



HØGSKOLEN STORD/HAUGESUND

Konkursprediksjon i bygg- og anleggsbransjen

Bacheloroppgave utført ved
Høgskolen Stord/Haugesund, økonomi og administrasjon

Av kandidatnummer: 5, 7 og 9

Dette arbeidet er gjennomført som ledd i bachelorprogrammet i økonomi og administrasjon ved Høgskolen Stord/Haugesund og er godkjent som sådan. Godkjennelsen innebærer ikke at HSH inntår for metodene som er anvendt, resultatene som er fremkommet og konklusjoner og vurderinger i arbeidet.

Bacheloroppgavens tittel: Konkursprediksjon i bygg- og anleggsbransjen

Kristian Storesund

Yngve Stoltz Horneland

Rune Ådland

(Sign)

(Sign)

(Sign)

Navn på veileder:

Gradering: *Offentlig / ikke offentlig.*

(Tidsbegrensning på eventuell gradering:) *Graderingen oppheves dato år*

Forord

Oppgaven er skrevet som en del av bachelorstudiet innenfor økonomi og administrasjon ved HSH. Gruppen vår består av tre personer, to som tar spesialisering i regnskap og en person som spesialiserer seg i finans. Mesteparten av denne bacheloroppgaven er utarbeidet i vårsemesteret 2016.

Vi valgte å skrive om konkursprediksjon fordi temaet virket interessant, dessuten liker vi å arbeide med kvantitative undersøkelser. Temaet ble også valgt med tanke på at det skulle passe for en tverrfaglig gruppe.

Vi ønsker å sende en takk til vår veileder Svein Abrahamsen for all hjelp han har gitt oss gjennom denne prosessen.

Sammendrag

Oppgaven vår fokuserer på konkursprediksjon i bygg- og anleggsbransjen basert på en tidligere amerikansk undersøkelse i industribransjen. Vi ville lage en modell som kunne brukes i denne bransjen til å predikere konkurser.

Undersøkelsens problemstilling hadde tre faser. I den første fasen fant vi ut i hvor stor grad Altman (1968) sin Z-score modell greide å predikere konkurser i bygg- og anleggsbransjen i Norge i perioden 2000-2015. Altman Z-score modell har fortsatt prediksjonsevne og er til en viss grad overførbar til andre bransjer enn industri.

I neste fase tok vi utgangspunkt i de samme nøkkeltallene som Altman (1968) brukte i Z-score modellen, men denne gangen estimerte vi nye koeffisienter ved å kjøre en ny diskriminantanalyse. Dette ga utslag i en vesentlig forbedret prediksjonsevne.

I den siste fasen tok vi for oss en hel rekke med nye nøkkeltall i tillegg til de Altman (1968) brukte og utviklet en helt ny bransjespesifikk modell med diskriminantanalyse. Den nye kombinasjonen med nøkkeltall ga en betydelig økning i prediksjonsevnen i forhold til forrige fase.

Innhold

1. Innledning.....	1
1.1 Problemstilling.....	2
1.2 Disposisjon.....	3
2. Litteraturgjennomgang.....	4
2.1 Bransjegjennomgang.....	4
2.1.1 Nøkkeltall.....	5
2.2 Konkurs.....	6
2.2.1 Hva er konkurs?.....	6
2.2.2 Kjennetegn.....	7
2.3 Konkursprediksjon.....	9
2.3.1 Univariat analyse.....	9
2.3.2 Multivariat analyse på børsnoterte selskaper.....	9
2.3.3 Multivariat analyse på ikke-børsnoterte selskaper.....	13
3. Metode.....	14
3.1 Diskriminantanalyse.....	14
3.2 Datainnsamling.....	16
4. Resultater.....	18
4.1 Resultater fra fase en.....	18
4.1.1 Sammenligning mellom B&A og industribransjen.....	18
4.1.2. Klassifisering med Z-score modell.....	19
4.2 Resultater fra fase to.....	21
4.2.1 Modellutvikling.....	21
4.2.2 Variablenes individuelle diskrimineringssevne.....	21
4.2.3 Variablenes relative betydning.....	22
4.2.4 Modellens samlede diskrimineringssevne.....	23
4.2.5 Klassifisering.....	23
4.3 Resultater fra fase tre.....	26
4.3.1 Modellutvikling.....	26
4.3.2 Nøkkeltallene.....	28
4.3.3 Modellens samlede prediksjonsevne.....	31
4.3.4 Klassifisering.....	31
4.4 Test med ikke-konkurs sekundærutvalg.....	34
4.5 Forutsetninger.....	36
4.5.1 Uteliggere.....	36
5. Konklusjon.....	39
Bibliografi.....	1
Vedlegg 1: Nøkkeltall.....	3

1. Innledning

Konkurs er en økonomisk krise for bedrifter der kreditorene er i stor fare å tape penger. I hver utgave av Dagens Næringsliv finner man en liste med nye kunngjorte konkursåpninger ved Brønnøysundregisteret. Noen dager er listen nesten på en hel side, mens andre dager er den forsvinnende liten. Den 15. mars 2016 bestod listen av 66 bedrifter. Listen varierte med alt fra Dubliner AS som drev med drift av puber i Skien til Dagens Store Høydepunkt AS som drev med frisering og annen skjønnhetspleie i Oslo. Det kan hende at Dubliner AS tapte i kampen mot en konkurrent og derfor ikke tjente inn nok penger til å innfri all gjelden sin, og det kan være at daglig leder og eier i Dagens Store Høydepunkt AS tok opp for mye kortsiktig gjeld.

I 2015 gikk 4426 bedrifter konkurs (Brønnøysundregistrene, 2015). Det er ikke lett å si om det var forutsigbart at disse bedriftene kom til å åpne konkurs for ett, to eller fem år siden. Det kan være at det var mange indikatorer som tydet på utfallet, men det kan også være at konkursåpningen kom uforutsett. Dette varierte nok fra tilfelle til tilfelle.

Det eksisterer sannsynligvis et behov for interessenter etter et verktøy eller en tommelfingerregel som kan brukes til å fastsette sannsynligheter for at et selskap vil bli insolvent og gå konkurs. Et slikt verktøy vil særlig være relevant for eksterne interessenter som ikke har tilgang til selskapers interne informasjon. Årsregnskapet vil da være hovedkilden til informasjon for mange. Baksaas & Stenheim (2015) beskriver at et av regnskapets formål er prognoseformålet. Det vil si at regnskapet gjerne inneholder fremadrettet informasjon. En kan derfor forvente at regnskapsinformasjon kan utnyttes til å utvikle et verktøy som kan hjelpe eiere og investorer til å ta bedre investeringsbeslutninger, og hjelpe långivere til å ta klokere kredittvurderinger.

Slike framgangsmåter eksisterer, og de går under navnet konkursprediksjon. Dette er en studieretning der data fra bedrifter samles inn for å estimere ulike prediksjonsmodeller ved hjelp av statistiske metoder. En av de mest kjente prediksjonsmodellene er Edward Altmans Z-score modell. Dette er kort sagt en funksjon utledet av Altman i 1968 ved hjelp av diskriminantanalyse. Funksjonen predikerer om en bedrift vil gå konkurs eller ikke framover i tid ved å sette inn bedriftens nøkkeltall. Dette er en kjent modell som det fortsatt kan leses om i økonomiske og finansielle lærebøker, for eksempel Bredesen (2013, s. 471-474).

Det kan stilles spørsmål om hvor relevant Altmans Z-score modell er i dag. Det har gått 48 år siden den ble utviklet i 1968, da den ble estimert ved hjelp av innsamlet data fra børsnoterte aksjeselskaper i industribransjen i USA. Hvor god kan modellen sies å være i 2016? Vil den kunne predikere om bedrifter i andre bransjer enn industribransjen vil gå konkurs? Vil den fungere annerledes i Norge?

1.1 Problemstilling

Problemstillingen vår består hovedsakelig av tre faser. Den første fasen går ut på å finne ut i hvor stor grad Altman (1968) Z-score modell greier å predikere konkurser i bygg- og anleggsbransjen i Norge i perioden 2000-2015. Vi vil altså teste Altmans modell på vårt datautvalg. Vil modellen ha noen prediksjonsevne for bedrifter i bygg- og anleggsbransjen i Norge? Er modellen overførbart til andre bransjer? Vi forventer at treffprosenten går vesentlig ned i forhold til hva Altman hadde.

I neste fase tar vi utgangspunkt i de samme nøkkeltallene som Altman (1968) brukte i Z-score modellen, men denne gangen estimerer vi nye koeffisienter ved å kjøre en ny diskriminantanalyse. I hvor stor grad vil da prediksjonsevnen forbedres i forhold til Z-score modellen? Hvordan vil de nye koeffisientene se ut i forhold til de gamle koeffisientene i Z-score modellen? I denne fasen forventer vi at treffprosenten øker i forhold til resultatet fra den første fasen.

I tredje og siste fase skal vi ta for oss en hel rekke med nye nøkkeltall (se vedlegg 1) i tillegg til de Altman (1968) brukte. Vi skal identifisere den beste kombinasjonen av nøkkeltall og bruke disse for å utvikle en helt ny modell som er skreddersydd for bedrifter i bygg og anleggsbransjen i Norge. Spørsmålet blir da hva som er den kombinasjonen av nøkkeltall som best klarer å predikere konkurser. Vi forventer her at vi greier å lage en bransjespesifikk modell som gir vesentlig bedre resultater enn modellene i fase en og fase to.

1.2 Disposisjon

Etter innledningen kommer kapittel 2 med litteraturgjennomgang hvor vi går igjennom aktuell litteratur knyttet til konkursprediksjon. I dette kapitlet forklarer vi også nærmere hva konkurs er og hva som skal til for å bli slått konkurs. Kapittel 3 handler om metode, hvor vi forklarer om metoden vi har brukt. I tillegg skriver vi om prosessen som er forbundet med datainnsamlingen. Videre i kapittel 4 presenterer vi resultatene fra undersøkelsen. Resultatene blir presentert i tre ulike faser hvor vi har tatt i bruk tre forskjellige modeller. I første fasen skal vi bruke Altman (1968) sin modell, i andre fase videreutvikler vi modellen hans og tredje fase lager vi en ny modell. For å virkelig få teste modellen skal vi utføre en stresstest. I dette kapitlet forteller vi også mer om forutsetningene og fjerning av uteliggere. Til slutt er konklusjonen av undersøkelsen.

2. Litteraturgjennomgang

2.1 Bransjegjennomgang

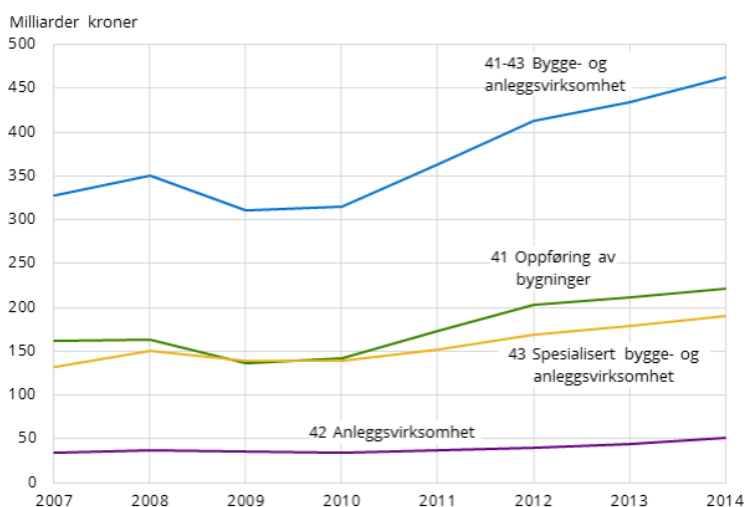
Bygg- og anleggsbransjen omfatter nybygging, reparasjoner, tilbygging og ombygging, oppføring prefabrikkerte bygninger eller konstruksjoner på stedet, og konstruksjoner av midlertidig karakter. Bransjen kan deles inn i tre underbransjer; oppføring av bygninger, anleggsvirksomhet og spesialisert bygg- og anleggsvirksomhet (Statistisk Sentralbyrå, 2016)

Per 2014 bestod bygg- og anleggsbransjen totalt av 55 150 foretak med 228 721 ansatte og en samlet årlig omsetning på 456 milliarder kr (Statistisk sentralbyrå, 2016).

