



Fungerte regjeringens ‘one size fits all’– tilnærming for økonomisk støtte under pandemien?

Virkingen av COVID-19-støtteordninger på selskapsstørrelse

Henrik Klavestad & Sigurd Agnalt

Veileder: Jøril Mæland

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofil: Finansiell Økonomi

NORGES HANDELSHØYSKOLE

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

Forord

Denne avhandlingen er skrevet som en del av vår mastergrad i økonomi og administrasjon ved Norges Handelshøyskole (NHH) innen finansiell økonomi. Arbeidet har gitt oss muligheten til å studere en tematikk av interesse, hvor vi har tilegnet oss verdifull og interessante innsikter. Prosessen med å skrive avhandlingen har vært givende og lærerik, samtidig som den har vært krevende i den forstand at vi har vært nødt til å håndtere nye og uforventede utfordringer. Vi ønsker å rette en stor takk til vår veileder, Jøril Mæland, for hennes tilgjengelighet og regelmessige møter på kort varsel. Hennes verdifulle tilbakemeldinger og avklaringer underveis i skriveprosessen har vært avgjørende for å sette retning for utredelsen. I tillegg ønsker vi å uttrykke vår takknemlighet til Paul Huse i ENIN, for tilgang til datamateriale og veiledning vedrørende databehandling og metode. Til slutt ønsker vi å takke Klaus Hansen, partner i BDO, samt hele BDO-teamet, for teknisk bistand, veiledning, og for at vi fikk lov til å representere BDO gjennom utredelsen. Uten deres bidrag ville det ikke vært mulig å gjennomføre studien.

Norges Handelshøyskole

Bergen, desember 2023

Henrik Klavestad

Sigurd Agnalt

Sammendrag

Denne masteroppgaven har som mål å undersøke og analysere effekten av støtteordningene som ble introdusert i Norge som en respons på Covid-19-pandemien. Spesifikt ønsker vi å analysere forholdet mellom selskapsstørrelse og konkursforekomst, samt evaluere om effekten til støtteordningene varierer med selskapenes størrelse. Dette bidrar til å utforme vår problemstilling: «*Effekten av COVID-19-støtteordninger på små og store selskaper: En sammenlignende analyse av økonomisk overlevelse og bruk av støtte*». Gjennom tre hypoteser analyserer vi økonomiske ringvirkninger og dynamikkene som preget selskaper under pandemien. Vi benytter regnskap- og foretaksdata fra 2013 til 2022, konkursdata i tidsrommet 2018 til 2022 og offentlig data over kompensasjonsordninger for næringslivet.

Innledningsvis foretok vi analyser om hvorvidt små selskaper er mer robuste mot konkurs enn større selskaper (H1). Dette ble nærmere undersøkt ved bruk av SEBRA- og Z-score-modellen, hvor resultatene indikerer at større selskaper har lavere konkurstrisiko. Vi finner imidlertid ikke grunnlag for å konkludere med at selskapsstørrelse i seg selv er en avgjørende faktor for konkurs.

For å vurdere om støtteordningenes påvirkning på konkurs varierte basert på selskapenes størrelse (H2), benytter vi logistiske regresjoner for å analysere tilskuddenes effekt. I analysen avdekket vi at effekten til støtteordningene varierte avhengig av både selskapets størrelse og tilskuddstypen. Dette peker på viktigheten av en mer skreddersydd tilnærming fra myndighetene når det gjelder økonomisk støtte, for å optimalisere støttens effektivitet for ulike virksomhetstyper.

Avslutningsvis undersøker vi sammenhengen mellom utsettelse av skyldige offentlige avgifter og konkurstrisiko (H3). Selskaper som benyttet seg av ordningen ble implisitt identifisert uten, offentlige tilgjengelig data, ved å analysere historiske endringer i skyldige offentlige avgifter og økning i årsresultat under pandemien. Vi benytter logistisk regresjon for å undersøke hypotesen, og funnene peker mot at utsatt skattebetaling øker konkurstrisikoen mer for små enn for store selskaper.

Innhold

1 Innledning	1
2 Bakgrunn	4
2.1 Støtteordninger	4
2.2 Selskapssegmentering etter størrelse	5
2.3 Hypoteser	5
2.4 Litteraturgjennomgang	7
2.4.1 Statistiske metoder	8
2.4.2 Intelligente metoder	10
3 Metode	11
3.1 Valg av metode	11
3.1.1 Balansering og utvelgelse av datasett	12
3.1.2 Fixed Effects	13
3.1.3 Sammenheng: konkursprediksjon og selskapsstørrelse (H1)	15
3.1.4 Effekten til støtteordningene på konkursrisiko (H2)	20
3.1.5 Konkursrisiko og utsatte skyldige offentlige avgifter (H3)	22
3.1.6 Modellenes treffsikkerhet	23
3.2 Datagrunnlag	25
3.3 Deskriptiv analyse av datagrunnlag	28
4 Analyse	32
4.1 Analyse: Hypotese 1 (H1)	32
4.2 Analyse: Hypotese 2 (H2)	40
4.3 Analyse: Hypotese 3 (H3)	44
5 Diskusjon	50
5.1 Dynamikker tilknyttet selskapsstørrelse (H1)	50
5.2 Støtteordningers effekt: små og store selskaper (H2)	54
5.3 Strategisk virksomhetstyring og konkursrisiko (H3)	57
5.4 Begrensninger	59
5.5 Videre forskning	61
6 Konklusjon	62
Referanser	64
Appendiks	
A Kompensasjonsordningene for næringslivet	71
B Variabelsett	72
C Rensing og validering av datagrunnlaget	74
D Deskriptiv konkursdata: bransje	75
E Korrelasjonsmatrise	76

Figurliste

4.1	Oversikt over gjennomsnittlig totale eiendeler per Z-Score kategori (H1)	33
4.2	Årlig gjennomsnittlig %-vis endring i skyldige offentlige avgifter	44
4.3	Årlig antall selskaper med utsatt innbetaling skyldige avgifter: størrelse	45
4.4	Årlig antall selskaper med utsatt innbetaling skyldige avgifter: bransje	46
4.5	Korrelasjonsmatrise for regresjon (L)	49
E.1	Korrelasjonsmatrise for regresjonsvariabler SEBRA-modell (H1)	76

Tabelliste

2.1	Støtteordninger for næringsliv og kultur	4
3.1	Den opprinnelige SEBRA-modellen (2001)	19
3.2	Konkurs fordelt på relevante størrelser 2018 – 2022	29
3.3	Konkurs fordelt på relevante bransjer 2018 – 2022	30
3.4	Konkurs blant støttede og ikke-støttede foretak 2020 - 2022	31
4.1	Regresjoner for Altman Z-Score (H1)	35
4.2	Regresjoner med SEBRA-variabelsettet (H1)	38
4.3	Regresjoner for støtteordningers effekt på konkurs (H2)	42
4.4	Regresjon for utsatt skattebetaling (H3)	47
A.1	Oversikt over støtteordninger - kilde og anvendt data	71
B.1	Beskrivelse av variabler benyttet i studien	72
B.2	Beskrivelse av variabler benyttet i studien	73
C.1	Panel - regnskapsdata	74
D.1	Konkursprosent og støtte for ulike bransjer fra 2020 til 2022	75

1 Innledning

11. mars erklærte Verdens Helseorganisasjon (WHO) coronaviruset (Covid-19) som en global pandemi (WHO, 2020). Pandemien etablerte seg som en global helsekatastrofe, og påvirket land og samfunn verden over i større grad enn tidligere helsekriser. Verden endret seg drastisk som en konsekvens av pandemien, og det globale samfunnet ble konfrontert med vidtrekkende økonomiske implikasjoner og ringvirkninger. Som en veletablert velferdsstat, ble Norge rammet av de betydelige økonomiske konsekvensene av pandemien. Innføringen av strenge smitteverntiltak, som blant annet nedstengninger og internasjonale reiserestriksjoner, førte raskt til store endringer i både forbruksmønstre og produksjonsaktiviteter.

En slik akutt endring i økonomisk aktivitet resulterte i en markant reduksjon i arbeidsstokken, hvor omtrent hver syvende arbeidstaker ble permittert under pandemien (NAV, 2021). Samtidig ble mange selskaper midlertidig stengt som følge av smitteverntiltakene, og risikoen for konkurser økte i takt med de utfordrende økonomiske forholdene (SSB, 2022). Den økonomiske påvirkningen ble tydelig reflektert i Norges fastlands-BNP. Norge opplevde en nedgang på 2,3 % i løpet av 2020 (SSB, 2022). Samspillet mellom de økonomiske indikatorene utfordret Norges økonomiske motstandskraft, og ga et sammensatt bilde av hvordan pandemien påvirket landets økonomi.

Som respons på den økonomiske krisen introduserte den norske regjeringen en rekke støtteordninger for å hjelpe næringslivet. Tiltakene varierte fra direkte økonomisk støtte og skattefordeler, til likviditetsstøtte og kompensasjon for tapt inntekt (Rybalka, 2021). Formålet med ordningene var først og fremst å bidra til at levedyktige selskaper skulle komme seg gjennom krisen (Finansdepartementet, 2020). Med påvirkning fra støtteordningene, ble det registrert 13 % færre konkurser og tvangsavviklinger i koronaåret 2020, sammenlignet med normalåret 2019 (Pelja & Wahlstrøm, 2021). Sett fra et historisk perspektiv, var antallet konkurser i norske selskaper og enkeltmannsforetak for 2021 på det laveste nivået siden året før finanskrisen i 2007 (Jordheim, 2022a).

Imidlertid er det viktig å reflektere over hvilken betydning nedgangen i konkurser har for næringslivet i kjølvannet av Covid-19. Til tross for at tallene kan indikere en positiv utvikling, er det likevel usikkerhet knyttet til om dette gir et fullstendig og nøyaktig bilde av tilstanden i næringslivet. Det stilles spørsmål ved hvorvidt støtten var for omfattende, og om den muligens gikk til selskaper som nødvendigvis ikke burde mottatt støtte. I følge Ruud i Dun & Bradstreet har flere virksomheter lenge stått ovenfor utfordringer, og har måttet tære av egenkapitalen gjennom pandemien (Dun & Bradstreet, 2021). Dette har skapt en utbredt bekymring for et potensielt etterslep i antall konkurser de kommende årene, etter hvert som støtteordningene gradvis avvikles (Pelja & Wahlstrøm, 2021). Eirik Fjærli fra Statistisk sentralbyrå (SSB) fremhever at bedrifter mottok betydelig støtte under pandemien. Med en gradvis avvikling av støtten, kan det spekuleres i om dette vil bidra til den antatte økningen i antallet konkurser i fremtiden (NTB, 2023). Det har i tillegg vært uttrykt bekymring fra bedriftseiere og politikere om konkurser vil begynne å tilta når tiltakene blir avviklet før økonomien igjen har tatt seg opp (Hjelseth et al., 2021). Dette indikerer at det kan være en fase hvor de økonomiske konsekvensene av pandemien får fotfeste, og at omfanget av utfordringene i næringslivet kan vise seg å være betydelig større enn det som ble observert i 2020 og 2021 (Pelja & Wahlstrøm, 2021).

En interessant refleksjon er at statistikken kan skjule en mer kompleks virkelighet. Ifølge Pelja (2021) ser det ut til at mindre selskaper, som ofte har staten som eneste kreditor, tenderer til å overleve i større grad. Dette stod i kontrast med større selskaper som hadde flere kreditorer å forholde seg til. Pelja (2021) vektlegger viktigheten av statens betalingsutsettelse for små selskaper og deres avhengighet av støtte for å opprettholde økonomisk levedyktighet. I motsetning kan større selskaper ha flere kreditorer enn bare staten, potensielt med økonomiske forpliktelser som ikke ble utsatt på samme måte som for mindre selskaper. Basert på denne sammenhengen vil vi derfor utforske følgende problemstilling:

Effekten av COVID-19-støtteordninger på små og store selskaper: en sammenlignende analyse av økonomisk overlevelse og bruk av støtte.

Med formål om å besvare problemstillingen, gjennomfører vi en studie hvor vi benytter oss av prediksjonsmodeller for konkurs. Vi anvender regnskapsdata fra 2013 til 2022, men begrenser imidlertid analyseperioden fra 2018 til 2022 på bakgrunn av konkursdataens tilgjengelighet. Vi utfører ulike analyser for å måle sammenhenger mellom finansielle størrelser og konkurshendelser. Analysene tar sikte på å fange opp hvordan sammenhenger mellom finansielle størrelser varierer med selskapsstørrelse. I tillegg vurderer vi påvirkningskraften til støtteordningene, og ser på effekten av disse mot konkursforebyggelse.

