.2	Hypoteser	2
1.3	Avgrensninger	3
1.4	Oppgavens struktur	3
2	Metode	4
2.1	Forskningstilnærming og design	4
2.2	Datainnsamling og utvalg	5
2.3	Statistisk tilnærming	9
2.4	Metoder for å vurdere resultater	11
2.5	Datakvalitet	13
3	Tidligere forskning.....	16
3.1	Tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller	16
3.2	Altmans Z''-score modell	18
3.3	Konkursprediksjon for små selskaper	21
3.4	Konkursprediksjon i Norge	22
3.5	Forskningsspørsmål og hypoteser	23
4	Bygg og anlegg	26
4.1	Karaktertrekk ved bransjen	26
4.2	Unntaksregler for små foretak	27
4.3	Valg av nøkkeltall	29
4.4	Prosjektregnskap	33
5	Empirisk analyse og diskusjon.....	38
5.1	Innledende analyse	39
5.2	Presentasjon og test av modeller	44
5.3	Resultater fra test-datasettet (hold-out sample)	48
5.4	Implikasjoner	51
6	Konklusjon	52
6.1	Konkluderende bemerkninger og bidrag	53
6.2	Begrensninger og forslag til videre forskning	54
	Litteraturliste	56
	Appendiks.....	A
	Vedlegg 1: Diskusjonsnotat - Gøran Torgersen.....	F
	Vedlegg 2: Diskusjonsnotat - Anders Stiansen Nygaard	L

Tabell- og figuroversikt

Tabell 1: Antall virksomheter og konkurser i Norge etter ansatte i 2019	1
Tabell 2: Konkursåpninger 2019, sortert etter bransjer med flest konkurser	2
Tabell 3: Antall aktive selskaper og konkurser i datasettet	8
Tabell 4: Klassifiseringsmatrise med type 1 og type 2 feil	11
Tabell 5: Antall aktive selskaper og konkurser i datasettet fra ulike studier.....	20
Tabell 6: Aktuelle unntaksregler for små foretak	28
Tabell 7: Eksempel - treårig prosjektkalkyle.....	33
Tabell 8: Påvirkning på nøkkeltall ved løpende avregning med fortjeneste	34
Tabell 9: Påvirkning på nøkkeltall ved løpende avregning uten fortjeneste	35
Tabell 10: Påvirkning på nøkkeltall ved fullført kontrakt metode	36
Tabell 11: Beskrivende statistikk for 2017 datasettet.....	39
Tabell 12: Test av forklaringskraft til variabler for lønnsomhet	40
Tabell 13: Test av forklaringskraft til variabler for likviditet	41
Tabell 14: Test av forklaringskraft til variabler for soliditet	42
Tabell 15: Test av forklaringskraft til andre variabler.....	42
Tabell 16: Antall selskaper og konkurser i datasettet.....	43
Tabell 17: Antall selskaper og konkurser etter regnskapsprinsipp.....	44
Tabell 18: Klassifiseringsmatrise for Altmans Z'' -score modell (2018)	45
Tabell 19: Funksjonskoeffisienter for Altmans reestimerte modell (2018)	46
Tabell 20: Klassifiseringsmatrise for Altmans reestimerte Z'' -score modell (2018).....	46
Tabell 21: Funksjonskoeffisienter for bransjemodell (2018)	47
Tabell 22: Variablene i bransjemodellen.....	47
Tabell 23: Klassifiseringsmatrise for bransjemodell (2018)	48
Tabell 24: Klassifiseringsmatrise for Altmans Z'' -score modell (2019)	49
Tabell 25: Klassifiseringsmatrise for Altmans reestimerte Z'' -score modell (2019).....	49
Tabell 26: Klassifiseringsmatrise for bransjemodell (2019)	50
Tabell 27: Oversikt over variabler og korrelasjonen med konkurs i en tidligere studier	52
Tabell 28: Eksempel-regnskap ved løpende avregning med fortjeneste	A
Tabell 29: Eksempel-regnskap ved løpende avregning uten fortjeneste	B
Tabell 30: Eksempel-regnskap ved fullført kontrakt metode	C
Tabell 31: Klassifiseringsmatrise for Altmans Z -score (1968)	C
Tabell 32: Prediksjonsevnen til valg av regnskapsprinsipp for tilvirkningskontrakter	D
Tabell 33: Eigenvalues for bransjemodellen	D
Tabell 34: Wilks Lambda og Chi-square test av bransjemodellen	E
Tabell 35: Log determinants for bransjemodell (2018).....	E
Tabell 36: Box M test for bransjemodell (2018)	E
Tabell 37: Varians-kovarians-matrise for bransjemodell (2018)	E
Figur 1: Illustrasjon av utvalget i bygg og anleggsbransjen.....	7
Figur 2: Påvirkningen på LG 1 av et eksempelprosjekt	37
Figur 3: Oversikt over kapittelets oppbygning.....	38
Figur 4: ROC-kurver for bransjemodell (2018)	D

1 Innledning

1.1 Kontekstuell bakgrunn

Konkurs skaper ringvirkninger som kan føre til store konsekvenser for samfunnet. Eksempler på dette er tap på investeringer for investorer, arbeidstakere mister jobb, kunder mister tilgang på viktige varer/ tjenester og leverandører mister viktige kunder. Derfor er det avgjørende for næringslivet å kunne prise varer og tjenester korrekt med tanke på risikoen for konkurs.

Tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller har blitt benyttet av akademikere, banker og andre aktører i over 50 år for å kunne prise inn denne risikoen. Til tross for at stadig nye modeller og teknikker for konkursprediksjon utvikles, er de tradisjonelle modellene fortsatt i utbredt bruk i samfunnet. Regnskapet, som er grunnlaget til disse modellene, har endret seg mye over de siste 50 årene med innføringen av nye rammeverk som GRS og IFRS (Kinserdal, 2018) Det kan derfor hevdes at de tradisjonelle modellene er utdaterte (Grice & Ingram, 2001; Beaver, McNichols & Rhie, 2005; Kinserdal, 2018).

Tidligere studier innen konkursprediksjon har fokusert på store selskaper (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980; Kinserdal, 2018). I Norge har vi derimot få selskaper som er store i en internasjonal sammenheng. Som det fremgår av tabell 1 under er tilnærmet alle (98%) norske foretak små. Derfor er det nødvendig å se nærmere på de små selskapene, hvor vi også finner de fleste konkursene. Blant disse selskapene er det internasjonale rammeverket IFRS svært lite benyttet og de fleste selskapene rapporterer etter GRS. Dette medfører at regnskapene baserer seg på ulike prinsipper og at resultatene kanskje ikke er direkte sammenlignbare på tvers av rammeverkene.

Tabell 1: Antall virksomheter og konkurser i Norge etter ansatte i 2019

Ansatte	Virksomheter	Konkurser
< 50 ansatte	572 045	4 989 (0.87%)
> 50 ansatte	9 911	24 (0.24%)
Totalt	581 956	5 013 (0.86%)

Kilde: Statistisk sentralbyrå [SSB] (2021)

Det er særlig to grunner til at denne oppgaven ser nærmere på små selskaper. For det første har de små selskapene anledning til å benytte en rekke unntak i den særnorske regnskapsstandarden GRS. Et eksempel her er ved valg av regnskapsprinsipp for langsiktige tilvirkningskontrakter.

Her kan små foretak velge å ta hele inntekten ved ferdigstillelse (fullført kontrakt). Selskaper som følger IFRS vil ofte føre inntektene på en tilsvarende måte basert på overgang av kontroll. Dermed burde måleproblemet reduseres og resultatene bli mer sammenlignbare med blant annet Kinserdal (2018) og andre studier med fokus på store foretak som følger IFRS. For det andre er det, som nevnt innledningsvis, blant disse selskapene at tilnærmet alle konkurser forekommer. På bakgrunn av nevnte forhold har vi utarbeidet følgende problemstilling for oppgaven:

I hvilken grad kan tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller benyttes for små norske foretak i bygg og anleggsbransjen og hvordan kan disse modellene eventuelt forbedres?

Selv om de fleste selskaper som går konkurs i Norge er små foretak, finner vi ingen tidligere empirisk forskning på dette fra Norge så langt vi kjenner til. Derfor finner vi det interessant å se nærmere på dette i vår mastergradsutredning. For å undersøke bransjetilpasning har vi valgt ut bygg og anleggsbransjen som test-bransje. Bygg og anlegg er den bransjen i Norge med flest konkurser og har en del særegne trekk som gjør det interessant å undersøke nærmere. Dette vises i tabell 2 under.

Tabell 2: Konkursåpninger 2019, sortert etter bransjer med flest konkurser

Bransje	Antall konkurser	Andel i prosent
Bygg- og anleggsvirksomhet	1 413	28,19 %
Varehandel, reparasjon av motorvogner	1 056	21,07 %
Overnattings- og serveringsvirksomhet	486	9,69 %
Faglig, vitenskapelig og teknisk tjenesteyting	384	7,66 %
Forretningsmessig tjenesteyting	326	6,50 %
Transport og lagring	324	6,46 %
Omsetning og drift av fast eiendom	191	3,81 %
Industri	188	3,75 %
Informasjon og kommunikasjon	155	3,09 %
Andre bransjer	490	9,77 %
Totalt	5 013	

Kilde: SSB (2021)

1.2 Hypoteser

Denne studien har som mål å gi økt kunnskap om konkursprediksjonslitteraturen for små norske selskaper og undersøke hvordan en bransjetilpasning slår ut på konkursprediksjonsevnen for

bedrifter som rapporterer etter GRS. Tilnærmet ingen av de små norske foretakene følger IFRS, men grunnet likhetstrekk vil det være noe overførbarhet til disse selskapene også. Dette finner vi svært lite litteratur på fra tidligere og det er derfor interessant å se på i hvilken grad forskningen fra andre land er overførbar til norske virksomheter. Videre undersøker vi også om alternative nøkkeltall bidrar tilsvarende som i internasjonal litteratur. I sammenheng med alternative nøkkeltall har tidligere forskning identifisert at endring i nøkkeltall fra et år til det neste, og gjennomsnittlige verdier for nøkkeltallene over flere år øker prediksjonsevnen for større selskaper. Derfor er det interessant å undersøke om dette også gjelder for små selskaper. Oppsummerende tar studien for seg følgende hypoteser for små norske selskaper:

H₁: Bransjespesifikke modeller har bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene

H₂: Bruk av alternative nøkkeltall bidrar til økt prediksjonsevne

H₃: Regnskapstall fra siste årsregnskap er viktigere for prediksjonsevnen enn endring og gjennomsnitt i regnskapstall

1.3 Avgrensninger

Regnskapstallene som benyttes i oppgaven er hentet ut fra årsrapporten som selskapene avgir. Dette medfører at regnskapstallene reflekterer stillingen til selskapet per 31.12. Ideelt sett burde man hente ut disse regnskapstallene så nært konkursdatoen som mulig, men ingen databaser inkluderer mer oppdaterte regnskapstall for små foretak. Videre er det slik at selskaper som går konkurs før fristen for å avlevere årsregnskapet ofte unnlater å levere regnskapet i sin helhet. Dermed mangler flere foretak regnskapstall året før konkurs. Denne oppgaven tar heller ikke for seg markedsbaserte data ettersom få av de små foretakene har dette tilgjengelig.

1.4 Oppgavens struktur

Utredningen er delt inn i seks kapitler. I kapittel 2 beskrives de empiriske metodene og den statistiske tilnærmingen som er brukt. Dette kapitlet er plassert før litteraturen fordi mye av litteraturkapitlet bygger på metodiske begreper og statistiske tilnærminger. Kapittel 3 presenterer relevant litteratur, og kapittel 4 gjennomgår bygg og anleggsbransjen og relevante unntaksregler for små foretak. Vi tar også for oss et prosjektregnskap hvor vi viser effekten som valg av regnskapsprinsipp har på aktuelle nøkkeltall. I påfølgende kapittel 5 diskuteres resultatene. Avslutningsvis oppsummeres oppgavens hovedfunn, svakheter og forslag til videre forskning i kapittel 6.

2 Metode

I dette kapitlet tar vi for oss den metodiske tilnærmingen som er benyttet for å svare på forskningsspørsmålene, inkludert styrker og svakheter med metoden som er valgt. Først forklarer vi forskningstilnærmingen og designet i oppgaven. Deretter vil vi gjennomgå hvordan vi har samlet inn data, og redegjør for utvalget vi har gjort. Videre vil vi forklare den statistiske tilnærmingen, inkludert metode brukt i tidligere relevant forskning, og gjennomgå metoden som er brukt for å vurdere resultater. Til slutt gjøres en vurdering av kvaliteten på datasettet, samt validiteten og reliabiliteten.

2.1 Forskningstilnærming og design

Denne oppgaven følger en kvantitativ og deduktiv tilnærming. Formålet med oppgaven er å utfordre tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller og finne variabler som kan bidra til å øke prediksjonsevnen for konkurser og ikke-konkurser, ved bruk av en bransjetilpasset modell. Oppgaven kan defineres som deskriptiv regnskapsforskning, siden studien tar utgangspunkt i analyse av offentlig tilgjengelig regnskapsdata.

En fordel med en kvantitativ tilnærming er at den egner seg godt til analyse og sammenligning av store datamengder. Det er en kostnadseffektiv og tidseffektiv metode for å analysere mye data. En slik tilnærming gjør det mulig å vurdere sammenhenger og mønstre mellom ulike variabler basert på et stort datasett, uten at det er veldig tidkrevende. Man kan se på store standardiserte datasett og analysere disse på et overordnet nivå, og finne svar på ulike spørsmål eller hypoteser.

Med en kvalitativ tilnærming ville det vært mulig å gå mye mer detaljert til verks i analysen. Da kunne man sett på et mindre utvalg selskaper og undersøkt årsaken til konkurs for disse, eller sett på suksessfaktorer for selskap som lykkes. Det ville vært mulig å se på noteinformasjon for valg av regnskapsprinsipp, omtale om fortsatt drift eller annen relevant informasjon. Dette kunne gitt oss et bedre innblikk i situasjonen til selskaper som står i fare for å gå konkurs. Ved bruk av nyere teknologi, hadde det vært interessant å ta i bruk AI og maskinlæringsteknikker. Grunnet begrensning i tid og omfang i denne studien, går vi ikke nærmere inn på dette.

Årsregnskap og noter er offentlig tilgjengelig informasjon, og det er kun tiden og behovet for informasjonen som begrenser hvor mye man ønsker å innhente av de finansielle dataene og annen informasjonen fra regnskapene. For mer detaljert informasjon om selskaper og deres tilstand, kunne det med en kvalitativ tilnærming vært interessant å intervju ledelsen i selskapene, for å få ytterligere informasjon enn den som er offentlig tilgjengelig. Da er man avhengig av at selskapet ønsker å dele denne informasjonen, og at de svarer ærlig.

Det er tidkrevende å gjennomgå all relevant informasjon for alle selskaper i et stort utvalg, og grunnet tidsbegrensningen og formålet med denne studien, er det derfor mer aktuelt med en kvantitativ tilnærming for å si noe generaliserbart om en stor populasjon. Dette betyr at man ikke får tatt hensyn til all relevant informasjon og selskaps-spesifikke forhold ved selskapene som analyseres i studien. Målet vårt for denne oppgaven er ikke å lære alle detaljer om hvorfor hvert selskap går konkurs, men å finne sammenhenger og mønstre i finansielle data blant en stor gruppe selskaper, som i best mulig grad klarer å predikere hvilke selskaper som går konkurs og hvilke som ikke går konkurs. Derfor mener vi en kvantitativ statistisk tilnærming er best egnet for denne studien.

2.2 Datainnsamling og utvalg

For å samle inn data bruker vi Proff Forvalt (www.forvalt.no) og henter ut regnskapstall for foretak i den aktuelle bransjen, bygg og anlegg. Mer presist ser vi på aksjeselskap fra bransjen Proff kategoriserer som NACE-bransje 41 - oppføring av bygninger, som utvalg i vår studie. Vi ser på aksjeselskap fordi denne selskapsformen utgjør de fleste selskapene i Norge, men også fordi vi vil unngå potensielle forskjeller i regnskapsrapportering for de ulike selskapsformene. Ifølge SSB var nesten 3.900 av totalt litt over 5.000 konkurser i 2019 aksjeselskap, og derfor er det mest interessant å se på konkurser blant aksjeselskap (SSB, 2021).

Regnskapstallene er hentet ut i løpet av mars 2021, med et omfang som blir omtalt i de neste avsnittene i dette delkapittelet. Den finansielle dataen vi henter ut er sekundærdata, altså data vi ikke innhenter fra selskapene selv, men som selskapene laster opp til Brønnøysundregisteret årlig. Proff Forvalt henter selskaps- og regnskapsdata fra Brønnøysundregisteret og gjør denne informasjonen tilgjengelig i sin portal. Noe informasjon er gratis tilgjengelig på Proff sine hjemmesider (www.proff.no), men mye informasjon, samt mulighet for uttrekk av store datamengder, krever et abonnement til portalen (www.forvalt.no). En slik brukertilgang har vi tilgjengelig via UiA.

Vi bruker regnskapsdata både for aksjeselskaper som går konkurs og aktive aksjeselskaper. For konkurs-selskaper tar vi utgangspunkt i selskaper hvor Proff Forvalt har registrert konkursåpning, og fokuserer utvalget vårt til konkursåpninger i 2018, med regnskapstall fra foregående regnskapsår (2017). Vi bruker kun regnskapstall for regnskapsåret 2017 fordi vi ønsker å bruke så nye data som mulig i studien, og mange av konkurs-selskapene er nystartede selskaper som kun har regnskapstall for et år. Det er derfor vanskelig å predikere konkurs flere år tilbake i tid for små foretak.

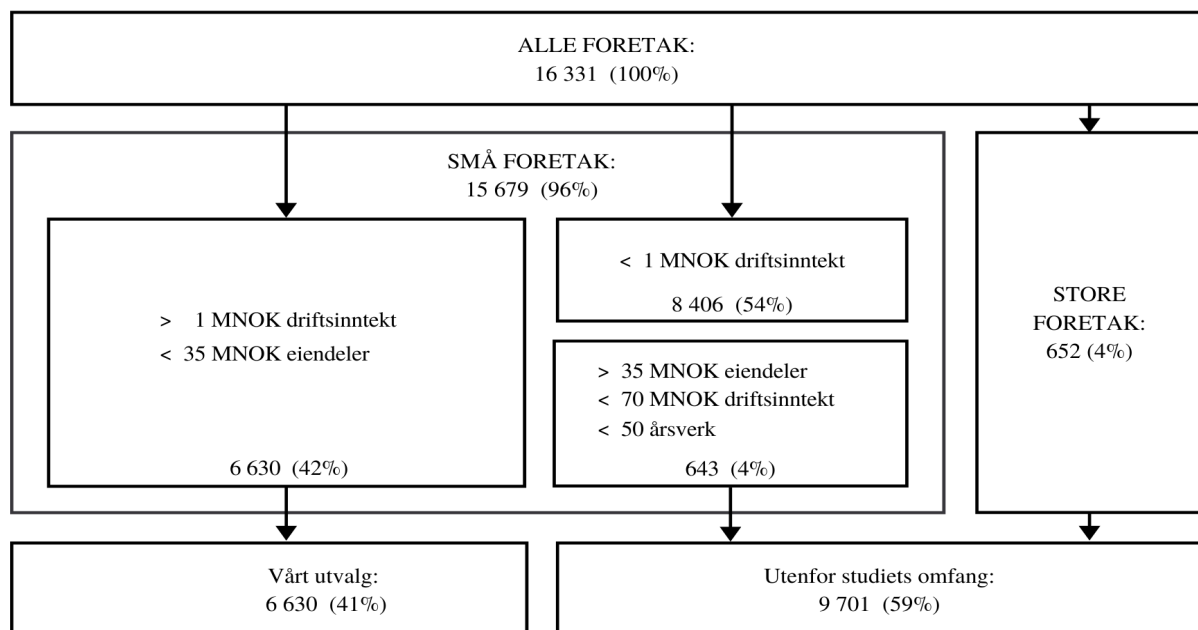
Konkursåpninger i 2019 bruker vi som “hold-out sample”, hvor vi analyserer tall fra regnskapsåret 2018. Dette blir nærmere forklart senere i dette kapitlet. Vi unngår å inkludere selskaper med konkursåpninger i 2020 i studien, da Covid19-situasjonen kan ha påvirket konkurser i denne perioden i stor grad. Statistikk fra SSB viser at det er en klar nedgang i antall konkurser i 2020, hvor nedgangen er på ca. 20% i bygg- og anleggsbransjen isolert sett (SSB, 2021). Det er særlig statlige tilskudd, utsatte frister for innbetaling av offentlige avgifter og skatteetatens vedtak om å ikke slå insolvente selskaper konkurs som er viktige faktorer til den store nedgangen i antall konkurser. Det foreløpig vanskelig å finne tilstrekkelig data til å utforske påvirkningen fra pandemien, og vi ønsker i denne oppgaven å fokusere på konkursprediksjon i en normal-situasjon, ikke i en situasjon med en verdensomfattende pandemi. På grunn av de nevnte forhold, velger vi å utelate konkursåpninger i 2020 fra denne studien.

Som tidligere vist, er det klart flest konkurser blant små foretak i Norge, og derfor ønsker vi å fokusere på små foretak i vår studie. Regnskapsloven definerer små foretak, hvor to av tre kriterier må være oppfylt to år på rad; under 70 MNOK i salgsinntekter, under 35 MNOK i eiendeler og under 50 årsverk (regnskapsloven, 1998, § 1-6). I datasettet fra Proff Forvalt har vi informasjon om salgsinntekter og eiendeler, og det finnes informasjon om antall ansatte, men det stemmer ikke nødvendigvis overens med antall årsverk. Antall årsverk er informasjon som fremkommer av notene til årsregnskapet.

I denne studien definerer vi små selskaper som foretak med mindre enn 35 MNOK i eiendeler, blant annet fordi det er tidkrevende å finne informasjon om årsverk i notene til samtlige selskaper i datasettet. Videre er selskapet størrelse målt i sum eiendeler mer aktuelt fra et konkursprediksjonsperspektiv, enn selskapets størrelse målt i omsetning. Dette er en forenkling i forhold til hvordan regnskapsloven definerer små foretak, men for formålet vårt om å studere selskaper som er relativt like i størrelse, er denne filtreringen tilstrekkelig. Her vil det også være

andre forhold som gjør at vi ikke får et datasett som stemmer fullstendig med hvordan regnskapsloven vil definere små foretak. Eksempelvis må man etter regnskapslovens ordlyd ta hensyn til regnskapstall fra foregående år og regnskapstall akkumulert for konsernselskap.

Vi utelater selskaper med lite eller ingen aktivitet, ved å filtrere bort selskaper med mindre enn 1 MNOK i driftsinntekter. Dette gjør vi fordi vi ønsker å studere selskaper som er i drift (i hvert fall frem til året det registreres en konkursåpning), og fordi vi vil unngå selskaper som mangler regnskapsdata. Det betyr at datasettet i hovedsak vil inkludere alle aksjeselskap i bransjen «oppføring av bygninger» med under 35 MNOK i eiendeler og over 1 MNOK i driftsinntekter.