Bearbeidingsverdien, som er produksjonsverdi fratrukket materiale ol., lå på 148 milliarder kr, mens brutto driftsresultat var 41 milliarder.

I 2000 var det 33 979 bedrifter og 133 783 ansatte i bransjen, mens omsetningen lå på 131 milliarder kr. Bransjen har økt betraktelig i perioden.

Dette er en næring som er svært konjunkturutsatt og arbeidsledigheten kan variere mye gjennom ett år. (Byggnæringens Landsforening, 2016). I 2009 sank omsetningen med over 10 %, dette var på grunn av den økonomiske nedgangen etter «finanskrisen». Både omsetningen og sysselsetningen i bransjen har vokst siden 2010, hvor i 2013 og 2014 økte omsetningen med 5,4 % i forhold til året før (Statistisk Sentralbyrå, 2015).



Kilde: Statistisk sentralbyrå.

Figur 1: Omsetning etter næring, bedrifter (Statistisk Sentralbyrå, 2015)

2.1.1 Nøkkeltall

For å få en forståelse av bransjen kan vi se på ulike sentrale nøkkeltall. Vi ser på driftsmargin, egenkapitalrentabilitet, egenkapitalandel og likviditetsgrad.

Driftsmarginen forteller hvor mye en bedrift har tjent før det tas hensyn til finansielle inntekter og kostnader, og skattekostnad (Kristoffersen, 2014, s. 476). Den gjennomsnittlige driftsmarginen for alle aksjeselskaper i Norge fra 2007 – 2014 var 12,13 %, mens den i bygg- og anleggsbransjen bare var på 5,86 % (Statistisk Sentralbyrå). Vi ser at driftsmarginen i gjennomsnitt har vært over dobbel så stor for alle aksjeselskaper i forhold til B&A (forkortelse for Bygg- og anleggsbransjen). Dette betyr at B&A i gjennomsnitt tjener mindre enn alle aksjeselskaper for hver krone omsatt.

Egenkapitalrentabilitet måler avkastningen av eieres investering (Kristoffersen, 2014, s. 480). Den gjennomsnittlige egenkapitalrentabiliteten for alle aksjeselskaper i Norge fra 2007 – 2014 var 10,47 %, mens den i bygg- og anleggsbransjen var på 13,06 % (Statistisk Sentralbyrå). Den gjennomsnittlige egenkapitalrentabiliteten til B&A over flere år har vært større sammenlignet med alle næringene i Norge. Dette betyr at B&A i gjennomsnitt har bedre avkastning på sin investerte kapital enn alle aksjeselskaper i Norge.

Egenkapitalandel viser hvor stor andel av totalkapitalen egenkapitalen utgjør. Jo høyere egenkapitalandel er jo bedre er en bedrifts soliditet, dette viser hvor mye av en bedrifts eiendeler er finansiert av egenkapital og bedriftens evne til å tåle tap (Kristoffersen, 2014, s. 489). Den gjennomsnittlige egenkapitalandelen for alle aksjeselskaper i Norge fra 2007 – 2014 var 41,57 %, mens den i bygg- og anleggsbransjen var på 32,47 % (Statistisk Sentralbyrå). Vi ser at egenkapitalandelen har vært større for alle aksjeselskaper sammenlignet med B&A. Dette betyr at alle aksjeselskaper i Norge i gjennomsnitt har bedre soliditet enn B&A, som igjen betyr at B&A sannsynligvis ikke tåler tap like godt som alle næringer.

Likviditetsgrad måler en bedrifts evne til å betale kortsiktig gjeld (Kristoffersen, 2014, s. 494). Den gjennomsnittlige likviditetsgraden for alle aksjeselskaper i Norge fra 2007 – 2014 var 1,16, mens den i bygg- og anleggsbransjen var på 1,39 (Statistisk Sentralbyrå). B&A bransjens gjennomsnittlige likviditetsgrad fra 2007 – 2014 har vært større enn alle

aksjeselskapers likviditetsgrad. Dette betyr at B&A i gjennomsnitt har bedre betalingsevne på kortsiktig gjeld.

Gjennomgangen av nøkkeltall har vist oss noen kjennetegn med bygg- og anleggsbransjen. For det første har bransjen en betydelig lavere driftsmargin per krone omsatt enn for et gjennomsnittlig aksjeselskap. En årsak til dette kan være at bransjen har større driftskostnader. Dette betyr imidlertid ikke at bransjen er noe mindre lønnsom enn andre, ettersom den har en egenkapitalrentabilitet som er litt høyere enn for et gjennomsnittlig aksjeselskap. At egenkapitalrentabiliteten er høy kan ha sammenheng med bransjens vesentlig mindre egenkapitalandel. Det kan vise seg at bransjen har mer gjeld i forhold til egenkapital enn hva som er vanlig. Bransjen har derfor dårligere soliditet enn et gjennomsnittlig aksjeselskap.

Det viser seg også at bransjen har en likviditet som er over gjennomsnittet. Bransjen er altså i dårligere stand til å tåle tap enn et gjennomsnittlig aksjeselskap, men har flere likvide midler å betale kortsiktig gjeld med.

2.2 Konkurs

2.2.1 Hva er konkurs?

Brækhus (2015) definerer konkurs som:

Konkurs, en form for kollektiv gjeldsforfølgning av en skyldner. Den innebærer at skyldneren blir fratatt rådigheten over sine formuesforhold. Formuen blir som et konkursbo stilt under forvaltning av en bostyrer eller et bostyre, som realiserer alle formuesverdier til fordel for samtlige fordringshavere.

Det følger av konkursloven (1984) at grunnvilkåret for at det kan begjæres konkurs er at skyldner er insolvent (jf. kkl. § 61). For at skyldner skal anses som insolvent må det foreligge både illikviditet og insuffisiens. Illikviditet forekommer hvis skyldner ikke har mulighet til å betale sine økonomiske forpliktelser ved forfall. Insuffisiens forekommer dersom skyldnerens eiendeler ikke dekker skyldnerens forpliktelser. Hvis det ikke er mulig å bevise faktisk insolvens, så kan konkurs også begjæres med bakgrunn i presumert insolvens etter kkl. §§ 62-63. Dette kan skje ved at skyldner selv erkjenner insolvens eller at en kreditor har sendt ut konkursvarsel etter kkl. § 63.

Det vil være ulike konsekvenser av en konkurs i et aksjeselskap og personlige foretak (Generelt om konkurs, 2016). I denne oppgaven fokuser vi imidlertid på aksjeselskap. Det vil si at aksjeselskapet er skyldneren.

Det følger av kkl. § 60 at prosessen for konkursåpning starter etter at enten en kreditor eller skyldneren har sendt en anmodning til domstolen. Anmodning fra en skyldner kalles oppbud. I et aksjeselskap er det bare styret som kan fremsette begjæring om oppbudet, jf. asl. § 6-18 (Aksjeloven, 1997).

Svendsen (2005, s. 64) viser til såkalte «gråkonkurser» der selskapene avvikles i stillhet, fordi den som begjærer åpning av konkurs risikerer å betale en part av kostnadene til konkursbehandlingen.

En skriftlig konkursbegjæring etter kkl. § 66 sendes da til tingretten som har sin rettskrets der foretaket holder til. Hvis tingretten finner ut at vilkårene til konkurs av selskapet er oppfylt, vil tingretten gi en kjennelse om åpning av konkurs, jf. kkl. § 72. Bostyrer, kreditorutvalg og revisor oppnevnes etter kkl. § 77.

Det følger av kkl. § 80 at etter åpningen av konkurs har blitt fastsatt, sørger bostyrer for en gjennomgang av selskapets økonomi, og størrelsen på deres gjeld og eiendeler vil bli fastsatt. Etter dette begynner boet å realisere skyldnerens eiendeler for så å betale så mye de kan av gjelden til kreditorene, men det er vanligvis ikke nok til å dekke all gjelden.

Åpningen av konkurs blir kunngjort ved melding til konkursregisteret, jf. kkl. § 79.

2.2.2 Kjennetegn

Årsaker til at et selskap havner under konkursbehandling kan variere fra å skyldes makroøkonomiske variabler til selskapets ledelse. Svendsen (2005, s. 65) viser til at antall konkurser har en tendens til å være høye ved dårlige konjunkturer og lave ved gode konjunkturer, men han påpeker videre at det ikke er snakk om en perfekt negativ korrelasjon.

Av de forskjellige bransjene i 2004 var det detaljhandel, forretningsmessig tjenesteyting og bygg- og anlegg som hadde de største prosentvise andelene av konkurser på henholdsvis 20 %, 16 % og 14 % (Svendsen, 2005, s. 67).

Imidlertid påpeker Svendsen (2005, s. 68) at om man tar hensyn til antall selskaper innenfor hver bransje, og dermed får et mål for bransjens konkursrisiko, så er det hotell- og restaurantbransjen og bygg- og anleggsbransjen som er på toppen med en konkursrisiko på henholdsvis 9,4 % og 7 % i 2004. Med en 3,5 % sannsynlighet for at et tilfeldig valgt aksjeselskap gikk konkurs i 2004, betyr det at bygg- og anleggsbransjen har en dobbel så høy konkursrisiko som gjennomsnittet.

Svendsen (2005, s. 68) nevner videre at den høye konkursrisikoen i bygg og anleggsbransjen kan skyldes en lavere medianverdi på egenkapitalandelen (16 %) enn den generelle medianverdien (21 %). Den lave egenkapitalandelen kan gjøre bransjen i mindre stand til å takle dårlige konjunkturer med lav etterspørsel, slik at bransjen er spesielt konjunktursensitiv.

2.3 Konkursprediksjon

2.3.1 Univariat analyse

Beaver (1966) undersøkte om nøkkeltall kunne brukes til prediksjon for å forutsi om en bedrift kom til å misligholde sine lån. Undersøkelsens hovedformål var imidlertid å studere regnskapets prediksjonsevne. Han ville dermed undersøke hvor beslutningsnyttig regnskapet var. I motsetning til Altman (1968) brukte Beaver (1966, s. 100) en univariat analyse.

Beaver (1966, s. 78) tok utgangspunkt i tretti nøkkeltall. Disse nøkkeltallene ble valgt med bakgrunn i deres bruk i litteraturen, hvor gode resultater de hadde i tidligere undersøkelser eller at de var basert på kontantstrøm. Disse nøkkeltallene var klassifisert i sju grupper, blant annet kontantstrømbaserte, resultatbaserte og likviditetsbaserte.

Datautvalget omfattet stort sett børsnoterte industribedrifter, og det ble samlet inn data for fem år.

I undersøkelsen viser Beaver (1966) at det er en forskjell mellom fordelingene på nøkkeltallene til feilede bedrifter og ikke-feilende bedrifter, og at den øker jo nærmere i tid de feilede bedrifter går mot forretningsvikt. Fordelingene til ikke-feilede bedrifter var relativt stabile over en fem års periode, mens de feilede bedriftenes fordelinger ble forverret.

Beaver (1966) fant ut at det beste nøkkeltallet var $\frac{\text{kontantstrøm}}{\text{gjeld}}$. Beaver (1966) påstod at nøkkeltallet hadde en prediksjonsevne som var bedre enn tilfeldig gjetting inntil fem år før forretningsvikt. Noen nøkkeltall hadde imidlertid svakere prediksjonsevner, som for eksempel likviditetsnøkkeltall. Beaver (1966) konkluderte med at nøkkeltallsanalyse kan være nyttig til prediksjon av forretningsvikt inntil fem år før forretningsvikt. Beavers undersøkelse dannet et grunnlag for Altmans studie i 1968.

2.3.2 Multivariat analyse på børsnoterte selskaper

Altman (1968) slår fast at formålet med undersøkelsen er å evaluere nøkkeltallsanalyse som en analyseteknikk. For dette valgte han konkursprediksjon som et illustrativt case.

Undersøkelsen bygget på tidligere studier som Beaver (1966).

Diskriminantanalyse ble valgt som analyseteknikk. Dette valget begrunnet Altman (1968, s. 592) med at diskriminantanalyse kunne ta hensyn til et mangfold av variabler samtidig og

interaksjonen dem imellom. I tillegg kunne denne analyseteknikken redusere antall dimensjoner til en.