Oppgaven er strukturert slik at kapittel 2 presenterer litteraturen om konkursprediksjon og hypotesene vi studerer. Kapittel 3 inneholder en beskrivelse av vår metodologi og datagrunnlag, etterfulgt av testing av hypotesene i kapittel 4. Kapittel 5 diskuterer funnene og fremstiller begrensninger for studien, og gir i tillegg forslag til videre forskning. I kapittel 6 konkluderer vi resultater i forhold til hypoteser og problemstilling.

2 Bakgrunn

2.1 Støtteordninger

Næringslivet mottok som et resultat av økonomisk krevende tider, støtte for å opprettholde sin levedyktighet. Myndighetene delte ut støtte til å dekke faste uunngåelige kostnader, samt kompensasjon for tapt verdi av varelager. Lønnstøtteordninger ble i tillegg utdelt, med formål om å hindre permittering av ansatte i en tid preget av omsetningsfall. Kontanttilskudd ble tildelt selskaper som ble påvirket av innreisekarantene og pådro seg merkostnader i løpet av pandemien. Selskaper i likviditetskrise fikk støtte gjennom ulike kompensasjonsordninger. Ordningene inkluderte utsatt skattebetaling, lånegaranti med statlig sikkerhet, samt et nasjonalt obligasjonsfond som tilførte kapital til ikke-finansielle selskaper. Videre kompenserte staten selskaper med tapte inntekter til publikumsåpne arrangementer og kulturtilbud. Kommunene mottok direkte midler for å kompensere lokale virksomheter påvirket av smitteverntiltak. For fullstendig oversikt over alle støtteordninger som ble utgitt i Norge (Regjeringen, 2022), se tabell¹ 2.1.

Tabell 2.1: Støtteordninger for næringsliv og kultur

Ordning	Antall tilskudd	Beløp (mrd.)	Kilde
Kompensasjonsordningen - faste kostnader	37 042	8,013	(Brønnøysundregisteret, u.å.,b)
Kompensasjonsordningen - tapt varelager	1 650	0,079	(Brønnøysundregisteret, u.å.,c)
Lønnstøtteordningen	8 001	1,450	(Skatteetaten, u.å.)
Utsatt innbetaling av skatter og avgifter ²	9 400	4,500	(Jordheim, 2022b)
Lånegarantiordningen ³	4 107	11,686	(Eksfin, u.å.)
Statens obligasjonsfond ⁴	71	6,697	(Folketrygdfondet, 2022)
Kompensasjonsordning til kommunene	30 281	3,758	(Regjeringen, 2021)
Støtteordninger for store publikumsåpne arrangementer	-	0,350	(NFD, 2020)
Kompensasjons- og stimuleringsordninger for kultur	4 087	1,946	(Kulturdirektoratet, 2022)
Støtteordninger for frivillighet og idrett ⁵	28 137	8,616	(Lottstift, 2020)
Kompensasjon for innreisekarantene	756	0,244	(Brønnøysundregisteret, u.å.,a)

Total oversikt fra regjeringen (2022) over støtteordninger for næringsliv og kultur under Covid-19.

¹Datasettene oppdateres fortløpende med nye selskapstildelinger. Dataen er hentet per 2. oktober 2023.

²Utestående skyldige offentlige avgifter per 3. kvartal 2021 (Jordheim, 2022b).

³Viser totalbeløpet staten garanterte for. Totalt kredittbeløp som ble finansiert var 12 984 460 131.

⁴Totalt investert i markedet, fratrukket forvaltningskostnader per 31.12.2022 (Folketrygdfondet, 2022).

⁵Inkluderer: kompensasjonsordning for kultursektoren, krisepakke 1, 2 og 3. Covid-19: tilskudd i forbindelse med arrangementer eller aktiviteter. Covid-19: tilskudd til publikumsarrangement av nasjonal verdi, mangfold og inkludering, momskompensasjon til idrettsanlegg og tilskudd spilleoverskudd Norsk Tipping.

2.2 Selskapssegmentering etter størrelse

Små selskaper defineres i henhold til regnskapsloven og gjelder selskaper som på balansedagen⁶ *ikke* overskrider to av tre følgende vilkår for store selskaper: salgsinntekt på 70 millioner kroner, balansesum på 35 millioner kroner, og gjennomsnittlig antall ansatte i regnskapsåret på 50 årsverk (Regnskapsloven, 1999). Nåværende regnskapslov skiller ikke mellom mellomstore og store selskaper, med unntak av allmennaksjeselskaper og børsnoterte selskaper. Allmennaksjeselskaper og børsnoterte selskaper er skilt ut i henhold til regnskapsloven § 1-5 (Regnskapsstiftelse, u.å.). Denne analysen velger likevel å betrakte et selskap som *større* dersom totale eiendeler overstiger 25 millioner kroner. Tilnærmingen sikrer et representativt utvalg for segmenteringen av store selskaper. Valget er begrunnet i at salgsinntekter kan variere betydelig fra år til år, og er mer sensitiv for markedssvingninger og eksterne økonomiske forhold. Ved å *kun* vurdere totale eiendeler, oppnås bedre forståelse av selskapets langsiktige kapasitet og risikoprofil.

2.3 Hypoteser

Tidligere studier har bidratt til utformingen av våre hypoteser om økonomisk støtte sin påvirkning på virksomheter under pandemien, samt tidligere økonomiske kriser for øvrig. Studier har vist at små selskaper ofte er mer sårbare i finansielle nedgangstider på grunn av begrensede ressurser og lavere overlevelsessevne. Likevel kan små selskaper ha fordeler i krisetider. Eksempler på dette er økt fleksibilitet og raskere omstillingsevne i raskt endrede forhold (Sen et al., 2023). I tillegg hevder økonomer at små selskaper har en tendens til å ha tettere bånd til lokalsamfunnet og kundene sine, noe som kan bidra til økt kundelojalitet og støtte under kriser (Majid et al., 2021). Dette perspektivet gir oss ytterligere forståelse av hvordan små selskaper *kan* ha klart å opprettholde driften i større grad enn sine større motparter. Med dette som utgangspunkt, vil studiets første hypotese være som følger:

H1: *Små virksomheter har lavere sannsynlighet for å avvikle virksomheten sammenlignet med større selskaper under Covid-19-pandemien.*

⁶Verdien ved utgangen av regnskapsåret (31.12) legges vanligvis til grunn. Selskapet må bryte terskelverdien to år på rad for å endre definisjonen av foretaket (Altinn, u.å.).

En rekke faktorer kan gjøre små selskaper mer sårbare for konkurs under en krise. Dette inkluderer lavere tilgang til kapital og ressurser, noe som kan gjøre det vanskeligere for små selskaper å håndtere økonomiske utfordringer (Sahin et al., 2011). Finansielle støtteordninger rettet mot små selskaper kan forbedre deres økonomiske posisjon mer effektivt enn for store selskaper, og bidra til å senke konkursraten (Diez et al., 2021). Dette *kan* skyldes at små selskaper med begrensede ressurser er mer sårbare når de står ovenfor økonomiske utfordringer, og i større grad drar nytte av skreddersydde støtteinitiativer. Videre hevder Diez et al. (2021) at små selskaper kan ha større fordeler av spesifikke støtteordninger som gir direkte tilgang til kapital og ressurser. Dette anses som avgjørende for å overleve en krise. Eksempler på slike støtteformer omfatter subsidierte lån, likviditetsstøtte og støtte til lønnskostnader. På denne måten kan støtteordningene vise seg å være mer innvirkningsfulle og effektive for små selskaper sammenlignet med større selskaper. Videre er det av betydning å inkludere tidligere forskning som har vurdert effekten av økonomiske støtteordninger både på små og store selskaper under tidligere perioder med økonomisk nød. Studier har vist at støtteordninger kan ha varierende effekter avhengig av bedriftsstørrelse (Cowling et al., 2015).

På den andre siden er det nødvendig å vurdere teorier som indikerer at små selskaper kan ha ulik risiko for konkurs under økonomiske kriser, selv om de har mottatt støtte. Risikoforskjellen kan delvis skyldes faktorer som høyere avhengighet av lokale markeder og bransjer. Dersom disse områdene blir spesielt hardt rammet av pandemien, kan dette øke risikoen mer for små selskaper (Bartik et al., 2020). Videre kan det tenkes at støtteordningene ikke har nådd frem til små selskaper i tilstrekkelig grad, eller at byråkratiske og politiske hindringer har begrenset deres tilgang til midler. For å undersøke om støtteordninger faktisk har hatt en større positiv innvirkning på små selskaper sammenlignet med større selskaper, utformet vi følgende hypotese:

H2: *Støtteordninger har bidratt til å redusere konkurser for små selskaper mer enn for større selskaper under pandemien.*

Høy andel utestående skatteforpliktelse kan være kilde til økte økonomiske utfordringer, spesielt for små selskaper (Dunkelberg, 2021). Dette skyldes at selskaper som misligholder skatteforpliktelser risikerer rettslige inndrivelsesprosesser fra skattemyndighetene, inkludert konkursinitiativ. Videre er det viktig å vurdere hvordan skattemyndighetenes håndheving av skatteforpliktelser kan variere mellom små og større selskaper. Små selskaper har ofte begrensede økonomiske ressurser og kan derfor være mer sårbare for rettslige inndrivelsesprosesser (Gates et al., 2006). I tillegg reduserer skatter fortjenesten til selskaper. På denne måten har skatter en større innvirkning på de minste selskapene, ettersom fortjeneste utgjør den primære finansieringskilden (Dunkelberg, 2021). Større selskaper har ofte bedre økonomisk styrke, samt flere ressurser til å håndtere skatteforpliktelser mer effektivt (Commission, 2022). Derfor kan effekten av utsettelse for skatteforpliktelser på konkursrisikoen variere mellom ulike selskapsstørrelser.

Studier har gjort funn på at selskaper med høyere skatteforpliktelser har økt konkursrisiko (Paraschiv et al., 2021). Undersøkelser viser at selskaper i økonomiske vanskeligheter prioriterer å opprettholde et positivt omdømme ved å overholde skatteforpliktelser, ettersom det anses som viktig for å bevare langsiktig levedyktighet ved å minimere skatteforpliktelser (Prastiwi, 2023). Imidlertid kan ikke skatteforpliktelser i seg selv fullt ut reflektere konkursrisikoen. Basert på dette ønsker vi å undersøke sammenhenger mellom konkursprediksjon og skyldige offentlige avgifter gjennom følgende hypotese:

***H3:** Økte skyldige offentlige avgifter indikerer økt konkursrisiko, fordi manglende betaling ofte resulterer i konkursinitiativ fra skattemyndighetene.*

2.4 Litteraturgjennomgang

Økonomisk nød (financial distress) er en tilstand der et selskaps økonomiske helse er alvorlig svekket. Det innebærer at selskapets evne til å oppfylle økonomiske forpliktelser er betydelig redusert (Altman, 1968; Ohlson, 1980). Tilstanden kan variere på flere måter, for eksempel ved manglende evne til å betale renter og avdrag på lån, opprettholde lønnskostnader, betale leverandører eller oppfylle andre økonomiske forpliktelser. Økonomisk nød oppstår ofte som et resultat av flere faktorer, eksempelvis lav lønnsomhet, høy gjeldsbelastning, svak likviditet og påvirkning fra eksterne økonomiske

sjokk (Altman, 1968; Zmijewski, 1984). I tillegg til å forstå økonomisk nød, er det viktig å vurdere hva som skjer når en virksomhet går konkurs. Konkurs refererer i denne sammenhengen til den juridiske prosessen der en insolvent bedrift erklærer sin manglende evne til å oppfylle økonomiske forpliktelser. Deretter søker bedriften beskyttelse mot kreditorene (Altman, 2013; Bris et al., 2006). Konkurs kan resultere i ulike konsekvenser, inkludert redusering av arbeidsplasser, kapitaltap for kreditorer, samt endringer i eierskapsstrukturer (Eckbo et al., 2016).