Figur 1: Illustrasjon av utvalget i bygg og anleggsbransjen

Vi har funnet i Proff Forvalt at det er i overkant av 8.000 aksjeselskap med mindre enn 1 MNOK i driftsinntekter, med bransjekode 41 – oppføring av bygninger. Vi har videre funnet at det er i overkant av 600 selskaper som overstiger 35 MNOK i eiendeler, men med mellom 1 og 70 MNOK i driftsinntekter og under 50 årsverk. Dette kan potensielt medføre at utvalget ikke er helt representativt for populasjonen små foretak (etter regnskapslovens definisjon) i bygg og anleggsbransjen. Likevel inkluderer utvalget en stor andel av disse selskapene, og vi filtrerer bort en del selskaper fra begge endene av skalaen (både små selskaper med under 1 MNOK i driftsinntekter og større selskaper med over 35 MNOK i eiendeler). Dermed sørges det for at utvalget ikke varierer for mye i størrelse, og at alle selskaper i datasettet er aktive foretak som er i drift. Eventuelle svakheter ved at utvalget ikke er helt representativt vil bli minimale.

På den andre siden kan det finnes foretak som defineres som øvrig i datasettet, hvis selskapet har under 35 MNOK i eiendeler, men over 70 MNOK i salgsinntekter og over 50 årsverk. Etter overnevnte filtrering gjenstår det 117 selskaper som er over inntektsgrensen på 70 MNOK i datasettet vårt. Av disse er det kun 58 selskaper som overstiger inntektsgrensen to år på rad. En manuell gjennomgang av de aktuelle selskapene viser at ingen av de 58 selskapene har hatt mer enn 50 årsverk de siste to årene, slik at alle de 117 selskapene i realiteten er små foretak, og inkluderes i datasettet.

En problemstilling vi merker oss er at selskaper som går konkurs ofte ikke leverer årsregnskap til Brønnøysundregisteret for året før de går konkurs. Dette gjelder spesielt for selskaper som går konkurs første halvdel av året, før fristen for å sende inn årsregnskap for foregående år. Derfor mister vi en del konkurs-selskaper med å filtrere som vi gjør, men det er nødvendig å gjøre det slik for å ha regnskapstall å analysere. Uten filter på over 1 MNOK i driftsinntekter i 2017, ble det åpnet konkurs i 443 aksjeselskaper i det Proff kategoriserer som bransje 41 – oppføring av bygning i 2018. Med filter på over 1 MNOK i driftsinntekter i 2017, er antallet 95 konkursåpninger i 2018. Videre filtrerer vi bort et selskap som har manglende regnskapsdata og havner på et utvalg på 94 konkurs-selskaper i studien vår.

For selskaper som ikke går konkurs filtrerer vi på samme måte som beskrevet for konkurs-selskaper. Vi ser på aktive aksjeselskap med samme bransjekode, med driftsinntekter over 1 MNOK i 2017. Vi fjerner 27 aktive selskap med manglende regnskapsdata og 1 180 selskap med over 35 MNOK i eiendeler. Dermed havner vi på et utvalg på 6 630 ikke-konkurs-selskaper i vår studie, og totalt 6 724 selskaper inkludert konkurs-selskapene. Det endelige utvalget vises i tabell 3 under, der det også fremkommer hvor stor andel av selskapene som går konkurs. Tabellen inkluderer tilsvarende tall fra datasettet for året etter, hvor vi ser på regnskapstall for 2018, med konkursåpninger i 2019. Det datasettet benyttes som et testdatasett for modellen og vil bli forklart nærmere senere i dette kapitlet, når vi omtaler datakvaliteten i studien.

Tabell 3: Antall aktive selskaper og konkurser i datasettet

Regnskapsår	Antall aktive selskaper	Konkurser	Totalt
2017	6 630	94 (1,40%)	6 724
2018	7 187	101 (1,39%)	7288

2.3 Statistisk tilnærming

Datautvalget i denne oppgaven er importert og analysert i programmet IBM SPSS Statistics 25. Vi bruker multivariat diskriminantanalyse (MDA) for å svare på forskerspørsmålene og finne bevis som underbygger eller forkaster våre hypoteser. MDA er en statistisk analyse for å studere forskjeller mellom to eller flere grupper, med hensyn til flere variabler samtidig (Klecka, 1980). Denne metoden ble introdusert av Fisher (1936) da han foreslo en teknikk for å maksimere forskjeller i variabler mellom grupper, og minimere forskjeller i variabler innenfor gruppene. En univariat-analyse tar kun hensyn til én variabel av gangen, mens en multivariat-analyse vurderer flere variabler simultant. I en univariat-analyse kan man kontrollere om en variabel er signifikant isolert sett, men ikke om variabelen er signifikant i kombinasjon med andre variabler. I analyser med mange variabler er derfor multivariat-analyse å foretrekke, og derfor bruker vi den typen analyse i denne oppgaven.

Bruk av MDA kan være nyttig for flere formål. Det kan brukes til å undersøke forskjeller mellom grupper, vurdere ulike variabler i et datasett med flere grupper, eller klassifisere observasjoner i ulike grupper. MDA baserer seg på flere ulike forutsetninger (Klecka, 1980). Det må være to eller flere uavhengige grupper (i vårt tilfelle konkurs og ikke-konkurs), hver gruppe må inneholde minst to observasjoner (i vårt tilfelle 6 630 og 94, som vist i tabell 3), og gruppene må være definert slik at hver observasjon kun kan tilhøre en av gruppene. Videre må ikke antall uavhengige variabler overstige det totale antallet observasjoner. Dette er ikke en problemstilling for denne studien, ettersom antall observasjoner er på flere tusen. Variablene må måles på intervall- eller forholds nivå, og kan ikke være lineære kombinasjoner av andre variabler. Variabler som korrelerer sterkt med andre variabler ekskluderes.

Videre er det et krav om at populasjonens kovariansmatriser for hver gruppe bør være relativt like (Klecka, 1980). Kovariansmatrisene viser hvordan populasjonen varierer for de ulike variablene. I vårt tilfelle vil dette medføre at selskapene som går konkurs og selskapene som ikke går konkurs bør ha tilnærmet lik varians for de ulike variablene. Ettersom datasettet er relativt stort, vil ikke dette bli et problem. Kovariansmatrisene til bransjemodellen i dette studiet kan ses i tabell 37 i appendikset. MDA benytter en lineær diskriminerende funksjon, som er en enkel lineær kombinasjon av diskriminerende variabler. For hver diskriminerende variabel, så beregnes det en koeffisient som best mulig skiller gruppene i datasettet fra hverandre. Forutsetningen om relativt like kovariansmatriser for hver gruppe forenkler prosessen med å utlede koeffisientene, og gjør det mulig å teste om variablene er signifikante.

De ovennevnte forutsetningene for optimale resultater ved bruk av MDA, gjør at noen forskere mener at andre metoder er bedre egnet (Ohlson, 1980). Det argumenteres for at hvis datasettet ikke tilfredsstillende disse kravene, så vil ikke de statistiske resultatene gi et presist bilde av virkeligheten. Likevel er MDA et anerkjent og robust statistisk verktøy, og det kan tolereres noe avvik fra forutsetningene i datasettet (Klecka, 1980). Ettersom hovedformålet er å lage en modell som best mulig kategoriserer observasjoner i ulike grupper, er det treffsikkerheten modellen klarer å oppnå som er mest interessant (Ohlson, 1980). Derfor benyttes MDA til tross for potensielle avvik fra forutsetningene.

I denne oppgaven har vi som nevnt to grupper, konkurser og ikke-konkurser. Den statistiske analysen er dermed en enkel en-dimensjonsanalyse (Altman, 2000). Funksjonen som utledes av modellen ser ut som en regresjonsanalyse, men den matematiske fremgangsmåten for å utlede koeffisientene er annerledes. Funksjonen til en enkel MDA-modell ser slik ut;

$$Z = V_0 + V_1X_1 + V_2X_2 + \dots + V_nX_n \quad (2.1)$$

$$V_1, V_2, \dots, V_n = \text{rå-koeffisienter}$$

$$X_1, X_2, \dots, X_n = \text{uavhengige variabler}$$

De diskriminerende koeffisientene utledes på en måte slik at en lineær kombinasjon av variablene maksimerer forskjellen mellom gruppene (Altman, 1968). Koeffisientene som fremkommer av funksjonen, er rå-koeffisienter. Rå-koeffisientene gir ingen mening isolert sett, men de er nyttige for å klassifisere observasjoner i grupper. En enkel justering av verdiene gir koeffisientene en forklarende verdi. De oppdaterte koeffisientene kan defineres som følger;

$$U_i = V_i \sqrt{N-g} \text{ og } U_0 = - \sum_{i=1} U_i X_i \quad (2.2)$$

$$U_i = \text{diskriminerende koeffisienter i standardform}$$

$$V_i = \text{rå-koeffisienter}$$

$$N = \text{totalt antall observasjoner i alle grupper}$$

$$g = \text{antall grupper}$$

De diskriminerende koeffisientene i standardform får de diskriminerende verdiene for alle observasjoner til å ha et gjennomsnitt på 0, og standard avvik innenfor grupper på 1 (Klecka,

1980). Justeringene gjør at hver akse representerer standard avvik i forhold til gjennomsnittet for alle observasjoner. Dette gjør at det er mulig å forstå koeffisientenes relative verdier, og om verdiene er høye eller lave, og dermed hvordan modellen påvirkes.

Logistisk regresjonsanalyse

I kapittel 3 vil vi gjennomgå tidligere forskning, hvor enkelte kritiserer MDA som metode. Vi viser til kritikk fra Ohlson (1980), som isteden bruker logistisk regresjon for å studere konkursprediksjon. Denne metoden er utenfor fokusområdet for vår studie og vi vil ikke gjennomgå de matematiske sammenhengene bak metoden, men da vi bruker momenter fra Ohlsons studie knyttet til kritikk og alternative nøkkeltall, er det nyttig å nevne hvordan metoden kan brukes og fordeler med metoden.

En logistisk regresjonsanalyse kan brukes til å modellere sannsynligheten for ulike utfall, slik at det kan være en godt egnet metode for konkursprediksjon (Ohlson, 1980). Man modellerer en sannsynlighet som en funksjon av forklaringsvariabler. En fordel med metoden er at man ikke har de samme forutsetningene som MDA, og at resultatene fra modellen er intuitive for å måle sannsynligheten for et gitt utfall.

2.4 Metoder for å vurdere resultater

Klassifiseringsmatriser

For å presentere resultater benyttes klassifiseringsmatriser. Dette er en enkel krysstabell for å presentere og vurdere prediksjonsevnen til modellene som testes. To ulike typer feil presenteres i matrisene. Det er klassifisering av konkurs-selskaper som ikke konkurs-selskaper (type 1 feil), og klassifisering av ikke konkurs-selskaper som konkurs-selskaper (type 2 feil). I tabell 4 nedenfor illustrerer vi hvordan en slik tabell vil se ut.

Tabell 4: Klassifiseringsmatrise med type 1 og type 2 feil

Altman Z'' (konkurs: $Z < X.X$) Konkursår: 20XX		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	Riktig	Type 2 feil
	Aktivt	Type 1 feil	Riktig
	Sum	Alle observerte konkurser	Alle observerte aktive

Wilks' Lambda

For å måle signifikansnivået til de ulike variablene og det overordnede signifikansnivået til modellen, bruker vi Wilks' Lambda (Klecka, 1980). I stedet for å teste modellen i seg selv, så tester Wilk's Lambda diskriminerings-effekten de ulike variablene og modellen har for kategoriseringen mellom gruppene. Matematisk forklares det som 1 minus den forklarte variasjonen, og verdien ligger derfor alltid mellom 0 og 1. Lave verdier av Wilks' Lambda indikerer at variabelen eller modellen er signifikant.

Receiver Operating Characteristics (ROC) og AUROC

Receiver Operating Characteristics (ROC) er en teknikk for å visualisere, organisere og kategorisere hendelser med kun to mulige utfall (Fawcett, 2006). I denne oppgaven er en konkurs definert som "positiv" med verdi 1, og en ikke-konkurs er definert som "negativ" med verdi 0. En ekte positiv er en korrekt klassifisering av en konkurs. Det vil si at modellen predikerer at selskapet skal gå konkurs og at dette selskapet faktisk går konkurs. Tilsvarende gjelder også på motsatt side for ekte negativ og ikke-konkurs. Videre er det to mulige feil som kan oppstå i modellen. Det første er at modellen predikerer et selskap som ikke-konkurs, men hvor selskapet faktisk går konkurs. Dette kalles type 1 feil. Den andre typen er der hvor modellen predikerer at selskapet går konkurs, men hvor det i virkeligheten ikke går konkurs. Dette kalles type 2 feil. ROC-grafer er to-dimensjonale hvor den ekte positive raten er plottet på Y-aksen og den ekte negative raten er plottet på X-aksen.

For å vurdere ulike klassifiseringsvariabler er området under ROC-grafen (AUROC) aktuelt å se på. AUROC er lik sannsynligheten for at en klassifiseringsvariabel vil rangere en tilfeldig utvalgt positiv høyere, enn en tilfeldig utvalgt negativ (Fawcett, 2006). Rekkevidden er fra 0,5 til 1 hvor en tilfeldig klassifiseringsvariabel vil ha en verdi på 0,5, og en perfekt klassifiseringsvariabel vil ha en verdi på 1. En AUROC-verdi på 0,7-0,8 viser en akseptabel diskriminering mellom gruppene, 0,8-0,9 viser en god diskriminering mellom gruppene, og høyere enn 0,9 viser en tilnærmet perfekt diskriminering mellom gruppene (Hosmer & Lemeshow, 2000). Figur 4 i appendikset viser en slik analyse for variabelene benyttet i dette studiet.

Box's M test og Log-determinants

For å teste forutsetningen om homogene kovariansmatriser, bruker vi Box's M test som vist i tabell 35 i appendikset. En stor Box's M verdi indikerer brudd med forutsetningen for MDA. En liten p-verdi gjør at Box's M blir stor. Testen er konservativ og når vi har et stort datasett

kan det være fordelaktig å bruke «log-determinants» istedenfor (Manly, 2004). «Log-determinants» er et mål på variasjonen mellom to eller flere grupper i populasjonen. Dersom «log-determinants» for en gruppe har en høy verdi er det en indikasjon på at variasjonen innad i gruppen er stor. Hvis det er store forskjeller på «log-determinants» verdien til de ulike gruppene indikerer dette at gruppene har ulike kovariansmatriser og at forutsetningen for MDA er brutt. Denne testen finnes i tabell 35 i appendikset.

F-test

For å teste om variablene har en signifikant evne til å skille mellom konkurs og ikke-konkurs benyttes en F-test. I en F-test beregnes en F-verdi som indikerer hvor godt variabelen skiller mellom de to gruppene (Altman, 1968). F-verdien beregnes ved å se på variasjonen mellom gruppene i utvalget delt på variasjonen innad i gruppene. En høy F-verdi indikerer en god prediksjonskraft for variabelen.

Skalerte vektorer

Et nyttig verktøy for å måle det relative bidraget som hver enkelt variabel gir til modellen, og samtidig hvordan de ulike variablene påvirker sammenlagt er skalerte vektorer (Altman, 1968). Skalerte vektorer har en fordel ved at de ikke tar hensyn til måleenheten. Dermed kan de ulike skalerte vektorene måles opp mot hverandre, i motsetning til funksjonskoeffisientene som vil være påvirket av måleenheten. Dette er særdeles nyttig når modellen skal ta hensyn til svært ulike variabler, som for eksempel alder og salgsinntekter. Alder vil være en variabel som kan ligge på rundt 10, mens salgsinntekter kan ligge på rundt 10 millioner. Dette vil medføre at funksjonskoeffisienten for alder blir stor, mens koeffisienten for salgsinntekter blir tilnærmet 0. Med skalerte vektorer får man isteden en verdi som indikerer hvilken variabel som i størst grad skiller mellom gruppene i populasjonen.

2.5 Datakvalitet

Datagrunnlaget er som tidligere nevnt hentet fra Proff Forvalt. Det er alltid en risiko for feil når det eksporteres data for analyse, men denne risikoen er lav og blir ytterligere redusert ved at datasettet er stort. Tidligere har vi redegjort for filtrering av utvalg, hvor vi blant annet fjerner selskaper med manglende regnskapstall. Det er med på å øke datakvaliteten på datagrunnlaget i studien. Dataene er hentet ut mekanisk som betyr at vi ikke får tak i informasjon fra notene til regnskapet. Dette reduserer datakvaliteten ved at informasjon om valg av regnskapsprinsipp

ikke blir tatt hensyn til. For å forsikre om at det ikke er noen foretak som forekommer flere ganger i datasettet, kontrolleres det at alle foretak har unike organisasjonsnummer.

I 2011 ble det vedtatt endringer i aksjeloven (1997, § 3-1) som blant annet endret minimum aksjekapital fra kr 100.000, til kr 30.000. Det gjør små foretak mer sårbare ved at de har mindre reserver til å klare seg i dårligere perioder. Selv om en reduksjon på kr. 70 000 i aksjekapital reduserer soliditeten til nyoppstartede selskaper er dette likevel et relativt lite beløp, sett i sammenheng med hvor store tap som er involvert i en konkurs. Derfor har ikke denne lovendringen hatt store innvirkninger på konkurstraten. Det ble også gjort endringer i revisjonsplikten, slik at aksjeselskaper i noen tilfeller kan fravelge revisor. Konsekvensen av dette er sannsynligvis en redusert kvalitet på regnskapet i bytte mot mindre besparelser i revisjonshonorar for små bedrifter. I sum gjør dette at det har blitt enklere å starte et aksjeselskap i de senere årene.

Et moment det er viktig å merke seg er at regnskapskvaliteten for små foretak ofte er dårligere enn for større foretak. Dette er både grunnet regelverket som tillater forenklinger for små foretak, og fordi de som utarbeider årsregnskap for små foretak ofte er mindre kompetente eller at det ikke prioriteres like mye ressurser til å utarbeide disse regnskapene. Dette må ses i sammenheng med at det typisk er færre brukere av regnskapet for små selskaper.

I aksjeloven fremkommer det hvilke aksjeselskap som er unnlatt for revisjonsplikt (aksjeloven, 1997, § 7-6). I 2017 (regnskapsåret i vårt datasett) var terskelverdiene for å kunne velge bort revisor 5 MNOK i driftsinntekter, 20 MNOK i balansesum og 10 årsverk. I ettertid har disse terskelverdiene blitt flyttet til forskrift, og justert for å ta hensyn til inflasjon, slik at terskelverdiene er 6 MNOK i driftsinntekter og 23 MNOK i balansesum (Forskrift om terskelverdier for beslutning om å unnlate revisjon etter aksjeloven § 7-6, 2018, § 1). Aksjeselskap under terskelverdiene for revisjonsplikt velger ofte bort revisor og disse regnskapene kan være av dårligere kvalitet, enn regnskap som revideres.

Målet med avhandlingen er å utfordre tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller og analysere alternative nøkkeltall og variabler, og for å se om bransjespesifikke modeller kan øke prediksjonsevnen. Vi sitter altså på fasiten, da vi vet hvilke selskaper som har gått konkurs og hvilke som ikke har det, og ønsker å forbedre treffsikkerheten til tradisjonelle modeller. Derfor kan man si at prediksjonsevnen vi oppnår med modellen vår er en indikasjon på datakvaliteten i datasettet.

Reliabilitet og validitet

I denne studien har vi klart definert hva som inngår i utvalget, slik at det skal være relativt enkelt for andre å etterprøve våre resultater. Med tilgang til Proff Forvalt er det mulig å få ut den samme dataen som vi har brukt og gjøre de samme analysene. Studien er transparent og etterprøvbart, og reliabiliteten til studien er derfor høy. Likevel er ikke høy reliabilitet nok. Nytteverdien til enhver studie forutsetter validitet, og uten validitet er det usikkert om det som analyseres er det man ønsker å analysere.

Vi skiller mellom intern og ekstern validitet. Intern validitet uttrykker at resultatene i studien er korrekte og gyldige for det studerte utvalget. Den eksterne validiteten angir i hvilken grad resultatene i studien er overførbare under andre betingelser og for andre utvalg, altså generaliserbarheten til studien. Ovenfor har vi vurdert risikoen for vesentlige feil i datasettet som lav, blant annet fordi vi har et stort utvalg. Selv om det er noen ulike alternativer knyttet til regnskapsføring og valg av regnskapsprinsipp, så må alle selskapene følge regnskapsloven og GRS. Det gjør at selskapene rapporterer regnskapstall etter samme regler, og måling av resultater, balansestørrelser mv. gjøres ved bruk av samme rammeverk. Dette er med på å styrke den interne validiteten til studien.

I denne studien blir validiteten på mange måter målt ved å se på prediksjonsevnen til den bransjespesifikke modellen. Den interne validiteten måles ved å se på prediksjonsevnen for vårt datasett, og for å vurdere den eksterne validitet, tester vi vår bransjetilpassede modell på et uavhengig test-datasett. Dette kalles for et «hold-out sample». Da beholder vi koeffisientene som er utarbeidet i det opprinnelige datasettet vårt, og bytter verdiene i variablene til tall fra det uavhengige test-datasettet. Vi bruker regnskapstall fra 2018, og ser på aktive aksjeselskaper og aksjeselskaper med konkursåpning i 2019, fra samme bransje som det opprinnelige datasettet. Dette datasettet vil inneholde mange av de samme aktive foretakene, men nye konkurs-selskaper. For både konkurs-selskaper og ikke-konkurs-selskaper benyttes uansett nye uavhengige regnskapsdata fra et nytt regnskapsår (2019). Ved å gjøre en slik analyse på et test-datasett fra en senere periode kan vi si noe om hvor godt modellen vår treffer på et uavhengig datasett innenfor samme bransje og størrelse.

3 Tidligere forskning

I dette kapitlet presenteres tidligere arbeid innen konkursprediksjon som er relevant for studien, samt utarbeidelsen av hypotesene som testes senere i oppgaven. Kapitlet tar først for seg de tradisjonelle konkursprediksjonsmodellene, før Altmans Z'' -score modell gjennomgås. Deretter ses det nærmere på litteraturen innen konkursprediksjon for små selskaper og konkursprediksjon i Norge. Til slutt presenteres hypotesene som undersøkes i denne studien.

3.1 Tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller

De første studiene innen konkursprediksjon ble utgitt på 1930-tallet og fokuserte på sammenhengen mellom selskaper som gikk konkurs og individuelle nøkkeltall fra regnskapet (Gissel, Giacomino & Akers, 2007). Variabler som arbeidskapital delt på totale eiendeler og omløpsmidler delt på kortsiktig gjeld ble identifisert som viktige nøkkeltall for å predikere konkurs. Den mest anerkjente studien på slike univariate modeller ble skrevet av William Beaver i 1966. Beaver fant at årsresultat delt på total gjeld var den beste predikatoren for konkurs i datasettet han benyttet, og kunne predikere konkurser opptil fem år før de inntraff (Beaver, 1966). Selv om treffsikkerheten var svært god ett år før konkurs falt den raskt ved forsøk på å predikere lenger frem i tid. I studien foreslo Beaver at prediksjonsevnen kunne forbedres ved å benytte flere nøkkeltall samtidig.