Datautvalget til Altman (1968) bestod av 66 enheter, der hver gruppe bestod av 33 enheter. Den første gruppen var bedrifter som hadde gått konkurs (gruppe en) og den andre gruppen var overlevende selskaper (gruppe to). I gruppe en ble det samlet inn data for selskaper som hadde gått konkurs i perioden 1946 – 1965, der dataene var hentet inn en regnskapsperiode før konkurs fant sted. I gruppe to ble selskapene utvalgt ved hjelp av stratifisering basert på type industri og bedriftens størrelse.

Altman (1968) utarbeidet en liste på 22 forskjellige nøkkeltall som kunne deles inn i fem kategorier: Lønnsomhet, likviditet, finansiering, soliditet og aktivitet. Valget av nøkkeltall var basert på bruk i litteratur og relevans for undersøkelsen. Ut fra denne listen ble fem nøkkeltall utvalgt. Prosedyren for utvelgelsen bestod av å observere om ulike funksjoner var statistisk signifikant, undersøke korrelasjonen til forskjellige uavhengige variabler, hvor nøyaktig ulike funksjoner var i prediksjon, og en vurdering av analytikerens.

Til slutt ble diskriminantfunksjonen slik:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

Området mellom 1,81 og 2,99 kalles gråsonen. Det er fare for at bedrifter med en Z-verdi innenfor dette intervallet vil klassifiseres feil. Altman (1968) finner fram til en Z-verdi som kan skille denne gråsonen slik at flest mulig bedrifter klassifiseres riktig. Grensen ble da 2,675. Bedrifter med Z-verdi under dette ble klassifisert som konkurs og bedrifter med en høyere verdi ble klassifisert som ikke-konkurs.

Altman (1968, s. 594-596) brukte fem forskjellige nøkkeltall i sin modell. Det første nøkkeltallet X_1 er $\frac{\text{arbeidskapital}}{\text{eiendeler}}$. Arbeidskapital er omløpsmidler minus kortsiktig gjeld. Dette tallet måler omløpsmidler som overstiger kortsiktig gjeld sett i forhold til størrelsen på bedriftene. Det er mål for likviditet og finansiering. Altman (1968) tok i bruk dette nøkkeltallet ettersom det var mye brukt i slike undersøkelser. Av nøkkeltallene som måler likviditet viste dette nøkkeltallet seg å være mest betydningsfullt.

Det neste nøkkeltallet, X_2 , Altman (1968) hadde i sin modell var $\frac{\text{opptjent egenkapital}}{\text{eiendeler}}$. Dette nøkkeltallet ble sett på som et av de «nye» nøkkeltallene når Altman (1968) utførte sin undersøkelse. Nøkkeltallet måler lønnsomheten over tid. Alderen på firmaet tas implisitt med i vurderingen. Nye firmaer vil typisk ha et lavt nøkkeltall av denne typen, siden de ikke har fått mulighet til å bygge opp egenkapital. Det betyr at nystartede firma vil ha større sjanse for å bli klassifisert som konkurs, som stemmer overens med den virkelige verden.

Det tredje nøkkeltallet, X_3 , er $\frac{\text{driftsresultat}}{\text{eiendeler}}$. Nøkkeltallet måler lønnsomheten på totalkapitalen uten å ta hensyn til renter og skatt. Siden firmaets eksistens er basert på lønnsomhetsnivået kan det virkes som dette nøkkeltallet vil være spesielt relevant i en slik analyse.

Det fjerde nøkkeltallet, X_4 , er $\frac{\text{markedsverdi av egenkapital}}{\text{gjeld}}$. Altman (1968) sier at nøkkeltallet måler hvor mye firmaets eiendeler kan avta i verdi før gjelden er større enn summen av eiendeler. Nøkkeltallet er spesielt ved at det tar hensyn til markedsverdi. Dette kan være problematisk for ikke-børsnoterte selskaper.

Det femte og siste nøkkeltallet, X_5 , som Altman (1968) tar i bruk i sin undersøkelse er $\frac{\text{salgsinntekt}}{\text{eiendeler}}$. Dette er et standard finansielt nøkkeltall som illustrerer omsetningsevnen til firmaets eiendeler. Nøkkeltallet blir også brukt som et mål for ledelsens kapasitet til å håndtere konkurranse. Selv om det siste nøkkeltallet er minst signifikant på individuelt nivå, er det viktig på grunn av tilknytningen til de andre nøkkeltallene. Faktisk ble det rangert som nummer to i en tabell som viser bidrag til diskrimineringsevnen i modellen.

Ved å bruke det opprinnelige datautvalget i modellen ble 95 % av bedriftene klassifisert riktig. Type 1 og 2 feil er lave. Type 1 feil betyr hvor godt modellen klarer å predikere konkurs, mens type 2 er hvor godt modellen predikerer ikke-konkurs. Her forekommer det sannsynligvis en del bias, ettersom utvalget ble brukt til å utvikle modellen. Derfor benytter Altman (1968) forskjellige andre utvalg for å vurdere modellens diskrimineringsevne. Ved å bruke nøkkeltallene fra to år før konkurs gikk treffprosenten ned til 83 %. Modellen er fortsatt nøyaktig.

Modellen testes videre med et helt nytt sekundærutvalg bestående 25 selskaper som er konkurs. Suksessraten var 96 %, altså til og med bedre enn det opprinnelige utvalget. I et annet sekundærutvalg samlet Altman (1968) inn data fra bedrifter som gikk med underskudd, men som ikke hadde gått konkurs. Modellens treffprosent ble 79 %. Ti av bedriftene som var klassifisert feil hadde en Z-verdi mellom 1,81 og 2,67 som betyr at de befinner seg i en gråsoner mellom gruppene.

Altman (1968) har så langt vist at det er mulig å predikere nøyaktig at en bedrift går konkurs to år i forveien. Er det mulig å predikere nøyaktig enda mer langsiktig? Data var også samlet inn fra tre, fire og fem år før bedriften går konkurs. Som vi kan se i tabellen ble treffprosenten redusert betraktelig etter to år. Altman (1968, s. 604) konkluderte med at modellen bare gir nøyaktige prediksjoner inntil to år før konkurs. Dette begrunnet han med (1) at alle nøkkeltallene hadde en synkende trend fram mot konkursen, og (2) at den største endringen kom i all hovedsak mellom to og tre år før konkursen.

Tabell 1: Langsiktig prediksjonsevne

Antall år før konkurs	Treffprosent (%)
1. (n = 33)	95
2. (n = 32)	72
3. (n = 29)	48
4. (n = 28)	29
5. (n = 25)	38

Altman (1968) nevner at modellen kan fungere som en nyttig tommelfingerregel for å unngå uheldige beslutninger i forhold til kreditorer. Modellen kan ikke ta hensyn til alle relevante forhold, men den kan brukes til å undersøke hvilke bedrifter som trenger en grundigere evaluering enn andre.

Videre sier han at modellen kan være mer nyttig innenfor et kortsiktig kredittmarked hvor det lånes ut i en høyere frekvens og der hvert lån representerer en mindre inntektskilde.

Altman (1968, s. 608) mener også at modellen kan brukes til å klarlegge problemer i en bedrift for ledelsen før det er for sent, og at investorer kan også ha bruksnytte av modellen. Konklusjonen er at modellen er nøyaktig, men at den bare lager nøyaktige prediksjoner for to år fram i tid.

Altman (2002) har fastslått i en undersøkelse at modellen fortsatt har relevans, i alle fall fram til 1999. I undersøkelsen testet han modellen på ny for periodene 1969-1975, 1976-1995 og 1997-1999. Ved prediksjoner ett år før konkurs, resulterte dette i treffprosent på henholdsvis 82 %, 85 % og 94 %. Ved prediksjoner to år i forveien ble treffprosentene henholdsvis 68 %, 75 % og 74 %.

2.3.3 Multivariat analyse på ikke-børsnoterte selskaper

En begrensning med undersøkelsen i 1968 er at den bare gjaldt børsnoterte aksjeselskaper i industribransjen med offentlig regnskapsdata og markedstall for markedsverdi på egenkapital. Ikke-børsnoterte selskaper vil imidlertid ikke ha data for markedsverdi. Derfor utviklet Altman (2000) en revidert modell, der han valgte å erstatte markedsverdi på egenkapital med bokført verdi. Det vil si at modellen nå kan benyttes på ikke-børsnoterte selskaper. Det ble estimert nye koeffisientene. Den reviderte modellen ble seende slik ut:

$$Z = 0.717(X1) + 0.847(X2) + 3.107(X3) + 0.420(X4) + 0.998(X5)$$

Modellen endret seg ikke så mye. Den nye X4 variabelen var fortsatt den tredje mest betydningsfulle variabelen i modellen ifølge Altman (2000). Treffsikkerheten på konkursbedrifter gikk ned med 3 % (fra 94 % til 91 %) ved bruk av den reviderte modellen. For ikke-konkursbedrifter var det ingen endring i treffprosent.

Gråsonen ble nå bredere enn før. Nedre grensen gikk ned fra 1,81 til 1,23. Øvre grensen endret seg fra 2,67 til 2,9. Dette kan komme av at modellen er mindre pålitelig. Han fant ikke et eksplisitt skillepunkt som han gjorde i undersøkelsen i 1968.

Vi har valgt denne modellen fordi det ikke er mulig å finne markedsverdi av egenkapital på en enkel og god måte for aksjeselskap som ikke er børsnoterte.

3. Metode

3.1 Diskriminantanalyse

I vår undersøkelse valgte vi å bruke diskriminantanalyse som analyseform ettersom Altman (1968, s. 591) også benyttet diskriminantanalyse. Diskriminantanalyse er en statistisk metode som brukes til å klassifisere en observasjon i ulike forhåndsbestemte kategorier avhengig av observasjonens karakteristikk (Diskriminantanalyse, 2009). Karakteristikk er de uavhengige variablene. Kategoriene eller gruppene er den avhengige variabelen.

Diskriminantanalyse vil med andre ord hjelpe oss med å analysere forskjeller mellom grupper og å klassifisere forskjellige observasjoner i den gruppen som passer best. Den avhengige variabelen er på nominalnivå, mens de uavhengige variablene er på intervall- eller forholdstallsnivå (Malhotra, 2012, s. 739).

For å kjøre en diskriminantanalyse må først og fremst gjensidig utelukkende grupper identifiseres (Altman, 1968). Mulige uavhengige variabler må også identifiseres.

Diskriminantanalysen vil behandles forskjellig ut fra hvor mange grupper som inkluderes. Når det bare finnes to grupper er det bare mulig å utlede en diskriminantfunksjon. I motsetning vil det være mulig å utlede flere diskriminantfunksjoner når det er flere enn to grupper, da kalles det multippel diskriminantanalyse. I vårt tilfelle eksisterer det bare to grupper, så vi trenger bare å ta stilling til en diskriminantfunksjon (Malhotra, 2012, s.739).

Deretter må det samles inn data om observasjonene (Altman, 1968). Når data er samlet inn kan diskriminantfunksjonen utvikles. Dette vil være den lineære kombinasjonen som best diskriminerer mellom gruppene (Malhotra, 2012, s. 739). Med andre ord vil diskriminantanalysen estimere en koeffisient til hver enkelt uavhengig variabel.

Diskriminantfunksjonen vil da ta en slik form (Malhotra, 1968):

$$D = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k$$

D: Diskriminantverdi (Z-verdi)

b_s : diskriminantkoeffisient eller vekt

X_s : uavhengig variabel (nøkkeltall)

Diskriminantfunksjonen vil fungere som vår modell for å predikere konkurser, men vi trenger også et skillepunkt på Z-verdien for hva som kan klassifiseres mellom gruppe en og gruppe to.

Diskriminantanalyse kan sammenlignes med ANOVA og regresjon. Felles med disse statistiske teknikkene er at de har en avhengig variabel og flere uavhengige variabler. Forskjellen med ANOVA er at den avhengige variabelen er kvantitativ, mens de uavhengige variablene er kategorisk. Forskjellen med regresjon er at både de avhengige variablene og uavhengige variablene er kvantitative (Malhotra, 2012, s. 740).

Det eksisterer forskjellige programvarer som kan kjøre en diskriminantanalyse. Vi velger å benytte SPSS¹ til dette formålet. SPSS vil dermed beregne selve modellen, mens vi må samle inn data og evaluere resultatene.