Miller og Modigliani (1958), samt Stiglitz (1969), argumenterer for at kostnadene ved økonomisk nød er null i perfekte, rasjonelle markeder uten friksjoner eller konkurskostnader. Selv om empiriske bevis (Beaver et al., 2011) antyder at virkeligheten kan være annerledes, gir perspektivet likevel innsikt. Konkurs anses som en naturlig del av et sunt, økonomisk system. Her omorganiseres selskapets ressurser og kapital, og eiendeler blir tilgjengelige for andre som kan utnytte de bedre. Omorganiseringen kan bidra til mer effektiv ressursbruk i økonomien på lengre sikt (Pelja, 2022).

Litteraturen om konkursprediksjon har historisk sett fokusert på å forutse økonomisk nød, spesielt konkurs. Dette startet med Beaver (1966) og Altman (1968) sine banebrytende studier, og litteraturen er fortsatt gjeldende den dag i dag. Modellene for konkursprediksjon kan grupperes i to kategorier (Kumar & Ravi, 2007). «Statistiske metoder», som inkluderer diskrimineringsanalyse, OLS-regresjon, logit- og probit-regresjon, og hazard-modeller. Den andre metoden, «intelligente metoder», inkluderer nevralt nettverk, beslutningstrær, case-basert resonnering, evolusjonære tilnærminger og støttevektormaskiner (Pelja, 2022).

2.4.1 Statistiske metoder

Etter Beavers (1966) univariate⁷ studie, som analyserte finansiell informasjon for selskaper og utforsket faktorer knyttet til økonomisk nød, utviklet litteraturen seg raskt mot en multivariat⁸ tilnærming. Den første bemerkelsesverdige multivariate metoden benyttet for å forutsi økonomisk nød og konkurs, var diskrimineringsanalyse (DA). Den mest kjente anvendelsen av DA, er Z-score-modellen utviklet av Altman (1968) ved bruk

⁷Univariate refererer til en statistisk analysemetode som vurderer én variabel om gangen, uten hensyn til andre variabler samtidig (Everitt & Hothorn, 2011).

⁸Multivariat analysemetode vurderer samspillet mellom flere variabler samtidig (Hair, 2014).

av flerdimensjonal forskjellsanalyse. Metoden var den mest utbredte tilnærmingen for å forutsi konkurs fra 1960-tallet til 1980-tallet (Pelja, 2022). En fordel med DA er at den er relativt intuitiv og brukervennlig. Imidlertid har tilnærmingen blitt kritisert fordi den er avhengig av antakelser som ikke alltid har fotfeste i virkeligheten. Med andre ord, i praktiske situasjoner kan finansiell data avvike fra de antakelsene som DA baseres på. Kritikken peker på at når antakelsene brytes, kan DA-metoden gi upålitelige resultater eller mislykkes med å nøyaktig forutsi økonomisk nød (Joy & Tollefson, 1975).

Metodene ble videreutviklet på 1980- og 1990-tallet, og inkluderte logistisk- og probit-regresjon⁹. De to mest kjente logit- og probit-modellene ble utviklet av henholdsvis Ohlson (1980) og Zmijewski (1984). Begge foretrakk alternative metoder fremfor DA, ettersom statistiske problemer er mindre vanlige blant disse modellene. I litteraturen ser logistisk regresjon ut til å prestere bedre enn DA (Alaka et al., 2018). Shumway (2001) brukte en hazard-modell¹⁰ for å forutsi økonomisk nød. Tidligere statistiske modeller inkluderer bare selskapskarakteristika fra ett tidsrom, vanligvis det foregående året. Hazard-modellen kan derimot benytte all tilgjengelig informasjon. En slik tilnærming har vært relativt utbredt de siste to tiårene.

SEBRA-modellen (2001) fra Norges Bank, en empirisk regnskapsmodell, er brukt til å forutsi konkurrisiko hos norske aksjeselskaper og estimere forventede utlånstap for banker (Bernhardsen & Larsen, 2007). Modellen bygger på tidligere statistiske tilnærminger som diskrimineringsanalyse (DA). Til forskjell fra DA, anvender SEBRA-modellen logistisk regresjon og inkluderer et bredere utvalg av variabler. Dette inkluderer informasjon om inntjening, likviditet, soliditet, selskapets alder, størrelse og bransjetilhørighet (Bernhardsen & Larsen, 2007). Bruken av variablene gjør at modellen hensyntar en mer variert informasjonsbase for å bedre vurdere konkurrisiko.

⁹Probit- og logit-regresjon er statistiske metoder for modellering av binære variabler, der den viktigste forskjellen er i linkfunksjonen som brukes: probit-regresjon bruker normalfordelingens kumulative fordelingsfunksjon, mens logit-regresjon bruker logaritmen til oddsratio (Hosmer Jr et al., 2013).

¹⁰Hazard-modell (også kjent som overlevelsesanalyse) er en statistisk metode som brukes til å estimere sannsynligheten for at en hendelse, for eksempel korrekt eller feil vil skje over tid. Den tar hensyn til endringer i risikoen over tid (Hosmer Jr et al., 2011).

2.4.2 Intelligente metoder

Blant «såkalte» intelligente metoder, var tre-baserte modeller de første intelligente metodene som ble benyttet for å forutsi økonomisk nød og konkurs (Frydman et al., 1985). En fordel med tre-baserte modeller er at de gir intuitive «hvis-så»-regler, og er spesielt effektive for å gruppere eller kategorisere data (Kumar & Ravi, 2007). Metoden anvendes sjeldent, og Alaka et al. (2018) argumenterer for at beslutningstrær i gjennomsnitt er like nøyaktige som logistisk regresjon. På den andre siden er nevrale nettverk¹¹ (NN) den mest brukte intelligente metoden (Anandarajan et al., 2001; Serrano-Cinca, 1998), og har vært i regelmessig bruk siden 1990-tallet. En fordel med NN og andre intelligente teknikker er at de ikke er avhengige av statistiske antakelser. Derfor er de trolig bedre egnet når dataene ikke oppfyller de statistiske kravene til konvensjonelle statistiske metoder. Imidlertid krever NN store datasett og treningsperioder (Kumar & Ravi, 2007). Alaka et al. (2018) argumenterer videre for at NN er det mest nøyaktige verktøyet for konkursprediksjon og økonomisk nød blant studiene de vurderte.

Fra 1990-tallet og fremover har det blitt anvendt flere intelligente metoder for å predikere konkurs og økonomisk nød. Eksempelvis Case-Based Reasoning (CBR), evolusjonsalgoritmer og støttevektormaskiner (SVM). Disse tilnærmingene har hovedsakelig blitt benyttet innenfor feltene datavitenskap og informasjonssystemer, selv om deres bruk har vært begrenset (Pelja, 2022). Anvendelsen av hybridmodeller har økt siden midten av 1990-tallet (Jo et al., 1997; McKee & Lensberg, 2002). Kumar og Ravi (2007) hevder at slike metoder vanligvis gir bedre resultater enn enkeltstående metoder. Hybridmodeller er hyppig brukt de siste ti årene. Modellene kombinerer styrkene fra ulike teknikker samtidig som de minimerer ulempene, og modellene krever betydelige mengder data (Kumar & Ravi, 2007).

¹¹Nevrale nettverk er teknikk innen maskinlæring og kunstig intelligens. Nevrale nettverk er bygget opp av «nevroner» (prosesseringsenheter) og koblinger mellom disse nevronene (Tidemann, 2022).

3 Metode

3.1 Valg av metode

I litteraturen for konkursprediksjon er det anerkjent at ulike modeller varierer i prediksjonskraft. Tidligere studier har avdekket utfordringer tilknyttet anvendelsen av regnskapsinformasjon for å forutsi fremtidig lønnsomhet blant mindre selskaper (Campbell et al., 2011). Videre har Chava og Jarrow (2004) identifisert betydelige bransjevariasjoner som påvirker prediksjonsmodeller, og det er rimelig å anta at tilsvarende forskjeller kan forekomme blant selskaper av ulik størrelse (Pelja & Wahlstrøm, 2021). Imidlertid er det ikke enkelt å fastslå hvordan prediksjonsevnen endres avhengig av selskapsstørrelse. På den ene siden kan det virke åpenbart at det er utfordrende å utvikle pålitelige prognoser for små selskaper, delvis på grunn av lavere regnskapskvalitet og økt volatilitet i inntektene (Campbell et al., 2011). På den andre siden kan større selskaper være mer komplekse, og det kan dermed være vanskeligere å forutsi konkurs ved hjelp av et begrenset utvalg av nøkkeltall fra regnskapet. Derfor er spørsmålet hvordan selskapsstørrelse påvirker prediksjonsevnen et sentralt tema som må belyses før valg av modell til denne oppgavens formål.

Pelja og Wahlstrøm (2021) hevder at modellenes evne til å forutse konkurs og økonomisk nød varierer med størrelsen på selskapene. Prediksjonsevnen er svakere for de minste bedriftene, men øker med bedriftsstørrelsen frem til eiendelene når balanseverdier på 5-10 millioner. I tråd med oppgavens formål om å undersøke innvirkningen av støtteordningene på små i forhold til store selskaper, er det gitt at vi ikke kan ekskludere selskaper under slike balanseverdier. Disse funnene tas i betraktning når vi senere diskuterer resultatene i analysen.

I tillegg er det essensielt å tilpasse modellene til det spesifikke utvalget. Et eksempel fra Norge, er SEBRA-modellen. Modellen er utviklet ved hjelp av norske regnskapsdata for å estimere konkurserisiko blant norske aksjeselskaper (Bernhardsen & Larsen, 2007). Tilpasningen til lokale forhold og data, gjør at modellen bedre kan håndtere norske forhold og gi mer nøyaktige prediksjoner. Z-score-modellen, utviklet av Altman (1968),

er mye benyttet av både praktikere og akademikere (Appiah et al., 2015). Modellen har vist seg å ha tilstrekkelig prediksjonsevne når den anvendes på norske data (Kinserdal et al., 2021). Til tross for modellens alder er den fortsatt den mest brukte modellen for konkursprediksjon blant finansmarkedsaktører og innenfor akademiske kretser (Altman, 2018). I denne oppgaven vil vi derfor anvende både Z-score-modellen og en modifikasjon av SEBRA-modellen.

3.1.1 Balansering og utvelgelse av datasett

Vår studie baserer seg på ubalansert paneldata, et to-dimensjonal type datasett som kombinerer både tidsserier (observasjoner over tid) og tverrsnittsdata (observasjoner på flere individuelle enheter samtidig). Dette gir oss muligheten til å analysere endringer over tid for ulike enheter, i vårt tilfelle selskaper. Det er verdt å merke seg at tidligere forskning innen konkursprediksjon, som referert i Veganzones (2018), har håndtert utfordringen med ubalanse mellom klassene, *konkurs* og *ikke-konkurs*. Majoriteten av vårt datasett består av ikke-konkurs selskaper, og en tilnærming for å håndtere denne ubalansen involverer justering av datasettet, slik at det oppnås en ny vektlegging mellom klassene (Næss et al., 2017; Pelja & Wahlstrøm, 2021). Imidlertid argumenterer Shumway (2001) for å unngå balansering, og heller bruke all tilgjengelig informasjon for å predikere alle selskaper på hvert tidspunkt. Ved bruk av all tilgjengelig data unngår man utvelgesfeil i modellene (Shumway, 2001). I tillegg presiserer Kotsiantis et al. (2006) at litteraturen generelt aksepterer et ubalansert datasett når én klasse i betydelig grad overstiger en annen. Med dette lagt til grunn, benytter studien seg av ubalansert data og anvender den faktiske fordelingen av konkurs- og ikke-konkursselskaper.

I denne studien har vi valgt å begrense datagrunnlaget til en undergruppe for perioden 2018 til 2022. Valget kan begrunnes som følger: i følge Brønnøysundregisteret (u.å.,d) er konkursdata offentlig tilgjengelige i fem år fra avslutningsdatoen (2019-2023). Data utenfor denne femårsperioden kan være mindre tilgjengelige og pålitelige. Imidlertid finner vi funn fra Konkursregisteret at 2018 er valide og samsvarer med realiteten, og dermed inkluderes dette observasjonsåret i undergruppen. For det andre, vil en kortere tidsperiode redusere sannsynligheten for variasjoner i datakvalitet og rapporteringsstandarder over tid. Dette bidrar til økt konsistens og pålitelighet i analysen. Til slutt ønsker vi å etablere

et sammenligningsgrunnlag ved å ha observasjoner fra både normalår (2018 og 2019) og pandemiår (2020 til 2022). Slik sikrer vi at analysen bygger på konsistent og pålitelig informasjon, noe som er kritisk for å trekke gyldige og relevante konklusjoner i vårt forskningsarbeid. Det presiseres at denne studien behandler hvert regnskap innad i panelet som uavhengige. Studien har som mål å se isolert på pandemiårene uten å vurdere selskapets utvikling i konkursrisiko over tid.