Den første til å gjennomføre en multivariat diskriminant analyse (MDA) slik Beaver foreslo var Altman (1968). Han så i første omgang på større, børsnoterte amerikanske produksjonsbedrifter som hadde gått konkurs i perioden 1946-1965. Det originale datasettet bestod av 33 selskaper som hadde gått konkurs og 33 som ikke hadde gått konkurs. Nøkkeltallene som ble benyttet kom han fram til ved å analysere tidligere forskning, og da særlig Beaver sin studie. Av den tidligere forskningen ble de ulike nøkkeltallene som andre forskere hadde identifisert delt inn i fem grupper. Disse grupperingene var likviditet, soliditet, lønnsomhet, gjeldsgrad og aktivitet og er mye brukt i senere litteratur. Modellen til Altman blir nærmere gjennomgått i neste delkapittel. Selv om Altmans modell predikerte konkurs med høy treffsikkerhet var det flere som var kritiske til den metodiske fremstillingen av modellen.

Moyer (1977) var tidlig ute med en gjennomgang av Altmans forskning. Han kritiserte særlig Altmans test-datasett som var hentet ut fra samme tidsperiode som det datasettet modellene var beregnet ut fra. Dette hevdet Moyer var en svakhet ved studien ettersom målet med

konkursprediksjon er å forutsi fremtiden. Derfor poengterte Moyer at fremtidige studier bør hente ut et eget test-datasett fra et senere tidsrom enn det som blir brukt til å utarbeide modellen.

En annen som kritiserte den multivariate fremgangsmetoden som Altman benyttet var Ohlson (1980). Det var særlig to momenter Ohlson hevdet var problematisk med MDA. For det første måtte varians–kovarians-matrisen være den samme for både selskapene som gikk konkurs og de som ikke gikk konkurs. Det andre momentet var at nøkkeltallene som ble benyttet måtte ha en normalfordeling. Ohlson hevdet det var svært usannsynlig at dette var tilfelle og presenterte en alternativ fremgangsmåte basert på logistisk regresjon. Et viktig bidrag fra denne studien var bruken av et større datasett enn tidligere. Ohlson analyserte 105 konkurser sammen med 2 058 ikke-konkurser. I Altman sin studie ble det for det første kun benyttet et datasett på 66 selskaper, noe som åpner for store utslag av tilfeldigheter. For det andre hadde Altman kun 33 selskaper som gikk konkurs og 33 som ikke gikk konkurs. Dette stemmer ikke med virkeligheten hvor antall selskaper som går konkurs gjerne er et par prosent av hele populasjonen. Slik sett var studien til Ohlson mer representativ for virkeligheten enn Altmans.

Zmijewski (1984) kritiserte også de tidlige tradisjonelle modellene, med fokus på den metodiske tilnærmingen. Han hevdet at ved å sette sammen ett konkurs selskap og ett ikke-konkurs selskap basert på ulike parametere, slik Altman gjorde, resulterte i at utvalget ikke ble tilfeldig. Videre så Zmijewski at når en observasjon manglet ulike verdier ble ofte hele observasjonen fjernet fra datagrunnlaget. Dette ble forsvart med at observasjonene som ble fjernet samlet sett var representativt for hele utvalget. Ifølge Zmijewski var derimot dette usannsynlig, særlig med tanke på at regnskapene gjerne var av lavere kvalitet jo dårligere det gikk med selskapet. Dette medførte at observasjonene som ble fjernet bestod av flere konkurser og nesten konkurser, og var altså ikke representative for populasjonen.

Hillegeist, Keating, Cram & Lundstedt (2004) hevdet at de regnskapsbaserte modellene til både Altman og Ohlson hadde en klar svakhet ved at de baserte seg på regnskapet. Regnskapet er ment til å dokumentere fortiden og ikke predikere fremtiden var et av argumentene for å benytte en helt annen tilnærming. Hillegeist et al., (2004) så derfor isteden på en opsjonsprisinde modell som fikk navn etter de som først utarbeidet formelen, Black–Scholes–Merton. Denne modellen tok hensyn til markedspriser og daglige kurser, som ifølge forfatterne økte modellens treffsikkerhet.

3.2 Altmans Z''-score modell

Altman (1968) utarbeidet sin modell ved å gå igjennom regnskapene til 66 selskaper. Gjennom et omfattende arbeid med regnskapsmaterialet kom Altman frem til en modell med fem variabler som predikerte konkurs hos selskaper med høy treffsikkerhet. Tabell 31 i appendisken viser en klassifiseringsmatrise over treffsikkerheten til denne modellen. Denne modellen ble kalt Z-Score modellen og ved test på et uavhengig datasett predikerte modellen konkurs med 83,5% treffsikkerhet. Senere ble modellen tilpasset selskaper som ikke var børsnotert ved å bytte ut markedsverdi av egenkapital med bokført verdi, denne tilpasningen fikk navnet Z'-Score. Det ble også gjort en tilpasning for selskaper som ikke hadde produksjon ved å fjerne nøkkeltallet for salgsinntekter delt på eiendeler, som ble identifisert som svært relevant for produksjonsvirksomheter (Altman, 2000). Denne siste varianten ble kalt for Z''-score modellen og er den mest brukte av Altmans prediksjonsmodeller.

Et viktig bidrag fra Altman (1968) er den nye tilnærmingen som ble benyttet. Samspillet mellom de ulike nøkkeltallene og prediksjonsevnen ble nå analysert for å identifisere synergieffekter. Altman målte dette gjennom skalerte vektorer, som kunne måle styrken og retningen som et nøkkeltall påvirket modellen i sin helhet. Deretter kunne endring i de skalerte vektorene observeres for å finne en optimal tilpasning. Basert på sine funn utarbeidet Altman følgende likning for å skille mellom konkurs og ikke-konkurs:

$$Z = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4 \quad (3.1)$$

Der variablene er definert som:

$$X_1 = \frac{\text{Sum Omløpsmidler} - \text{Sum kortsiktig gjeld}}{\text{Sum Eiendeler}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Sum Opptjent Kapital}}{\text{Sum Eiendeler}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Driftsresultat}}{\text{Sum Eiendeler}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Sum Egenkapital}}{\text{Sum Gjeld}}$$

Altman definerte så tre intervaller av Z-verdier som følger:

$$\begin{array}{ll} Z < 1,1 & \text{– Konkurs} \\ 1,1 < Z < 2,6 & \text{– Usikkert} \\ Z > 2,6 & \text{– Ikke-konkurs} \end{array}$$

Dersom vi tar for oss et fiktivt selskap med 1 MNOK i gjeld, 0,5 MNOK i egenkapital, 1,5 MNOK i eiendeler, 0,1 MNOK i sum opptjent kapital, 0,5 MNOK i driftsresultat og 0,25 MNOK i arbeidskapital blir utregning av variabler som følger:

$$X_1 = \frac{250\,000}{1\,500\,000} = 0,17$$

$$X_2 = \frac{100\,000}{1\,500\,000} = 0,07$$

$$X_3 = \frac{500\,000}{1\,500\,000} = 0,33$$

$$X_4 = \frac{500\,000}{1\,000\,000} = 0,50$$

Deretter estimeres Z-verdien til selskapet slik:

$$Z = 6,51 \times 0,17 + 3,26 \times 0,07 + 6,72 \times 0,33 + 1,05 \times 0,50 = 4,08$$

Ettersom Z-verdien her blir over 2,6 blir selskapet klassifisert som ikke-konkurs. Årsaken til at dette fiktive selskapet blir klassifisert slik er at det har en positiv arbeidskapital (mer omløpsmidler enn kortsiktig gjeld), positiv opptjent kapital (dvs. at ikke alt overskudd tatt ut som utbytte), positivt resultat og relativt normal gjeldsgrad.

Tabell 5 under sammenligner datasettene benyttet i Altmans studie med andre studier. Senere studier har i stor grad økt omfanget av selskaper som studeres og har tatt til seg kritikken fra Ohlson om å benytte mer representative utvalg, ettersom utvalget blir påvirket av å velge ut ikke-konkurser som skal ligne på selskapene går konkurs.

Tabell 5: Antall aktive selskaper og konkurser i datasettet fra ulike studier

Regnskapsår	Antall aktive selskaper	Konkurser	Totalt
Beaver (1966)	79	79 (50,00%)	158
Altman (1968)	33	33 (50,00%)	66
Ohlson (1980)	2 058	105 (4,85%)	2 163
Zmijewski (1984)	2 160	81 (3,61%)	2 241
Denne studien	6 630	94 (1,40%)	6 724

Gjennomgang av nøkkeltallene

Arbeidskapital delt på sum eiendeler måler likvide eiendeler relativt til bedriftens størrelse. Arbeidskapital regnes som sum omløpsmidler minus sum kortsiktig gjeld. Tanken bak nøkkeltallet er at ved negative driftsresultater vil selskapets omløpsmidler reduseres i forhold til total egenkapital, ettersom tapet må dekkes med de likvide midlene. For å øke arbeidskapitalen vil et selskap enten strekke ut leverandørgjelden eller korte inn på kundefordringene. Et problem med nøkkeltallet er bruken av sum eiendeler i nevneren. Dette medfører at større selskaper i teorien skal ha lavere Z-verdier og større sannsynlighet for konkurs, noe som er en logisk svakhet for nøkkeltallet. Denne svakheten gjelder også i de andre nøkkeltallene som benytter sum eiendeler i nevneren. Dette er mindre aktuelt for denne studien fordi utvalget er begrenset til små foretak med mindre enn 35 MNOK i eiendeler.

Sum opptjent kapital delt på sum eiendeler måler bedriftens tidligere lønnsomhet relativt til bedriftens størrelse. Ved å benytte sum opptjent kapital blir også alderen til bedriften hensyntatt ved at selskaper typisk må ha noen år med drift før de har opptjent kapital. Et problem med dette nøkkeltallet er at det vil bli påvirket av utbytte. Dersom et selskap tar ut utbytte vil sum opptjent kapital reduseres tilsvarende utbytte. Dette medfører at selskaper som tar ut utbytte i teorien skal ha høyere sannsynlighet for å gå konkurs. Derimot er det gjerne lønnsomme selskaper som utbetaler utbytte, og dermed henger ikke dette resonnementet helt sammen.

Driftsresultat delt på sum eiendeler måler nåværende lønnsomhet relativt til bedriftens størrelse og regnes før renter og skatt. Ettersom de færreste går konkurs med overskudd fra driften er dette et viktig nøkkeltall for konkursprediksjon. Det følger implisitt fra nøkkeltallet at et høyere driftsresultat medfører en høyere Z-verdi og en lavere sannsynlighet for konkurs. Ifølge Gissel

et al. (2007) er dette nøkkeltallet blant de mest brukte for å måle lønnsomhet innen konkursprediksjon. Et problem med dette nøkkeltallet er at driftsresultatet inkluderer avskrivninger, som ledelsen har anledning til å tilpasse sine behov. Både avskrivningsmetode og eiendelers levetid kan påvirkes av ledelsen for å oppnå enten et høyere eller lavere resultat. For større selskaper ville det også blitt problematisk med verdsettelsen som kan settes til virkelig verdi. Dette har derimot ikke små norske selskaper som følger GRS anledning til og dette problemet påvirker derfor ikke denne oppgaven.

Sum egenkapital delt på sum gjeld måler soliditeten i bedriften. Dette nøkkeltallet viser hvor mye selskapet har å gå på før gjelden overstiger verdien av eiendelene. Dermed bør et selskap med en høy verdi for dette nøkkeltallet være mer robust og ha en lavere sannsynlighet for å gå konkurs. Denne variabelen er ifølge Gissel et al. (2007) en av de minst brukte nøkkeltallene innenfor konkursprediksjon. Dette kan det være flere årsaker til, men det tyder på at nøkkeltallet ikke bidrar til økt prediksjonsevne. En stor begrensning for nytten til dette nøkkeltallet følger av den grunnleggende sammenhengen mellom eiendeler, egenkapital og gjeld. For å benytte egenkapital til å dekke gjelden vil selskapet måtte selge eiendeler. Dette har uheldige konsekvenser ved at selskapene gjerne er avhengig av eiendelene for å kunne operere. Et annet problem er måten verdien av eiendelene måles på. Kinserdal (2018) peker på hvordan selskaper etter IFRS kan benytte virkelig verdi ved verdsettelsen, noe som åpner for ulik praksis mellom selskapene. Dette vil derimot ikke være aktuelt for denne oppgaven ettersom bruken av IFRS blant små norske foretak er ubetydelig.

3.3 Konkursprediksjon for små selskaper

Allerede i 1966 konkluderte Beaver med at det var et behov for videre forskning på mindre selskaper, men påpekte at mangelfull tilgang på data var et stort hinder i dette arbeidet. En av de tidligste studiene på konkursprediksjon av små bedrifter ble gjennomført av Edmister (1972). Han undersøkte hvilke nøkkeltall som var relevante for små bedrifter basert på den tidligere forskningen gjennomført av blant andre Beaver (1966) og Altman (1968). Edmister (1972) konkluderer med at de fleste nøkkeltallene som er benyttet for konkursprediksjon av store bedrifter, for eksempel Altmans fire nøkkeltall i Z''-score modellen og Beavers kontantstrøm delt på gjeld, også kan brukes ved konkursprediksjon av små selskaper. Et viktig funn i studien var at trenden i nøkkeltallene og gjennomsnittsverdier for nøkkeltallene over de siste par årene økte prediksjonsevnen. Videre fant Edmister at forholdstall mellom en bedrifts nøkkeltall og bransjegjennomsnittet for det aktuelle nøkkeltallet også økte prediksjonsevnen.

I senere tid har Pompe & Bilderbeek (2005) undersøkt konkurs i små bedrifter slik som Edmister (1972), men med et mye større datasett og for en senere tidsperiode (1986 til 1994). Pompe & Bilderbeek (2005) finner at tilnærmet alle nøkkeltallene de ser på har en viss prediksjonsevne. De finner derimot ikke støtte for at det eksisterer en bestemt orden i hvordan nøkkeltallene utvikler seg årene før en konkurs. Det har tidligere vært en antagelse at en slik orden eksisterer, ved at det logisk sett burde skje en svekkelse i lønnsomheten før en eventuell svekkelse i likviditeten og soliditeten fremkommer. Likevel finner ikke Pompe & Bilderbeek (2005) noen sammenheng mellom hvilke nøkkeltall som forverres først og en eventuell konkurs. Videre finner forfatterne støtte for hypotesen om at det er vanskeligere å predikere konkurs for små bedrifter, sammenlignet med større bedrifter. Dette begrunnes med at små selskaper ofte ikke har noen opptjent egenkapital å ta av ved nedgangstider i bedriften. Større selskaper har som regel hatt lønnsom drift i flere år og har derfor opptjent egenkapital å leve på. Dette medfører at små, nyetablerte selskaper vil gå konkurs mer uventet enn de større selskapene.

Altman & Sabato (2007) konkluderer med at lån til små bedrifter gir et viktig bidrag til bankenes lønnsomhet gjennom kompensasjon for den økte risikoen sammenlignet med utlån til store selskaper. Derfor hevder forfatterne at det er nødvendig med en kredittrangeringsmodell for å minimere tapene på lån til dette segmentet. I studien benyttes logistisk regresjon til å predikere konkurs. Denne modellen oppnår bedre prediksjonsevne enn ved MDA gitt samme variabler. Derimot oppnår ikke modellen en like god treffsikkerhet som Altmans originale studie hvor MDA benyttes.

3.4 Konkursprediksjon i Norge

Litteraturen for konkursprediksjon er mer begrenset for norske selskaper. En av de større studiene er Eklund, Larsen & Bernhardsen (2001) hvor de ser nærmere på SEBRA modellen som benyttes av Norges Bank til å predikere konkurser. Modellen baserer seg på alder, størrelse, bransje og finansielle nøkkeltall. SEBRA modellen predikerer konkurs blant norske selskaper i tillegg til å estimere tap på lån til bedrifter. Derfor er denne modellen svært sentral for det finansielle systemet i Norge. SEBRA modellen var i stand til å plukke opp økende tap på utlån som bankene så på starten av 90-tallet, men klarte derimot ikke å plukke opp tap på utlån i like stor grad ved årtusenskiftet. Dette indikerte en fallende prediksjonsevne. Bernhardsen & Larsen (2007) videreutviklet Norges Bank SEBRA modell med to nye varianter, SEBRA Basic og SEBRA Extended.

Ifølge Bernhardsen & Larsen (2007) er det viktig å skille mellom de direkte bedriftsøkonomiske variablene som påvirker selskapene og de som har en mer indirekte tilknytning til den bedriftsøkonomiske situasjonen. Eksempler på slike indirekte variabler brukt i SEBRA modellen er omfanget av offentlige avgifter, utbytte og leverandørgjeld. Videre trekker Bernhardsen & Larsen (2007) frem at modellen ikke tar hensyn til tilleggsinformasjon som betalingsanmerkninger eller manglende godkjenning fra revisor. Dette er fordi det ønskelig å vektlegge de bedriftsøkonomiske forholdene ettersom SEBRA modellen skal anslå kredittrisiko. Forfatterne hevder også at bruk av slik tilleggsinformasjon er vanskelig ettersom registreringskvaliteten på denne type informasjon erfaringsmessig er varierende fra år til år.

Kinserdal (2018) undersøkte sammen med masterstudenter ved NHH nøkkeltallene som ble benyttet i de tradisjonelle konkursprediksjonsmodellene til Altman og Ohlson. Mange av funnene indikerer at innføringen av IFRS har hatt en stor påvirkning på nøkkeltallene som brukes. Kinserdal argumenterer for at flere av regnskapstallene som benyttes bør operasjonaliseres for å bedre tilpasses det tiltenkte formålet. Blant annet hevder Kinserdal at nøkkeltall for likviditet bør basere seg på den delen av omløpsmidlene som er finansielle eiendeler. Dette begrunnes med at finansielle eiendeler er de eiendelene bedriften har anledning til å selge uten at det påvirker driften. De driftsrelaterte omløpsmidlene skal i utgangspunktet være selv-finansierende ved at fortsatt drift medfører stadig nye opptak av leverandørgjeld. Det samme kan sies om kundefordringer som ved innbetaling kan benyttes til å betale gjeld, men det vil uansett være et behov for å finansiere nye kundefordringer for å sikre fortsatt drift.

3.5 Forskningsspørsmål og hypoteser

Chudson (1945) la et viktig grunnlag for tidlig forskning på konkursprediksjon med sin forskning på sammenhenger mellom ulike bedrifters finansielle struktur. Målet var å definere en typisk struktur for bedrifter på et overordnet nivå, noe Chudson ikke kunne finne. Derimot var et viktig funn i studien at det fantes en typisk struktur for bedrifter på et lavere nivå, f.eks. på bransjenivå eller innenfor en bestemt bedriftsstørrelse. Dermed indikerer studien til Chudson at konkursprediksjonsmodeller som predikerer på tvers av bransjer ikke har like stort potensial som bransjespesifikke modeller.

Det er mer begrenset med forskning på de spesifikke bransjene internasjonalt, og ikke-eksisterende for norske selskaper som rapporterer etter GRS. Et viktig bidrag til litteraturen innen konkursprediksjon for bedrifter i bygg og anleggssektoren ble publisert av Russell &

Jaselskis (1992) som hevdet at de generelle modellene ikke var gode nok til å plukke opp de bransjespesifikke faktorene som spiller inn på regnskapet til en bedrift. Videre poengterer Chava and Jarrow (2004) at det er særegne regnskapselementer innen de ulike bransjene som påvirker selskapene ulikt. Argumentet bygger på de store ulikhetene mellom produksjonsbedrifter og tjenestebedrifter. I dag kan man se denne ulikheten enda bedre i for eksempel IT-bedrifter som nesten ikke har eiendeler i regnskapet. Et annet poeng er at bedriftene opplever ulikt nivå av konkurranse innad i de ulike bransjene. Disse faktorene peker mot et behov for bransjetilpassede modeller. I nyere tider har Tserng, Liao, Jaselskis, Tsai, & Chen (2012) undersøkt konkurser i bygg og anleggsbransjen. Blant funnene legger de vekt på viktigheten av likviditet for å unngå konkurs i denne bransjen. Bedriftene i denne bransjen tar gjerne opp større byggelån som må betjenes mens byggingen pågår. Inntektene fra prosjektene er heller ikke alltid forutsigbare, som medfører økt press på bedriftenes likviditetsreserver.

Bakgrunnen for valget av bygg og anlegg som bransje for denne studien er derfor basert på de unike karaktertrekkene ved bransjen som gjør den interessant å undersøke. Særlig unntakene som er relevante for de små selskapene i bransjen herunder valg av regnskapsprinsipp, og den prosjektbaserte strukturen som selskapene har. Som tidligere nevnt er bygg og anlegg også den bransjen med flest årlige konkurser i Norge. Dermed blir den første hypotesen som undersøkes nærmere:

H₁: Bransjespesifikke modeller har bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene

Som tidligere nevnt fant Kinserdal (2018) et behov for å operasjonalisere nøkkeltall og at alternative nøkkeltall kunne øke prediksjonsevnen til konkursprediksjonsmodellene. Dette vil i denne avhandlingen bli testet for små foretak for å undersøke om alternative nøkkeltall kan øke prediksjonsevnen. Små foretak er mindre homogene og alternative nøkkeltall kan da i større grad plukke opp de unike trekkene innad i bransjen. Basert på dette undersøkes det om:

H₂: Bruk av alternative nøkkeltall bidrar til økt prediksjonsevne

Et annet funn fra studien til Kinserdal (2018) var at gjennomsnittlige verdier eller endring i verdien for nøkkeltall kunne øke prediksjonsevnen. Her vil antagelsen være det motsatte av Kinserdal sitt funn. Små foretak, og særlig de som har gått konkurs, har ofte ikke flere år med regnskapsinformasjon tilgjengelig. Videre er små foretak også mindre robuste mot tap, slik at et dårlig år kan bety at selskapet går konkurs. På bakgrunn av dette ser oppgaven nærmere på om:

H₃: Siste årsregnskap er viktigere for prediksjonsevnen enn endring og gjennomsnitt

Med disse hypotesene definert går oppgaven videre til en gjennomgang av bygg og anleggsbransjen. Denne gjennomgangen vil i stor grad basere seg på hypotesene og legge et grunnlag for videre analyse og drøftelse som kommer senere i oppgaven.

4 Bygg og anlegg

I dette kapittelet diskuterer vi først ulike karaktertrekk ved bygg og anleggsbransjen. Deretter ser vi på unntaksreglene for små foretak i Norge og hvilke av disse som er spesielt aktuelle for selskapene i bygg- og anleggsbransjen. Videre går vi igjennom hvilke nøkkeltall som er relevante for konkursprediksjon i bransjen. Til slutt ser vi på et konkret talleksempel for et prosjektregnskap. Med dette ønsker vi å fremheve hvordan valg av regnskapsprinsipp påvirker de forskjellige nøkkeltallene.

4.1 Karaktertrekk ved bransjen

Selskaper som driver innen bygg og anlegg kan kjennetegnes ved at omsetningen ofte er avhengig av å vinne anbud på prosjekter. Denne prosessen hvor flere aktører konkurrerer med hverandre om å ha laveste pris medfører at marginene i bransjen blir lave. Sett i sammenheng med de store investeringene som er nødvendige for å gjennomføre prosjektene blir derfor risikoen for konkurs høy i bransjen. Dette kommer også frem i konkursstatistikken som vist tidligere, hvor bygg- og anleggsbransjen har flest konkurser.