SPSS kan utvikle en modell på to måter. Den ene måten er den direkte metoden hvor alle de uavhengige variablene er inkludert fra starten av. Den andre måten inkluderer variablene sekvensielt for å finne den modellen som diskriminerer best (Malhotra, 2012, s. 743 og s. 744). Når modellen er utviklet er det viktig blant annet å teste om den er signifikant, og hvor godt den kan klassifisere observasjonen i sekundærutvalg (Malhotra, 2012, s. 748).

Det vises til flere forutsetninger i diskriminantanalyse (Barfield, Poulsen og French, 2008). For det første bør variablene være normalfordelte, men et brudd på forutsetningen om normalitet er ikke veldig alvorlig så lenge bruddet ikke skyldes uteliggere (Barfield et al., 2008).

De ulike gruppernes varians/kovarians- matriser bør være like. Dersom datautvalget er stort vil imidlertid ikke en forutsetningsbrudd nødvendigvis bety mye (Burns og Burns, 2008, s. 598). Multikolaritet bør ikke forekomme Observasjonene skal være uavhengige og må trekkes ut tilfeldig.

Diskriminantanalyse er svært sensitiv overfor uteliggere. Ekstreme og unormale observasjoner bør derfor ekskluderes fra utvalget.

Hvis treffprosenten er minst 25 % høyere enn tilfeldighet, vil dette tyde på at diskriminantfunksjonen har en prediksjonsevne som er bedre tilfeldighet (Malhotra, 2012, s. 748). I vårt tilfelle består hver gruppe av like mange bedrifter, slik at det må forekomme en

¹ SPSS: SPSS er en programvarepakke utviklet av IBM som brukes til utregning av statistiske beregninger, og til å lage tabeller og grafer av disse.

treffprosent på minst 62,5 % hvis vi skal kunne påstå at modellen har prediksjonsevne. Dette er imidlertid bare en generell tommelfingerregel.

3.2 Datainnsamling

For å finne bedriftene til oppgaven brukte vi ravninfo.no².

Vi gjør bestemte avgrensninger i undersøkelsen. For det første skal vi se på bedrifter i Norge og disse bedriftene må ha en selskapsform som et aksjeselskap. Vi ser ikke på allmennaksjeselskap. Aksjeselskapene må være i bygg- og anleggsbransjen. Bygg- og anleggsbransjen ble valgt blant annet fordi den inneholdt tilstrekkelig med konkurstilfeller og den er noe mer interresserant enn for eksempel handelsbransjen.

Aksjeselskapene må ikke være for små. Vi setter en nedre grense på ti millioner kr i eiendeler. I tillegg setter vi en nedre grense på ti ansatte. Grensene ble valgt for å luke bort de minste bedriftene, slik at det eksisterer et visst omfang på virksomheten. Kriteriene er inspirert av en annen oppgave som er skrevet om konkursprediksjon (Hals og Fegri, 2012, s. 38). Disse brukte imidlertid en nedre grense på 15 millioner eiendeler. Vi valgte en grense på ti millioner på grunn av at vi ønsket et litt større datautvalg. Da endte vi opp med et utvalg på 173 bedrifter som var gått konkurs de siste 15 årene.

Vi gjorde visse bestemmelser angående konkursutvalget. I vår oppgave definerer vi at en bedrift har gått konkurs når melding om konkursåpning er registrert. For å kunne bruke datautvalget i analysen må bedriftene ha et tilgjengelig årsregnskap året før melding om konkursåpning. Det var mange bedrifter som måtte fjernes, fordi de ikke hadde dette. Svendsen (2005, s. 69) nevner at kanskje den viktigste regnskapsvariabelen for om en bedrift går konkurs er om den overhodet har levert årsregnskap eller ikke. Bedriftene må også ha levert årsregnskap de siste fem siste årene før konkursåpning, slik at vi kan teste modellen for flere år tilbake. Da endte vi opp med et utvalg på 49 konkursbedrifter.

² Ravninfo.no er en nettside som inneholder oppdaterte regnskapstall hentet fra Brønnøysundregistrene fra alle regnskapspliktige i Norge

Utvalget for ikke-konkurs bedrifter fant vi gjennom matching. Det går ut på at vi finner en ikke-konkurs bedrift som tilsvarer hver enkelt konkursbedrift i bestemte karakteristikk. Matchingen ble utført med hensyn på eiendeler og type underbransje. Ikke-konkurs bedriften måtte være i samme underbransje som konkursbedriften, for eksempel oppføring av bygninger eller VVS-arbeid. Etter dette ble de bedriftene som hadde mest mulig lik eiendeler valgt. Vi hentet regnskapstall for de to siste årene før den matchede konkursbedriften gikk konkurs. To år ble valgt siden det var det Altman (1968) brukte.

For fase tre i undersøkelsen vår laget vi en liste med aktuelle nøkkeltall basert på Beaver (1966) og årsregnskapet av Kristoffersen (2015). Da endte vi opp med en liste på 27 nye nøkkeltall (se vedlegg 1) som kan være relevante. For hver bedrift samlet vi inn regnskapstall om sum eiendeler, driftsresultat, sum gjeld, sum kortsiktig gjeld, sum opptjent egenkapital, sum egenkapital, salgsinntekt, ordinært resultat før skatt, sum finanskostnad, avskrivninger, nedskrivninger, utbytte, varelager og varekostnad.

For virkelig å kunne teste ut modellene fra fase to og tre bestemte vi oss for å gjennomføre en stresstest av modellene. Dette innebar at vi fant data for bedrifter som ikke var gått konkurs, men som hadde et underskudd. Dataene ble hentet inn for to forskjellige år, nemlig 2010 og 2012. Dette var en metode Altman (1968) tok i bruk i sin analyse. Kravet om ti ansatte ble stående, men vi hadde ikke noen begrensninger på eiendeler. Utvalget vi endte opp med her var på 20 bedrifter fra hvert av de to årene.

4. Resultater

4.1 Resultater fra fase en

4.1.2 Sammenligning mellom B&A og industribransjen:

Hvor like er bygg- og anleggsbransjen og industribransjen med hensyn til nøkkeltallene i Altmans modell? Vi sammenligner med nøkkeltallenes gjennomsnitt for perioden 2007-2014 med tall hentet fra Statistisk Sentralbyrå.

Tabell 2: Sammenligning mellom B&A og industribransjen

Nøkkeltall	B&A	Industri	Forskjell
X1	14,4 %	3,2 %	11,2 %
X2	15,3 %	18,9 %	-3,6 %
X3	5,6 %	4,8 %	0,9 %
X4	48,3 %	72,7 %	-24,4 %
X5	79,7 %	48,7 %	31,0 %

X1 omhandler bedriftenes likviditet og finansiering. Vi ser en stor forskjell mellom bransjene på dette nøkkeltallet, der industribransjen har et lavt gjennomsnitt på 3,2 %, og B&A har et høyt gjennomsnitt på 14,4 %, det vil si en forskjell på 11,2 %. Det ser ut som at B&A er en betydelig mer likvid bransje enn industribransjen. Angående X2 og X3 som hovedsakelig omhandler lønnsomhet ser vi at bransjene har omtrent samme nivå på lønnsomhet. X4 beskriver bedriftenes soliditet, og vi kan se at industribransjen har mer egenkapital i forhold til gjeld enn B&A. Dette betyr sannsynligvis at industribransjen har en bedre evne til å tåle tap. X5 viser at eiendeler i B&A i gjennomsnitt genererer mer omsetning enn det eiendeler i industribransjen gjør.

Som en konklusjon kan vi påstå at det ikke er særlige forskjeller i lønnsomheten mellom bransjene, men at B&A ser ut til å ha en høyere likviditet og omsetningsevne enn industribransjen. Imidlertid har B&A en svakere soliditet enn industribransjen som gjør at B&A har dårligere evne til å tåle tap.

4.1.2. Klassifisering med Z-score modell

Vi skal teste Altman (2000) sin reviderte Z-score modell for ikke-børsnoterte selskaper. Det vil si at vi benytter denne modellen:

$$Z = 0.717(X1) + 0.847(X2) + 3.107(X3) + 0.420(X4) + 0.998(X5)$$

Modellen testes ved å se hvor godt den klarer å klassifisere bedriftene i utvalget. Det eksisterer ingen eksplisitt skillepunkt for hva Z-verdien er når en bedrift skal klassifiseres som konkurs eller ikke-konkurs. Vi prøver derfor gråsonens nedre grense (1,27), gråsonens øvre grense (2,9) og midtpunktet i gråsonen (2,065). Først testet vi med 2,9 og fikk dette utslaget:

Tabell 3: Klassifisering med skillepunkt 2,9

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	33	73,3 %	26,7 %	45
Ikke-konkurs	32	71,1 %	28,9 %	45
Sum	65	72,2 %	27,8 %	90

Ifølge tabellen klarer modellen å predikere 73,3 % av konkursene riktig, mens den predikerer 71,1 % riktig av ikke-konkurs. Tilsvarende treffprosent for Altman (2000) var 91 % og 97 %. Totalt har modellen en treffprosent på 72,2 %. Treffprosenten overstiger 25 % over tilfeldighet (50 %) og vi kan dermed påstå at modellen er bedre enn hva vi kunne forvente å få ved tilfeldig klassifisering.

Altman (2000) hadde imidlertid en treffprosent for det første året på 94 %. Det har altså forekommet en reduksjon på 23,7 % i forhold til Altmans resultat. Vi må imidlertid også se på de andre skillepunktene for å få et skikkelig bilde av modellens prediksjonsevne.

Tabell 4: Klassifisering med skillepunkt 2,065

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	17	37,8 %	62,2 %	45
Ikke-konkurs	40	88,9 %	11,1 %	45
Sum	57	63,3 %	36,7 %	90

Med et skillepunkt på 2,065 ble treffprosenten redusert til 63,3 %. Dette skyldes en stor økning i antall feilslåtte konkurser.

Tabell 5: Klassifisering med skillepunkt 1,23

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	7	15,6 %	84,4 %	45
Ikke-konkurs	44	97,8 %	2,2 %	45
Sum	51	56,7 %	43,3 %	90

Med et skillepunkt på 1,23 er treffprosenten på 56,7 %. Nå er nesten alle ikke-konkursbedriftene klassifisert riktig, mens 84,4 % av konkursbedriftene er feilslått.

Jo lavere skillepunkt vi benytter, desto verre treffprosent får vi. Dette kan forklares ved å se på gjennomsnittlig Z-verdi for hver gruppe. Ikke-konkursgruppen har en gjennomsnittlig Z-verdi på 3,352, mens konkursgruppen har et gjennomsnitt på 2,347. Både 2,065 og 1,23 er lavere enn gjennomsnittet til konkursbedriftene, så type-1 feil vil naturligvis være høye når slike skillepunkter benyttes. Skillepunktet 2,9 er derimot omtrent halvveis mellom gruppens gjennomsnitt og vi kan derfor forvente et bedre resultat.

To år før konkurs

Vi testet også Altmans Z-score modell på utvalget to år før konkurs med en Z-verdi på 2,9 som skillepunkt. Da ble resultatet som følgende:

Tabell 6: Klassifisering to år før konkurs med skillepunkt 2,9

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	25	55,6 %	44,4 %	45
Ikke-konkurs	31	68,9 %	31,1 %	45
Sum	56	62,2 %	37,8 %	90

Ikke overraskende er resultatene for to år før konkurs noe lavere. Her er treffprosenten for konkurser på 55,6 %. Prosenten for ikke-konkurs er på 68,9 %. Totalt sett ligger treffprosenten på 62,2 %. Dette er overraskende bra og det kan påstås at modellen har noe prediksjonsevne to år før konkurs.

Det andre året hadde Altman (1968) en treffprosent på 72 %. Dette resultatet er imidlertid fra Altmans opprinnelige modell som inkluderer markedsverdi.

4.2 Resultater fra fase to

4.2.1 Modellutvikling

I denne fasen videreutviklet vi Altman (2000) sin modell ved å beregne nye koeffisienter på nøkkeltallene. Ved å kjøre en diskriminantanalyse i SPSS på utvalget vårt kom vi fram til denne diskriminantfunksjonen:

$$Z = -0,485 + 2,822 * X_1 + 4,296 * X_2 + 1,729 * X_3 - 0,544 * X_4 - 0,123 * X_5$$

$$X_1 = \frac{\text{Arbeidskapital}}{\text{Eiendeler}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Opptjent egenkapital}}{\text{Eiendeler}}$$

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

$$X_4 = \frac{\text{Bokført egenkapital}}{\text{Gjeld}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Salgsinntekt}}{\text{Eiendeler}}$$

Når vi beregnet nye koeffisienter fikk vi et konstantledd, noe som Altman (2000) sin modell ikke hadde. Dette påvirker de andre koeffisientene til å bli mer forskjellige fra Altman sin modell og slik at vi får et skillepunkt på 0.