3.1.2 Fixed Effects

Faste effekter (Fixed effects) er en sentral metode i paneldatanalyse for å håndtere konstante individuelle forskjeller som forblir uendret over tid (Farkas, 2005). Individuelle variasjoner kan stamme fra selskapsspesifikke egenskaper som ikke er fanget opp av våre eksplisitte forklaringsvariabler. I følge Bertrand & Schoar (2003) kan eksempelvis selskapets ledelse påvirke konkursprediksjon uavhengig av de faktorene vi analyserer. Et annet eksempel kan være selskapets kultur, ansett som en tidsuavhengig komponent som påvirker virksomhetens resultater. I analysen inkluderer vi faste effekter (FE) i modellen ved å introdusere en selskapsspesifikk komponent, a_i , som representerer den faste effekten for hvert selskap i datasettet. Ved bruk av FE-estimerer, fjerner vi a_i ved å måle hver variabel i forhold til hvert selskaps unike gjennomsnitt. Bruken av FE-estimerer isolerer variasjonen på grunn av endringer i variablene over tid innen hvert selskap. FE-metoden reduserer endogenitet i modellen (Roberts & Whited, 2013), ved å skille ut faste effekter som kan forklare mye av variasjonen i utfallet.

Studien vil benytte faste effekter for alle lineære OLS regresjoner. Derimot har vi valgt å utelate FE-estimatoren fra våre logistiske regresjoner. Årsaken knyttes til uenighet i tidligere forskning om implementeringen av faste effekter i logit-modeller (Baetschmann et al., 2015). Selv om den tekniske implementasjonen av FE-estimatoren er enkel for lineære modeller, påpeker Stammann et al. (2016) at transformasjonen blant ikke-lineære modeller, som logit-modeller, ikke er like praktisk gjennomførbar. Videre poengteres det at implementeringen blir beregningsmessig utfordrende når antall observasjoner er stort, ettersom den beregningsmessige kostnaden øker kvadratisk med antallet observasjoner. Dermed kan tilnærmingen raskt bli uhåndterlig for store paneldatasett (Stammann et al., 2016). På bakgrunn av vår datamengde, som senere redegjøres for i 3.2 Datagrunnlag,

opplever vi beregningsimplikasjoner ved implementeringen av FE-estimatoren. Vi velger derfor å gå bort i fra denne tilnærmingen for våre logistiske modeller.

Paneldata i regresjonsanalyse kan føre til skjevheter i standardfeil for Ordinary Least Squares (OLS) (Sun et al., 2018). For å håndtere dette problemet introduserte Newey og West (1987) en robust estimator som tar hensyn til både seriekorrelasjon og heteroskedastisitet. Studien anvender Newey & Wests standardfeil, med det formål om å styrke påliteligheten av estimatene, selv når slike utfordringer er til stede. For å håndtere faste effekter i de lineære OLS-modellene, legger vi til selskapsspesifikke faste effekter (a_i) for hvert selskap i modellen (1). Deretter beregnes gjennomsnittet av de faste effektene (2) og trekker gjennomsnittet fra de individuelle observasjonene for å isolere variasjonen (3). y_{it} er avhengig variabel, β_0 og β_1 er koeffisienter, x_{it} er uavhengig variabel, a_i representerer selskapsspesifikke faste effekter, mens u_{it} er feilleddet. Gjennomsnittet av den avhengige variabelen (\bar{y}_i), uavhengige variabelen (\bar{x}_i) og gjennomsnittet av feilleddet (\bar{u}_i) beregnes for å isolere variasjonen. På denne måten utlignes de selskapsspesifikke faste effektene (a_i) mot hverandre.

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{it} + a_i + u_{it} \quad (1)$$

$$\bar{y}_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot \bar{x}_i + a_i + \bar{u}_i \quad (2)$$

$$y_i - \bar{y}_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot (x_i - \bar{x}_i) + (u_i - \bar{u}_i) + (a_i - a_i) \quad (3)$$

3.1.3 Sammenheng: konkursprediksjon og selskapsstørrelse (H1)

For å teste studiens første hypotese (H1), anvender vi ulike prediksjonsmodeller for å analysere sammenhengen mellom *predikert konkurs* og *selskapsstørrelse*. Den første modellen vi benytter er den reviderte Altman Z'' -Score-modellen (1993). Den reviderte versjonen er en av flere tilpasninger av den opprinnelige Z-Score-modellen utledet av Altman (1968). I vår studie benytter vi selskapsdata fra ulike bransjer, og den reviderte versjonen er designet for å ta hensyn til bransjevariasjon i større grad enn tidligere utgaver. Dette er viktig for å gi modellen en bredere anvendelighet, uavhengig av eierskapsstruktur og bransjetilhørighet. Dette oppnås ved å utelate variabelen x_5 , salg/totale eiendeler, slik at kun fire forhold inngår (Abdulkareem, 2015). Ved å utelate salg/totale eiendeler fra modellen, reduseres bransjetilhørigheten da dette forholdet ofte varierer mellom bransjer og kan skape skjevheter i analysen. Markedsverdien av egenkapitalen, opprinnelig inkludert i Altman's modell (1968), erstattes med bokført egenkapital for å forbedre presisjonen for ikke-børsnoterte selskaper (Altman, 2013). Dette skyldes at markedsverdien av egenkapital ofte er mindre tilgjengelig eller relevant for private selskaper som ikke er børsnotert.

Modellen tildeler en score til selskaper basert på ulike økonomiske forhold hentet fra selskapets regnskapsdata. Dette resulterer i en Z-Score for hvert selskap, som indikerer konkurssannsynlighet de kommende to årene. Selskapene kan dermed klassifiseres som enten i «trygg sone», «gråsoner» eller «økonomisk nød». Sonene representerer henholdsvis lav, moderat eller høy sannsynlighet for konkurs (Altman, 1968). Den reviderte Altman Z'' -Score-modellen er som følger:

$$Z = v_1x_1 + v_2x_2 + v_3x_3 + v_4x_4 \quad (4)$$

Hvor de uavhengige variablene (x_i) i modellen er gitt ved:

$$x_1 = \frac{\text{arbeidskapital}}{\text{totale eiendeler}} \quad (5)$$

$$x_2 = \frac{\text{tilbakeholdt overskudd}}{\text{totale eiendeler}} \quad (6)$$

$$x_3 = \frac{\text{resultat før renter og skatt}}{\text{totale eiendeler}} \quad (7)$$

$$x_4 = \frac{\text{bokført verdi egenkapital}}{\text{totale eiendeler}} \quad (8)$$

Formel (4) representerer modellen der Z er den avhengige variabelen, og x_1 , x_2 , x_3 , og x_4 er de uavhengige variablene. v_1 , v_2 , v_3 , og v_4 angir vektene (parameterverdiene) til henholdsvis x_1 , x_2 , x_3 , og x_4 . De respektive parameterverdiene til de uavhengige variablene presenteres i formel (9) nedenfor. I denne modellen er parameterverdiene gitte standarder, og den reviderte Altman Z'' -Score-modellen vil bli anvendt som følger:

$$Z_{\text{Score}} = 6.56x_1 + 3.26x_2 + 6.72x_3 + 1.05x_4 \quad (9)$$

Vi bruker Z-Score-grenseverdiene i tråd med sonedefinisjonen av Altman og Hotchkiss (2006) for den reviderte versjonen av modellen. Selskaper med en Z-Score under 1.10 havner i kategorien «økonomisk nød». Selskaper med en Z-Score fra 1.10 og 2.60 klassifiseres som «gråsonen». Dersom Z-Score overstiger 2.60, klassifiseres selskapet som «trygg sone».

For å undersøke forholdet mellom *predikert konkurs* og *selskapsstørrelse*, utfører vi en regresjon som presenteres nedenfor i formel (10). *Z-Score verdien*, som utledet i formel (9), er den avhengige variabelen. Logaritmen til *totale eiendeler* er den uavhengige variabelen. Ved å ta logaritmen av totale eiendeler, i stedet for å basere analysen direkte på lineære størrelser, oppnår vi flere fordeler. Logaritmen justerer for størrelsesforskjeller mellom selskapene, noe som hindrer at analysen domineres av store selskaper. Samtidig lineariserer

dette forholdet mellom totale eiendeler og den avhengige variabelen. Logaritmen reduserer heteroskedastisitet og gir en mer intuitiv tolkning av regresjonskoeffisientene (Vishwesh, 2021; Wooldridge, 2020). For å inkorporere paneldatastrukturen betegner (i) atferden til enheter, (t) tidspunktet, og (it) representerer individuelle observasjoner for hvert selskap på et gitt tidspunkt.

$$Z_{\text{Score}_{it}} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(\text{totale eiendeler}_{it}) + a_i + u_{it} \quad (10)$$

For å øke studiens robusthet, supplerer vi analysen med bruk av den opprinnelige SEBRA-modellen (2001). Det finnes ulike varianter av SEBRA-modellen. Modellen ble først utviklet som en kvalitativ risikoklassifiseringsmodell (Sæther, 1999), før den ble videreutviklet av Bernhardsen (2001) ved bruk av logistisk regresjon. Bernhardsen og Larsen (2007) presenterte senere en forenklet og en utvidet versjon. Vi anvender likevel modellen fra Bernhardsen (2001), kalt den opprinnelige SEBRA-modellen, på grunn av at treffprosentene fra den utvidede versjonen ble funnet til å være omtrent lik sammenlignet med den opprinnelige. Den forenklete varianten brukes dessuten primært for å estimere bankenes utlånstap og ikke til konkursprediksjon, noe som er vårt formål. Modellen estimerer selskapsesifikke konkurssannsynligheter basert på alder, størrelse, bransjeegenskaper og regnskapsvariabler. Bransjevariablene beregnes fra gjennomsnitt og varians i bransjedata. Ved å integrere individuelle sannsynligheter etableres en samlet risikovurdering, og bidrar til å forutsi fremtidig konkurs (Eklund et al., 2001).

Modellen bruker logistisk regresjon for å kvantifisere konkurrisikoen, og er spesielt egnet for binære utfall som konkurs (1) eller ikke-konkurs (0). Den matematiske modellen formidler sammenhengen mellom uavhengige variabler og konkursutfallet, og beregner en konkurrisikoscore for hvert selskap i datasettet. Høyere risikoscore indikerer økt sannsynlighet for konkurs. Vi vil anvende modellen med konkurs som avhengig variabel. Konkurs defineres i samsvar med Gupta et al. (2018), basert på konkursregistreringsdato. Denne definisjonen ble hentet fra SEBRA-modellen, utviklet av Norges Bank (Bernhardsen & Larsen, 2007). Et årsregnskap anses som konkursregnskap hvis det var det siste

regnskapet fra bedriften, og konkursen¹² ble registrert innen tre år etter balansedatoen. Alle andre årsregnskaper er klassifisert som ikke-konkursregnskaper.