Innenfor bygg- og anleggsbransjen finnes det mange forskjellige selskaper med ulike former for drift. Det er selskaper som driver virksomhet på timebasis, og fakturerer for arbeid i henhold til påløpte timer. Her er inntektsføringen ganske enkel, og skjer i takt med leverte timer. Det er også selskaper som driver med prosjektutvikling og oppføring av bygg. Disse selskapene er ofte prosjektstyrte og møter på noen regnskapsmessige problemstillinger som det må tas hensyn til i regnskapsrapporteringen.

En av de mest særegne regnskapsmessige problemstillingene for bygg og anleggsbransjen er regnskapsføring av langsiktige tilvirkningskontrakter, eller anleggskontrakter. Her er hovedregelen etter regnskapsloven (1998, § 4-1) at inntektsføring skal skje i takt med fremdriften av prosjektet (løpende avregningsmetode). Dette følger av opptjeningsprinsippet hvor inntekt skal resultatføres når den er opptjent. Dette blir også regulert av en egen regnskapsstandard, NRS 2 Anleggskontrakter.

Regnskapsføring etter løpende avregningsmetode forutsetter at tilvirkningen er avtafefestet, kontraktsprisen er kjent eller kan estimeres med stor grad av sikkerhet, og tilvirkningskostnadene kan anslås pålitelig (Kvifte, Bernhoft og Tofteland, 2011). Er det ikke inngått en kontrakt, kan man heller ikke inntektsføre noe av prosjektet før det er solgt. I så fall

fremkommer det av regnskapsloven at påløpte prosjektkostnader balanseføres som varelager, til lavest av anskaffelseskost og virkelig verdi (regnskapsloven, 1998, § 5-2).

I de tilfeller hvor utfallet av tilvirkningskontrakten ikke kan estimeres pålitelig, for eksempel når det er stor usikkerhet knyttet til fremtidige kontraktskostnader, skal regnskapsføringen i henhold til NRS 2 gjennomføres med løpende avregning uten fortjeneste (Kvifte, Bernhoft og Tofteland, 2011). Ved løpende avregning uten fortjeneste reflekterer regnskapet selskapets aktivitetsnivå, samtidig som usikker kontraktsfortjeneste ikke blir regnskapsført.

4.2 Unntaksregler for små foretak

Små selskap kan etter regnskapsloven (1998, § 5-12) velge å fravike fra opptjeningsprinsippet (regnskapsloven, 1998, § 4-1) og inntektsføre langsiktige tilvirkningskontrakter når kontrakten er fullført (fullført kontrakt-metode). Dette innebærer at påløpte kontraktskostnader blir balanseført som varelager, og ingenting blir inntektsført eller kostnadsført, før prosjektet er ferdigstilt. Eventuelle forskuddsbetalinger fra kunden klassifiseres som kortsiktig gjeld i regnskapet. Dette forutsetter at prosjektene som løper er vurdert som lønnsomme. I de tilfeller der et prosjekt forventes å gå med tap skal det gjøres en tapsavsetning for hele tapet, i det året tapet blir kjent. Dette følger av forsiktighetsprinsippet (regnskapsloven, 1998, § 4-1) og gjelder uavhengig av hvilket regnskapsprinsipp som følges.

Det er også en rekke andre unntaksregler for små foretak som blir omtalt i NRS 8 God regnskapsskikk for små foretak (2018). I tabell 6 nedenfor sammenstilles noen av unntaksreglene som er aktuelle for konkursprediksjon innenfor bygg- og anleggsbransjen. Blant annet er det anledning til å fravike sammenstillingsprinsippet (regnskapsloven, 1998, § 4-1) ved noen type kostnadsføringer. Det kan for eksempel være ved kostnadsføring av finansielle leasingavtaler eller usikre fremtidige vedlikeholdskostnader.

Videre er det anledning for å endre regnskapsprinsipper ut fra en kostnad/nytte vurdering, og i motsetning til øvrige foretak som må bokføre effekt ved endring av regnskapsprinsipp mot egenkapital, så kan små foretak velge å resultatføre dette. Det samme gjelder for tidligere års feil. Små foretak er også unntatt fra å utarbeide kontantstrømoppstilling og årsberetning, som gjør at årsrapporten til selskapet blir mindre informativ. Kontantstrømoppstillingen er nyttig for å si noe om likviditeten til selskapet, og årsberetningen er nyttig for å få ytterligere informasjon om selskapet og omgivelsene.

Disse momentene gjør at det er vanskelig å lage en konkursprediksjonsmodell som fungerer optimalt for både små og øvrige foretak samtidig. Ulikheter i regelverk for regnskapsrapportering, gjør at man ikke nødvendigvis gjør sammenligninger på rett grunnlag, om man sammenligner små foretak med øvrige foretak.

Tabell 6: Aktuelle unntaksregler for små foretak

Inntektsføring	Kan fravike opptjeningsprinsippet ved anleggskontrakter (fullført kontraktsmetode), garanti- og serviceelementet i transaksjonen kan inntektsføres på transaksjonstidspunktet med avsetning for fremtidige utgifter.
Kostnadsføring	Kan fravike sammenstillingsprinsippet ved noen tilfeller, eksempelvis: <ul style="list-style-type: none"> • leieavtaler som i realiteten er finansieringsavtaler • usikre forpliktelser vedrørende fremtidig vedlikehold, rive- og ryddekostnader
Bruk av prinsipper	Kan ved valgdgang endre til regnskapsprinsipper som ikke gir bedre periodisering ut fra en relevant kostnad/nytte vurdering.
Prinsippendringer	Hovedregelen er at prinsippendringer og korrigeringer av tidligere års feil skal føres direkte mot egenkapitalen. Små foretak kan velge å resultatføre prinsippendringer og korrigering av feil, men plikter å informere om effekten i note om beløpet er vesentlig.

Kilde: NRS 8 (2018)

4.3 Valg av nøkkeltall

I dette delkapittelet diskuterer vi hvilke variabler som skal testes og hvorfor. Vi tar utgangspunkt i Altmans kategorisering av variabler og fokuserer på lønnsomhet, likviditet og soliditet. Videre diskuterer vi andre alternative variabler som kan være aktuelle for vår studie.

Lønnsomhet

I forbindelse med konkursprediksjon er det mest aktuelle lønnsomhetstallet driftsresultat. Dette vil indikere bedriftens evne til å betjene sine forpliktelser. For større foretak vil det optimale være et normalisert driftsresultat som er justert for alle engangsposter som f.eks. opp- og nedskrivninger (Petersen, Plenborg og Kinserdal, 2017). Et alternativ for å oppnå dette for et stort datasett er å benytte gjennomsnittlige verdier eller endring siste år (ibid.).

For små foretak kan det derimot være ønskelig å ta hensyn til spesielle hendelser knyttet til engangsposter fordi små foretak er mer sårbare for denne typen hendelser. Spesielt i bygg og anleggsbransjen hvor det som tidligere nevnt er høy risiko for konkurs kan dette få stor betydning for selskapene. Dette er mindre relevant for større selskaper fordi de gjerne har større reserver og flere prosjekter og dermed mindre sårbare for negative engangshendelser.

Altman benytter driftsresultat delt på sum eiendeler (X_3) som fjerner effekten av renter og skatt. I vårt datasett består utvalget kun av små bedrifter som reduserer relevansen til å justere for sum eiendeler. Vi ser derfor i første omgang på driftsresultat (EBIT) og driftsresultat før avskrivninger (EBITDA) uten å justere for sum eiendeler. I bygg og anleggsbransjen er det relativt lite avskrivninger slik at det ikke forventes store forskjeller mellom disse to alternativene. Valg av regnskapsprinsipp kan derimot ha en større påvirkning på selskapets lønnsomhet. Dette kommer vi tilbake til i neste delkapittel.

Et alternativt mål på lønnsomhet som er mye brukt i Norge er totalkapitalrentabilitet. Totalkapitalrentabiliteten er et mål på bedriftens avkastning på eiendelene. Dette regnes som ordinært resultat før skatt, medregnet finanskostnader, delt på gjennomsnittlig sum av egenkapital og gjeld siste to år. Også her reduseres relevansen noe ved at mange av selskapene som har gått konkurs kun har egenkapital og gjeld for et år.

Likviditet

Gissel et al. (2007) kommer frem til at likviditetsgrad 1 (omløpsmidler delt på kortsiktig gjeld) er det nest mest brukte nøkkeltallet blant de 165 konkursprediksjonsstudiene de gjennomgår. Dette indikerer at tidligere forskning har funnet likviditet som en viktig faktor for konkursprediksjon. Videre kommenterte både Altman (1968) og Ohlson (1980) at deres nøkkeltall på likviditet var viktige for å predikere konkurser i deres datasett. Likviditet står derfor helt sentralt for konkursprediksjon og det følger av definisjonen på konkurs at et selskap ikke er konkurs før det ikke lenger er i stand til å betale for sine forpliktelser (Svendsen, 2005). Dette kravet er oppfylt når likviditeten blir for svak. Et selskap kan i teorien klare seg med god likviditet, til tross for at lønnsomheten og soliditeten er svak.

Altman benyttet et nøkkeltall for likviditet som justerte for bedriftens størrelse, arbeidskapital delt på sum eiendeler (X_1). Dette nøkkeltallet viser overskuddslikviditeten i relasjon til bedriftens størrelse, og ble også identifisert av Beaver (1966) som et godt nøkkeltall på likviditet. Dette nøkkeltallet passer bedre for bransjen bygg og anlegg enn likviditetsgrad 1. Grunnen til dette er bransjens prosjektbaserte struktur. Ved større prosjekter får selskapene ofte inn store beløp som omløpsmidler, og motposterer dette i regnskapet med tilsvarende beløp som kortsiktig gjeld. I disse tilfellene blir både teller og nevner påvirket av prosjektene som fører til mindre predikasjonsverdi av nøkkeltallet likviditetsgrad 1. Denne påvirkningen vil avhenge av valg av regnskapsprinsipp og tidspunkt for betaling, som vi vil vise i et eksempel i neste delkapittel. Beaver (1966) og Altman (1968) sin variant som måler overskuddslikviditet er derfor et nøkkeltall som bør treffe bedre på selskapene i bygg og anlegg. Derfor ser også vi nærmere på dette nøkkeltallet, men undersøker også likviditetsgrad 1 for å teste den nevnte antagelsen.

I en nyere artikkel foreslår Kinserdal (2018) å benytte finansielle eiendeler delt på kortsiktig finansiell gjeld. Her er problemet at hverken finansielle eiendeler eller kortsiktig finansiell gjeld er definert i regnskapet, slik at det må benyttes tilnærmede verdier for å teste dette. Finansielle eiendeler er kontanter og de eiendelene som bedriften kan omsette til kontanter uten å påvirke driften. Typiske eksempler er aksjeposter og obligasjoner. Fra datasettet fremkommer det at svært få av de små foretakene har finansielle eiendeler. Dermed lar det seg ikke gjøre å teste dette nøkkeltallet. Ved bruk av likviditetsgrad 1 hevder Kinserdal (2018) at bruk av endring i likviditetsgrad siste år bør være et mer relevant nøkkeltall. Derfor testes også dette som et mulig alternativ.

Soliditet

Soliditet måler forholdet mellom eiendeler, egenkapital og gjeld. Et selskap er solvent så lenge verdien av eiendelene overstiger gjelden (Svendsen, 2005). Fra studien til Gissel et al. (2007) ser soliditetsnøkkeltallene ut til å være blant de mindre brukte nøkkeltallene. Det mest brukte av disse nøkkeltallene er gjeld delt på eiendeler, men det er flere lignende nøkkeltallene som rentebærende gjeld delt på eiendeler, egenkapital delt på gjeld og gjeld delt på egenkapital og gjeld. Tanken bak nøkkeltallene er at de skal måle hvordan eiendelene er finansiert. En større andel med gjeldsfinansiering vil medføre en større risiko for konkurs ved at rentekostnadene øker og at selskapet har mindre å gå på i dårlige tider.

Altman benyttet sum egenkapital delt på sum gjeld (X_4) som nøkkeltall på soliditet. Som tidligere nevnt er det enkelte svakheter ved dette nøkkeltallet. Egenkapitalen utgjør det gjenstående beløpet for eiendeler minus gjeld. For å frigjøre egenkapital til å dekke gjeld må selskapet derfor selge eiendeler. Dette kan være utfordrende hvis eiendelene er en del av den daglige driften, eller hvis de ikke egner seg for salg. Eksempler på slike eiendeler er produksjonsutstyr og patenter. Ohlson (1980) benyttet en dummy-variabel for negativ egenkapital som var en signifikant variabel i hans studie. Bernhardsen & Larsen (2007) finner også at en variant av dette øker prediksjonsevnen til SEBRA modellen. Derfor inkluderer de en modifisert indikatorvariabel for svekket egenkapital.

Kinserdal (2018) kom ikke frem til noen gode alternativer for å måle soliditeten, men finner i likhet med Ohlson (1980) at en dummy variabel for negativ egenkapital er en god variabel for konkurs blant store norske selskaper som rapporterer etter IFRS. Derfor vil denne dummy-variabelen bli testet i denne oppgaven. Her undersøkes det om variabelen også er signifikant for små selskaper som rapporterer etter GRS. De overnevnte problemstillingene for bygg og anleggsbransjen knyttet til valg av regnskapsprinsipp og tidspunkt for betaling vil også påvirke soliditeten og størrelsen på egenkapitalen. Dette vil vi eksemplifisere i neste delkapittel.

Andre variabler

I senere tider har Kinserdal (2018) funnet støtte for at endringer i regnskapspraksis har ført til et behov for alternative nøkkeltall. Derfor undersøkes også mulige alternativer til de tradisjonelle nøkkeltallene, men også andre typer variabler som kan øke forklaringskraften til en modell spesialisert på små foretak innen bygg og anlegg.

Små, nystartede foretak er veldig sårbare i startfasen og risikoen for å gå konkurs er størst de første par årene. For å ta høyde for dette brukte Altman (1968) sum opptjent kapital delt på sum eiendeler (X_2) som et mål på lønnsomhet over tid. Dette tok til en viss grad hensyn til alderen på selskapene, men som tidligere nevnt blir nøkkeltallet påvirket av utbytte. Eklund, Larsen & Bernhardsen (2001) valgte isteden å bruke alder direkte i sin utarbeidelse av SEBRA modellen. Dette brukte også Svendsen (2005) i sitt arbeid med å definere en typisk konkursbedrift. For små norske selskaper er det også lite opptjent kapital generelt slik at alder i antall år bør øke treffsikkerheten sammenlignet med Altmans variabel.

Noen selskaper har eiendeler som har en høyere virkelig verdi enn bokført verdi. For eksempel eiendomsselskap med bygg oppført til kost minus avskrivninger. Da er ofte markedspris på bygget mye høyere, og selv om egenkapitalen er negativ, kan verdijustert egenkapital være solid (hensyntatt virkelig verdi). Derimot er det mindre forskjell mellom virkelig verdi og bokført verdier i bygg og anlegg ettersom man balansefører kostnader til realisasjon (avhengig av prinsipp). Ved tapsprosjekt derimot, tas tapet umiddelbart. Selskapene kan dermed utsette inntektsføring av fortjeneste og bokføre dette som eiendel og gjeld, uten at det treffer EK før realisasjon.

En annen faktor som kan påvirke prediksjonen er valg av regnskapsprinsipp. Etter reglene i GRS har selskapene anledning til å velge mellom løpende avregning og fullført kontrakt. Dette er noe som ikke er tilgjengelig i Proff og er dermed ikke med i datasettet. Derfor må dette hentes ut manuelt fra prinsippnote i regnskap. Det er ikke aktuelt å hente ut for alle selskapene i datasettet, og flere mangler nok info om dette, selv om et prinsipp er valgt. Ved å benytte et mindre, sekundært datasett testes det om valg av prinsipp påvirker prediksjonsevnen.

Til slutt vil vi se nærmere på om selskapene med revisor i mindre grad går konkurs sammenlignet med selskapene uten. Antagelsen her er bygget på at revisor bistår selskapet underveis i revisjonen og at revisjonen dermed kan gi merverdi for selskapet.

4.4 Prosjektregnskap

I dette delkapittelet skal vi ved hjelp av et talleksempel vise hvordan valg av regnskapsprinsipp for langsiktige tilvirkningskontrakter påvirker nøkkeltall som er aktuelle for konkursprediksjon. Vi viser hvordan regnskapet påvirkes ved utgangen av hvert regnskapsår enten det anvendes løpende avregning med fortjeneste, løpende avregning uten fortjeneste eller fullført kontraktmetode. Fullstendige eksempel-regnskap for hvert regnskapsprinsipp, med IB tall (20x0), og regnskapstall for tre driftsår (20x1, 20x2 og 20x3) kan finnes i appendikset i tabell 28, 29 og 30.

Nedenfor vil vi vise hvordan resultateffekten blir for hver av metodene for de tre driftsårene, samt hvordan nøkkeltallene arbeidskapital, likviditetsgrad 1 (LG 1) og gjeldsgrad blir påvirket. Vi ser på påvirkning både ved forskudds- og etterskuddsbetaling, selv om det i realiteten ofte benyttes akontobetaling som er en mellomting. Dette er for å vise ytterpunktene, og regnskapsmessige konsekvenser med disse. Ved forskuddsbetaling forutsetter vi at forskuddsbetalingen benyttes til å finansiere prosjektkostnadene, og ved etterskuddsbetaling forutsetter vi at selskapet benytter byggelån (kortsiktig gjeld) for å finansiere prosjektkostnadene. I eksemplene ser vi bort i fra avskrivninger og andre driftskostnader som ikke knytter seg til prosjektet.

I tabell 7 nedenfor vises en treårig prosjektkalkyle som er utgangspunktet for eksempel-regnskapene. Totale prosjektinntekter er estimert til 2,5 MNOK og totale prosjektkostnader er estimert til 2 MNOK, som gir et prosjektresultat på 0,5 MNOK. Videre viser tabellen hvordan kostnadene fordeler seg mellom de tre driftsårene, og fullføringsgraden målt etter påløpte prosjektkostnader i forhold til totale prosjektkostnader.

Tabell 7: Eksempel - treårig prosjektkalkyle

Resultat (tall i hele 1 000)	Sum		
Prosjektinntekter	2 500		
Prosjektkostnader	2 000		
Prosjektresultat	500		
Senere opplysninger	UB 20x1	UB 20x2	UB 20x3
Påløpte kostnader	500	1 250	2 000
Anslåtte restkostnader	1 500	750	0
Fullføringsgrad	25 %	62,5 %	100 %

Det første eksempelet er ved bruk av løpende avregning med fortjeneste. Tabell 8 nedenfor viser hvordan fortjenesten blir fordelt utover de tre driftsårene, og hvordan de aktuelle nøkkeltallene blir påvirket ved henholdsvis etterskuddsbetaling og forskuddsbetaling.

Tabell 8: Påvirkning på nøkkeltall ved løpende avregning med fortjeneste

Resultat (tall i hele 1 000)	Sum	20x1	20x2	20x3
Salgsinntekter	2 500	625	937,5	937,5
Ulike driftskostnader	2 000	500	750	750
Beholdningsendring	0	0	0	0
Driftsresultat	500	125	187,5	187,5
Beregning av nøkkeltall	20x0	20x1	20x2	20x3
<i>Ved etterskuddsbetaling</i>				
Arbeidskapital	1 100	1 175	1 312,5	1 450
LG 1	6,5	3,35	2,05	*
Gjeldsgrad	0,67	0,67	0,71	0,39
<i>Ved forskuddsbetaling</i>				
Arbeidskapital	1 100	1 175	1 312,5	1 450
LG 1	6,5	1,63	2,4	*
Gjeldsgrad	0,67	0,81	0,67	0,39

Ved løpende avregning med fortjeneste blir fortjenesten på prosjektet inntektsført i takt med fullføringsgraden. Her blir det et positivt driftsresultat alle tre årene prosjektet pågår. Hvis det ses bort ifra skatt og eventuelt utbytte, så vil dette isolert sett føre til at egenkapitalen til selskapet øker med det samme som driftsresultatet. Dette styrker soliditeten til selskapet, ved at selskapet får høyere egenkapital og dermed lavere gjeldsgrad.

Som tabell 8 ovenfor viser blir LG 1 i stor grad påvirket av om betaling skjer på forskudd eller etterskudd. Dette gjelder særlig i første driftsår. Se også figur 2 i slutten av dette delkapittelet, som viser hvordan LG 1 påvirkes for alle eksemplene. Arbeidskapitalen blir ikke påvirket av tidspunkt for betaling, noe som taler for at det er et bedre nøkkeltall for konkursprediksjon av selskaper i denne bransjen. Uavhengig av dette er det klart at finansiering av prosjekter, og tidspunktet for betaling, er av stor betydning for driften til selskapene i bransjen.

Ved forskuddsbetaling vil både omløpsmidler (OM) og kortsiktige gjeld (KG) blåses opp med samme beløp. Netto eiendeler (OM – KG) vil ikke forandre seg. Frem mot ferdigstilling vil denne oppblåsing av eiendeler og gjeld gradvis reduseres. For selskaper i bygg- og anleggsbransjen utgjør gjerne prosjektene det aller meste av regnskapet, og hvis regnskapet blir blåst opp av et stort prosjekt med forskuddsbetaling, så vil andre poster under omløpsmidler og kortsiktig gjeld relativt sett ha mindre påvirkning på nøkkeltall knyttet til likviditet.

Det er klart at nøkkeltall knyttet til lønnsomhet og soliditet forbedres ved bruk av løpende avregning ved fortjeneste, ved at man får inntektsført en andel av fortjenesten på prosjektet hvert år. Hvis man ser på prosjektet som helhet (alle årene) så vil resultateffekten være den samme, men for små selskaper som gjerne er relativt ny-oppstartede, vil dette likevel ha betydning fra et konkursprediksjonsperspektiv.

I neste eksempel er forutsetningene like som første eksempel, bortsett fra at vi benytter regnskapsprinsippet løpende avregning uten fortjeneste, og tabell 9 under viser hvordan nøkkeltallene blir påvirket av dette.

Tabell 9: Påvirkning på nøkkeltall ved løpende avregning uten fortjeneste

Resultat (tall i hele 1 000)	Sum	20x1	20x2	20x3
Salgsinntekter	2 500	500	750	1 250
Ulike driftskostnader	2 000	500	750	750
Beholdningsendring	0	0	0	0
Driftsresultat	500	0	0	500
Beregning av nøkkeltall	20x0	20x1	20x2	20x3
<i>Ved etterskuddsbetaling</i>				
Arbeidskapital	1 100	1 050	1 000	1 450
LG 1	6,5	3,10	1,80	*
Gjeldsgrad	0,67	0,71	0,80	0,39
<i>Ved forskuddsbetaling</i>				
Arbeidskapital	1 100	1 050	1 000	1 450
LG 1	6,5	1,53	1,80	*
Gjeldsgrad	0,67	0,85	0,80	0,39

Ved løpende avregning uten fortjeneste unnlater man å inntektsføre noe fortjeneste på prosjektet før det er ferdigstilt. Det vil naturligvis påvirke driftsresultatet for årene prosjektet er pågående, og dermed nøkkeltall knyttet til lønnsomhet og soliditet. Dette påvirker også størrelsen på omløpsmidlene da man inntektsfører i takt med påløpte prosjektkostnader, og ikke andel av totale prosjektinntekter. Problemstillingene knyttet til forskudds- og etterskuddsbetaling er de samme som for løpende avregning med fortjeneste.