5.2.2 Variablenes individuelle diskrimineringsevne

For å teste den individuelle diskrimineringsevnen til variablene bruker vi en F-test.

Gjennomsnittene til nøkkeltallene og den tilhørende F-statistikken er presentert i tabell 7.

Tabell 7: Gjennomsnitt og hypotesetest

Variabel	Konkurs Gjennomsnitt	Ikke-konkurs Gjennomsnitt	F Statistikk	P-verdi
	n=45	n=45		
X ₁	-0,41 %	26,27 %	38,020	0,000
X ₂	-1,85 %	27,05 %	71,485	0,000
X ₃	-4,14 %	13,93 %	11,291	0,001
X ₄	16,39 %	64,60 %	22,239	0,000
X ₅	241,18 %	223,52 %	1,102	0,297

Variablene X_1 , X_2 , X_3 og X_4 er signifikante på 0,01 nivå. Dette tyder på at det eksisterer en signifikant forskjell på disse nøkkeltallene mellom gruppene. Tilsvarende med Altman (1968), fant ikke vi heller en signifikant forskjell mellom gruppene på X_5 . Som vi kan se på tabellen har aksjeselskaper som ikke har gått konkurs en gjennomsnittlig høyere verdi på alle variablene bortsett fra X_5 . Dette sammenfaller med diskriminantfunksjonen vår med at X_5 har en negativ koeffisient, og X_1 , X_2 og X_3 har positive koeffisienter. På X_4 er gjennomsnittet høyere for ikke-konkurs, men likevel har X_4 en negativ koeffisient. Altman (1968) fikk bare positive koeffisienter.

4.2.3 Variablenes relative betydning

For å studere variablenes relative betydning kan vi se på de standardiserte koeffisientene. Grunnen til at koeffisientene må standardiseres er at variablene har forskjellige måleenheter, og at vi derfor kan få et feil bilde ved å se på dem uten å standardisere dem først. Koeffisientene er standardisert når variablene har et gjennomsnitt på null og en varians lik en.

Tabell 8: Standardiserte koeffisienter og loading

Variabel	Standardisert koeffisient	Loading
X_1	0,579	0,629
X_2	0,697	0,863
X_3	0,441	0,343
X_4	-0,264	0,481
X_5	-0,098	-0,107

Tabellen viser oss at variablenes relative betydning synker der X_2 som er $\frac{\text{opptjent egenkapital}}{\text{eiendeler}}$ har størst betydning, og X_5 som er $\frac{\text{salgsinntekt}}{\text{eiendeler}}$ har minst betydning. Det eksisterer ikke tilsvarende statistikker fra Altmans reviderte modell (2000), men han beskrev at nøkkeltallenes betydning var relativt like den opprinnelige modellen. I forhold til Altman (1968) sin opprinnelige modell hadde X_5 nest høyest betydning, mens i vår modell har den nest minst betydning. Dette tyder på at variabelen ikke er like relevant i vår kontekst.

Som en generell regel kan variabler med en loading større en 0,30 anses som viktige variabler, mens variabler med lavere loading kan anses som mindre viktig (Burns og Burns,

2008, s. 600). Da kan vi anse X1, X2, X3 og X4 som viktige variabler, mens X5 er mindre viktig.

4.2.4 Modellens samlede diskrimineringssevne

Vi benytter nå Wilks' Lambda og Kji-kvadrat testen på hele modellen for å undersøke selve modellens diskrimineringssevne. Nullhypotesen er at gruppegjennomsnittene av diskriminantverdiene er like.

Gruppegjennomsnitt 1 = -1,033

Wilks' Lambda = 0,478

Gruppegjennomsnitt 2 = 1,033

Kji-kvadrat = 63,104

P-verdi = 0,000

Gruppeforskjellen er signifikant på P-verdi $< 0,01$ nivå og vi kan forkaste nullhypotesen. Vi kan derfor konkludere med at gruppene er signifikant forskjellige, og at vi kan fortsette med diskriminantanalysen vår.

Canonical correlation viser korrelasjonen mellom diskriminantfunksjonen og de uavhengige variablene. Når det bare brukes en diskriminantfunksjon vil en kvadrert canonical correlation virke som et mål for hvor stor forklaringskraft modellen har (Burns og Burns, 2008). Denne funksjonen har en canonical correlation på 0,722, det betyr at modellen forklarer ca. 52,1 % av variasjonen mellom gruppene.

4.2.5 Klassifisering

Når SPSS kjører en diskriminantanalysen vil den klassifisere original utvalget med den beregnede modellen og gjennomføre en kryssvalidering. Resultat kan sees i tabell 9.

Tabell 9: Klassifisering fra SPSS

		Virkelighet	Prediksjon		Total
			Konkurs	Ikke-konkurs	
Original	Antall	Konkurs	37	8	45
		Ikke-konkurs	6	39	45
	%	Konkurs	82,2	17,8	100,0
		Ikke-konkurs	13,3	86,7	100,0
Kryssvalidering	Antall	Konkurs	36	9	45
		Ikke-konkurs	6	39	45
	%	Konkurs	80,0	20,0	100,0
		Ikke-konkurs	13,3	86,7	100,0

Tabell 10: Klassifisering for original utvalg, fase to

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	37	82,2 %	17,8 %	45
Ikke-konkurs	39	86,7 %	13,3 %	45
Sum	76	84,4 %	15,6 %	90

Som vi kan se på tabellen for det første året klarer den nye modellen å predikere 82,2 % av konkursene riktig, mens den predikerer 86,7 % riktig av ikke-konkurs. Totalt har modellen en treffprosent på 84,4 %, en 16,8 % økning i forhold til det beste resultatet i fase en. Med tanke på at Altmans modell ble laget i 1968 og ble testet på industribedrifter i USA, så forventet vi at nye koeffisienter ville forbedre modellen. Det er en del lavere enn Altman (2000) sin treffprosent på 94 %.

Tabell 11: Klassifisering med kryssvalidering, fase to

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	36	80,0 %	20,0 %	45
Ikke-konkurs	39	86,7 %	13,3 %	45
Sum	75	83,3 %	16,7 %	90

Kryssvalidering er en statistisk teknikk for å evaluere modellen ved å dele datautvalget i to deler, der den ene delen brukes til å utvikle modellen og den andre delen brukes til å validere/teste modellen (Refaeilzadeh, Tang og Liu, 2008). Utelat-en-av-gangen kryssvalidering er en spesiell type kryssvalidering der en observasjon er utelatt fra modellutviklingen og brukes til validering. Denne prosedyren gjentas for hver observasjon slik at vi får et estimat for modellens treffprosent eller feilprosent (Refaeilzadeh et. al., 2008). SPSS benytter utelat-en-av-gangen kryssvalidering.

Ved å se på kryssvalideringen ser vi at modellen predikerer 80 % av konkursene riktig, og at den predikerer 86,7 % av ikke-konkursene riktig. Totalt sett har denne modellen en treffprosent på 83,3 %. Treffprosenten overstiger vesentlig hva vi kunne ha forventet ved tilfeldighet.

To år før konkurs

Modellen ble utviklet med bedriftene ett år før konkurs. Ved å teste den nye modellen vi utviklet på bedriftene to år før konkurs fikk vi resultatet i tabell 12.

Tabell 12:Klassifisering to år før konkurs, fase to

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	N
Konkurs	28	62,2 %	37,8 %	45
Ikke-konkurs	38	80,9 %	14,9 %	45
Sum	65	70,2 %	25,5 %	90

Ikke overraskende er resultatene for to år før konkurs noe lavere. Her er prosenten for konkurser som er predikert riktig på 62,2 %, og prosenten for ikke-konkurs er på 80,9 %. Totalt sett ligger treffprosenten på 70,2 % som overstiger hva en kan forvente ved tilfeldig gjetting.

Modellens langsiktige prediksjonsevne

Fram til nå har vi bare sett på prediksjonsevnen to år før konkurs, vi ønsker derfor å undersøke den mer langsiktige prediksjonsevnen til modellen. Vi tester modellen på konkursbedriftene inntil fem år før konkurs. Tabell 13 viser resultatet.

Tabell 13: Langsiktig prediksjonsevne fase to

Antall år før konkurs	Treff	Feil	Treffprosent	n
1	37	8	82,2 %	45
2	28	17	62,2 %	45
3	24	21	53,3 %	45
4	20	25	44,4 %	45
5	23	21	52,3 %	44

Modellen ser ut til å ha en prediksjonsevne inntil to år før konkursåpning. Det er imidlertid en stor reduksjon i treffprosenten mellom disse årene. Etter to år er det vanskelig å kunne påstå at modellen har noen prediksjonsevne utover tilfeldighet.

Altman (1968) hadde også prediksjonsevne en og to år før konkurs. For tre, fire og fem år før konkurs hadde han treffprosentene på henholdsvis 48 %, 29 % og 38 %. Treffprosentene våre er noe høyere. Vi kan imidlertid se at vi også hadde reduksjon i år fire og en økning i år fem. Dette skyldes sannsynligvis tilfeldighet.

4.3 Resultater fra fase tre

4.3.1 Modellutvikling

I den tredje og endelige fasen lagde vi en ny modell med nye nøkkeltall. Ved å kjøre en «stepwise» diskriminantanalyse med 32 nøkkeltall (se vedlegg 1) i SPSS på utvalget vårt. Wilks' Lambda brukes som metode for valg av uavhengige variabler. Første kjøring ga en diskriminantfunksjon som inneholdt nøkkeltallene TKRENT, KF/SALG, AK/salg, X2 og kunders kredittid. Det viste seg imidlertid at det forekom multikolinearitet i denne modellen. KF/SALG og kunders kredittid hadde en korrelasjon på 0,917 i «pooled within-groups matrices». I tillegg hadde disse variablene de laveste «tolerance»-verdiene på henholdsvis 0,152 og 0,155. Kunders kredittid hadde en «loading» lik -0,072 som var den laveste verdien av disse nøkkeltallene. Vi endte derfor opp med å fjerne kunders kredittid og kjøre en ny diskriminantanalyse.