I ligning (11) presenteres en generell logistisk funksjon. Her representerer Y den avhengige variabelen som forklarer konkursstatus, med funksjonen P som tar verdier mellom 1 og 0, hvor 1 indikerer konkurs og 0 indikerer ikke-konkurs. Dette forklares av de uavhengige variablene x_1, \dots, x_n . Videre representerer β_1, \dots, β_n koeffisientene for forklaringsvariablene x_1, \dots, x_n . I logit-spesifikasjonen benytter vi en logistisk fordelingsfunksjon for å angi sannsynligheter (Lando, 2009). \exp referer til den eksponentielle funksjonen, som transformerer den lineære summen av prediktorer til sannsynligheter, og sikrer at disse sannsynlighetene forblir innenfor grensene 0 og 1. Formelen er som følger:

$$P(Y = 1 \mid x_1, \dots, x_k) = \frac{\exp(\alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)} \quad (11)$$

Den logistiske transformasjonen, angitt ved ligning (12), anvendes for å transformere sannsynligheter fra et intervall mellom 0 og 1 til et ubegrenset område over alle reelle tall. I denne ligningen representerer x den opprinnelige sannsynligheten, hvor resultatet av logit (x) gir log-odds for x . Denne transformasjonen i logistisk regresjon gir en lineær modell. Logit-transformasjonen er definert slik:

$$\text{logit}(x) = \log\left(\frac{x}{1-x}\right) \quad (12)$$

Logit-modellen, vist i ligning (13), beskriver log-oddsen for at Y er 1 som en lineær kombinasjon av forklaringsvariablene. Den logit-transformerte versjonen av sannsynlighetsformelen (11) antar uavhengighet mellom observasjonene, hvor hvert selskaps utfall anses som uavhengig fra de andre. Dette innebærer at observasjonene ikke påvirker hverandre, og hver observasjon betraktes som uavhengig når sannsynligheten for $Y = 1$

¹²BRREG (2023) klassifiserer konkurshendelser slik; registrert konkurs, slettet etter fusjon, slettet etter fusjon, bekreftet avvirket og bekreftet likvidert. For å fange opp det økonomiske omfanget til konkurs for ikke-suksessfulle selskaper, anvender studien registrert konkurs og bekreftet likvidert.

gitt de forklarende variablene (Lando, 2009). Logit-modellen kan omformuleres som følger:

$$\text{logit}(Y = 1 \mid x_1, \dots, x_k) = \alpha_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (13)$$

Forklaringsvariablene i SEBRA-modellen inkluderer *inntjening*, *likviditet* og *soliditet* i tillegg til *bransjespesifikke faktorer* som er identifikatorer på selskapets alder og størrelse (Eklund et al., 2001). Variabelsettet er bygd opp på samme måte som tabell 3.1. For fullstendig variabeloversikt, se Appendiks B.1.

Tabell 3.1: Den opprinnelige SEBRA-modellen (2001)

Variabel forklaring	Variabeltype	Variasjon
Ordinært driftsresultat / totale eiendeler	Nøkkeltall Standardavvik	Foretak/år Bransje/år ¹³
Netto kontanter (kontanter og innskudd) / totale inntekter	Nøkkeltall	Foretak/år
Skyldige offentlige avgifter / totale eiendeler	Nøkkeltall	Foretak/år
Leverandørgjeld / totale eiendeler	Nøkkeltall Gjennomsnitt	Foretak/år Bransje/år
Sum egenkapital / totale eiendeler	Nøkkeltall Gjennomsnitt	Foretak/år Bransje/år
Logaritmen av totale eiendeler	Nøkkeltall	Foretak/år
Innskutt EK større enn bokført EK	Indikator	Foretak/år
Ubetalt utbytte	Indikator	Foretak/år
Alder (år) = 1, ...,10	Indikatorer	Foretak/år

Tabellen presenterer variablene som er inkludert i den opprinnelige SEBRA-modellen. Vi har justert modellen for å tilpasse den til vårt spesifikke formål, hvor vi har tillagt flere alders dummyvariabler slik at modellen kan benyttes på hele panelet. Se appendiks for en fullstendig oversikt over variablene.

¹³De bransjespesifikke variablene følger bokstavkoden til næringskodene (næringshovedområdet til de ulike bransjene).

Med formål om å besvare vår hypotese om små virksomheter har en lavere sannsynlighet for å avvikle virksomheten sammenlignet med større selskaper under Covid-19-pandemien, utfører vi tre ulike logistiske regresjoner med SEBRA-variabelsettet. Regresjonene har den binære dummyvariabelen *konkurs* som avhengig variabel (Konkurs = 1 | Ikke konkurs = 0). Innledningsvis starter vi med en baseline-modell som inkluderer variabler i SEBRA-variabelsettet med unntak av logaritmen til totale eiendeler. Deretter integrerer vi størrelsesvariabelen, representert ved logaritmen til totale eiendeler. Dette for å direkte utforske effekten av selskapsstørrelse på konkursrisiko. Videre utfører vi en analyse av interaksjonseffekter mellom selskapsstørrelse mot de øvrige variablene, noe som er kritisk for å avdekke hvordan selskapsstørrelsen modulerer forholdet mellom økonomiske variabler og konkursrisiko. Dette gir oss ett sammenligningsgrunnlag mellom tre ulike regresjoner, hvor effekten av selskapsstørrelse isoleres. Det er verdt å påpeke at vi ikke benyttet SEBRA-modellen direkte. I stedet inkluderte vi variabler fra SEBRA-modellen som faktorer i vår logistiske regresjonsanalyse for å vurdere konkursrisiko.

3.1.4 Effekten til støtteordningene på konkursrisiko (H2)

I studiens andre hypotese vil vi vurdere om støtteordninger under pandemien hadde ulik innvirkning på konkursutfallet avhengig av selskapenes størrelse (H2). Vi undersøker dermed om støtteordningene har vært mer vellykket når det gjelder å redusere konkurser blant små selskaper, sammenlignet med større. Ved anvendelse av logistisk regresjon, tidligere presentert ved formel (11) til (13), sammenligner vi konkursforekomst mellom støttede og ikke-støttede selskaper over tid. I regresjonsanalysen inkluderer vi en binær avhengig variabel for konkurs (Konkurs = 1 | Ikke konkurs = 0) og uavhengige variabler som reflekterer selskapsstørrelse og støtteordninger. Støtteordninger er representert som dummyvariabler, og tar verdien 1 dersom selskapet er mottaker av den respektive støtten, og 0 dersom selskapet ikke er mottaker. Vi inkluderer i tillegg interaksjonsledd mellom selskapsstørrelse og støtteordninger for å vurdere om effekten av støtteordninger varierer avhengig av bedriftsstørrelse.

Avslutningsvis inkluderes sum årlig tilskudd for faste kostnader og lønnsstøtte som forholdstall av selskapets totale eiendeler. Dette inkluderes etter konferering med forsker ved SNF (Samfunns- og næringslivsforskning), Ole-Andreas Næss. Intuisjonen til Næss er at dersom støttebeløpet blir vurdert isolert sett, så vil støtten bli dominert av noen få og store selskaper som fikk en stor andel av støtten, sammenlignet med de mindre mottakerne. Dersom vi ser på støtten i forhold til selskapsstørrelse, så vil dominansen av støtten utjevnes, og i større grad reflektere den faktiske effekten støttetiltakene hadde (O. M., Næss, personlig kommunikasjon, 29. august 2023). Regresjonsmodellen vår blir som følger:

$$\begin{aligned}
 \ln(P(\text{konkurs}_{it})) &= \beta_0 + \beta_1 \cdot \log(\text{totale eiendeler}_{it}) \\
 &+ \beta_2 \cdot \text{støtteordning}_{it} \\
 &+ \beta_3 \cdot (\text{støtteordning}_{it} \cdot \log(\text{totale eiendeler}_{it})) \\
 &+ \beta_4 \cdot \left(\frac{\text{årlig tilskudd}}{\text{totale eiendeler}_{it}} \right) + a_i + u_{it}
 \end{aligned} \tag{14}$$

For å undersøke hypotese (H2), som ser på om effekten av støtteordninger på konkurs varierer med selskapsstørrelse, vil vi analysere de estimerte koeffisientene. Ved tolkning av resultater fra logistisk regresjon, er det viktig å forstå at vurderingene av koeffisientene kan være noe mer kompleks enn i lineære regresjoner (Tuft, 2000). Koeffisientene for de uavhengige variablene viser hvor mye logaritmen av oddsen for konkurs, logiten, endres når den uavhengige variabelen øker med en enhet i verdi (Tuft, 2000). Fra dette, vil fortegnet til koeffisientene indikere i hvilken retning støtteordninger og selskapsstørrelse påvirker konkurs. Med bakgrunn i at logistisk regresjon opererer på en logaritmisk skala, betyr dette at β_n er koeffisienter som påvirker log-oddsen for utfallet (Dina, 2023). Logistisk regresjon gir estimater for koeffisienter, inkludert konstanten (β_0), som representerer den gjennomsnittlige log-oddsen når alle uavhengige variabler er null. De andre koeffisientene (β_n) viser hvor mye log-oddsen endrer seg når en uavhengig variabel øker med en enhet, gitt at de andre variablene holdes konstant (Tuft, 2000).

3.1.5 Konkursrisiko og utsatte skyldige offentlige avgifter (H3)

Den siste hypotesen i studien undersøker sammenhengen mellom skyldige offentlige avgifter og konkursrisiko (H3). Først identifiserer vi implisitt selskaper som har benyttet seg av støtteordningen utsatt innbetaling av skatter og avgifter. Dette gjøres ved å se etter årlig økning i balanseposten skyldige offentlige avgifter over en gitt terskelverdi samtidig som selskapet viser økning i årsresultatet. Vår tilnærming begrunnes med at utsettelse av skyldige offentlige avgifter under pandemien potensielt forbedret selskapers årsresultat ved å øke likviditeten, redusere umiddelbare utgifter, og gi regnskapsmessige fordeler ved å differensiere forpliktelsene over tid, noe som kan indikere at selskapet har benyttet seg av støtteordningen. Den gitte terskelverdien vil bli redegjort for i «Analysen: hypotese 3 (H3)». Metoden gir oss indikatorer på selskaper som kan ha benyttet seg av støtteordningen, selv om direkte data på dette ikke er tilgjengelig.

For å undersøke hypotese 3 (H3), vil vi utføre en logistisk regresjon. Vi anvender skyldige offentlige avgifter som den uavhengige variabelen og konkurs som den avhengige binære variabelen (konkurs = 1 | ikke-konkurs = 0). Skyldige offentlige avgifter blir representert som en dummyvariabel, og identifiserer selskaper som *potensielt* benyttet seg av støtteordningen. Vår tilnærming har til hensikt å vurdere om selskaper som har benyttet seg av utsettelse for innbetaling av skyldige offentlige avgifter, reflekter en høyere konkursrisiko.

For å styrke påliteligheten og validiteten i analysen, har vi valgt å inkorporere tre spesifikke kontrollvariabler: logaritmen av totale eiendeler, logaritmen av total egenkapital og logaritmen av totale salgsinntekter. Variablene er utvalgt for å gi en mer nyansert forståelse av hvordan skyldige offentlige avgifter påvirker konkursrisiko, og samtidig tar hensyn til kritiske faktorer ved et selskaps finansielle situasjon. Logaritmen til totale eiendeler tar hensyn til selskapet sin overordnede størrelse, og justerer for økonomiske forskjeller mellom selskapene med ulikt omfang. Total egenkapital gir innsikt i selskapet sin økonomiske soliditet, mens totale salgsinntekter gir et perspektiv på selskapet sitt inntjeningspotensial. Tilnærmingen har til hensikt å minimere risikoen for skjevhet i regresjonsanalysen. En forenklet versjon av regresjonsmodellen er som følger:

$$\begin{aligned} \ln(P(\textit{konkurs}_{it})) = & \beta_0 + \beta_1 \textit{dummy} : \textit{skyldige off.avg.}_{it} \\ & + \beta_2 (\textit{dummy} : \textit{skyldige off.avg.} \times \log(\textit{totale eiendeler})_{it}) \quad (15) \\ & + \beta_3 \textit{kontrollvariabler} + a_i + u_{it} \end{aligned}$$

I tillegg til regresjonsanalysen vil vi utforske sammenhenger gjennom en korrelasjonsmatrise. Tilnærmingen gir oss muligheten til å vurdere graden av lineær sammenheng mellom variablene i analysen av H3. For å konstruere korrelasjonsmatrisen, beregner vi korrelasjonskoeffisienter mellom parvise variabler, og resultatene presenteres i en matrise. En positiv korrelasjon indikerer en samvariasjon i økende retning, mens en negativ korrelasjon indikerer en samvariasjon i synkende retning. Dette gir et helhetlig bilde av hvordan variablene interagerer, og gir ytterligere innsikt i de underliggende dynamikkene i forholdene vi undersøker.

3.1.6 Modellenes treffsikkerhet

ROC (Receiver Operating Characteristic) kurven er en grafisk metode for å vurdere ytelsen til klassifikasjonsmodeller, inkludert logistiske regresjonsmodeller og maskinlæringsalgoritmer (Chan, 2018). Kurven plottes ved å sammenligne den sanne positive raten (andel korrekt identifiserte konkurs) mot den falske positive raten (andel feilaktig identifiserte konkurs). Den sanne positive raten reflekterer hvor mange av de faktiske konkurstiltfellene modellen riktig forutså, mens den falske positive raten viser hvor mange ikke-konkurstiltfeller som ble feilaktig forutsagt som konkurs (Chan, 2018). Ved å binde sammen disse punktene, gir ROC-kurven et mål på modellens evne til å skille mellom konkurs og ikke-konkurs over ulike terskelverdier for klassifisering (Fawcett, 2006). Terskelverdier i denne sammenhengen refererer til den spesifikke verdien langs ROC-kurven som beslutter om en observasjon er konkurs eller ikke-konkurs.