I det siste eksempelet er forutsetningene fortsatt de samme, men vi benytter regnskapsprinsippet fullført kontrakt metode. Tabell 10 nedenfor viser hvordan de relevante nøkkeltallene blir påvirket ved bruk av dette regnskapsprinsippet.

Tabell 10: Påvirkning på nøkkeltall ved fullført kontrakt metode

Resultat (tall i hele 1 000)	Sum	20x1	20x2	20x3
Salgsinntekter	2 500	0	0	2 500
Ulike driftskostnader	2 000	500	750	750
Beholdningsendring	0	-500	-750	1 250
Driftsresultat	500	0	0	500
Beregning av nøkkeltall	20x0	20x1	20x2	20x3
<i>Ved etterskuddsbetaling</i>				
Arbeidskapital	1 100	1 050	1 000	1 450
LG 1	6,5	3,10	1,80	*
Gjeldsgrad	0,67	0,71	0,80	0,39
<i>Ved forskuddsbetaling</i>				
Arbeidskapital	1 100	1 050	1 000	1 450
LG 1	6,5	1,42	1,40	*
Gjeldsgrad	0,67	0,87	0,86	0,39

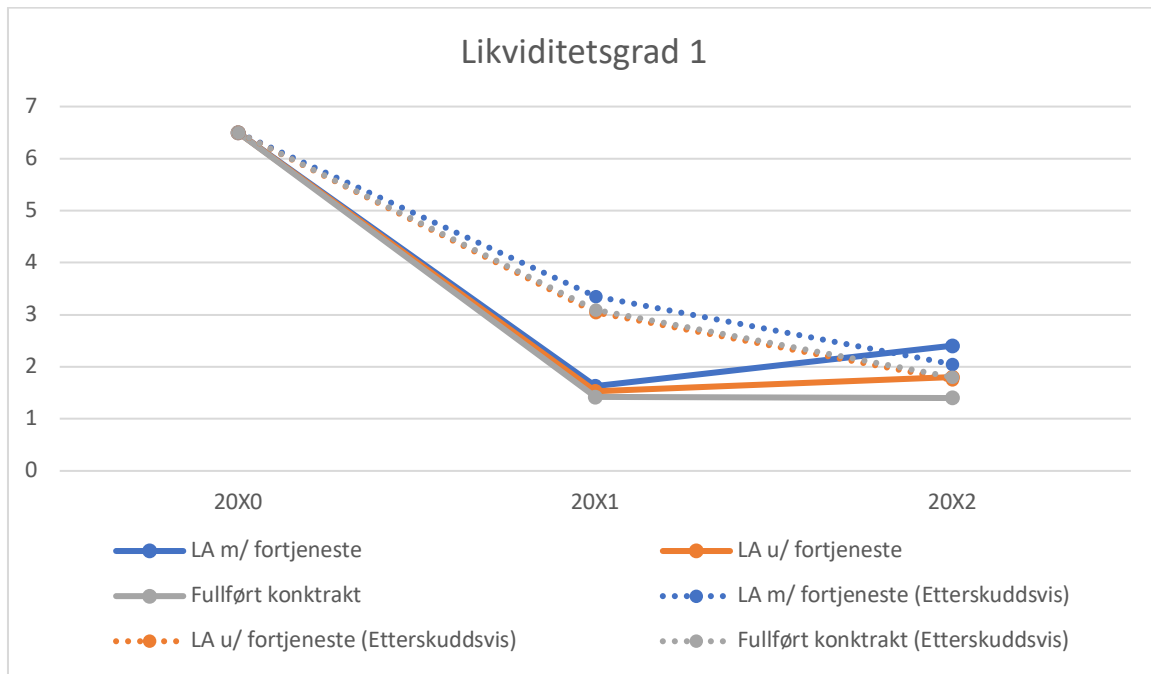
Når fullført kontrakt metode benyttes blir ingenting inntektsført eller kostnadsført før prosjektet er ferdig. Ved etterskuddsbetaling blir nøkkeltallene de samme som ved løpende avregning uten fortjeneste. Den eneste forskjellen er at de påløpte prosjektkostnadene blir balanseført som varer under tilvirkning og ikke som kundefordring, da man ikke bokfører salgsinntekter eller driftskostnader knyttet til prosjektet før det blir ferdigstilt. Ved forskuddsbetaling får man samme påvirkning som tidligere nevnt, ved at omløpsmidler og kortsiktig gjeld blåses opp.

Selskaper som bruker fullført kontrakt metode vil slå dårligere ut på nøkkeltall knyttet til lønnsomhet og soliditet, spesielt de årene hvor det er mange pågående prosjekter, og lite prosjekter som blir ferdigstilt. Det vil særlig påvirke små og relativt ny-oppstartede selskap, som er veldig sårbare i startfasen. Den første tiden vil regnskapene se dårlige ut da det ikke inntektsføres noe, men det likevel gjerne påløper en del administrative kostnader. Dette medfører at resultatet blir negativt, samt at egenkapitalen blir svakere og i noen tilfeller også negativ.

Ved fullført kontrakt-metode fremkommer det ikke av regnskapet hvor mye fortjeneste som er opparbeidet. Det kommer først til syne etter hvert som prosjektene blir ferdigstilt. Likevel er det slik at uavhengig av regnskapsprinsipp, så skal selskaper avsette for hele det forventede tapet i det året tapet blir kjent. Det betyr at nøkkeltall knyttet til lønnsomhet blir mer sammenlignbare på tvers av regnskapsprinsipp i de tilfeller det forekommer tapsprosjekter. Det er naturlig å tenke at faren for konkurs er større ved tapsprosjekter, dermed er det positivt for konkursprediksjonen at forsiktighetsprinsippet trumfer i denne sammenhengen.

I figur 2 nedenfor illustrerer vi hvordan LG 1 blir påvirket av de ulike scenarioene som er eksemplifisert over. Her har vi med IB (20x0) før prosjektet starter, samt år 20x1 og 20x2 for

å vise utviklingen i nøkkeltallet ved de ulike eksemplene. Vi har ikke med tall for 20x3 da vi i eksemplene kun har et prosjekt. Når dette prosjektet er ferdigstilt er det ikke noe kortsiktig gjeld igjen i regnskapet og det er dermed ikke mulig å kalkulere LG 1.

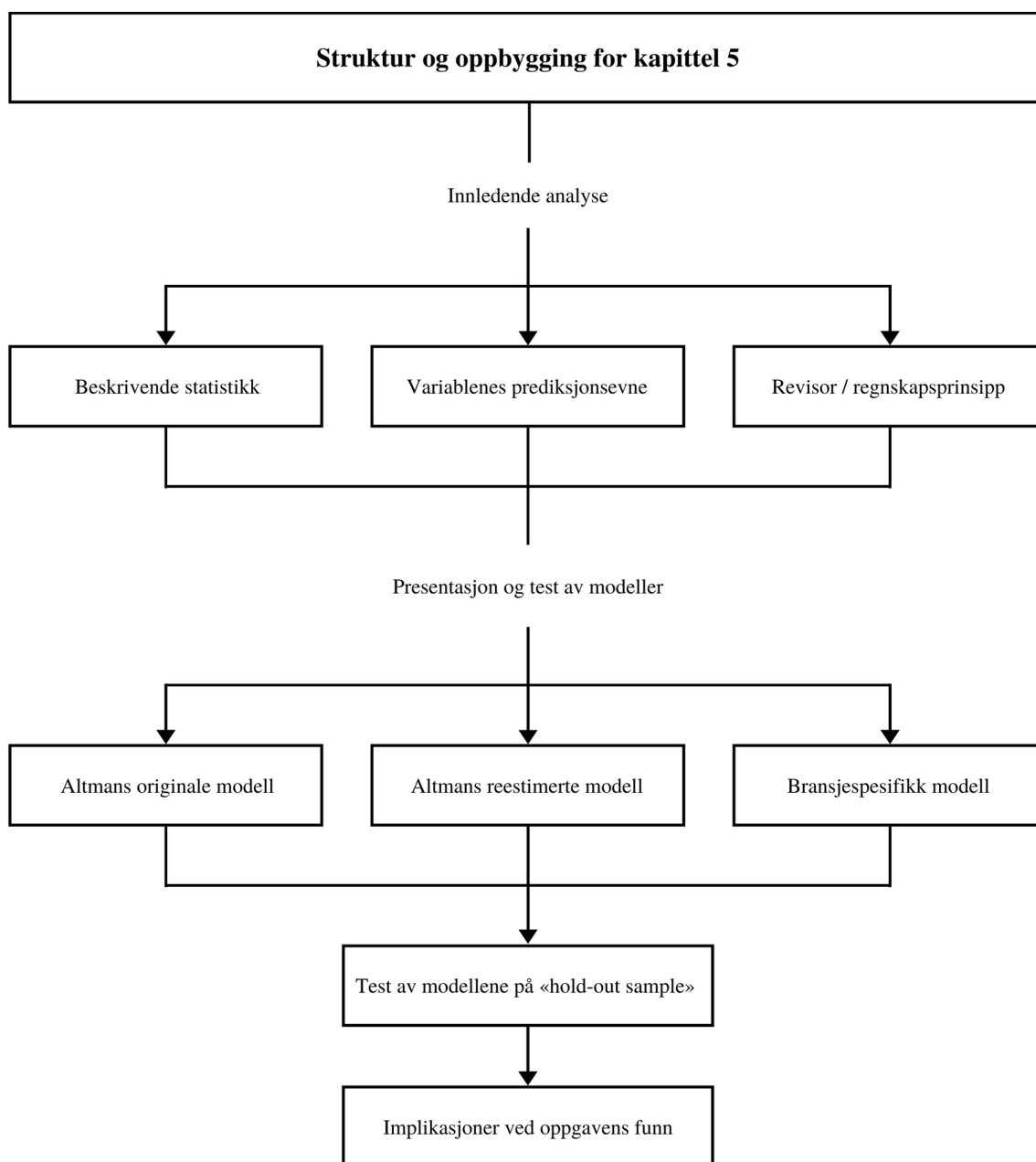


Figur 2: Påvirkningen på LG 1 av et eksempelprosjekt

I dette delkapitlet har vi prøvd å illustrere hvordan aktuelle nøkkeltall for konkursprediksjon påvirkes av valg av regnskapsprinsipp knyttet til langsiktige tilvirkningskontrakter, og tidspunkt for betaling. Ved alle eksemplene er prosjektresultatet det samme, og hvis man ser alle årene under ett blir det ingen forskjell verken i lønnsomhet, likviditet eller soliditet. Det er kun periodisering av inntekter og kontantstrømmen som er forskjellig i eksemplene, og dette kan påvirke konkursprediksjonen. Særlig kan likviditetsgrad 1 se ut til å være et mindre egnet nøkkeltall, da dette påvirkes mye av regnskapsmessige valg og finansiering. Arbeidskapital synes å være et bedre nøkkeltall for likviditet for selskaper i denne bransjen. Gjeldsgraden påvirkes naturligvis også av de regnskapsmessige valgene og finansieringen, men kun av den eventuelle forsinkede inntektsføringen av fortjenesten til prosjektet. Dermed avhenger det mye av størrelsen på prosjektet, marginen og ikke minst om selskapet er i en fase med en stor andel pågående prosjekter, eller en fase hvor mange av prosjektene ferdigstilles.

5 Empirisk analyse og diskusjon

I dette kapitlet presenteres resultatene av analysen. For å formidle resultatene benyttes klassifiseringsmatriser for enklere sammenligning mellom modellene og tidligere forskning. Funnene våre diskuteres så opp imot tidligere forskning før vi ser nærmere på hvilke implikasjoner som kan identifiseres. I begynnelsen av neste kapittel presenteres en oversikt som sammenligner funnene i denne avhandlingen med tidligere studier.



Figur 3: Oversikt over kapitlets oppbygning

5.1 Innledende analyse

I tabell 11 under presenteres beskrivende statistikk for datasettet som er benyttet. Det fremkommer at vi har fjernet selskaper under 1 MNOK i driftsinntekt og over 35 MNOK i eiendeler fra kolonnene «laveste verdi» og «høyeste verdi». Videre finner vi at kun 1 041 av de 6 724 selskapene har utbetalt utbytte i 2017 og at dette utbytte i gjennomsnitt ligger like under 1 MNOK. Ellers er det verdt å bemerke at EBITDA er tilnærmet lik driftsresultat (EBIT) slik det var forventet. Dette betyr at det er lite avskrivninger blant selskapene i bygg og anleggsbransjen.

Tabell 11: Beskrivende statistikk for 2017 datasettet

<i>(tall i hele 1 000)</i>	Antall foretak	Laveste verdi	Høyeste verdi	Gjennomsnittlig verdi	Standard avvik
Driftsinntekt	6 724	1 000	296 180	11 399	17 222
Driftsresultat	6 724	-23 444	68 267	774	2 382
EBITDA	6 724	-22 680	68 541	874	2 396
Årsresultat	6 724	-105 978	87 550	542	2 540
Eiendeler	6 724	2	34 978	6 647	7 838
Egenkapital	6 724	-90 993	32 482	1 815	3 700
Gjeld	6 724	11	107 321	4 832	6 325
Utbytte	1 041	0	20 000	954	1 771
Opptjent kapital	6 724	-148 454	31 477	1 222	3 794
Alder*	6 724	0,83	100,75	12,71	8,70

*Alder i antall år siden selskapet ble stiftet

I likhet med Pompe & Bilderbeek (2005) finner vi at nesten alle variablene som testes har en signifikant prediksjonsevne. Dette henger sammen med at utvalget av variablene er basert på hva tidligere forskning har funnet som signifikante variabler, men også størrelsen på datasettet. Det er sannsynlig at de variablene som et flertall av forskere har valgt ut for analyse tidligere har en god prediksjonsevne. Et stort datasett vil også på grunn av det store antallet observasjoner nesten alltid finne signifikante sammenhenger mellom variabler og utfall (Lin, Lucas & Shmueli, 2013).

Lønnsomhet

Av nøkkeltallene for lønnsomhet treffer EBITDA (driftsresultat før renter, skatt og avskrivninger) best målt etter F-verdi (39,40). Dette stemmer også overens med funnene til Kinserdal (2018). Ved å se bort fra avskrivninger blir ikke selskapets subjektive valg av avskrivningsplan hensyntatt, noe som ser ut til å øke prediksjonsevnen. Derimot er forbedringen i F-verdi over EBIT marginal (2,56) noe som henger sammen med at avskrivninger ofte ikke er sentralt for driften til selskaper i bygg- og anleggsbransjen. De kan ha diverse maskiner og utstyr som avskrives, men bygg under oppføring avskrives ikke. Derfor er det som regel lite avskrivninger i forhold til størrelsen på eiendelene i disse selskapene.

Tabell 12: Test av forklaringskraft til variabler for lønnsomhet

Variabel	N	Wilks' Lambda	F	Sig.
EBITDA	6 724	,994	39,40*	,000
Gjennomsnittlig EBITDA	6 724	,994	38,04	,000
EBIT	6 724	,995	36,84	,000
Resultat før skatt	6 724	,996	24,46	,000
Totalkapitalrentabilitet	6 724	,997	22,52	,000
Altmans X ₃	6 724	,999	9,01	,003

Videre treffer EBIT noe bedre enn både totalkapitalrentabiliteten og resultat før skatt (36,84 mot 22,52 og 24,46). Dette støtter også tidligere funn som viser at en operasjonalisering forbedrer prediksjonsevnen til nøkkeltallene (Kinserdal, 2018). Analysen finner ikke støtte for gjennomsnittlig EBITDA øker prediksjonsevnen slik Kinserdal kom frem til. Derimot er F-verdien for gjennomsnittlig EBITDA (38,04) tilnærmet lik EBITDA for siste år (39,40). Dårligst ut kommer Altmans X₃ for EBIT delt på sum eiendeler (9,01). Dette er som forventet ettersom det i liten grad skiller i størrelse på foretakene i datasettet.

Likviditet

Et interessant funn er at likviditetsgrad 1 (sum omløpsmidler delt på sum kortsiktig gjeld) i svært liten grad skiller på konkurs og ikke-konkurs (0,21). Dette nøkkeltallet er mye benyttet både i forskning og i praksis. I Gissel et al. (2007) finner de at dette er det nest mest brukte nøkkeltallet innen konkursprediksjon. Årsaken til at dette nøkkeltallet slår dårlig ut blant selskaper innen bygg og anlegg kan være mange. En mulighet er som tidligere nevnt, at selskapene i bygg- og anleggsbransjen ofte har større kontrakter. Dette medfører gjerne store

aktiveringer av projektkostnader i balansen med motpost uopptjent inntekt, som er en kortsiktig gjeld. Dermed øker både teller og nevner i likviditetsgrad 1, som kan føre til at nøkkeltallet mister forklaringskraft slik det ble eksemplifisert i slutten av kapittel 4. Derimot finner vi at Altman sin variant med arbeidskapital (sum omløpsmidler minus kortsiktig gjeld) delt på sum eiendeler oppnår i langt større grad å skille på konkurs og ikke-konkurs (67,64). Altmans X_1 utligner en eventuell stor kontrakt ved at posten uopptjent inntekt trekkes fra tilhørende omløpsmidler. Dermed står selskapet igjen med et mer reelt tall på overskudds eller underskudds likviditet.

Tabell 13: Test av forklaringskraft til variabler for likviditet

Variabel	N	Wilks' Lambda	F	Sig.
Altmans X_1	6 724	,990	67,64*	,000
Gjennomsnittlig LG 1	6 724	1,000	0,55	,458
LG 1	6 724	1,000	0,21	,645
Endring i LG 1	6 724	1,000	0,01	,914

Hverken gjennomsnittlig likviditetsgrad eller endring i likviditetsgrad oppnår signifikans. Derimot oppnår gjennomsnittlig likviditetsgrad 1 en høyere signifikans enn siste års likviditetsgrad 1. Dette støtter ikke hypotesen om at siste års regnskap er viktigere for prediksjonen en gjennomsnittlige tall eller endringstall. Det må likevel nevnes at verdiene her er så lave at det ikke kan tillegges for stor vekt at det ene nøkkeltallet oppnår høyere signifikans enn det andre.

Soliditet

For nøkkeltall innen soliditet treffer ikke Altman sin variabel for egenkapitalgrad (egenkapital delt på gjeld) godt basert på F-verdien i tabell 14 under (8,65). Dette er overraskende med tanke på at ren gjeldsandel (69,41) og egenkapitalandel (65,31) treffer godt. Disse nøkkeltallene er svært overlappende og bør gi tilsvarende informasjon. Egenkapital delt på gjeld var det minst viktige nøkkeltallet i Altmans modell (Altman, 1968), men var likefullt et signifikant nøkkeltall i hans studie. Denne avhandlingen finner ikke støtte for at nøkkeltallet er vesentlig for prediksjon av konkurs for små selskaper i bygg og anleggsbransjen. Bakgrunnen til ulikheten mellom tilsynelatende like nøkkeltall må ligge i at Altmans variabel er et forholdstall som måler størrelsen på eiendelene mot størrelsen på gjelden. Etersom denne oppgaven kun ser på små selskaper under 35 MNOK i eiendeler er det begrenset hvor mye Altmans variabel kan skille

på de konkurs og ikke-konkurs i datasettet. Gjeldsandel og egenkapitalandel treffer bedre fordi de ikke måler størrelsen på eiendelene direkte, men kun skiller ut hvor mye som er gjelds eller egenkapitalfinansiert. Her er det logisk at selskaper med høyere belåningsgrad har høyere risiko for konkurs.

Tabell 14: Test av forklaringskraft til variabler for soliditet

Variabel	N	Wilks' Lambda	F	Sig.
Gjeldsandel	6 724	,990	69,41*	,000
Egenkapitalandel	6 724	,990	65,31	,000
Altmans X ₄	6 724	,999	8,65	,003

Andre variabler

Blant de andre variablene vi har testet ser alder (69,05) ut til å være en viktig indikator på konkurs. Dette kom også Eklund, Larsen & Bernhardsen (2001) fram til ved utarbeidelsen av SEBRA modellen. Særlig med et datasett bestående av små selskaper vil alder spille en stor rolle. Dette ses tydelig gjennom dummy-variabelen for om alder er under fire år som oppnår størst prediksjonsevne blant alle variablene som er testet. Vi har valgt å ekskludere denne variabelen fra den bransjespesifikke modellen da den reduserer den totale treffsikkerheten ved at modellen ikke er i stand til å plukke opp konkurser for selskaper som er eldre enn fire år.

Tabell 15: Test av forklaringskraft til andre variabler

Variabel	N	Wilks' Lambda	F	Sig.
Alder < 4	6 724	,670	3 316,73	,000
EK < 0	6 724	,967	230,85*	,000
Alder	6 724	,990	69,05*	,000
Altmans X ₂	6 724	,997	18,96	,000

Altmans X₂ tar hensyn til alder ved å se på opptjent egenkapital delt på eiendeler, men opptjent egenkapital påvirkes også av utbytte, slik at det ikke nødvendigvis gjenspeiler alderen til selskapet. Ved utdeling av utbytte vil opptjent egenkapital reduseres tilsvarende utbetalt utbytte. Riktignok kan det å ta ut utbytte gjøre selskapet mindre robust og øke risiko for konkurs, men dette vil i så fall påvirke nøkkeltallet for gjeldsgrad også. Funnene våre viser at alder som en egen variabel øker prediksjonsevnen betydelig, da nye foretak er mer sårbare enn eldre foretak.

Tabell 16 nedenfor viser at det er en stor del av selskapene i datasettet som ikke har revisor (ca. 40%), og som dermed ikke har en uavhengig tredjepart som bekrefter at regnskapet er uten vesentlige feil. Det fremkommer fra tabellen at selskaper i bygg og anlegg med revisor i mindre grad går konkurs enn de uten. Dette må ses i sammenheng med hvilke selskaper som det er krav til om å ha revisor. Selskapene som har krav om revisor, er som tidligere nevnt blant de større selskapene i vårt datasett. Dermed er det naturlig at konkursraten er lavere for disse selskapene.

Tabell 16: Antall selskaper og konkurser i datasettet

År	Antall selskaper totalt	Konkurser totalt	Antall selskaper med revisor	Konkurser med revisor	Konkurser uten revisor
2017	6 724	94 (1,40%)	3 890	37 (0,95%)	57 (2,01%)
2018	7 288	101 (1,39%)	3 993	25 (0,63%)	76 (2,31%)

Valg av regnskapsprinsipp har som sagt særlig betydning for bygg og anleggsbransjen ved at de kan velge hvordan de skal føre inn inntekter fra prosjekter som foregår over flere år. For å undersøke dette hentes det ut et utvalg som består av alle konkursene fra 2018 samt et tilsvarende antall ikke-konkurs som er trukket et tilfeldig fra datasettet ved hjelp av SPSS. Som tabell 17 under viser ligger de selskapene som ikke har opplyst i notene til regnskapet om valg av prinsipp nær 50%, som tilsvarer en tilfeldig fordeling. Sannsynligvis følger flertallet av disse foretakene fullført kontrakt ettersom dette er unntaksregelen for små foretak og det gjør arbeidet med regnskapet mindre krevende. Enkelte av selskapene i denne kategorien er nok også foretak som ikke har langsiktige tilvirkningskontrakter.