Vi fikk da denne diskriminantfunksjonen:

$$Z = -0,163 + 4,481 * TKRENT - 2,75 * KF/SALG + 2,281 * AK/SALG + 3,233 * X2$$

$$TKRENT - \text{Totalkapitalrentabilitet: } \frac{\text{Ordinært resultat før skatt} + \text{Finanskostnad}}{\text{Gjennomsnittlig eiendeler}}$$

Totalkapitalrentabilitet, også kalt ROA (Return on total assets), er et nøkkeltall som måler lønnsomhet. Nøkkeltallet er en indikator for hvor effektiv bedriften har forvaltet ressursene, uavhengig av finansiering (Kristoffersen, 2014). Resultatet som genereres av bedriftens eiendeler fordeles til de som har finansiert bedriften, det vil si eiere, kreditorer og skattemyndigheter. Kristoffersen (2014) nevner at en totalkapitalrentabilitet i perioder med lav inflasjon på over 10 % regnes som god, og over 15 % regnes som meget god, mens under 1 % må regnes som dårlig. Bygg- og anleggsbransjen hadde et gjennomsnitt på 7,3 % i perioden 2007-2014, mens alle aksjeselskapene hadde et gjennomsnitt på 9,3 %. (Statistisk sentralbyrå)

$$AK/SALG: \frac{\text{Omløpsmidler} - \text{Kortsiktig gjeld}}{\text{Salgsinntekt}}$$

AK/SALG kan kalles et mål for både bedriftens finansiering og likviditet. Kristoffersen (2014) sier at en sunn finansieringsstruktur er karakterisert av at kapital som er bundet i anleggsmidler er finansiert med egenkapital og langsiktig gjeld. I tillegg bør en del av omløpsmidlene vær langsiktig finansiert (Kristoffersen, 2014). En bedrift ønsker derfor å ha en høy arbeidskapital, der arbeidskapital er differansen mellom omløpsmidler og kortsiktig gjeld. En høy arbeidskapital betyr også god likviditet. I nøkkeltallet deles imidlertid arbeidskapital på salgsinntekt, slik at nøkkeltallet også tar hensyn til bedriftens størrelse. I bygg- og anleggsbransjen er gjennomsnittet på 18,2 % i perioden 2007-2014, mens gjennomsnittet er 8,2 % for alle aksjeselskap. (Statistisk sentralbyrå). Det ser derfor ut til at bygg- og anleggsbransjen har vesentlig høye verdier på nøkkeltallet.

$$KF/SALG: \frac{\text{Kundefordringer}}{\text{Salgsinntekt}}$$

KF/SALG er et nøkkeltall som viser hvor mange prosent av salgsinntekt som er kundefordringer per 31.12 i regnskapsperioden. Hva som er en god og dårlig verdi på dette nøkkeltallet er mer uklart enn de andre. Det kan påstås at en lav verdi er positivt, da mer av

salgsinntekten innbetales i løpet av regnskapsperioden. En høy verdi kan derimot bety at bedriften gir ut mer kreditt slik at kapital blir bundet opp i bedriften. Dette kan derfor påvirke selskapets likviditet negativt. I bygg- og anleggsbransjen er gjennomsnittet på 20,9 % i perioden 2007-2014, mens gjennomsnittet er 12,5 % for alle aksjeselskap (Statistisk sentralbyrå). Bygg- og anleggsbransjen ser dermed ut til å ha betydelig mer kundefordringer i forhold til salgsinntekter enn øvrige aksjeselskap.

$$X2: \frac{\text{Opptjent egenkapital}}{\text{Eiendeler}}$$

I motsetning til total kapitalrentabiliteten som måler lønnsomheten for ett år, måler X2 lønnsomheten over tid. Alderen tas implisitt med, slik at nye bedrifter vanligvis vil ha et lavt tall, mens gamle bedrifter ofte vil ha et høyere tall. Nøkkeltallet kan også delvis måle bedrifters soliditet, men nøkkeltallet tar imidlertid ikke hensyn til innskutt egenkapital som kan være betydelig. I bygg- og anleggsbransjen ligger gjennomsnittet på 17,6 % i perioden 2007-2014, mens for alle aksjeselskap er gjennomsnittet 15,3 %. (Statistisk sentralbyrå)

Bare en av de opprinnelige variablene (X2 som er $\frac{\text{Opptjent egenkapital}}{\text{Eiendeler}}$) til Altman (1968) er inkludert i modellen. I tillegg inneholder modellen fire nøkkeltall, altså en mindre enn Altmans modell.

Selv om modellen vår har tre nye nøkkeltall som ikke Altman (1968) hadde, er ikke modellen vår så ulik. AK/SALG er meget lik X1 ($\frac{\text{Arbeidskapital}}{\text{Eiendeler}}$) i Altman (1968) sin modell. Den eneste forskjellen er at arbeidskapital nå deles på salgsinntekt. Begge nøkkeltallene er også et mål for likviditet og finansiering. TKRENT ligner på nøkkeltallet X3 ($\frac{\text{Driftsresultat}}{\text{Eiendeler}}$) ved at begge er mål for lønnsomhet. KF/SALG ser derimot ikke ut til å ha et tilsvarende nøkkeltall i Altman (1968) sin modell.

4.3.2 Nøkkeltallene

For å teste den individuelle diskrimineringsevnen til variablene bruker vi en F-test. Gjennomsnittene til nøkkeltallene og den tilhørende F-statistikken er presentert i tabellen.

Tabell 14: Gjennomsnitt og hypotesetest fase tre

Variabel	Konkurs Gjennomsnitt	Ikke-konkurs Gjennomsnitt	F Statistikk	P-verdi
	n=47	n=47		
X2	-1,85 %	27,05 %	71,485	0,000
TKRENT	-6,85 %	15,64 %	61,685	0,000
KF/SALG	24,25 %	19,44 %	3,129	0,080
AK/SALG	0,27 %	13,67 %	23,721	0,000

Alle nøkkeltallene ser ut til å ha signifikante forskjeller på P-verdi $< 0,01$ nivå, bortsett fra KF/SALG. KF/SALG har en P-verdi på 0,080 og vi kan derfor ikke påstå at det eksisterer en signifikant forskjell mellom gruppene her. For de andre nøkkeltallene tyder det derimot på at det er en signifikant forskjell mellom bedrifter som har gått konkurs og ikke konkurs. En bedrift som går konkurs om ett år vil gjennomsnittlig ha lavere X2, TKRENT og AK/SALG, men høyere KF/SALG.

«X2» var det første nøkkeltallet som ble lagt til i diskriminantanalysen med en Wilks' Lambda på 0,552 og en tilhørende F-verdi på 71,485. Selve nøkkeltallet er signifikant på 0.01 nivå. Det har en standardisert koeffisient på 0,524 (nr. 2) og en «loading» på 0,749 (nr.1) i «structure matrix». Dette er det beste nøkkeltallet i analysen.

Nøkkeltallets gjennomsnitt for konkursbedrifter (-1,85 %) er lavere enn for ikke-konkurs bedrifter (27,05 %). Ikke-konkursbedriftene har et betydelig høyere nøkkeltall enn bransjens gjennomsnitt på 17,6 %, mens konkursbedriftene har et betydelig lavere. Dette kan tyde på at bedrifter som har akkumulert flere overskudd har en større sjans til å ikke gå konkurs enn bedrifter som ikke har akkumulert like mange overskudd. Dette gir intuitivt mening. I tillegg er det sannsynlig at bedrifter med høy X2 er eldre bedrifter som har overlevd og hatt mer suksess enn bedrifter med lav X2.

I nesten trinn ble **TKRENT** lagt til i diskriminantanalysen som ga en Wilks' Lambda på 0,452 og en F-verdi på 52,711. Nøkkeltallet er også individuelt signifikant på 0,01 nivå. Det har en standardisert koeffisient på 0,609 (nr.1) og en «loading» på 0,696 (nr. 2) i «structure matrix» (nr.3).

Nøkkeltallets gjennomsnitt for konkursbedrifter (-6,85 %) er lavere enn for ikke-konkurs bedrifter (15,64 %). Det viser seg at konkursbedriftene har et betydelig verre nøkkeltall enn

bransjegjennomsnittet på 7,3 % og Kristoffersens (2015) normtall for dårlig total kapitalrentabilitet på 1 %. Dårlig lønnsomhet og ineffektiv forvaltning av eiendeler ser ut til å være en indikator for at en bedrift går konkurs. At gjennomsnittet er negativt betyr at et mangfold av bedriftene ikke har noe resultat å dele ut, og istedenfor taper penger.

Gjennomsnittlig total kapitalrentabilitet for ikke-konkursbedrifter ligger på 15,6 %, altså meget god. Nøkkeltallet ligger over både bransjegjennomsnittet (7,3 %) og gjennomsnittet for aksjeselskaper (9,3 %). Dette tyder på at bedrifter som ikke har gått konkurs har meget god lønnsomhet og forvaltet eiendelene sine effektivt.

I neste trinn legges «**KF/SALG**» til som det tredje nøkkeltallet som i diskriminantanalysen som gir en Wilks' Lambda på 0,428 og en F-verdi på 38,358. Dette nøkkeltallet er imidlertid ikke signifikant individuelt, siden det har en F-verdi på 3,129 og en P-verdi på 0,08. Altman (1968) brukte også et nøkkeltall som ikke var signifikant for seg selv. Nøkkeltallet har en standardisert koeffisient på -0,355 (nr.3) og en «loading» på -0,157 (nr. 4) i «structure matrix».

Nøkkeltallets gjennomsnitt for konkursbedrifter (24,25 %) er høyere enn for ikke-konkurs bedrifter (19,44 %). Gjennomsnittet til ikke-konkurs bedriftene er noe lavere enn bransjegjennomsnittet (20,9 %), men forskjellen er liten. For konkursbedriftene er gjennomsnittet noe høyere enn bransjegjennomsnittet. Det er imidlertid vanskelig å tolke nøkkeltallet når forskjellen ikke er signifikant.

I fjerde og siste trinn legges «**AK/SALG**» til i diskriminantanalysen og dette gir en Wilks' Lambda på 0,408 og en F-verdi på 30,3785. Nøkkeltallet er signifikant på 0,01 nivå. Det har en standardisert koeffisient på 0,298 (nr. 4) og en «loading» på 0,431 (nr. 3) i «structure matrix».

Nøkkeltallets gjennomsnitt for konkursbedrifter (0,27 %) er lavere enn for ikke-konkurs bedrifter (13,67 %). Ikke-konkursbedriftene har et gjennomsnitt som er lavere enn bransjegjennomsnittet (18,2 %), men det ligger likevel betydelig høyere enn det generelle gjennomsnittet på 8,2 %. Konkursbedriftenes gjennomsnitt ligger derimot nærme null, som sannsynligvis betyr at mange av disse bedriftene har mindre arbeidskapital eller har finansiert anleggsmidler med kortsiktig gjeld. Dette kan tyde på at konkursbedrifter har mer kortsiktig

gjeld eller mindre omløpsmidler enn det ikke-konkursbedrifter har, og at de dermed har en mindre sunn finansieringsstruktur og dårligere likviditet.

X2 og TKRENT er de nøkkeltallene som klart er mest signifikante og har størst betydning i vår modell. AK/SALG og KF/SALG har derimot mindre betydning med lavere standardiserte koeffisienter og «loadings». Nøkkeltall med en «loading» større en 0,30 kan generelt anses som viktige variabler (Burns og Burns, 2008, s. 600). Da kan vi anse TKRENT, X2 og AK/SALG som viktige variabler, mens KF/SALG er mindre viktig.

Tabell 15: Standardiserte koeffisienter og loading

Variabel	Standardisert koeffisient	Loading
TKRENT	0,609	0,696
KF/salg	-0,355	-0,157
AK/salg	0,298	-0,431
X2	0,524	0,749

4.3.3 Modellens samlede prediksjonsevne

Vi benytter nå Wilks' Lambda og Kji-kvadrat testen på hele modellen for å undersøke selve modellens signifikans og diskrimineringsevne. Nullhypotesen er at gruppegjennomsnittene av diskriminantverdiene er like.

Gruppegjennomsnitt 1 = -1,190

Wilks' Lambda = 0,408

Gruppegjennomsnitt 2 = 1,190

Kji-kvadrat = 77,018

P-verdi = 0,000

Gruppeforskjellen er signifikant på 0,01 nivå og vi kan forkaste nullhypotesen. Vi kan derfor konkludere med at gruppene er signifikant forskjellige og at modellen er signifikant. Denne modellen har en canonical correlation på 0,769, det betyr at modellen forklarer ca. 59,1 % av variasjonen mellom gruppene.

Spørsmålet videre er hvor god modellen er til å klassifisere bedrifter.

4.3.4 Klassifisering

Vi skal nå se på i hvor stor grad den nye modellen klarer å klassifisere bedrifter riktig. Vi skal se på original utvalget og kryssvalidering.

Tabell 16: Klassifisering fra SPSS fase tre

		Virkelighet	Prediksjon		Total
			Konkurs	Ikke-konkurs	
Original	Antall	Konkurs	41	4	45
		Ikke-konkurs	1	44	45
	%	Konkurs	91,1	8,9	100,0
		Ikke-konkurs	2,2	97,8	100,0
Kryssvalidering	Antall	Konkurs	40	5	45
		Ikke-konkurs	2	43	45
	%	Konkurs	88,9	11,1	100,0
		Ikke-konkurs	4,4	95,6	100,0

Tabell 17: Klassifisering for original utvalget, fase tre

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	N
Konkurs	41	91,1 %	8,9 %	45
Ikke-konkurs	44	97,8 %	2,2 %	45
Sum	85	94,4 %	5,6 %	90

Vi ser på modellens resultater ved klassifisering av vårt utvalg. Modellen greide å klassifisere 91,1 % av konkursene riktig, mens den klassifiserte 97,9 % riktig av ikke-konkurs bedriftene. Totalt har modellen en treffprosent på 94,4 %. Dette gir en økning på 10 % i forhold til modellen i fase 2, og en økning på 22,2 % i forhold til modellen i fase 1.