AUC (Area Under the Curve) refererer til arealet under ROC. AUC måler nøyaktigheten til denne kurven og representerer graden av separasjon mellom de positive og negative klassene (Hoo et al., 2017). En høy AUC indikerer bedre modellytelse med økt evne til å skille mellom forskjellige kategorier (Narkhede, 2021). AUC-verdien varierer fra 0 til 1, der

høyere verdier indikerer bedre presisjon i modellen. En verdi på 0,5 tilsvarer 50 % sjanse for riktig gjetning, mens en verdi på 1 representerer en prediksjon som er 100 % nøyaktig. AUC-beregningen tar hensyn til forholdet mellom sanne positive beslutninger (korrekt klassifiserte konkurs) og falske positive beslutninger (feilaktig klassifiserte konkurs). Dette gjør det mulig å sammenligne beregningene for å identifisere prediksjoner som er mer nøyaktige enn andre (Bowers & Zhou, 2019). AUC-verdier mellom 0,7 og 0,8 anses som akseptable, noe som indikerer en moderat prediksjonsevne. Verdier mellom 0,8 og 0,9 betraktes som utmerkede, og indikerer høy grad av prediksjonsevne. AUC-verdier på 0,9 eller høyere betraktes som eksepsjonell prediksjonsevne, og indikerer svært høy nøyaktighet for modellen (Hosmer Jr et al., 2013).

ROC-AUC beregnes vanligvis kun på balanserte datasett for å unngå overdrevne vurderinger av den dominerende klassen (Brownlee, 2020), i vårt tilfelle ikke-konkurs selskaper. En alternativ tilnærming er PRC-AUC (Precision-recall curve), ansett som mer passende for vurdering av prediksjonsevnen på ubalanserte datasett (Carrington et al., 2020). Imidlertid kan deler av ROC-kurven og AUC fortsatt gi nyttig informasjon på bruk av ubalanserte data (Carrington et al., 2020). Praktikere innen maskinlæring, inkludert P.I. Huse fra ENIN, understreker at ROC-AUC er en akseptabel metode for studien, da den er mest utbredt i praksis (P.I. Huse, personlig kommunikasjon, 30. november 2023).

For å vurdere de logistiske modellenes tilpasning og kompleksitet, anvendes log likelihood og Akaike Information Criterion (AIC). Log Likelihood er et mål på modellens tilpasning til data, hvor en høyere verdi indikerer en bedre tilpasning. AIC (Akaike Information Criterion) vurderer modellens ytelse ved å balansere tilpasning mot antall parametere. En lavere AIC-verdi tyder på en bedre balanse mellom modellens kompleksitet og dens evne til å tilpasse seg data. Disse statistiske målene anvendes for å vurdere modeller innenfor en enkelt analyse opp mot hverandre.

3.2 Datagrunnlag

Datagrunnlaget i oppgaven består av paneldata med resultat, balanse og foretaksinformasjon for alle selskaper og konsern fra 2013 til 2022. Dataen er opprinnelig innhentet fra Brønnøysundregisteret og utlevert fra ENIN. Den ubehandlede dataen består av 3 443 008 regnskaper (observasjoner), hvor 556 581 er unike selskaper. Datasettet inneholder totalt 166 variabler som viser til forskjellige oppføringer i årsregnskapet og andre selskapsopplysninger. Vi har i tillegg innhentet data fra ulike støtteordninger gjennom offentlige kilder. For en detaljert oversikt over alle kompensasjonsordningene for næringslivet, se Appendiks A.1. Det definerte tidsrommet for analyseperioden gjelder fra 1.1.2018 til og med 31.12.2022. Dette innebærer at kun støtteordninger som har blitt utbetalt i dette tidsrommet vil være relevante for vår analyse. Databehandlingen og avgrensningene er delvis utført i tråd med tidligere analyser for å tilrettelegge for sammenligning av resultater. Dette bidrar til metodologisk kontinuitet for dette forskningsområdet.

Fra det opprinnelige paneldatasettet, ekskluderer vi først variabler som er irrelevante for vår studie. Vi inkluderer kun variabler som representerer selskapsidentifikasjon og regnskapsstørrelser som er relevant for modellene og analysene vi skal gjennomføre. Videre fjerner vi alle konsernregnskap. Dette sikrer at datagrunnlaget kun består av selskapsregnskaper, slik at regnskapstall ikke blir analysert flere ganger (Næss et al., 2017). Deretter fjernes alle duplikater, slik at datagrunnlaget kun består av unike regnskap.

Det ubehandlede datasettet fra ENIN består av et grovt uttrekk med flere selskapsformer enn hva som er relevant for vår studie. Vi begrenser utvalget til *kun* norske aksjeselskap (AS) og allmennaksjeselskap (ASA), og ekskluderer andre selskapsformer. Videre ekskluderes alle selskaper som mangler NACE-kode¹⁴, da dette er nødvendig for å utføre en deskriptiv fremstilling av datamaterialet. I samsvar med vanlig praksis i litteraturen, ekskluderer vi regnskaper fra bank-, eiendoms- og offentlige tjenestesektorer¹⁵ (Mansi et al., 2012).

¹⁴NACE-kode er en statistisk klassifisering av økonomisk aktivitet innenfor EU. Selskaper blir tildelt næringskode basert på det de angir som sin hovedaktivitet/bransje når virksomheten registreres i enhetsregisteret via samordnet registermelding (Fiken, u.å.).

¹⁵Ekskluderer bransjer med NACE-kode: 35; elektrisitet-, gass, damp- og varmtvannsforsyning, 36-39; vannforsyning, avløps- og renovasjonsvirksomhet, 41; oppføring av bygginger, 68; omsetning og drift av fast eiendom, 84; offentlig administrasjon og forsvar, og trykdeordninger underlagt offentlig forvaltning.

I tillegg fjernes selskaper innen offentlig sektor, inkludert forsvar og sosiale trygdeordninger. Disse selskapene står ikke for en representativ andel av støttemottakere, og vil ikke være relevante for denne studien. Ifølge Paul Huse i ENIN, kan støy i datasettet reduseres ved å ekskludere alle private holdingsselskaper og selskaper som har investering som eneste formål for virksomheten (P.I. Huse, personlig kommunikasjon, 14. september, 2023). Det er imidlertid viktig å presisere at driftsselskap kan ha blitt gjort om til holdingselskap gjennom en restrukturering på selskapsnivå. Derfor ekskluderes alle private holdingsselskaper og investeringselskaper som *aldri* overstiger en omsetning på 50 000 kr i løpet av observasjonsperioden¹⁶.

For å opprettholde datakvaliteten tar vi hensyn til negative verdier. Etter dialog med Ranik Raaen Wahlstrøm, førsteamanuensis ved NTNU Handelshøyskolen, ble vi oppfordret til å inkludere negative verdier i årsresultat og egenkapital (R.R. Wahlstrøm, personlig kommunikasjon, 18. oktober 2023). De negative verdiene er relevante for konkursprediksjon og beholdes derfor i datasettet. Vi hentet ut hovedpostene¹⁷ i regnskapet, for å ekskludere alle selskaper som kun har en *eller* to observasjoner i panelet hvor en eller flere verdier er negative blant de utvalgte hovedpostene. Etersom det ikke er tilstrekkelig med data til å erstatte verdiene, ekskluderes disse for å redusere støy i datasettet. Vi unngår å manipulere dataen for å hindre vesentlige avvik fra realiteten og opprettholde integriteten til datasettet.

Videre ekskluderes alle selskaper med flere enn to observasjoner i panelet, som i tillegg hadde negative verdier over flere år i en av hovedpostene. Med andre ord vil selskaper som har to år med negative verdier i en av variablene, eksempelvis totale inntekter, bli ekskludert. Deretter ekskluderes selskaper som har flere observasjoner i panelet, hvor minst en observasjon har mer enn én negativ variabel. Etter dialog med Klaus Hansen, Partner i Consulting BDO, ble det presisert at negative verdier kan forekomme på grunn av regnskapsmessige justeringer mellom regnskapsår. Dette betyr at enkeltobservasjoner med negative verdier ikke alltid reflekterer den reelle verdien til posten (K. Hansen, personlig kommunikasjon, 15. oktober 2023). Med dette som utgangspunkt, velger vi å

Bransjebeskrivelse er tilgjengelig på SSB (2009).

¹⁶Foretak med ordene: invest, investering, holding, kapital og portefølje i organisasjonsnavnet ekskluderes.

¹⁷Hovedposter i regnskapet inkluderer totale inntekter, totale eiendeler, sum anleggsmidler, sum omløpsmidler, sum kortsiktig gjeld, sum langsiktig gjeld og sum gjeld.

erstatte enkeltobservasjoner til selskaper som *kun* har én negativ verdi blant hovedpostene, med gjennomsnittsverdien fra observasjoner før og etter i panelet. Dersom den negative verdien er blant den første observasjonen i panelet, erstattes den med gjennomsnittet av de to etterkommende observasjonene i panelet. Samme praksis følges dersom den negative verdien er blant den siste observasjonen i panelet, der den negative verdien erstattes med gjennomsnittet av de to forekommende observasjonene i panelet.

Deretter vurderer vi nullverdier på grunn av deres potensielle innvirkning på utarbeidelsen av variabelsettene som består av forholdstall. Først ekskluderer vi alle selskaper som har nullverdier i *alle* postene som inngår i variabelsettet til prediksjonsmodellene¹⁸. Videre vurderer vi nullverdier i alle de respektive postene som inkluderes i variabelsettet, både i teller og nevner. Vi går gjennom hver enkelt variabel og ekskluderer selskaper som har konsekvente nullverdier for alle observasjoner i den gitte variabelen på tvers av panelet. Vi ekskluderer deretter alle selskaper som har flere enn tre nullverdier blant totale inntekter og totale eiendeler i panelet. Disse selskapene betraktes ikke som operative, og kvalifiserer ikke for å motta støtte. Vi fortsetter med å ekskludere selskaper som kun har én eller to observasjoner i panelet, hvor én eller flere verdier blant variablene fra variabelsettet er nullverdier. Til slutt erstatter vi observasjoner med kun én nullverdi blant postene fra variabelsettet, med snittet fra observasjonene før og etter i panelet. Dersom nullverdien er blant den første observasjonen, erstattes den med gjennomsnittet av de to etterfølgende observasjonene. Samme praksis følges dersom nullverdien er blant den siste observasjonen, så erstattes denne med gjennomsnittet av de to påfølgende observasjonene i panelet.

Etter behandling av nullverdier og ekskludering av selskaper som ikke anses som representative for studien, gjenstår fremdeles et lite utvalg nullverdier i datasettet. Vi anvender metoder for databehandling brukt i lignende studier (Paraschiv et al., 2021), og utfører winsorizing på alle variabler i variabelsettet, unntatt dummyvariablene. Slik erstattes forholdstall med null i teller og/eller nevner med den nærmeste verdien for hver variabel, innenfor grensene satt av 5 % og 95 % prosentilene. Dette betyr at datasettets ekstremverdier, både i de nedre og øvre 5 %, erstattes med verdien ved disse prosentilene¹⁹.

¹⁸For total oversikt over poster i variabelsettet til prediksjonsmodellene, se Appendiks B.1.

¹⁹For observasjoner der både nevneren og telleren har nullverdier, blir variabelen satt til null. Hvis nevneren er null og telleren er positiv, blir verdien på variabelen satt til positiv uendelig, mens hvis nevneren er null og telleren er negativ, blir verdien satt til negativ uendelig.

Metoden er anvendt i lignende studier (Kainth & Wahlstrøm, 2021), og støttet av Nyitrai og Virág (2019) for forbedret konkursprediskjon. Det endelige datasettet består av 1 239 693 regnskap (observasjoner), hvorav 173 184 er unike selskaper (2013-2022). Til slutt legger vi til konkursdata og tilhørende data for støtteordningene. Oversikt over rensing og validering av datagrunnlaget, se Appendiks C.1.