Det fremkommer i tabell 17 under at selskapene som benytter fullført kontrakt i større grad går konkurs sammenlignet med de selskapene som har valgt løpende avregning. Valg av regnskapsprinsipp skal isolert sett ikke påvirke hvorvidt selskapet går konkurs eller ikke. Det vil derimot påvirke nøkkeltallene som tidligere nevnt. Likevel er det et interessant funn at konkursandelen er større blant selskapene som bruker fullført kontrakt, enn de som bruker løpende avregning. Det må også nevnes at dette er et lite utvalg som derfor er utsatt for utvalgsfeil og tilfeldigheter samt at det må ses i sammenheng med at «ikke opplyst» sannsynligvis er fullført kontrakt. Tabell 32 i appendikset viser regnskapsprinsipp som forklaringsvariabel, her blir den ikke signifikant. Dette henger sammen med at en stor del av selskapene i utvalget ikke har opplyst om prinsippvalg.

Tabell 17: Antall selskaper og konkurser etter regnskapsprinsipp

Prinsipp	Antall selskaper	Konkurs	Konkursandel
Fullført kontrakt	38	25	66%
Løpende avregning	36	14	39%
Ikke opplyst	116	56	48%

5.2 Presentasjon og test av modeller

Altmans opprinnelige modell

I den første studien Altman gjennomførte i 1968 oppnådde modellen en totalprediksjon på 95%. Denne modellen ble så bearbeidet for å omfatte flere selskaper enn i den opprinnelige studien. Fra resultatene i denne studien fremkommer det at Altmans modell treffer marginalt dårligere for konkursselskaper sammenlignet med den opprinnelige studien fra 1966. Derimot treffer både Z''-scoremodellen og den reestimerte modellen vesentlig dårligere på selskaper som ikke har gått konkurs både i 2018 og 2019. I den opprinnelige studien oppnådde Altmans modell en ikke-konkurs treffprosent på over 90% mens den i denne oppgaven kun treffer på omtrent 70%.

Årsaken til dette fallet i prediksjonsevne kan være mangt. Kinserdal (2018) hevder det henger sammen med hvordan regnskapet har endret seg siden 1968. Ved at selve grunnlaget for variablene har blitt endret har også prediksjonsevnen blitt endret. En annen forklaring ligger i selve selskapsstrukturene. Selskapene var i mye større grad like i 1968, med en stor andel produksjonsselskaper som bestod av produksjonsutstyr, produksjonslokaler og råvarer. I dag ser næringslivet helt annerledes ut. Bedrifter tilbyr i større grad tjenester og flere virksomheter er hel-digitale. Disse passer dårlig inn i en tradisjonell konkursprediksjonsmodell ved at de ofte ikke har noen form for anleggsmidler eller eiendeler generelt utover varemerker, patenter eller lisenser. Denne studien tar spesifikt for seg bygg- og anleggsbransjen som også er en særegen bransje det er vanskelig å generalisere.

I senere tider har Altman (2018) observert at den gjennomsnittlige Z-scoren på selskapene som går konkurs har falt betraktelig fra nivåene de var på under studien han gjennomførte på 60-tallet. Ifølge Altman henger dette sammen med økt tilgang på billige lån og avanserte finansielle instrumenter som opsjoner og rentebytteavtaler. For små selskaper er det ikke så relevant med avanserte finansielle instrumenter. Derimot har selskapene økt sin gjeldsandel betydelig siden den første studien i 1968. Dette har redusert treffsikkerheten til Z-score modellene ved at

selskaper kan overleve lengre uten å gå konkurs. I en nyere artikkel mener derfor Altman (2018) at Z-scoren som indikerer konkurs nå bør ligge nærmere null.

Ved utarbeidelsen av Z''-score modellen hadde ikke Altman mulighet til å teste på et hold-out sample. Grunnen til dette var manglende data for private selskaper i USA. Gjennom testingen i forrige kapittel fremkommer det at modellen gjør det svært godt i prediksjon av konkurser med 90% treffsikkerhet i hold-out sample. Dette gjelder både den opprinnelige og reestimerte modellen. Reestimeringen av Altmans Z''-score treffer dårligere på ikke-konkurser i hold-out sample enn Altmans opprinnelige modell. Dette ble også bemerket av Begley, Ming & Watts (1996) som kom frem til lignende resultater i sin test av Altmans modeller. Grice & Ingram (2001) kom også frem til at Altmans Z-score i mindre grad var i stand til å predikere konkurser.

Basert på modellen til Altman som ble presentert i kapittel 3.2 beregner vi treffprosentene til for datasettet med små norske selskaper i bygg- og anleggsbransjen. Det fremkommer av tabell 18 under at modellen treffer relativt godt (87,23%) for selskapene som har gått konkurs. Årsaken til at modellen treffer så godt må henge sammen med at de variablene som Altman benytter til en viss grad fanger opp den økonomiske situasjonen til selskapet. Derimot treffer ikke modellen like godt (71,55%) for selskapene som ikke gikk konkurs. Her kan det henge sammen med at modellen er forsiktig og predikerer flere konkurser på bekostning av ikke-konkurser. Dette støtter hypotesen om at det er et behov for bransjetilpassede modeller med høyere treffsikkerhet.

Tabell 18: Klassifiseringsmatrise for Altmans Z''-score modell (2018)

Altman Z'' (konkurs: $Z < 1.1$) Konkursår: 2018		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	82	1886
	Aktivt	12	4744
	Sum	94	6630
Konkursprediksjon	87,23%		
Ikke-konkursprediksjon	71,55%		
Total prediksjonsevne	71,77%		

Reestimering av Altmans opprinnelige modell

For å undersøke om det kun er de bransjespesifikke elementene som påvirker prediksjonen reestimerer vi koeffisientene for vårt datasett. Dette betyr at utvalgsspesifikke forhold blir tatt

hensyn til og koeffisientene vil gjenspeile de aktuelle forholdene i datasettet. Dette skal i teorien maksimere treffprosenten til modellen.

Tabell 19: Funksjonskoeffisienter for Altmans reestimerte modell (2018)

Variabel	Funksjon 1
X1	0.527
X2	-0.074
X3	-0.033
X4	0.072
Konstant	-0.104

Basert på de nye koeffisientene blir den reestimerte modellen:

$$Z = 0.527X_1 - 0.074X_2 - 0.033X_3 + 0.072X_4 - 0.104 \quad (5.1)$$

Ved å beregne treffprosentene på nytt finner vi at den reestimerte modellen treffer vesentlig dårligere for selskapene som gikk konkurs (77,66% mot 87,23% i opprinnelig modell), men til gjengjeld endel bedre for selskapene som ikke gikk konkurs (75,29% mot 71,55% i opprinnelig modell). Til tross for en høyere total prediksjonsevne, oppnår ikke den reestimerte modellen en høy treffsikkerhet sammenlignet med Altmans tidligere studier. Det må da benyttes andre faktorer enn modellen til Altman inkluderer for å oppnå en bedre prediksjonsevne.

Tabell 20: Klassifiseringsmatrise for Altmans reestimerte Z''-score modell (2018)

Altman Z'' reestimert (konkurs: $Z < -0.1$) Konkursår: 2018		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	73	1638
	Aktivt	21	4992
	Sum	94	6630
Konkursprediksjon	77,66%		
Ikke-konkursprediksjon	75,29%		
Total prediksjonsevne	75,33%		

Bransjetilpasset modell

Variablene i modellen består av nøkkeltallene som oppnådde høyest forklaringskraft innen grupperingene: likviditet, soliditet og lønnsomhet. I tillegg benyttes to alternative variabler som begge oppnådde høye verdier i de innledende testene av forklaringskraft.

Tabell 21: Funksjonskoeffisienter for bransjemodell (2018)

Variabel	Koeffisienter	Standard-avvik	Skalerte vektorer	Rangert
Arbeidskapital / Sum eiendeler	0.112	2.392	0.173	2
Gjeld / Sum egenkapital og gjeld	-0.019	2.507	-0.030	5
Alder	0.044	8.695	0.130	3
EBITDA	0.071	2.396	0.110	4
EK < 0	-2.062	0.359	-1.235	1
Konstant	-0.298			

Basert på de skalerte vektorene er dummy variabelen for negativ egenkapital den variabelen som bidrar mest i modellens prediksjonsevne. Dette er i tråd med funnene til både Ohlson (1980) og Kinserdal (2018). Videre er Altmans nøkkeltall for likviditet den nest viktigste predikatoren etterfulgt av alder. Gjeldsgrad er det nøkkeltallet som bidrar minst i modellen. Dette kan ha sammenheng med at dummy variabelen for negativ egenkapital plukker opp de selskapene med svak soliditet som går konkurs. Modellen ser til slutt slik ut etter en klassifiseringstest tilsvarende den gjort av Altman (1968) er gjennomført:

$$Z = 0.112 B_1 - 0.019 B_2 + 0.044 B_3 + 0.071 B_4 - 2.062 B_5 - 0.298 \quad (5.2)$$

Der variablene er definert som følger:

Tabell 22: Variablene i bransjemodellen

Variabel	Nøkkeltall	Mål
B ₁	Arbeidskapital / Sum eiendeler	LIKVIDITET
B ₂	Gjeld / Sum egenkapital og gjeld	SOLIDITET
B ₃	Alder	FASE
B ₄	EBITDA	LØNNSOMHET
B ₅	EK < 0	TAPT EGENKAPITAL

Det følger av modellen at en økning i arbeidskapital relativt til foretakets størrelse vil redusere sannsynligheten for konkurs. Dette er en logisk sammenheng. Derimot oppstår det en logisk brist som tidligere bemerket ved at B_1 vil reduseres når et selskap blir større. Det vil med andre ord si at sannsynligheten for konkurs øker når selskapet blir større. Ettersom dette forholdet kun påvirker en av variablene i modellen bør denne effekten få begrenset innvirkning sammenlignet med Altmans modell. Videre er fortegnene som forventet ved at lavere gjeldsandel, høyere alder, høyere EBITDA og positiv egenkapital alle er forbundet med lavere sannsynlighet for konkurs.

Modellen som er utarbeidet for bygg og anlegg oppnår en relativt høy treffprosent for estimeringsåret 2018, sammenlignet med den tradisjonelle modellen til Altman. Konkursprediksjonen er 89% mens ikke-konkursprediksjonen er 83% noe som er en vesentlig forbedring fra Altman Z'' -score modellen. Avskjæringspunktet i Z -verdi for konkursselskaper er bevisst vektet noe mot prediksjon av konkurstilfeller ettersom type 1 feil fører til større kostnader for samfunnet (Beaver, 1966; Gissel et al., 2007). Disse kostnadene kommer både som tap av virksomhet for samarbeidspartnere og revisorer, men også som juridiske kostnader i forbindelse med konkursen.

Tabell 23: Klassifiseringsmatrise for bransjemodell (2018)

Bransjemodell (konkurs: $Z < -0.1$) Konkursår: 2018		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	84	1119
	Aktivt	10	5511
	Sum	94	6630
Konkursprediksjon	89,36%		
Ikke-konkursprediksjon	83,12%		
Total prediksjonsevne	83,21%		

5.3 Resultater fra test-datasettet (hold-out sample)

Slik Moyer (1977) og Jones (1987) foreslår testes modellen på et hold-out sample fra en senere tidsperiode. I dette delkapittelet presenteres resultatene de ulike modellene oppnår for testdatasettet. Dette datasettet er hentet ut på tilsvarende måte som modelldatasettet, men for året 2019. Disse resultatene bli så sammenlignet med resultatene fra forrige delkapittel for å se eventuelle trender eller mønstre. Det er resultatene fra dette delkapittelet som det blir lagt mest vekt på videre i oppgaven.

Altmans opprinnelige modell

Altman fikk kritikk for å ikke ha gjennomført en ny test av modellen på et nytt utvalg fra en senere periode. Etersom målet er å undersøke om Altmans modell kan benyttes på små norske foretak i bygg og anlegg, gjennomfører vi en test av modellen til Altman også for et senere utvalg. Dette tillater en sammenligning over to ulike år mellom bransjemodellen og Altmans modell. Vi observerer at modellen fortsatt treffer bra på konkursene med over 90% treffprosent (mot 87,23% for året før), men vi ser også at treffsikkerheten er lavere ved at modellen bommer på en marginalt større andel ikke-konkurser (71,07% mot 71,55%).

Tabell 24: Klassifiseringsmatrise for Altmans Z'-score modell (2019)

Altman Z'' (konkurs: $Z < 1.1$) Konkursår: 2019		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	91	2079
	Aktivt	10	5108
		Sum	7187
Konkursprediksjon		90,10%	
Ikke-konkursprediksjon		71,07%	
Total prediksjonsevne		71,34%	

Altmans reestimerte modell

Det samme problemet oppstår for den reestimerte modellen. Her bommer modellen også på flere ikke-konkurser enn tidligere (69,12% mot 75,29% året før). Den reestimerte modellen oppnår en også en lavere totalprediksjonsevne sammenlignet med Altmans modell i tabell 24 over. Dette er overraskende ettersom reestimering som oftest øker prediksjonsevnen til en modell. Det følger av at modellen tilpasses og optimaliseres for det aktuelle datasettet. Andre forskere har også bemerket seg fallende treffsikkerhet ved reestimering av Altmans modell (Bandyopadhyay, 2006; Jackson & Wood, 2013; Almamy, Aston & Ngwa, 2016).

Tabell 25: Klassifiseringsmatrise for Altmans reestimerte Z'-score modell (2019)

Altmans Z'' reestimert (konkurs: $Z < -0.1$) Konkursår: 2019		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	91	2219
	Aktivt	10	4968
		Sum	7187
Konkursprediksjon		90,10%	
Ikke-konkursprediksjon		69,12%	
Total prediksjonsevne		69,42%	

Bransjespesifikk modell

For 2019 oppnår bransjemodellen en konkursprediksjon på 92% (mot 89,36% året før) og en ikke-konkursprediksjon på 76% (mot 83,12% året før). Dette er en forbedring sammenlignet med Altmans modell og den reestimerte Altman-modellen både for konkursprediksjon og ikke-konkursprediksjon. Det er et fall i treffsikkerheten for ikke-konkurser sammenlignet med 2018, samtidig som treffsikkerheten øker for konkurser. Dette indikerer at den gjennomsnittlige Z-verdien for selskapene i 2019 må være lavere. Lavere Z-verdier vil medføre at flere selskaper klassifiseres som konkurs. Dermed blir treffprosenten høyere for konkursprediksjon. I motsatt ende vil færre selskaper klassifiseres som aktive, derfor faller ikke-konkursprediksjonen samtidig.

Tabell 26: Klassifiseringsmatrise for bransjemodell (2019)

Bransjemodell (konkurs: $Z < -0.1$) Konkursår: 2019		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	93	1703
	Aktivt	8	5484
Sum		101	7187
Konkursprediksjon		92,08%	
Ikke-konkursprediksjon		76,30%	
Total prediksjonsevne		76,52%	

Den bransjespesifikke modellen har samme svakhet som Altmans modell, både opprinnelig og reestimert ved at konkursprediksjonen er avhengig av ikke-konkursprediksjonen. Altman håndterte dette ved å legge inn et intervall hvor modellen ikke kunne predikere utfallet. Dette har vi unnlatt å gjøre ettersom det reduserer modellens bruksområde og svekker validiteten av resultatene.

5.4 Implikasjoner

Vi finner støtte for den tradisjonelle modellen til Altman i mindre grad treffer på ikke-konkurs prediksjon sammenlignet med tidligere. Dette er i tråd med hva Altman (2018) selv kommenterer. Regnskapsmessig kan det virke som at skillet har blitt mindre mellom selskaper som sliter og selskaper som går konkurs. Som tidligere nevnt har også endringer i regnskapsregler og selskapsstrukturer påvirket disse resultatene.

Den bransjespesifikke modellen for små selskaper treffer mer nøyaktig enn Altmans modeller. Dette oppnås ved å legge mindre vekt på selskapsstørrelse og mer vekt på selskapets alder samt utnytte dummy-variabelen for negativ egenkapital. Denne variabelen fremstår også som et bedre alternativ til tradisjonelle nøkkeltall for soliditet. Basert på disse funnene bør brukerne av regnskapet innrette seg ved å utarbeide mer spesifikke modeller tilpasset bransjen de ser på.

Det mest interessante funnet i denne avhandlingen er den lave prediksjonsevnen til likviditetsgrad 1 for selskapene i bygg og anlegg. Likviditetsgrad 1 er et mye brukt nøkkeltall ved regnskapsanalyse. Her bør alternative nøkkeltall benyttes for å teste likviditeten til selskapene. Altmans variant med å benytte arbeidskapital er god løsning som finner overskuddslikviditet fremfor likviditetsgrad.

Vi finner også støtte for at dummy-variabelen for negativ egenkapital er særdeles sterk indikator på konkurs. Negativ egenkapital vil ofte føre til et brudd på lånevilkårene, som igjen medfører at hele lånet forfaller. I en allerede svak økonomisk stilling vil dermed selskapet ofte gå konkurs, noe som kan forklare hvorfor denne variabelen treffer så godt i prediksjonen.

For små foretak i bygg og anlegg finner vi også støtte for hypotesen om at gjennomsnitt og endringstall ikke var like viktige som siste års regnskapstall. Dette kan dels forklares med manglende data for mer enn siste regnskapsår, men indikerer at små foretak også er mer utsatt for svingninger og vil kunne gå konkurs etter et dårlig år.

Banker og andre kredittforetak kan med fordel ta hensyn til funnene i denne studien relatert til små foretak i bygg og anleggsbransjen. Særlig i forbindelse med måling av likviditet bør kredittgivere være påpasselige med å bruke likviditetsgrad 1 for denne typen foretak. Bruk av arbeidskapital er en god måte å måle likviditeten til selskapene i bransjen. En dummy-variabel for negativ egenkapital kan også med fordel utnyttes for økt treffsikkerhet i modellen.

6 Konklusjon

I dette kapitlet presenteres de viktigste funnene i studien samt forslag til videre forskning. Under vises også funnene i denne oppgaven sammenlignet med tidligere studier på konkursprediksjon. Funnene er stort sett på linje med tidligere funn. For de små foretakene i bygg og anleggsektoren finner vi at Altmans X_1 har en signifikant negativ korrelasjon med konkurs. Dette er i likhet med funnene til de tidlige studiene, men motsatt av funnet til Kinserdal (2018). Samtidig finner vi også motsatt korrelasjon med Kinserdal (2018) for Altmans X_2 .

Årsaken til motstridene funn ligger sannsynligvis i at utvalget er annerledes. Som tidligere nevnt blir Altmans variabler påvirket av at de har sum eiendeler i nevneren (unntatt X_4). Dette får spesielt stor betydning for små foretak med lite eiendeler hvor verdiene da kan bli svært store. For Altmans X_1 er effekten redusert ved at arbeidskapital naturligvis vil direkte avhenge av størrelsen på eiendelene.

Tabell 27: Oversikt over variabler og korrelasjonen med konkurs i en tidligere studier

Variabel	Beaver (1966)	Altman (1968)	Ohlson (1980)	Bernhardsen & Larsen (2007)	Kinserdal (2018)	Denne avhandlingen
LG 1	(-)		(+)		(+)	(+)
X_1	(-)	(-)	(-)		(+)	(-)*
X_2		(-)			(-)	(+)*
X_3		(-)			(-)	(+)
X_4		(-)			(-)	(-)
Gjeldsgrad			(+)		(+)	(+)*
$EK < 0$			(+)	(+)	(+)	(+)*
Alder				(-)		(-)*
EBITDA				(-)		(-)*
Revisor						(-)

Merknad: + / - viser korrelasjon mellom variabelen og konkurs i studien. Enkelte studier viser til konkurssannsynlighet i prosent mens andre viser til Z-verdier. Dette er omarbeidet for sammenlignbarhet.

* Indikerer signifikante funn i denne avhandlingen ved $p < 0.01$.

6.1 Konkluderende bemerkninger og bidrag

Over de siste tiårene har det blitt gjennomført overraskende lite forskning på tradisjonelle modeller innen konkursprediksjon. Derimot har det blitt utarbeidet et mangfold av ulike nye modeller. Denne oppgaven har fokusert på bruken av nøkkeltall i en av de mest anerkjente tradisjonelle modellene, Altmans Z'' -score. Gjennom inngående dataanalyse er en alternativ bransjespesifikk modell basert på Altmans Z'' -score utarbeidet, som oppnår en bedre prediksjonsevne for små norske selskaper innen bygg og anlegg.

H₁: Bransjespesifikke modeller har bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene

Opgavens funn bidrar til økt kunnskap om konkurs i bygg og anleggssektoren gjennom økt forståelse av hvilke nøkkeltall som har en sammenheng med konkurs. Særlig svakheten til likviditetsgrad 1 for å predikere konkurs må nevnes som et viktig moment i oppgaven. Videre finner vi støtte for hypotesen om at bransjespesifikke modeller oppnår en bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene.

H₂: Bruk av alternative nøkkeltall bidrar til økt prediksjonsevne

Alternative nøkkeltall for likviditet, soliditet og lønnsomhet ser ut til å kunne øke prediksjonsevnen til modellen betraktelig. I denne oppgaven er særlig dummy-variabelen for negativ egenkapital identifisert som en god predikator på konkurs. Videre er det for små foretak spesielt viktig å ta hensyn til alder for å øke prediksjonsevnen til modellen. Undersøkelsene gjennomført i denne oppgaven viser at det er flere konkurser blant selskapene uten revisor, men at det her er andre forklaringsvariabler enn revisor i seg selv. Særlig er det størrelsen på selskapene med revisor som fører til en lavere andel konkurser. Dermed finner vi støtte for hypotesen.

H₃: Regnskapstall fra siste årsregnskap er viktigere for prediksjonsevnen enn endring og gjennomsnitt i regnskapstall

Gjennomsnittlige tall eller endring de siste to årene øker ikke prediksjonsevnen til modellen i denne oppgaven. Dette henger sammen med at selskapene som går konkurs i utvalget ofte ikke har mer enn ett år med regnskapstall. Dermed støttes hypotesen om at tall fra siste årsregnskap er viktigere enn gjennomsnitt eller endring.

6.2 Begrensninger og forslag til videre forskning

En stor begrensning for forskning på små selskaper i Norge generelt er mangel på omfattende regnskapsgrunnlag. Små selskaper har flere unntaksregler og trenger ikke utarbeide kontantstrømoppstilling. Dette gjør at det er mindre data tilgjengelig for analyse. Et annet problem er muligheten de små selskapene har til å velge bort revisor. Dette reduserer kvaliteten og svekker også troverdigheten til regnskapet. Det kunne vært interessant å se på et mindre datasett, bestående kun av foretak med revisor, og hentet ut informasjon og eventuelle bemerkninger fra revisjonsberetningene, og brukt dette i analysen. Det er ingen koding av revisoranmerkninger knyttet til fortsatt drift i Proff, slik at det krever en del jobb å hente ut relevant informasjon fra revisjonsberetninger. Det har ikke latt seg gjøre for oss, grunnet tidsbegrensning, da vi har et såpass stort datasett som også inkluderer selskaper uten revisor.