Tabell 18: Klassifisering med kryssvalidering, fase tre

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	40	88,9 %	11,1 %	45
Ikke-konkurs	43	95,6 %	4,4 %	45
Sum	83	92,2 %	7,8 %	90

I kryssvalideringen ble 88,9 % av konkursbedriftene klassifisert riktig, mens 95,6 % av ikke konkursbedriftene ble klassifisert riktig. Dette gir en samlet treffprosent på 92,2 % ved kryssvalidering.

To år før konkurs

Tabell 19: Klassifisering to år før konkurs, fase tre

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Konkurs	28	62,2 %	37,8 %	45
Ikke-konkurs	39	86,7 %	13,3 %	45
Sum	67	74,4 %	25,6 %	90

Datautvalget består av de samme bedriftene som vi utviklet modellen med. Resultatene fra nøkkeltallene 2 år før konkurs viser at modellen klarte å predikere 62,2 % av konkursene riktig. Modellen klarte å predikere 86,7 % av ikke-konkurs bedriftene riktig. Totalt sett ligger treffprosenten på 74,4 %. Vi ser at treffprosenten har gått ned fra 94,4 % til 74,4 % fra ett år før konkurs til to år før konkurs. Dette er forståelig siden den påventende konkursen er lengre vekke. 74,4 % er nok til å kunne predikere konkurs to år før, siden det er høyere enn hva man kan gjette tilfeldig (62,5 %).

Modellens langsiktige prediksjonsevne

Fram til nå har vi sett at modellen vår kan predikere om en bedrift går konkurs eller ikke bedre enn tilfeldighet. I tillegg vet vi at modellen har prediksjonsevne fram til to år før konkursåpning. Spørsmålet er nå hvor langt tilbake i tid vi kan predikere nøyaktig. For å teste dette benytter vi det opprinnelige utvalget av konkursbedrifter med data for fem år tilbake i tid før konkursåpning. Utvalget for det femte året er noe redusert på grunn av manglende tall. Som Altman (1968, s. 604) forventer vi også at modellens nøyaktighet vil synke jo lengre tilbake i tid vi går før konkursen finner sted.

Tabell 20: Langsiktig prediksjonsevne fase tre

Antall år før konkurs	Treff	Feil	Treffprosent	n
1	41	4	91,1 %	45
2	28	17	62,2 %	45
3	20	25	44,4 %	45
4	27	18	60 %	45
5	14	27	34,1 %	41

Modellen er nøyaktig det første året før konkurs og har noe prediksjonsevne også i det andre året. Tre og fem år før konkursåpning har lave treffprosjenter. Det interessante er at treffprosjenten stiger til 60 % fire år før konkurs. Dette er relativt høyt, men det er sannsynlig at det skyldes tilfeldigheter. Altman (1968) opplevde det samme i sin undersøkelse. Konklusjonen av denne testen er at modellen vår bare har prediksjonsevne for to år før en bedrift går konkurs, men at prediksjonsevnen faller betydelig jo lengre tilbake i tid vi går.

4.4 Test med ikke-konkurs sekundærutvalg

Tilsvarende som Altman (1968) ønsker vi å teste modellene våre på et sekundærutvalg bestående av bedrifter som har gått med underskudd og ikke har gått konkurs. Dette er en form for stresstest av modellene. Kriteriene for utvalget var at bedriftene måtte ha et underskudd i 2010 eller 2012, og at de ikke er under konkursbehandling, tvangsakkord, ol. Vi fjernet i tillegg kriteriet for eiendeler, siden Altman (1968) ikke hadde slike avgrensninger. Utvalget omfatter 37 bedrifter.

Tabell 21: Z-score modell klassifisering (fase en)

	Konkurs	Ikke-konkurs		
Ikke-konkurs	21	16		

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Ikke-konkurs	16	43,2 %	56,8 %	37

Altmans modell greide å klassifisere 21 bedrifter riktig og 16 bedrifter feil. Dette ga en treffprosjent på 43,2 %. Altman (1968, s. 602) sin treffprosjent var på 79 %. Vi fant dessverre ikke en tilsvarende test for Altmans modell for private selskaper. Her brukes imidlertid skillepunktet 2,9. Et skillepunkt på 2,065 gir en treffprosjent 67,6 % på og et skillepunkt på 1,23 gir en treffprosjent på 89,2 %. Etersom utvalget bare består av ikke-konkursbedrifter er det naturlig at treffprosjenten stiger ved lavere verdier på skillepunktet.

Tabell 22: Klassifisering fase to

	Konkurs	Ikke-konkurs		
Ikke-konkurs	24	13		

	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Ikke-konkurs	13	35,1 %	64,9 %	37

Ved å teste fase-to modellen på dette sekundærutvalget fikk vi en treffprosent på 35,1 % og en prosentvis feil på 64,9 %. Vi ser altså en økning i den prosentvise feilen i forhold til Altman (2000) sin modell.

Tabell 23: Klassifisering fase tre

	Konkurs	Ikke-konkurs		
Ikke-konkurs	25	12		

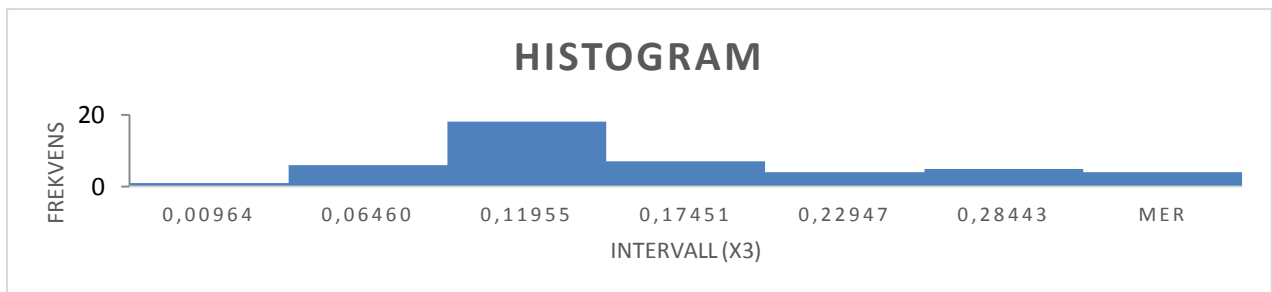
	Antall korrekt	Prosentvis korrekt	Prosentvis feil	n
Ikke-konkurs	12	32,4 %	67,6 %	37

Vår fase-tre modell ga et enda verre utslag i testen. Her fikk vi en treffprosent på 32,4 %. Prosentvis feil er på hele 67,6 %. Det virker som at modellene våre ikke takler sekundærutvalget. Det kan være at det er problemer knyttet til selve utvalget. Dette kan blant annet komme av at det eksisterer store forskjeller mellom det opprinnelige utvalget og sekundærutvalget. Fra det opprinnelige utvalget hadde bedriftene gjennomsnittlig ca. 28 094 000 kr i eiendeler, mens i sekundærutvalget lå gjennomsnittet på ca. 11 566 000 kr. Ved å gjennomføre en t-test finner man ut at forskjellen i gjennomsnittet er signifikant. Da kan problemet være knyttet til dette utvalget består av små bedrifter, hvorav det opprinnelige utvalget bestod av større bedrifter.

4.5 Forutsetninger

Diskriminantanalyse har forskjellige forutsetninger. Nøkkeltallene bør være normalfordelte. De ulike gruppens varians/kovarians- matriser bør være like. Multikolaritet bør ikke forekomme. Observasjonene skal være uavhengige og må trekkes ut tilfeldig. Uteliggere bør elimineres.

Forutsetningen om multivariat normalitet er sannsynligvis brudd. På variabel X3 i gruppe 1 fikk vi for eksempel en skjevhet på 4,273 og kurtose på 25,721. En normalfordeling bør imidlertid ha en skjevhet og kurtose mellom -2 og +2 (George og Mallery, 2010, s. 27-28). Vi kan også se dette på et histogram som viser en skjev fordeling. Tilsvarende brudd knyttet til normalfordeling kan også ses på andre nøkkeltall i både fase to og fase tre.



Figur 2: Histogram for X3 ikke-konkurs bedrifter

En annen forutsetning som er brudd er forutsetningen om at gruppene har like varians/kovarians- matriser. Vi benytter en Box Test for å teste dette. Nullhypotesen er at matrisene er like. Testen gir oss en p-verdi som er tilnærmet null og nullhypotesen kan forkastes både i fase to og fase tre.

Det er viktig å være oppmerksom på at forutsetninger kan være brudd. Likevel er det slik at brudd på forutsetning om normalitet ikke er alvorlig når bruddet følger av naturlig skjevhet og ikke uteliggere (Barfield, Poulsen og French, 2008).

Tilsvarende vil ikke brudd på forutsetning om homogene grupper være særlig alvorlig når utvalgene er store (Burns og Burns, 2008)

4.5.1 Uteliggere

Grubbs (1969, s. 1) definerer en uteligger (*outlier* på engelsk) som en som observasjon som avviker markert i forhold til andre observasjoner i utvalget. Videre påpeker han at

uteliggerens ekstreme verdi kan komme av tilfeldig variasjon eller at det kan være resultatet av problemer knyttet til forskningsprosessen.

Diskriminantanalyse er veldig følsom overfor uteliggere (Poulsen & French, 2008). Det er derfor viktig at vi identifiserer og eliminerer univariate og multivariate uteliggere i hver gruppe.

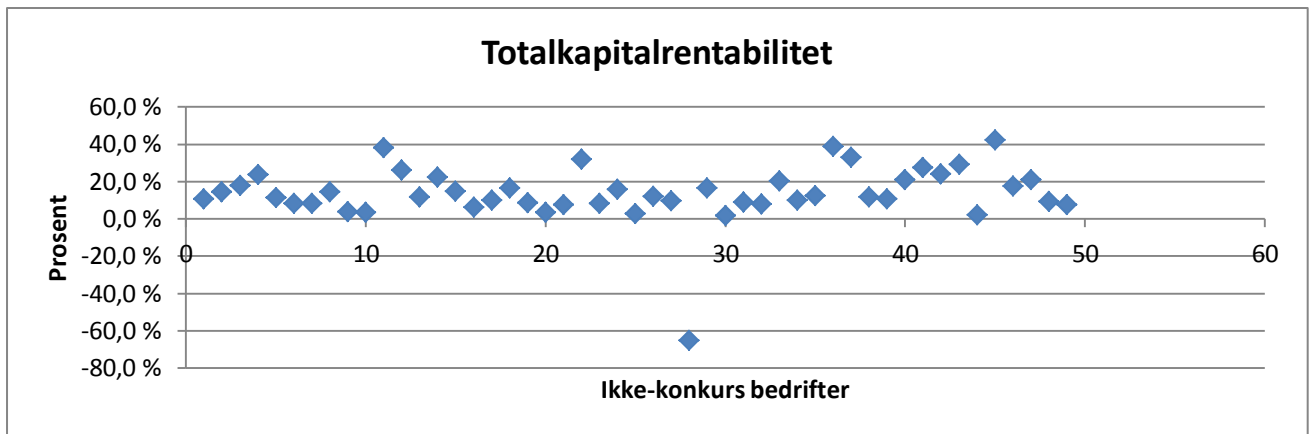
For univariate uteliggere holder det å undersøke grafer for hver variabel for å identifisere uteliggere. Dette holder imidlertid ikke for multivariate uteliggere. For å identifisere slike uteliggere kan man benytte «mahalanobis distance». For å avgjøre om en observasjon er en uteligger kan man regne ut et kvartil til kjikvadratfordelingen. Dette kvartilet vil være vår kritiske verdi. Alle observasjoner med en høyere verdi enn den kritiske verdien vil da anses som uteliggere som kan elimineres (Finding Multivariate Outlier, 2012).

Vi regner ut et kvartil på 13,28 med sannsynlighet på 0,99 og fire frihetsgrader. Når vi kjører en «stepwise discriminant analysis» på hele datautvalget vårt (fase tre), utvikler SPSS en modell og regner ut «mahalanobis distance» for hver enkel bedrift. Imidlertid overstiger ingen «mahalanobis distance» vår kritiske verdi på 13,28. Testen ga oss altså ingen klare kandidater for uteliggere.