3.3 Deskriptiv analyse av datagrunnlag

Tabell 3.2 presenterer antall selskaper i panelet og tilhørende konkursprosent kategorisert etter selskapsstørrelse basert på totale eiendeler fra 2018 til 2022. For å analysere endringer over tid, sammenligner vi normalårene 2018 og 2019 med pandemiårene 2020 til 2022. Tabellen viser at antall selskaper i hver størrelseskategori og den tilhørende konkursprosenten, har en tendens til å avta når selskapets størrelse øker. Eksempelvis i 2018, hadde den minste størrelseskategorien ($TE \leq 500$) en konkursprosent på 8,3 %, mens den største størrelseskategorien ($TE \geq 50\,000$) hadde en konkursprosent på 0,6 %. Dette mønsteret gjentar seg for alle årene i analyseperioden (2018-2022). Videre ser vi en reduksjon i konkursprosenten i starten av pandemien (2020), sammenlignet med normalårene 2018 og 2019 for de fleste størrelsesklasser. Totalt sett observerer vi en konkursprosent på 3,9 % i 2018 og 3,3 % i 2019, sammenlignet med 3,0 % i 2020, 3,3 % i 2021 og 3,0 % i 2022 under pandemien.

En interessant observasjon er at mer enn 70 % av konkursselskapene hadde totale eiendeler under 1 million gjennomgående for hele analyseperioden. En mulig forklaring kan være inkluderingen av likviderte og konkursrammede selskaper som kan påvirke konkursdataene, særlig blant de minste selskapene. Som presisert i fotnote [12], inkluderer denne studien likviderte selskaper i tillegg til konkursselskaper. P.I. Huse påpeker at selskaper kan gå inn og ut av konkurs. Dette tas ikke i betraktning i denne studien. I tillegg hevder han at likviderte selskaper blir vurdert forskjellige blant praktikere innen konkursprediskjon. Han understreker at mange ekskluderer likviderte konkursselskaper i sine vurderinger, siden det indikerer at kreditorene har fått tilbakebetalt sine fordringer. Derfor betraktes det ikke som et «tapstilfelle». Likevel fremhever Huse at det kan være relevant for denne studien, gitt at disse selskapene fortsatt ikke har oppnådd suksess (P.I. Huse, personlig kommunikasjon, 1. november 2023).

Tabell 3.2: Konkurs fordelt på relevante størrelser 2018 – 2022

Størrelse	2018		2019		2020		2021		2022	
	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs
TE ≤ 500	35 285	8,3 %	37 204	7,5 %	38 797	6,6 %	33 517	8,0 %	30 534	8,4 %
500 - 1 000	17 462	4,5 %	17 931	3,5 %	18 078	3,3 %	17 804	4,1 %	16 501	3,1 %
1 000 - 1 500	11 349	3,3 %	11 514	2,8 %	11 767	2,4 %	11 862	2,8 %	11 224	2,5 %
1 500 - 2 500	14 433	2,9 %	14 640	1,9 %	15 260	2,0 %	15 262	2,2 %	14 574	1,9 %
2 500 - 5 000	17 863	1,8 %	18 522	1,5 %	19 227	1,5 %	19 652	1,6 %	18 828	1,0 %
5 000 - 10 000	14 694	1,5 %	14 891	0,9 %	15 666	1,0 %	16 219	0,9 %	16 016	0,8 %
10 000 - 25 000	11 985	0,9 %	12 460	0,7 %	13 223	0,7 %	13 868	0,7 %	13 879	0,4 %
25 000 - 50 000	4 795	0,7 %	4 966	0,5 %	5 191	0,7 %	5 481	0,7 %	5 569	0,4 %
TE ≥ 50 000	6 289	0,6 %	6 663	0,5 %	6 994	0,3 %	7 545	0,5 %	7 802	0,3 %
Totalt	134 155	3,9 %	138 791	3,3 %	144 203	3,0 %	141 210	3,3 %	134 927	3,0 %

Tabellen gir en oversikt over antall selskaper og andel konkurser (i %) fra 2018 – 2022. Størrelse er sortert etter balanseverdien totale eiendeler, og oppgis i hele 1 000. Tabellen inkluderer alle selskaper og konkursselskaper innad i panelet for de respektive årene. % viser til andelen konkursselskap i forhold til antall selskap innad i året.

Tabell 3.3 gir oversikt over antallet selskaper og konkursprosenter fordelt på ulike næringssektorer i årene 2018 til 2022. Sektorene som opplevde de høyeste konkursprosentene før pandemien var «overnatting» med 6,2 % i 2018 og 4,1 % i 2019, samt «undervisning» med 4,6 % i 2018 og 4,2 % i 2019. Bransjene som hadde høyest konkursprosent i normalårene gjenspeiles også i pandemiårene. Videre observeres det at noen bransjer opplevde en marginal økning i konkursprosent fra normalårene til det første pandemiåret (2020). Dette gjaldt bransjene «bergverksdrift», «info & kommunikasjon», og «helse & sosialtjenester». Imidlertid opplevde «industri», «bygg & anlegg», «motorvarehandel», «faglig vitenskap» og «forretning» en reduksjon i konkursforekomst i pandemiårene, sammenlignet med normalårene.

Tabell 3.3: Konkurs fordelt på relevante bransjer 2018 – 2022

Bransje	2018		2019		2020		2021		2022	
	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs	Antall selskap	% konkurs
Jordbruk	3 457	2,3 %	3 680	2,1 %	3 904	2,0 %	3 901	2,6 %	3 829	2,3 %
Bergverksdrift	813	2,1 %	817	1,5 %	822	2,6 %	798	1,4 %	749	1,6 %
Industri	9 250	3,1 %	9 289	2,7 %	9 417	2,3 %	9 236	2,8 %	8 858	1,8 %
Bygg & anlegg	15 190	3,9 %	15 769	3,4 %	16 361	3,4 %	16 143	3,4 %	15 514	2,9 %
Motorvarehandel	31 908	4,6 %	32 125	3,5 %	32 666	3,2 %	31 850	3,4 %	30 121	3,2 %
Transport	6 588	4,3 %	6 662	3,4 %	6 842	3,6 %	6 685	3,7 %	6 382	2,9 %
Overnatting	7 400	6,2 %	7 706	4,1 %	8 120	3,6 %	7 992	4,8 %	7 493	3,3 %
Info & komm.	9 447	3,0 %	10 053	2,5 %	10 708	2,6 %	10 413	2,8 %	9 918	2,9 %
Faglig vitenskap	23 688	3,6 %	24 881	3,3 %	26 098	2,9 %	25 469	3,2 %	24 406	3,3 %
Forretning	8 723	4,3 %	9 104	3,9 %	9 489	3,0 %	9 282	3,6 %	8 900	3,5 %
Undervisning	2 898	4,6 %	3 029	4,2 %	3 238	4,0 %	3 156	3,8 %	3 037	4,3 %
Helse & sosial	7 155	2,3 %	7 541	2,2 %	7 920	2,6 %	7 784	3,0 %	7 489	3,0 %
Kultur	3 765	2,8 %	4 051	3,0 %	4 274	2,7 %	4 209	2,9 %	4 075	2,3 %
Tjenestestyring	3 871	3,5 %	4 081	3,8 %	4 341	2,9 %	4 289	3,5 %	4 153	3,3 %
Husholdning	2	0,0 %	3	0,0 %	3	0,0 %	3	0,0 %	3	0,0 %
Int.org	0	0,0 %	0	0,0 %	0	0,0 %	0	0,0 %	0	0,0 %
Totalt	134 155	3,9 %	138 791	3,3 %	144 203	3,0 %	141 210	3,3 %	134 927	3,0 %

Tabellen gir en oversikt over antall selskaper og andel konkurser (i %) fra 2018 – 2022 sortert etter bransjer. Tabellen inkluderer alle selskaper og konkursselskaper innad i panelet for de respektive årene. % viser til andelen konkursselskap i forhold til antall selskap innad i året. For fullstendig oversikt over klassifiseringene til bransjene, se SSB (2009).

Tabell 3.4 viser en sammenligning av konkursraten blant selskaper som fikk støtte og selskaper som ikke fikk støtte i løpet av pandemiårene 2020 til 2022. I første pandemiår (2020) observeres det at mindre selskaper ($TE \leq 1\,500$) har en høyere konkursrate blant de som ikke mottok støtte, sammenlignet med de som fikk støtte. I 2021 er imidlertid konkursraten lavere for *alle* selskapene som ikke mottok støtte, sammenlignet med selskapene som fikk støtte.

I løpet av de to innledende årene av pandemien fremkom det at konkursandelen blant støtteselskaper faktisk var høyere for selskaper med totale eiendeler over 5 millioner, sammenlignet med selskaper som ikke mottok støtte. Samlet sett gir tabellen et bilde av hvordan forskjellige bedriftsstørrelser har blitt påvirket av de økonomiske utfordringene som oppsto som følge av pandemien.

Tabell 3.4: Konkurs blant støttede og ikke-støttede foretak 2020 - 2022

Størrelse	2020 Støtte		2020 Ingen støtte		2021 Støtte		2021 Ingen støtte		2022 Støtte		2022 Ingen støtte	
	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs
TE \leq 500	261	3,8 %	38 536	6,7 %	1 232	8,8 %	32 285	8,0 %	444	7,0 %	30 090	8,5%
500 - 1 000	319	3,1 %	17 759	3,4 %	1 324	6,5 %	16 480	3,9 %	526	3,2 %	15 975	3,1 %
1 000 - 1 500	316	1,3 %	11 451	2,4 %	1 086	3,7 %	10 776	2,7 %	410	3,7 %	10 814	2,5 %
1 500 - 2 500	480	2,1 %	14 780	2,0 %	1 551	2,8 %	13 711	2,1 %	597	2,7 %	13 977	1,9 %
2 500 - 5 000	755	1,2 %	18 472	1,5 %	2 179	1,8 %	17 473	1,5 %	938	1,3 %	17 890	1,0 %
5 000 - 10 000	656	1,4 %	15 010	1,0 %	1 757	1,7 %	14 462	0,9 %	818	0,4 %	15 198	0,8 %
10 000 - 25 000	599	1,0 %	12 624	0,7 %	1 476	1,1 %	12 392	0,7 %	813	0,1 %	13 066	0,4 %
25 000 - 50 000	275	2,5 %	4 916	0,5 %	590	1,7 %	4 891	0,6 %	338	0,3 %	5 231	0,4 %
TE \geq 50 000	306	0,3 %	6 688	0,3 %	634	1,1 %	6 911	0,4 %	443	0,0%	7 359	0,3 %
Totalt	3 967	1,7 %	140 236	3,1 %	11 829	3,2 %	129 381	3,3 %	5 327	1,8 %	129 600	3,1 %

Oversikt over konkurser blant støtteforetak og ikke-støtteforetak fra 2020 - 2022. Størrelse er sortert etter balanseverdien totale eiendeler, og oppgis i hele 1 000. Tabellen inkluderer alle selskaper og konkursselskaper innad i panelet for de respektive årene. % viser til andelen konkursselskap i forhold til antall selskap innad i panelet.

Oversikt over konkurser blant støtteforetak og ikke-støtteforetak fra 2020 til 2022 sortert etter næringskoder, se Appendiks D.1.