Vi har kun sett på en bransje, og små foretak innen denne bransjen. Det betyr at vi ikke kan uttale oss om konkursprediksjon av andre bransjer eller selskaper med annen struktur og størrelse, med bakgrunn i denne studien. Det kunne vært interessant å sjekke andre bransjer for tilsvarende effekter som den svake prediksjonsevnen til likviditetsgrad 1 har i bygg og anlegg. Videre hadde det vært interessant å gjøre et utvalg med små selskaper som alle har regnskapsdata for flere år, slik at man kan få bedre kunnskap om røde flagg, eller utviklingstrekk i regnskapet, og om dette kan bidra til økt prediksjonsevne.

I oppgaven fremkommer det at av et utvalg på 188 selskaper (alle 94 konkurs-selskaper og 94 tilfeldig ikke-konkurs-selskaper) fra datasettet, er det flest konkurser blant selskapene som benytter fullført kontrakt metode. Det hadde vært interessant å gjøre en studie med et mindre utvalg, og fordelt selskapene med samme valg av regnskapsprinsipp i samme gruppe, og undersøkt nærmere årsaken til dette funnet. Da kunne man sett nærmere på likheter og forskjeller blant selskap som velger fullført kontrakt og selskap som velger løpende avregning.

Andre nøkkeltall som hadde vært interessante å undersøke er for eksempel driftsresultat eller omløpsmidler i forhold til offentlige avgifter eller byggelån. Offentlige avgifter er ofte avgjørende for små foretak, og det er i mange tilfeller manglende betaling av disse som fører til konkurs. Byggelån er særlig aktuelt for bransjen bygg og anlegg, og hadde derfor vært interessant å undersøke nærmere. Verken offentlige avgifter eller byggelån er nøkkeltall som kan tas ut direkte fra Proff, slik at vi har ikke hatt tid til å se nærmere på dette i vår studie.

Som nevnt i metodekapittelet har vi utelatt nyere tall, grunnet Covid19. Dette kan føre til at våre funn og vår bransjetilpassede modell, kanskje ikke passer like godt til analyse av data fra Covid19-perioden. Det har kommet en rekke tiltak og kompensasjonsordninger for å sikre driften til foretak i Norge under pandemien, noe som gjør det vanskelig å predikere konkurser ved hjelp av en modell som er laget med utgangspunkt i data fra en normal-situasjon.

Vi anbefaler at videre forskning ser nærmere på om funnene holder for de moderne konkursprediksjonsmodellene som «neural networks» og andre maskinlæringsteknikker. Fra 2020 er bokføringsforskriften endret, slik at alle bokføringspliktige foretak skal kunne utlevere regnskapsdata i et gitt standard format, omtalt som SAF-T. Det er foreløpig ikke noe system for å levere årsregnskap i dette formatet, men ved kontroll fra finanstilsynet, må bokføringspliktige være i stand til å fremlegge regnskapsdata på denne måten. Hvis dette etter hvert blir offentlig tilgjengelig informasjon, vil dette kunne gi et bedre grunnlag for å gjennomføre forskning på konkursprediksjon i Norge, spesielt for maskinlæringsteknikker som kan bearbeide og analysere store mengder data.

Litteraturliste

- Almamy, J., Aston, J., & Ngwa, L. N. (2016). An evaluation of Altman's Z-score using cash flow ratio to predict corporate failure amid the recent financial crisis: Evidence from the UK. *Journal of Corporate Finance*, 36, 278-285.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance* 23(4).
- Altman, E. I. (1983). *Corporate Financial Distress: A complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy*. John Wiley & Sons.
- Altman, E. I. (2000, July). *Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-score and Zeta Models*. New York University, Stern School of Business.
- Altman, E. I. (2018). A fifty-year retrospective on credit risk models, the Altman Z-score family of models and their applications to financial markets and managerial strategies. *Journal of Credit Risk*, 14(4).
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332-357.
- Aksjeloven. (1997). Lov om aksjeselskaper (LOV-1997-06-13-44). Hentet fra <https://lovdata.no/lov/1997-06-13-44>
- Bandyopadhyay, A. (2006). Predicting probability of default of Indian corporate bonds: logistic and Z-score model approaches. *The Journal of Risk Finance*.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*(4), pp. 71-111.
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Rhie, J. W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting studies*, 10(1), 93-122.
- Begley, J., Ming, J., & Watts, S. (1996). Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Review of accounting Studies*, 1(4), 267-284.
- Bernhardsen, E., & Larsen, K. (2007). Modelling credit risk in the enterprise sector—further development of the SEBRA model.
- Chava, S., & Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537-569.
- Chudson, W. (1945). *The Pattern of Corporate Financial Structure*. New York: National Bureau of Economic Research.

- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 1477-1493.
- Eklund, T., Larsen, K., & Bernhardsen, E. (2001). Model for analysing credit risk in the enterprise sector.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* (27), pp. 861-874.
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.
- Forskrift om terskelverdier for beslutning om å unnlate revisjon etter aksjeloven § 7-6. (2018). (FOR-2018-01-03-7). Hentet fra <https://lovdata.no/forskrift/2018-01-03-7>
- Gissel, J. L., Giacomino, D., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter 2007), 1-42.
- Grice, J. S., & Ingram, R. W. (2001). Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model. *Journal of Business Research*, 54(1), 53-61.
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of accounting studies*, 9(1), 5-34.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression* (2 ed.). Wiley. Retrieved 11 8, 2017.
- Jackson, R. H., & Wood, A. (2013). The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. *The British Accounting Review*, 45(3), 183-202.
- Jones, F. 1987. Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal of Accounting Literature* 6: 131-164.
- Kinserdal, F. (2018). På tide å ta i bruk nye nøkkeltall i regnskapsanalysen. *Praktisk økonomi & finans*, 34(04), 312-326.
- Klecka, W. (1980). *Discriminant Analysis*. Sage Publications.
- Kvifte, S. S., Bernhoft, A.-C., & Tofteland, A. (2011). *Finansregnskap : god regnskapsskikk og IFRS* (2. utg., p. 299). Fagbokforlaget.
- Lin, M., Lucas Jr, H. C., & Shmueli, G. (2013). Research commentary—too big to fail: large samples and the p-value problem. *Information Systems Research*, 24(4), 906-917.
- Manly, B. F. (2004). *Multivariate Statistical Methods: A primer* (3 ed.). CRC Press. Retrieved 11 26, 2017.
- Moyer, R. C. (1977). Forecasting financial failure: a re-examination. *Financial Management* (pre-1986), 6(1), 11.

- Norsk Regnskapsstiftelse. (2018). NRS 8 God regnskapsskikk for små foretak. Hentet fra <https://www.regnskapsstiftelsen.no/regnskap/regnskapsstandarder/nrs-8-god-regnskapsskikk-for-sma-foretak/>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*(18), pp. 109-131.
- Petersen, C. V., Plenborg, T., & Kinserdal, F. (2017). *Financial statement analysis: Valuation-Credit analysis-Performance evaluation*. Fagbokforlaget.
- Pompe, P. P., & Bilderbeek, J. (2005). The prediction of bankruptcy of small-and medium-sized industrial firms. *Journal of Business venturing*, 20(6), 847-868.
- Regnskapsloven. (1998). Lov om årsregnskap m.v. (LOV-1998-07-17-56). Hentet fra <https://lovdata.no/lov/1998-07-17-56>
- Russell, J. S., & Jaselskis, E. J. (1992). Predicting construction contractor failure prior to contract award. *Journal of construction engineering and management*, 118(4), 791-811.
- Statistisk sentralbyrå. (2021, 3. mai). Opna konkursar. Hentet fra <https://www.ssb.no/virksomheter-foretak-og-regnskap/statistikker/konkurs>
- Svendsen, C. (2005). Hva kjennetegner en konkursbedrift? *Praktisk økonomi & Finans*, 22(1), 63-72.
- Tserng, H. P., Liao, H. H., Jaselskis, E. J., Tsai, L. K., & Chen, P. C. (2012). Predicting construction contractor default with barrier option model. *Journal of Construction Engineering and Management*, 138(5), 621-630.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research* (22), pp. 59-82.

Appendiks

Tabell 28: Eksempel-regnskap ved løpende avregning med fortjeneste

Resultat (tall i hele 1 000)	Sum	20x1	20x2	20x3
Salgsinntekter	2 500	625	937,5	937,5
Ulike driftskostnader	2 000	500	750	750
Beholdningsendring	0	0	0	0
Driftsresultat	500	125	187,5	187,5
Balanse	20x0	20x1	20x2	20x3
<i>Ved etterskuddsbetaling:</i>				
Maskiner og utstyr	200	200	200	200
Sum anleggsmidler	200	200	200	200
Prosjektbeholdning/varelager	0	0	0	0
Kundefordringer	0	625	1 562,5	0
Bank	1 300	1 050	1 000	1 450
Sum omløpsmidler	1 300	1 675	2 562,5	1 450
Sum eiendeler	1 500	1 875	2 762,5	1 650
Aksjekapital	500	500	500	500
Annen EK	0	125	312,5	500
Sum EK	500	625	812,5	1 000
LG	800	750	700	650
KG (lev.gjeld/byggelån)	200	500	1 250	0
Sum gjeld	1 000	1 250	1 950	650
Sum EK og gjeld	1 500	1 875	2 762,5	1 650
<i>Ved forskuddsbetaling:</i>				
Maskiner og utstyr	200	200	200	200
Sum anleggsmidler	200	200	200	200
Prosjektbeholdning/varelager	0	0	0	0
Kundefordringer	0	0	0	0
Bank	1 300	3 050	2 250	1 450
Sum omløpsmidler	1 300	3 050	2 250	1 450
Sum eiendeler	1 500	3 250	2 450	1 650
Aksjekapital	500	500	500	500
Annen EK	0	125	312,5	500
Sum EK	500	625	812,5	1 000
LG	800	750	700	650
KG (lev.gjeld/forskuddsbet.)	200	1 875	937,5	0
Sum gjeld	1 000	2 625	1 637,5	650
Sum EK og gjeld	1 500	3 250	2 450	1 650

Tabell 29: Eksempel-regnskap ved løpende avregning uten fortjeneste

Resultat (tall i hele 1 000)	Sum	20x1	20x2	20x3
Salgsinntekter	2 500	500	750	1 250
Ulike driftskostnader	2 000	500	750	750
Beholdningsendring	0	0	0	0
Driftsresultat	500	0	0	500
Balanse	20x0	20x1	20x2	20x3
<i>Ved etterskuddsbetaling:</i>				
Maskiner og utstyr	200	200	200	200
Sum anleggsmidler	200	200	200	200
Prosjektbeholdning/varelager	0	0	0	0
Kundefordringer	0	500	1 250	0
Bank	1 300	1 050	1 000	1 450
Sum omløpsmidler	1 300	1 550	2 250	1 450
Sum eiendeler	1 500	1 750	2 450	1 650
Aksjekapital	500	500	500	500
Annen EK	0	0	0	500
Sum EK	500	500	500	1 000
LG	800	750	700	650
KG (lev.gjeld/byggelån)	200	500	1 250	0
Sum gjeld	1 000	1 250	1 950	650
Sum EK og gjeld	1 500	1 750	2 450	1 650
<i>Ved forskuddsbetaling:</i>				
Maskiner og utstyr	200	200	200	200
Sum anleggsmidler	200	200	200	200
Prosjektbeholdning/varelager	0	0	0	0
Kundefordringer	0	0	0	0
Bank	1 300	3 050	2 250	1 450
Sum omløpsmidler	1 300	3 050	2 250	1 450
Sum eiendeler	1 500	3 250	2 450	1 650
Aksjekapital	500	500	500	500
Annen EK	0	0	0	500
Sum EK	500	500	500	1 000
LG	800	750	700	650
KG (lev.gjeld/forskuddsbet.)	200	2 000	1 250	0
Sum gjeld	1 000	2 750	1 950	650
Sum EK og gjeld	1 500	3 250	2 450	1 650

Tabell 30: Eksempel-regnskap ved fullført kontrakt metode

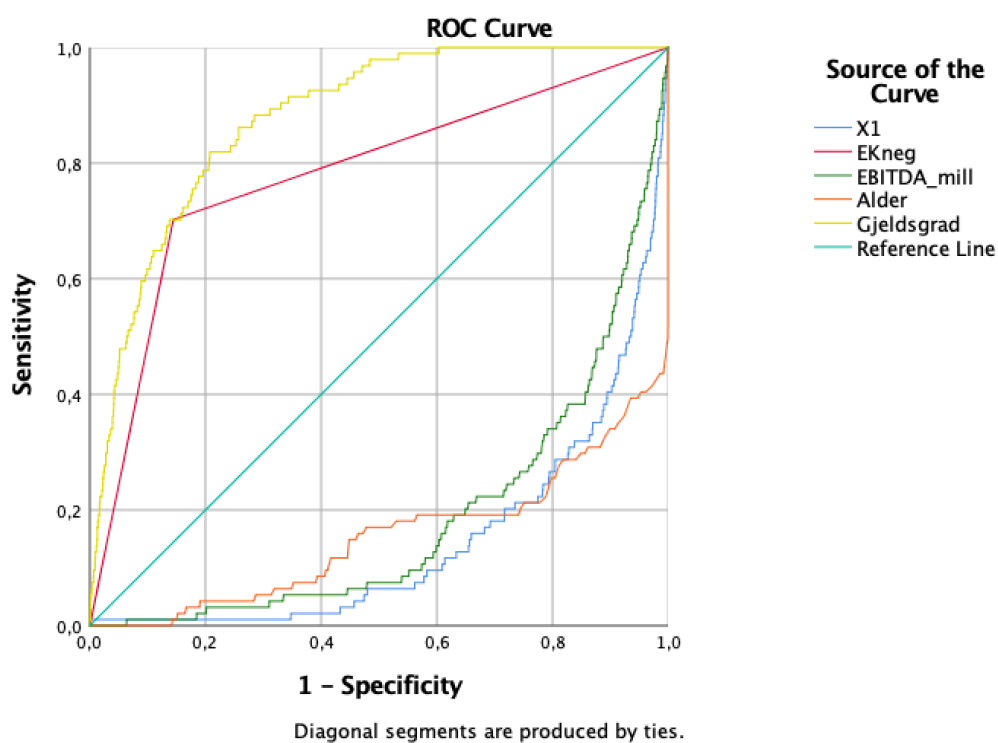
Resultat (tall i hele 1 000)	Sum	20x1	20x2	20x3
Salgsinntekter	2 500	0	0	2 500
Ulike driftskostnader	2 000	500	750	750
Beholdningsendring	0	-500	-750	1 250
Driftsresultat	500	0	0	500
Balanse	20x0	20x1	20x2	20x3
<i>Ved etterskuddsbetaling:</i>				
Maskiner og utstyr	200	200	200	200
Sum anleggsmidler	200	200	200	200
Prosjektbeholdning/varelager	0	500	1 250	0
Kundefordringer	0	0	0	0
Bank	1 300	1 050	1 000	1 450
Sum omløpsmidler	1 300	1 550	2 250	1 450
Sum eiendeler	1 500	1 750	2 450	1 650
Aksjekapital	500	500	500	500
Annen EK	0	0	0	500
Sum EK	500	500	500	1 000
LG	800	750	700	650
KG (lev.gjeld/byggelån)	200	500	1 250	0
Sum gjeld	1 000	1 250	1 950	650
Sum EK og gjeld	1 500	1 750	2 450	1 650
<i>Ved forskuddsbetaling:</i>				
Maskiner og utstyr	200	200	200	200
Sum anleggsmidler	200	200	200	200
Prosjektbeholdning/varelager	0	500	1 250	0
Kundefordringer	0	0	0	0
Bank	1 300	3 050	2 250	1 450
Sum omløpsmidler	1 300	3 550	3 500	1 450
Sum eiendeler	1 500	3 750	3 700	1 650
Aksjekapital	500	500	500	500
Annen EK	0	0	0	500
Sum EK	500	500	500	1 000
LG	800	750	700	650
KG (lev.gjeld/forskuddsbet.)	200	2 500	2 500	0
Sum gjeld	1 000	3 250	3 200	650
Sum EK og gjeld	1 500	3 750	3 700	1 650

Tabell 31: Klassifiseringsmatrise for Altmans Z-score (1968)

Altman Z (konkurs: $Z < 1.1$) År: 1968		Observert	
		Konkurs	Aktivt
Klassifisert	Konkurs	31	1
	Aktivt	2	32
Sum		33	33
Konkursprediksjon	94%		
Ikke-konkursprediksjon	97%		
Total prediksjonsevne	95%		

Tabell 32: Prediksjonsevnen til valg av regnskapsprinsipp for tilvirkningskontrakter

Variabel	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
X1	,974	5,032	1	188	,026
X2	,971	5,596	1	188	,019
X3	,981	3,671	1	188	,057
X4	,765	57,834	1	188	,000
Tilvirk.kontrakt	,997	,584	1	188	,446



Figur 4: ROC-kurver for bransjemodell (2018)

Tabell 33: Eigenvalues for bransjemodellen

Funksjon	Eigenvalue	% av variansen	Kumulativ %	Canonical Correlation
1	,048	100,0	100,0	,213

Tabell 34: Wilks Lambda og Chi-square test av bransjemodellen

Funksjon	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,955	312,245	5	,000

Tabell 35: Log determinants for bransjemodell (2018)

Status	Rank	Log Determinant
Aktivt	5	5,357
Konkurs	5	7,378
Pooled within-groups	5	5,583

Tabell 36: Box M test for bransjemodell (2018)

Box's M		1334,182
F	Approx.	87,231
	df1	15
	df2	97698,223
	Sig.	,000

Tabell 37: Varians-kovarians-matrise for bransjemodell (2018)

		X1	Gjeldsgrad	Alder	EBITDA_mill	EKneg
Kovarians	X1	5,667	-5,458	,739	,258	-,149
	Gjeldsgrad	-5,458	6,222	-,890	-,289	,182
	Alder	,739	-,890	74,843	1,497	-,254
	EBITDA_mill	,258	-,289	1,497	5,709	-,161
	EKneg	-,149	,182	-,254	-,161	,125
Korrelasjon	X1	1,000	-,919	,036	,045	-,178
	Gjeldsgrad	-,919	1,000	-,041	-,048	,207
	Alder	,036	-,041	1,000	,072	-,083
	EBITDA_mill	,045	-,048	,072	1,000	-,191
	EKneg	-,178	,207	-,083	-,191	1,000

Vedlegg 1: Diskusjonsnotat - Gøran Torgersen

Kompetansemål: Internasjonal

Masteroppgave – Konkursprediksjon for små foretak i Norge

I vår mastergradsutredning har vi tatt for oss konkursprediksjon for små foretak i Norge. Vi har funnet overraskende lite tidligere forskning knyttet til konkursprediksjon, og forsvinnende lite norsk forskning rundt dette temaet. Vi har undersøkt om bransjespesifikke konkursprediksjonsmodeller er bedre egnet enn tradisjonelle modeller for å predikere konkurs. Bransjen vi har undersøkt er bygg- og anleggsbransjen, som er den bransjen med flest konkurser i Norge (Statistisk sentralbyrå [SSB], 2021). Både bransjen og små foretak generelt har en del særegne regnskapsmessige problemstillinger som er interessante å undersøke, med et konkursprediksjonsperspektiv.

Problemstillingen for oppgaven vår er som følger;

“I hvilken grad kan tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller benyttes for små norske foretak i bygg og anleggsbransjen og hvordan kan disse modellene eventuelt forbedres?”

Det mest særegne for små foretak i bransjen bygg og anlegg er valg av regnskapsprinsipp for langsiktige tilvirkningskontrakter. Da kan selskapene velge mellom løpende avregning med fortjeneste, løpende avregning uten fortjeneste og fullført kontrakt metode. Sistnevnte er en unntaksregel for små foretak som fremkommer av regnskapsloven (1998, § 5-12), som betyr at selskapene kan velge og avvende inntektsføring fra prosjekter til prosjektet er ferdigstilt. Dette vil i en del tilfeller sammenfalle med regnskapsføringen etter det internasjonale rammeverket IFRS, som baserer seg på 5-stegsmodellen og inntektsføring overgang av kontroll. Da vi har fokusert på små foretak i Norge, er IFRS lite aktuelt for vår masteroppgave, men for å forstå annen relevant forskning, og vurdere sammenlignbarheten, så har det vært viktig med innblikk i hvordan IFRS rammeverket er.

For å legge grunnlaget for vår oppgave har vi brukt mye tid på å lese og sette oss inn i tidligere forskning på temaet, og det aller meste av den aktuelle tidligere forskningen på konkurspredikasjon stammer fra utlandet, og gjør dermed kompetansemålet “internasjonal” meget relevant. Hele oppgaven vår har tatt utgangspunkt i Altman’s Z-score modell (Altman, 1968), og vi har testet denne på vårt datasett, samt forsøkt å utbedre denne med en bransje- og

størrelsestilpasning. Vi har hatt en kvantitativ tilnærming og brukt en multivariat diskriminant analyse (MDA), slik som Altman (1968) gjorde. Hans studie tok utgangspunkt i store amerikanske selskaper, og vi har måttet tilpasse hans funn til vårt datasett med små norske foretak.

Hypotesene vi undersøker i studien er;

H₁: Bransjespesifikke modeller har bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene

H₂: Bruk av alternative nøkkeltall bidrar til økt prediksjonsevne

H₃: Regnskapstall fra siste årsregnskap er viktigere for prediksjonsevnen enn endring og gjennomsnitt i regnskapstall

Funnene våre underbygger hypotesen om at bransjespesifikke modeller har bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene. Vi oppnår en bedre treffprosent med vår bransjespesifikke modell, enn det vi oppnår ved å bruke Altman sin Z''-score modell. Særlig har inkludering av alder som en variabel og en dummy variabel for negativ egenkapital sterk forklaringskraft for konkurs. Vi finner også svakheter ved bruk av likviditetsgrad 1 for konkursprediksjon i vårt datasett. Gissel et al. (2007) kommer frem til at likviditetsgrad 1 (omløpsmidler delt på kortsiktig gjeld) er det nest mest brukte nøkkeltallet blant de 165 konkursprediksjonsstudiene de gjennomgår. Dermed er det interessant at dette nøkkeltallet fungerer såpass dårlig på konkursprediksjon i vårt datasett.

Videre finner vi at selskapene i vårt datasett er mer sårbare for siste års resultater og hendelser, og at endringer i nøkkeltall eller gjennomsnitt for flere år, ikke forbedrer prediksjonsevnen. Dette henger også sammen med at mange av selskapene som går konkurs, går konkurs i startfasen, og ikke har regnskapstall for flere år. Dette er en viktig forskjell mellom de små norske selskapene vi undersøker, i forhold til for eksempel store amerikanske selskaper.