Ved fase to hvor vi kjører diskriminantanalyse på de samme nøkkeltallene som Altman (1968) finner vi derimot to bedrifter som har en «mahalanobis distance» som overstiger modellens kritiske verdi (15,09). Disse bedriftene kunne dermed anses som uteliggere og måtte fjernes fra vårt utvalg. I tillegg måtte de matchede bedriftene fjernes.

Vi fjernet den største bedriften med eiendeler på ca. 362 603 000 kr. Omtrent 81,6 % av selskapets eiendeler var finansielle eiendeler, derav mesteparten var andre finansielle instrumenter.

Til slutt tok vi i bruk grafer for å identifisere univariate uteliggere. Vi kom fram til at vi ville fjerne en bedrift som hadde en svært avvikende total kapitalrentabilitet i forhold til de andre bedriftene i ikke-konkurs gruppen. Som grafen under viser har denne bedriften en negativ total kapitalrentabilitet på ca. -65,2 %, mens alle andre bedrifter har en verdi som ligger nærme null eller under 50 %.



Figur 3: Totalkapitalrentabilitet for ikke-konkurs bedrifter

Vårt opprinnelige utvalg bestod av 98 bedrifter. Etter at vi hadde fjernet fire mulige uteliggere og de tilhørende matchede bedrifter, hadde vi et gjenstående utvalg på 90 bedrifter. I fase tre ga eliminering en økt treffprosent på kryssvalidering fra 87,8 % til 92,2 %. Ettersom vi ønsker å sammenligne resultatene i de ulike fasene benytter vi det samme utvalget i hver fase i undersøkelsen.

5. Konklusjon

Undersøkelsen tok for seg temaet konkursprediksjon i bygg- og anleggsbransjen i Norge for aksjeselskaper. Problemstillingen var delt inn i tre faser.

I den første fasen skulle vi finne ut i hvor stor grad Altman (1968) Z-score modell greier å predikere konkurser i bygg- og anleggsbransjen i Norge i perioden 2000-2015. Er modellen overførbart til andre bransjer enn industri? Altmans Z-score modell traff 72,2 %, 63,3 % og 56,7 % riktige av datautvalget avhengig av hvilke skillepunkt vi brukte. Modellen ser ut til å ha prediksjonsevne for aksjeselskaper i bygg- og anleggsbransjen i perioden 2000-2015, men som vi forventet var treffprosenten vesentlig lavere enn hva Altman fikk. Vi kan konkludere med at den reviderte Altman Z-score modellen er overførbart til bygg- og anleggsbransjen.

$$1. Z = 0.717(X1) + 0.847(X2) + 3.107(X3) + 0.420(X4) + 0.998(X5)$$

I neste fase tar vi utgangspunkt i de samme nøkkeltallene som Altman (1968) brukte i Z-score modellen, men denne gangen estimerer vi nye koeffisienter ved å kjøre en ny diskriminantanalyse. Spørsmålet er da hvordan modellens koeffisienter og prediksjonsevne endres. Med nye koeffisienter ble treffprosenten på 83,3 % ved kryssvalidering, noe som betyr en vesentlig økning i prediksjonsevnen i forhold til hva Altmans modell hadde. De nye koeffisientene har endret seg, slik at X4 og X5 har blitt negative, og X2 har vist seg å være den mest betydningsfulle.

$$2. Z = -0,485 + 2,822 * X1 + 4,296 * X2 + 1,729 * X3 - 0,544 * X4 - 0,123 * X5$$

I tredje fase skulle vi ta for oss en hel rekke med nye nøkkeltall i tillegg til de Altman (1968) brukte og finne den beste kombinasjonen av nøkkeltall for utvalget vårt ved hjelp av diskriminantanalyse i SPSS. Spørsmålene blir da hvilken kombinasjon med nøkkeltall som gir best utslag, og om vi greier å utvikle en bransjespesifikk modell som har vesentlig bedre prediksjonsevne. Vi endte opp med nøkkeltallene AK/SALG, KF/SALG, TKRENT og X2. De viktigste nøkkeltallene var i synkende rekkefølge: X2, TKRENT og AK/SALG. Modellen ga en treffprosent på 94,4 %. Ved kryssvalidering var treffprosenten 92,2 %. Den nye modellen ga dermed bedre resultater enn hva vi fikk i fase to og tre.

$$3. Z = -0,163 + 4,481 * TKRENT - 2,75 * KF/SALG + 2,281 * AK/SALG + 3,233 * X2$$

Som en form for stresstest ble modellene testet på et sekundærutvalg bestående av selskaper med underskudd som ikke har gått konkurs. Stresstesten resulterte i lave treffprosjenter for alle modellene, men særlig for modellene i fase to og fase tre. Det kan imidlertid være problemer knyttet til bedriftenes størrelse i sekundærutvalget.

Konklusjonen vår er at Altman (2000) sin modell er overførbar til bygg- og anleggsbransjen, men at en bransjespesifikk modell vil gi en bedre prediksjonsevne. Spørsmålet er da om det er verdt å utvikle en ny bransjespesifikk modell etter en kost-nytte-vurdering. Testen på sekundærutvalget viser at en ikke bør ha full tiltro til konkursprediksjonene, men kreditorer og andre eksterne interessenter kan fortsatt bruke slike modeller til å identifisere bedrifter som krever en grundigere evaluering enn andre.

Bibliografi

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 589-609.
- Altman, E. I. (2000). *Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta Models*. New York: NYU Working Paper.
- Altman, E. I. (2002). *Revisiting Credit Scoring Models in a Basel 2 Environment*. New York: NYU Working Paper.
- Baksaas, K. M., & Stenheim, T. (2015). *Regnskapsteori*. Cappelen Damn Akademisk.
- Barfield, J., Poulsen, J., & French, A. (2008). *Discriminant Function Analysis*. Hentet fra San Francisco State University: <http://userwww.sfsu.edu/efc/classes/biol710/discrim/discriminant.htm>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Bredesen, I. (2013). *Investering og finansiering*. Oslo: Gyldendal Akademisk.
- Brækhus, S. (2015). *Konkurs*. Hentet fra Store Norske Leksikon: <https://snl.no/konkurs>
- Brønnøysundsregistrene. (2005). *Eldre statistikk*. Hentet fra Brønnøysundsregistrene: <https://www.brreg.no/produkter-og-tjenester/statistikk/eldre-statistikk/>
- Burns, R. P., & Burns, B. (2008). *Business research methods and statistics using SPSS*. SAGE Publishing.
- Byggnæringens Landsforening. (2016). *Statistikk og marked*. Hentet fra Byggnæringens Landsforening: <http://www.bnl.no/politikk-og-analyse/statistikk-og-marked/>
- Diskriminantanalyse*. (2009, januar 29). Hentet fra Den store danske: http://denstoredanske.dk/It,_teknik_og_naturvidenskab/Matematik_og_statistik/Teoretisk_statistik/diskriminantanalyse
- Finding Multivariate Outlier*. (2012). Hentet fra Swiss Federal Institute of Technology Zurich: <https://stat.ethz.ch/education/semesters/ss2012/ams/slides/v2.2.pdf>
- Generelt om konkurs*. (2016, Januar 13). Hentet fra Altinn: <https://www.altinn.no/no/Starte-og-drive-bedrift/Avvikle/Konkurs/Konkurs/>
- George, D., & Mallery, M. (2010). *SPSS for Windows Step by Step: A Simple Guide and Reference*. Boston: Pearson.
- Grubbs, F. E. (1969). Procedures for Detecting Outlying Observations in Samples. *Technometrics*, 1-21.

- Hals, C. F., & Fegri, K. (2012). *Konkursprediksjon, en empirisk analyse*. Hentet fra Brage Bibsys:
https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/169495/Hals_Fegri_2012.PDF?sequence=1
- Kristoffersen, T. (2014). *Årsregnskapet: En grunnleggende innføring (4. utg.)*. Bergen: Fagbokforlaget.
- Malhotra, N. K. (2012). *Marketing research: An applied approach*. Harlow: Pearson.
- Refaeilzadeh, P., L., T., & Liu, H. (2008). Cross validation. I T. M. Özsu, & L. Liu, *Encyclopedia of Database Systems*. Springer.
- Statistisk Sentralbyrå. (2015, November 4). *Bygge- og anleggsvirksomhet, struktur statistikk*. Hentet fra Statistisk Sentralbyrå: <https://www.ssb.no/bygg-bolig-og-eiendom/statistikker/stbygganl/aar>
- Statistisk Sentralbyrå. (2016, April 19). *Bygg, bolig og eiendom: Statistikker*. Hentet fra SSB.no: <https://www.ssb.no/bygg-bolig-og-eiendom/statistikker/stbygganl/aar>
- Statistisk sentralbyrå. (2016). *Bygge- og anleggsvirksomhet, strukturstatistikk, 2014*. Hentet fra Statistisk sentralbyrå: <https://www.ssb.no/bygg-bolig-og-eiendom/statistikker/stbygganl>
- Statistisk Sentralbyrå. (2016, April 15). *Standard for næringsgruppering*. Hentet fra Statistisk Sentralbyrå: <http://stabas.ssb.no/ItemsFrames.asp?ID=8118001&Language=nb>
- Statistisk sentralbyrå. (u.d.). *Statistikkbanken: Regnskap for ikke-finansielle aksjeselskaper*. Hentet fra Statistisk sentralbyrå:
<https://www.ssb.no/statistikkbanken/selecttable/hovedtabellHjem.asp?KortNavnWeb=regno&CMSSubjectArea=virksomheter-foretak-og-regnskap&checked=true>
- Svendsen, C. (2005, Januar). Hva kjennetegner en konkursbedrift? *Praktisk økonomi og finans*, ss. 63-72.

Vedlegg 1: Nøkkeltall

Kristoffersen (2005):

1. **Driftsmargin:** (driftsresultat/salgsinntekt)
2. **Egenkapitalrentabilitet før skatt: (ordinær):** ordinært resultat før skatt/gjennomsnittlig sum eiendeler
3. **Resultatgrad:** ((ordinært resultat før skatt + finanskostnader)/salgsinntekt)
4. **Resultatmargin:** ordinært resultat før skatt/salgsinntekt
5. **Totalkapitalens omløpshastighet:** salgsinntekt/gjennomsnittlig sum eiendeler
6. **Totalkapitalrentabilitet:**
(ordinært resultat før skatt + finanskostnader)/(gjennomsnittlig sum eiendeler)
7. **EBITDA-margin: (EBITDA/driftsinntekter):** EBITDA/driftsinntekter
 - a. EBITDA = driftsresultat + avskrivninger og nedskrivninger
8. **Utdelingsforhold:** siste års utbytte/ordinært resultat før skatt
9. **Egenkapitalandel:** egenkapital/eiendeler
10. **Finansieringsgrad 1:** anleggsmidler/langsiktig kapital
11. **Gjeldsgrad:** gjeld/egenkapital
12. **Rentedekningsgrad:** ((ordinært resultat før skatt + finanskostnader)/finanskostnad)
13. **Likviditetsgrad 1:** omløpsmidler/kortsiktig gjeld
14. **Likviditetsgrad 2:** Mest likvide omløpsmidler/kortsiktig gjeld
 - a. Mest likvide omløpsmidler = omløpsmidler - varer
15. **Kredittid kunder:** (Gjennomsnittlig kundefordringer *365)/(salgsinntekt)

Beaver (1966):

Resultat kategori:

16. Ordinært resultat før skatt/egenkapital
17. Ordinært resultat før skatt /gjeld

Gjeld i forhold til eiendeler:

18. Kortsiktig gjeld/eiendeler
19. Langsiktig gjeld/eiendeler
20. Gjeld/eiendeler

Likvide eiendeler i forhold til kortsiktig gjeld

21. Mest likvide omløpsmidler/kortsiktig gjeld

Omløpshastighet forhold

22. Kundefordringer/salgsinntekt

23. Mest likvide omløpsmidler/salgsinntekt

24. Omløpsmidler/salgsinntekt

25. Arbeidskapital/salgsinntekt

26. Egenkapital/salgsinntekt

27. Eiendeler/salgsinntekt

Altman (1968):

$X1 = \text{Arbeidskapital} / \text{sum eiendeler}$

$X2 = \text{Opptjent egenkapital} / \text{sum eiendeler}$

$X3 = \text{Resultat før skatt} / \text{sum eiendeler}$

$X4 = \text{Egenkapital} / \text{sum gjeld}$

$X5 = \text{Salgsinntekt} / \text{sum eiendeler}$