Det er naturlig at den norske regnskapsreguleringen ser hen til internasjonale anerkjente regnskapsstandarder som IFRS. IFRS har et særlig balansefokus, der GRS er mer resultatorientert. Bruk av virkelig verdi av visse eiendeler er vanlig innenfor IFRS, og stadig mer kjennskap og bruk av dette rammeverket i Norge, gjør at regnskapsreguleringen for GRS, og selskapers valg av regnskapsprinsipper osv. kan bli påvirket.

Det kan tenkes at det er en del fordeler om man konsekvent kunne benyttet et felles internasjonalt rammeverk på tvers av landegrensler, slik som IFRS er obligatorisk for børsnoterte selskaper innenfor EU. Det kan medvirke til internasjonal sammenlignbarhet av regnskap og redusere handelsbarrierer mellom forskjellige land som følge av regnskapsspråket. Likevel er det forhold som taler for at et rammeverk for regnskapsrapportering som er tilpasset norske foretak er nødvendig. Som vi nevner i masteroppgaven vår, er de aller fleste foretak i Norge, små foretak. For en del av disse selskapene kan det være lite hensiktsmessig med et stort og tungt internasjonalt rammeverk for regnskapsrapportering. Det vil være krevende, og i en del tilfeller unødvendig for å få frem selskapets finansielle stilling på en god måte.

I masteroppgaven vår omtaler vi NRS 8 God regnskapsskikk for små foretak, som har en del unntaksregler for små foretak i Norge. Disse er flittig brukt av små foretak, både av effektivitets- og kostnadshensyn, og fordi det også kan gi et bedre bilde av selskapets finansielle stiling. Dermed er det høyest usikkert om et internasjonalt rammeverk som er basert på store børsnoterte selskaper, er fornuftig for små foretak i Norge. Det er også vanskelig å se for seg at en felles internasjonal tilpasning for mindre selskaper, vil klare å hensynta alle relevante problemstillinger for små foretak i Norge.

Når vi ser på internasjonale trender innen konkursprediksjon er tidligere nevnte artikkel av Gissel et al. (2007) et fint utgangspunkt. I denne artikkelen gjennomgås 165 konkursprediksjonsstudier fra 1960 til starten av 2000. Som det fremkommer av studien er de fleste studiene gjort på amerikanske foretak, men det er også en del studier fra andre land i verden, for eksempel Storbritannia, Australia, Finland, Hellas etc. Som vi nevner i oppgaven vår kom de første studiene på 1960 tallet, men kun et fåtall. Det kom en del flere studier på 1970 og fremover, men det er overraskende lite forskning på dette temaet.

I artikkelen til Gissel et al. (2007) gjennomgås det hvilken metode som benyttes for konkursprediksjon i de 165 studiene. Det er klassifisert som diskriminant analyser, logit analyser, probit analyser og "Neural networks" som er såkalte maskinlæringsteknikker. På 1960-1970 tallet var nesten alle studier basert på diskriminant analyser, og dette er metoden vi bruker i vår masteroppgave. På 1980 tallet skjer et lite skifte, og det kommer flere studier som bruker såkalte logit analyser. En av disse er Ohlson (1980) som er omtalt i studien, og som vi har hentet inspirasjon fra til alternative nøkkeltall.

På 1990 tallet skjedde et nytt skifte og en klar overvekt av studiene innen konkursprediksjon brukte "neural networks", eller maskinlæringsteknikker. Disse studiene tar i bruk AI og ny

teknologi for å predikere konkurs. Da vi i vår masteroppgave har hatt et ønske om å utfordre og forbedre tradisjonelle modeller, med en bransjetilpasning og alternative nøkkeltall, har vi ikke hatt tid eller plass til å prioritere maskinlæringsteknikker. Dette er likevel veldig spennende, og vi har anbefalt dette som tema for videre forskning.

Utviklingen av ny teknologi er helt klart en spennende internasjonal trend som er viktig også innenfor regnskap og finans. Den digitale utviklingen som verden er i, påvirker hvordan økonomer og aktører innen finansverden opererer. Teknologisk utvikling i verden sprer seg raskt på tvers av landegrenser, og det skaper et behov for dynamisk regnskapsregulering. Et eksempel er Bitcoin-teknologien som er veldig i vinden, der det helt klart finnes utfordringer innenfor regulering etc. Det norske og internasjonale stadig økende fokuset på økonomisk kriminalitet og hvitvasking, blir utfordret av slik teknologisk utvikling, som kan være vanskelig å holde følge med regulatorisk.

Ny teknologi påvirker arbeidshverdagen til regnskapsførere, revisorer og andre økonomer, og vil være med å endre denne mye i tiden fremover. Utbredelsen av bruk av AI og robotisering gjør at mange arbeidsoppgaver forsvinner, og man må finne andre verdiskapende ting å gjøre. Det finnes for eksempel regnskapsroboter i dag, som gjør mye av den tradisjonelle bokføringen som tidligere regnskapsførere gjorde. Dette frigjør tiden til regnskapsførere, og gir dem mulighet til å bytte ut kjedelige repetitive arbeidsoppgaver med mer verdiskapende rådgivning og annet for kundene sine.

Når regnskapsprosesser blir mer automatisert og standardisert, vil det bli enklere å hente ut store mengder data i samme format, og analysere dette for ulike formål. Det er naturlig at dette også vil bli nyttig for fremtidig konkursprediksjon og særlig maskinlæringsteknikker. Som vi nevner i slutten av masteroppgaven har bokføringsforskriften i Norge blitt endret i nyere tid, slik at det kreves at alle bokføringspliktige kan levere regnskapsrapporteringen i et standard format (SAF-T). Det er foreløpig ikke noe system for å levere årsregnskap i dette formatet, men ved kontroll fra finanstilsynet, må bokføringspliktige være i stand til å fremlegge regnskapsdata på denne måten. Hvis dette etter hvert blir offentlig tilgjengelig informasjon, vil dette kunne gi et bedre grunnlag for å gjennomføre forskning på konkursprediksjon i Norge, spesielt for maskinlæringsteknikker som kan bearbeide og analysere store mengder data.

Det spørs om det i fremtiden kommer et internasjonalt system for denne typen standardisert rapportering. Globaliseringen fører til at det stadig blir mer handling på tvers av landegrenser,

og økende bruk av netthandel etc. gjør at dette kunne vært nyttig. Men dette vil naturligvis være krevende å gjennomføre i praksis.

For å oppsummere vil jeg si at denne masteroppgaven og masterprogrammet i sin helhet treffer kompetansemålet “internasjonal” i stor grad. Vi har hatt mange finansfag som i større eller mindre grad omhandler IFRS, og vi har mye internasjonalt pensum og aktuell litteratur. Vi har også hatt andre fag som har inneholdt elementer av internasjonale trender og krefter. Mange av foreleserne er fra utlandet, og mye av forelesningene har foregått på engelsk.

I masteroppgaven har vi tatt utgangspunkt i en anerkjent internasjonal studie (Altman, 1968), som har studert store amerikanske foretak, og prøvd å benytte denne litteraturen i vår studie av små norske foretak innen bygg og anleggsbransjen. Vi har prøvd å undersøke om alternative nøkkeltall fra andre internasjonale (og norske) studier, kan forbedre tradisjonelle modeller. Vi har vunnet noen sammenfallende resultater, og noen motstridende resultater, og har måttet prøve å finne empiri for disse forskjellene, for å kunne underbygge eller forkaste våre hypoteser. Vi har ikke funnet noe tidligere forskning på konkursprediksjon på små foretak innen bygg- og anleggsbransjen i Norge, og forsvinnende lite også internasjonalt. Det lille vi har funnet av internasjonal forskning rundt dette, har vi prøvd å forstå og tilpasse de norske selskapene i vår studie.

Videre har vi sett på trender innen konkursprediksjon og sett at det har gått fra tradisjonelle analyser, til nyere teknologi og maskinlæringsteknikker. Det er tydelig at den stadige utviklingen i teknologi også påvirker konkurspredikasjon. Utviklingen av standardiserte systemer for bokføring og rapportering er også med å påvirke hvordan konkurspredikasjonen utvikler seg, og mulighetene som finnes. Det er helt klart at konkurspredikasjon påvirkes i stor grad av internasjonale trender og krefter, innenfor både teknologi, regnskap og finans, regelverk og rammeverk.

Som vi nevner i slutten av masteroppgaven hadde det vært veldig interessant å se nærmere på maskinlæringsteknikker og AI og videre forskning. Tid og omfang i denne oppgaven gjør at dette blir vanskelig, dessverre. Det er naturlig å tenke at det i fremtiden absolutt vil komme mest banebrytende forskning innenfor konkurspredikasjon ved hjelp av denne typen teknologi og metode. De fleste som har med økonomi og finans å gjøre, vil merke hvordan ny teknologi vil påvirke hverdagen og arbeidsoppgaver i fremtiden.

Litteraturliste

Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance* 23(4).

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

Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*(18), pp. 109-131.

Regnskapsloven. (1998). Lov om årsregnskap m.v. (LOV-1998-07-17-56). Hentet fra <https://lovdata.no/lov/1998-07-17-56>

Statistisk sentralbyrå. (2021, 3. mai). Opna konkursar. Hentet fra <https://www.ssb.no/virksomheter-foretak-og-regnskap/statistikker/konkurs>

Vedlegg 2: Diskusjonsnotat - Anders Stiansen Nygaard

Kompetansemål: Internasjonal

Masteroppgavens omfang

Temaet for denne masteroppgaven er konkursprediksjon for små bedrifter i Norge. Konkursprediksjon er ikke et tema som blir tatt opp i løpet av mastergraden, derimot henger det sammen med regnskapsanalyse slik at en grunnleggende forståelse er oppnådd gjennom fag som finansregnskap 4 og 5. Hovedformålet var å undersøke tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller for en spesifikk bransje. I tillegg ønsket vi å undersøke hvordan alternative nøkkeltall kunne benyttes for små selskaper i Norge. Modellene i denne avhandlingen ble testet ved å benytte samtlige årsregnskaper fra små foretak i perioden fra 2017 til 2018, noe som tilsvarer totalt 14 002 årsregnskaper fra over 7 000 selskaper. I lys av dette er det satt opp følgende problemstilling med tilhørende hypoteser:

I hvilken grad kan tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller benyttes for små norske foretak i bygg og anleggsbransjen og hvordan kan disse modellene eventuelt forbedres?

H1: Bransjespesifikke modeller har bedre prediksjonsevne enn de generelle modellene

H2: Bruk av alternative nøkkeltall bidrar til økt prediksjonsevne

H3: Regnskapstall fra siste årsregnskap er viktigere for prediksjonsevnen enn endring og gjennomsnitt i regnskapstall

Resultatene fra våre analyser viser at de tradisjonelle modellene oppnår omtrentlig like god prediksjonsevne for foretak som går konkurs, men betydelig dårligere prediksjonsevne for foretak som ikke går konkurs sammenlignet med tidligere. Ved å re-estimere en av de mest kjente tradisjonelle modellene finner vi at resultatene ikke endrer seg når det blir kontrollert for karaktertrekk ved datasettet. En bransjespesifikk modell utarbeides i oppgaven og denne oppnår en bedre prediksjonsevne for både konkurs og ikke-konkurs foretak. Dette oppnås ved å ta hensyn til mer bransjespesifikke elementer i regnskapet. Oppgaven konkluderer dermed med at bransjespesifisering øker prediksjonsevnen. Dette indikerer at det er et behov for bransjespesifikke modeller innen konkursprediksjon. Her kan ulike alternative nøkkeltall bidra til øke prediksjonsevnen avhengig av bransjens særtrekk.

Masteroppgaven i et internasjonalt perspektiv

Over 50 år har gått siden professor Edward Altman fra New York publiserte den verdensanerkjente forskningsartikkelen “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, som bidro til å skape et paradigmeskifte innenfor konkursprediksjon. Siden da er det blitt utviklet utallige nyere statistiske tilnærminger og teknologiske verktøy for å optimalisere prediksjonen. Globalisering har også gjort sin fremmarsj de siste 50 årene.

Tema:

Akademikere fra hele verden har gjennom årene utviklet forskjellige konkurspredikasjonsmodeller basert på ulike tilnærminger (Balcaen & Ooghe, 2004, s.1). Forskning på konkurspredikasjonsmodeller hadde sitt utspring på 1930-tallet hvor forskningen is stor grad omhandlet ulike individuelle tall fra regnskapet som kunne ha en sammenheng med konkurs. Det første store gjennombruddet kom med studien til Beaver (1966) som undersøkte diverse nøkkeltall og sammenhengen de hadde med konkurs. Mye av funnene til Beaver gjorde seg gjeldende for senere forskning og har også hatt en påvirkning på valg av nøkkeltall for denne mastergradsavhandlingen. Et annet moment fra Beaver (1966) sin studie som påvirket internasjonal forskning var forslaget om å benytte en multivariat modell.

I etterkant av Beaver (1966) sin studie har den internasjonale trenden gått fra en rekke tradisjonelle modeller til mer sofistikerte maskinlæringsteknikker (Gissel et al., 2007). Denne avhandlingen tar for seg den tradisjonelle modellen til Altman. Grunnen til dette er dels at modellen fortsatt er populær og mye brukt internasjonalt, men også at modellen har vært i bruk i såpass lang tid at en kan forvente at ulike endringer i selskapenes omgivelser, og i selskapets rapportering, har påvirket modellenes prediksjonsevne. Som alt annet i verden, utvikler også modeller seg. Derfor ble jeg personlig nysgjerrig på hvordan Altmans modell for konkursprediksjon har forblitt så anerkjent i over 50 år.

Et spørsmål som jeg ønsket å finne svar på var om det ville øke prediksjonsevnen dersom man kun betraktet små norske foretak innen en bestemt bransje. Tanken var her at det vil være større ulikhet mellom små selskaper og at ved å se på en bestemt bransje kunne man kontrollere for slike unike effekter og dermed øke prediksjonsevnen til modellen. Det har det vært mangelfullt med forskning på fra tidligere etter det jeg kjenner til av litteratur.

Problemstilling:

Problemstillingen “I hvilken grad kan tradisjonelle konkursprediksjonsmodeller benyttes for små norske foretak i bygg og anleggsbransjen og hvordan kan disse modellene eventuelt forbedres?” tar direkte for seg et hull i internasjonal forskning. Det er ikke så vidt jeg kjenner til forsket på hvorvidt modellene utarbeidet mot store internasjonale foretak kan benyttes tilsvarende for små foretak. Likevel har enkelte funnet støtte for at nøkkeltall og variabler som er benyttet i disse modellene kan overføres til små foretak (Edmister, 1972). Derfor ser avhandlingen nærmere på i hvilken grad en av de mest populære tradisjonelle modellene kan benyttes på små norske foretak i bygg og anleggsbransjen.

Videre bygger problemstillingen på en trend i internasjonal forskning ved å se nærmere på alternative nøkkeltall. Her er målet å finne alternativer som kan forbedre prediksjonsevnen for en tradisjonell konkursprediksjonsmodell inspirert av Altmans Z’’-score modell. Ettersom fokuset på oppgaven har vært små foretak innen bygg og anleggsbransjen har tanken vært å finne bransjespesifikke alternativer som kan bidra med unik informasjon til konkursprediksjonen. Andre forskere har sett på ulike varianter av tradisjonelle nøkkeltall som kan forbedre prediksjonsevnen for små norske foretak i bygg og anleggsbransjen. Eksempler her er bruken av gjennomsnittlige tall i stedet for absolutte. Vi ser derimot for oss at det for små selskaper vil være lite å hente på slike gjennomsnittlige tall. For de små selskapene vil ekstraordinære engangsposter ha en stor betydning for selskapets overlevelse og bør derfor legges mer vekt på ved å benytte verdier fra siste årsregnskap alene. Hypotesene er i stor grad en spesifisering av hvordan avhandlingen søker svar på problemstillingen og er derfor også svært påvirket av tidligere internasjonal forskning.

Utvalg:

I løpet av de siste 50 årene har forskere innen konkursprediksjon hatt en tendens til å bruke amerikanske selskaper som utvalg (Gissel et al., 2007, s.5). En naturlig årsak var at det i stor grad var amerikanske selskaper man hadde data på. Nesten alle studiene på 60- og 70-tallet baserte seg på en utgivelse kalt Moody's Manual hvor regnskapsdata fra noen utvalgte amerikanske selskaper ble presentert sammen med diverse nøkkeltall (Ohlson, 1980, s.110-113). Derfor har tilgjengelighet vært en viktig årsak til at tidlige studier fokuserte på amerikanske selskaper. En god tommelfingerregel innen utvalgshåndtering er at forskningsdata skal være tilgjengelig, gjenfinnbar og gjenbrukbar. Ettersom studenter fra

Universitetet i Agder har tilgang til data fra Proff Forvalt, anså jeg dette som en unik mulighet til å supplere forskning om konkursprediksjon med data fra Norge.

Det opprinnelige utvalget består av årsregnskap fra 6 724 små norske foretak innen bygg og anlegg fra 2017. Av disse gikk 94 foretak konkurs året etter. Tidligere studier har benyttet utvalg som i stor grad er basert på store internasjonale foretak, hvor enkelte har sett på spesifikke bransjer og andre har sett på små foretak (Gissel et al. 2007). Slik sett er utvalget i mastergradsavhandlingen basert på en mangel av bransjespesifikke studier internasjonalt som tar for seg små selskaper. Ved å holde utvalget til et land bør også resultatene bli mer robuste ettersom eventuelle unike effekter ved å drive i Norge blir kontrollert for. Dette er i tråd med tidligere internasjonal litteratur (ibid.).

Sammenlignet med tidligere studier innen konkursprediksjon benytter også oppgaven et større datasett (ibid.). Dette henger sammen med at oppgaven fokuserer på små foretak hvor det forekommer flere konkurser. Ved å benytte et stort datasett unngår man flere typiske utvalgsfeil fordi det er lettere å få et representativt utvalg. Dette er et område hvor internasjonale studier har uttrykt mye kritikk, spesielt i forbindelse med studien til Altman (1968). Blant andre Moyer (1977), Ohlson (1980) og Zmijewski (1984) kritiserte utvalget til Altman. Videre tar avhandlingen til seg rådet fra Jones (1987) om å bruke et uavhengig test-datasett for å etterprøve modellen. Dette utvalget kalles "hold-out sample" i litteraturen og har blitt en anerkjent standard innen forskning på konkursprediksjon internasjonalt.

Funn:

Avhandlingen tar for seg en internasjonal modell for konkursprediksjon (Altman Z''-score) og tester denne for to ulike år. Det gjøres også en re-estimering av denne modellen for å ta hensyn til diverse landsspesifikke elementer. Slik sett bidrar funnene til økt kunnskap om Altmans Z''-score modellen og i hvilken grad den kan predikere konkurser blant små norske selskaper innen bygg og anlegg. Funnene er også konsistente med tidligere forskning på denne modellen hvor prediksjonsevnen fremdeles er god for konkurser, men svakere for ikke-konkurser. Altman (2018) påpeker at dette henger sammen med en internasjonal trend hvor selskaper har økt tilgang på billige lån, noe som påvirker en rekke nøkkeltall benyttet i konkursprediksjon. I studien finner Altman (2018) at det har vært en trend med økt belåningsgrad og særlig blant selskaper som anses som lite kredittverdige i henhold til eksisterende kredittvurderingsbyråer. Slik sett er resultatene fra testingen av Altmans modell i

denne avhandlingen konsistent med denne trenden hvor det blir vanskeligere å predikere konkurser ved hjelp av tradisjonelle nøkkeltall.

En annen trend innen internasjonal forskning er bruken av mer alternative nøkkeltall for å predikere konkurs. Et tidlig eksempel er fra studien til Ohlson (1980) hvor han benyttet en dummyvariabel for negativ egenkapital. Dette har senere vist seg å være en svært god indikator for konkurs i konkursprediksjonslitteraturen. I avhandlingen fremkommer det også at denne variabelen gjør det svært godt i å predikere konkurser for datasettet med små norske foretak. Vi har i oppgaven også undersøkt gjennomsnittstall og endringstall. Internasjonalt har man identifisert dette som en måte øke prediksjonsevnen på. Vår hypotese var derimot at det for små selskaper ikke ville være relevant, og at tall fra siste årsregnskap ville være viktigere for prediksjonsevne. Funnene er derfor i stor grad påvirket av internasjonale trender og krefter selv om studiens formål er å undersøke små norske foretak innen bygg og anleggsbransjen.

Konklusjon

I dette notatet har jeg reflektert over hvordan internasjonalisering har påvirket konkursprediksjon, samt vår masteroppgave. Jeg ser klare fordeler ved standardiserte generelle modeller for konkursprediksjon som kan benyttes for alle selskaper verden over. Hovedsakelig er det en fordel at selskaper og myndigheter vil kunne benytte samme modell slik at det ikke oppstår avvik mellom hvilke selskaper som klassifiseres som konkurs av de ulike partene. En annen fordel er at det blir enklere å sammenligne data på tvers av land når alle selskaper får en sammenlignbar verdi for konkurssannsynligheten. En siste fordel som kan nevnes er at det vil være enklere å sette lys på usikkerheten rundt fortsatt drift for selskapet ved at man har en solid konkursprediksjon klar basert på regnskapet som er avlagt.

Likevel mener jeg at det er en stor ulempe at man ikke får med seg de unike trekkene som finnes blant selskapene i de ulike landene. I en verden der selskapene blir mer og mer heterogene vil det være et økende behov for særskilt informasjon som de tradisjonelle nøkkeltallene ikke plukker opp. Dette kan være elementer som særegne regler og unntaksregler eller særegne trekk ved bransjer og regioner. Videre vil en mer spesialisert modell som kun fokuserer på en bransje i et land være mer tilpasningsdyktig. Dersom endringer i lover eller andre omgivelser for konsekvenser hvor bransjen vil man kunne tilpasse modellen. Dette vil ikke la seg gjøre for en global modell.

Gjennom fagene finansregnskap 4 og 5 har vi lært om de ulike rammeverkene som selskapene i verden rapporterer etter. Det eksisterer her typisk et nasjonalt rammeverk for mindre selskaper, mens det ellers er mer tegn til et internasjonalt rammeverk for større og børsnoterte selskaper. Rammeverket som benyttes vil ha stor innflytelse på ulike nøkkeltall og dermed også konkursprediksjonen. Derfor kan dette være et argument for at det kan være hensiktsmessig med en global modell for konkursprediksjon av større foretak, mens det bør utarbeides mer spesialiserte modeller for små selskaper. Dette henger også sammen med at små foretak innebærer mer risiko, som også taler for at de bør behandles særskilt av banker, myndigheter og diverse kredittinstitusjoner.

Litteraturliste

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance* 23(4).
- Altman, E. I. (2018). A fifty-year retrospective on credit risk models, the Altman Z-score family of models and their applications to financial markets and managerial strategies. *Journal of Credit Risk*, 14(4).
- Balcaen, Sofie, and Hubert Ooghe. 2004. 35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classical Statistical Methodologies and their Related Problems. Working paper. Ghent, Belgium: Universiteit Gent.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*(4), pp. 71-111.
- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 1477-1493.
- Gissel, J. L., Giacomino, D., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter 2007), 1-42.
- Jones, F. 1987. Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal of Accounting Literature* 6: 131-164.
- Moyer, R. C. (1977). Forecasting financial failure: a re-examination. *Financial Management (pre-1986)*, 6(1), 11.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 109-131.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research* (22), pp. 59-82.