4 Analyse

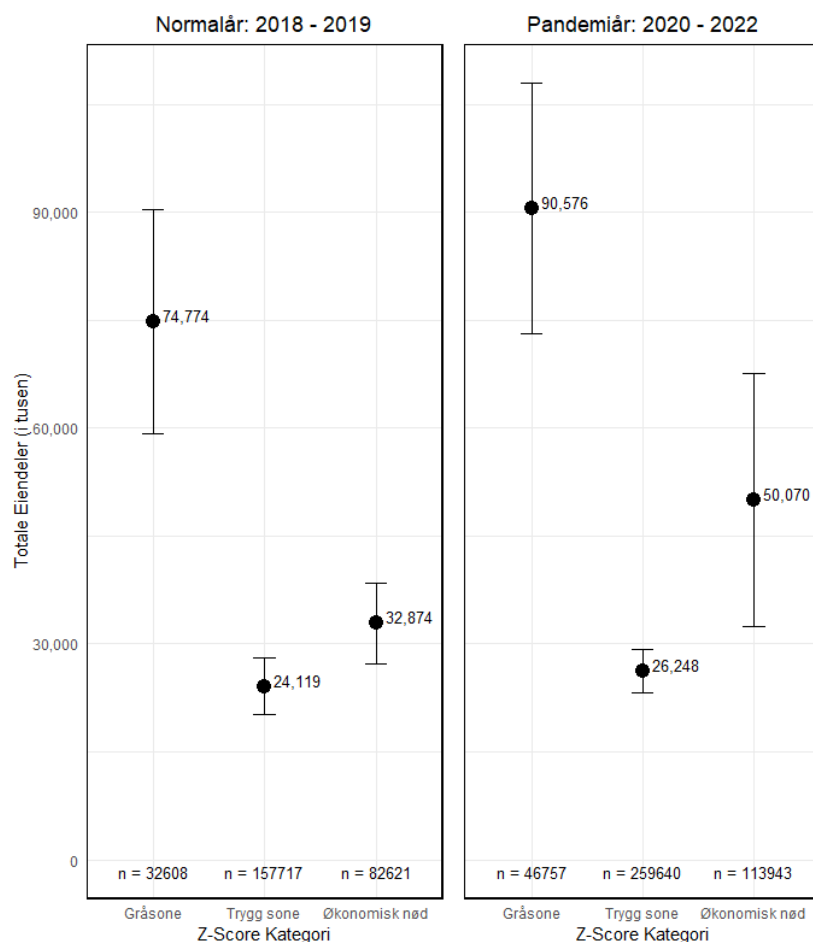
I analysedelen undersøker vi studiens hypoteser knyttet til konkursprediksjon og selskapsstørrelse (H1), effekten av støtteordninger under pandemien (H2), og relasjonen mellom utsettelse av skyldige offentlige avgifter og konkursrisiko (H3). Først presenteres en oversikt over selskapers kategoriseringer under Z-Score-grupperingene. Deretter anvendes den reviderte Altman Z'' -Score-modellen for å analysere sammenhengen mellom Z-Score og selskapsstørrelse. Videre benyttes logistiske regresjoner med variabler fra den opprinnelige SEBRA-modellen for å utforske forholdet mellom konkurs og selskapsstørrelse, og gir innsikt i hvordan økonomiske forhold påvirker konkursrisikoen for både små og store selskaper. Deretter rettes fokus mot støtteordninger under Covid-19-pandemien, hvor logistiske regresjoner utføres for å evaluere om støtteeffekten varierer avhengig av selskapenes størrelse. Til slutt gjennomføres en analyse av relasjonen mellom utsettelse av skyldige offentlige avgifter og konkursrisiko, ved hjelp av en logistisk regresjon og korrelasjonsmatrise.

4.1 Analyse: Hypotese 1 (H1)

Analysen av studiens første hypotese (H1) benytter ulike prediksjonsmodeller for å utforske sammenhengen mellom konkursprediksjon og selskapsstørrelse. Innledningsvis gir analysen en detaljert oversikt over kategoriseringene av selskaper innenfor Z-Score-grupperingene. Figur 4.1 illustrerer 95 % konfidensintervaller for gjennomsnittlige totale eiendeler i de ulike Z-Score-kategoriene, og avslører markante forskjeller mellom selskapsstørrelser for «økonomisk nød», «gråsoner» og «trygg sone». I normalårene 2018-2019 er de gjennomsnittlige totale eiendelene for selskaper i «økonomisk nød» omtrent 33 millioner, noe som er mindre enn «gråsoner»-selskaper på rundt 75 millioner. Dette er mer enn selskaper i «trygg sone», som i gjennomsnitt hadde totale eiendeler på i overkant av 24 millioner.

Under pandemiårene 2020-2022 ser vi at «økonomisk nød»-selskaper vokser til omtrent 50 millioner i gjennomsnittlige totale eiendeler, samtidig som selskaper i «trygg sone» øker marginalt til i overkant av 26 millioner. Konfidensintervallene i analysen gir innsikt i variabiliteten rundt estimatene av gjennomsnittlige totale eiendeler for de ulike Z-Score-kategoriene. Under normalårene ser vi en betydelig varians i konfidensintervallene for «gråsone»-selskaper. Dette reflekterer en bred spredning av selskapsstørrelser i denne kategorien. For «trygg sone» og «økonomisk nød» er konfidensintervallene mer begrensede, og indikerer en mer ensartet størrelse blant selskapene i disse kategoriene. I pandemiårene opprettholdes variasjonen for «trygg sone», noe som antyder vedvarende heterogenitet i selskapsstørrelser. I kontrast observeres et bredt konfidensintervall for «gråsone» og «økonomisk nød» under pandemien. Dette tyder på stor ulikhet i selskapsstørrelser blant ikke-robuste selskaper i denne perioden.

Figur 4.1: Oversikt over gjennomsnittlig totale eiendeler per Z-Score kategori (H1)



Oversikt over gjennomsnittlig totale eiendeler (i hele tusen) for hver av de ulike Z-Score kategoriene for analyseperioden 2018-2022. Figuren fremviser antall observasjoner (n) som er underlagt de ulike kategoriene. Klaffene til plottene representerer 95%-konfidensintervall for totale eiendeler.

Tabell 4.1 viser at større selskaper, målt ved logaritmen av totale eiendeler (SIZE), har en gjennomgående signifikant positiv effekt på Z-Scoren blant de ulike modellene. Dette indikerer at større selskaper har lavere konkurrisiko – sammenlignet med mindre selskaper. Fra analysen til de fire regresjonsmodellene, blir det klart at forskjellene i koeffisienter, standardfeil, og R²-verdier gir innsikt i hvordan metodologiske valg påvirker tolkningen av data. Koeffisienten for SIZE er betydelig større i faste effektermodellene (A) og (C) sammenlignet med OLS-modellene (B) og (D). Dette antyder at det kontrolleres for uobserverte, tids-uavhengige faktorer som påvirker Z-Scoren, og effekten av selskapsstørrelse blir mer betydningsfull.

Standardfeilene varierer i tillegg mellom modellene, med lavere standardfeil i OLS-modellene. Dette kan delvis forklares med heteroskedastisitet i panelet, en situasjon hvor feilvariansen ikke er konstant på tvers av observasjonene. Robuste standardfeil i modellene (A) og (B) korrigerer for dette og gir en mer pålitelig vurdering av koeffisientenes signifikans. Denne tilnærmingen er spesielt viktig fordi det sikrer at resultatene blir robuste og nøyaktige, spesielt i situasjoner med potensiell heteroskedastisitet. Den negativ justerte R² i FE-modellene kan oppstå grunnet paneldataens struktur og komplikasjoner som oppstår ved å kontrollere for faste effekter. Mens en lavere R²-verdi i panelet kan antyde at modellen ikke fanger opp alle variablene som påvirker den avhengige variabelen, er det viktig å huske at FE-modeller primært fokuserer på å kontrollere for potensielle skjevheter (bias) fremfor å maksimere R².

Tabell 4.1: Regresjoner for Altman Z-Score (H1)

	<i>Avhengig variabel:</i>			
	Z-Score			
	<i>Panel</i> <i>m/robust</i> (A)	<i>OLS</i> <i>m/robust</i> (B)	<i>Panel</i> (C)	<i>OLS</i> (D)
SIZE	0.955*** (0.023)	0.601*** (0.005)	0.955*** (0.011)	0.601*** (0.005)
Konstant		-4.672*** (0.081)		-4.672*** (0.066)
Observasjoner	693,286	693,286	693,286	693,286
R ²	0.015	0.024	0.015	0.024
Justert R ²	-0.290	0.024	-0.290	0.024
Residual Std. Avvik (df = 693 284)		6.841		6.841

*Signifikans nivåer: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01. Modell (A) benytter faste effekter (fixed effects) og robuste standardfeil. Modell (B) er en lineær OLS regresjon, med robuste standardfeil. Modell (C) benytter faste effekter (fixed effects) uten robuste standardfeil, og modell (D) er en lineær OLS regresjon uten robuste standardfeil. I faste effekter modeller brukt gjennom plm-funksjonen i R utelates konstantleddet for å isolere tidsspesifikke endringer innen enheter.*

Regresjonsanalysene i tabell 4.2 gir et innsiktsfullt bilde på faktorer som påvirker konkursrisiko. I denne analysen har vi utført tre separate regresjoner med SEBRA-variabelsettet: en baseline-modell uten størrelsesvariabelen (E), en modell som inkluderer størrelsesvariabelen (SIZE) for å vurdere den direkte effekten av selskapsstørrelse (F), og til slutt en modell med interaksjonsestimater som undersøker hvordan størrelsen på et selskap påvirker sammenhengen mellom økonomiske variabler og konkursrisiko (G).

Baseline-modellen (E) identifiserer betydelige sammenhenger mellom SEBRA-variablene og konkursrisiko. LIK (netto kontanter/total inntekt) viser interessant nok en positiv sammenheng med konkursrisiko, som antyder at selskaper med høyere likviditet er mer utsatt for økonomiske vanskeligheter og derfor har høyere sannsynlighet for konkurs. Dette resultatet virker imidlertid kontraintuitivt, da det normalt forventes at høy likviditet gir bedre økonomisk stabilitet og lavere risiko for konkurs. Videre observeres det at TKR (ordinært driftsresultat/total eiendeler) har en sterkt negativ koeffisient. Dette indikerer at selskaper med bedre driftsresultat i forhold til deres totale eiendeler har lavere sannsynlighet for konkurs. UBE (ubetalte offentlige skatter/total eiendeler) har en positiv sammenheng med konkursrisiko, og indikerer at ubetalte skatter kan påvirke en bedrifts økonomiske stabilitet negativt og øker sannsynligheten for konkurs.

DIV (indikator for utbetaling av utbytte) viser til en negativ koeffisient. Dette antyder at selskaper som har utbetalt utbytte i løpet av perioden, har lavere sannsynlighet for konkurs. TAPTEK (indikator for om innskutt egenkapital er større enn bokført egenkapital), er signifikant positiv. Dette peker mot at selskaper med innskutt egenkapital som overstiger bokført verdi har økt risiko for konkurs.

Aldersdummyene (A1-A9)²⁰ viser betydelige signifikant positive sammenhenger med konkursrisiko. Dette indikerer at eldre bedrifter generelt hadde høyere risiko for konkurs under analyseperioden (2018-2022). Blant bransjevariablene er det to koeffisienter som viser seg å være signifikante i Baseline-modellen (E). MEANLEV (bransjesnittet til LEV) har en betydelig positiv sammenheng med konkursrisiko, som indikerer at bransjer med høyere gjennomsnitt av leverandørgjeld / totale eiendeler er mer utsatt for konkurs. Imidlertid observeres det at STDTKR (bransjevis variasjon i totalkapitalrentabilitet) har en betydelig negativ korrelasjon med konkursrisikoen. Dette antyder at bransjer med økt variasjon i lønnsomhet generelt har lavere risiko for konkurs blant individuelle selskaper. Med andre ord indikerer en større variasjon i lønnsomheten innenfor en bransje å være knyttet til redusert konkursrisiko for de enkelte selskapene i den bransjen. Derimot viser MEANEKA (gjennomsnittlig egenkapitalandel) ingen signifikant sammenheng med konkursrisiko.

Inkluderingen av størrelsesvariabelen (SIZE) i regresjonsmodell (F) motsier hypotese 1 (H1) ved å vise en markant negativ sammenheng mellom selskapsstørrelse og konkursrisiko. Dette indikerer at større selskaper generelt har lavere avviklingsrisiko i perioden 2018 til 2022, og gir innsikt i forholdet mellom selskapsstørrelse og økonomisk stabilitet i løpet av denne analyseperioden.

²⁰De anvendte aldersdummyene omfatter A1 til A9. Etersom det mangler en referansegruppe for A10, ekskluderes denne fra analysen. Dette er gitt at panelet bare omfatter ti observasjonsår.

Tabell 4.2: Regresjoner med SEBRA-variabelsettet (H1)

	Avhengig variabel:		
	Konkurs		
	SEBRA u/SIZE (E)	SEBRA (F)	SEBRA m/interaksjon (G)
Konstant	-5.796*** (0.143)	-1.082*** (0.178)	0.649** (0.212)
TKR	-0.771*** (0.030)	-0.661*** (0.028)	2.990*** (0.227)
LIK	0.191*** (0.003)	0.150*** (0.003)	-0.171*** (0.024)
UBE	2.031*** (0.063)	1.416*** (0.063)	1.178 (0.639)
LEV	0.027 (0.046)	0.175*** (0.045)	-3.928*** (0.369)
EKA	0.002 (0.019)	-0.008 (0.017)	-0.046 (0.141)
SIZE		-0.277*** (0.006)	-0.393*** (0.010)
TAPTEK	0.427*** (0.020)	0.136*** (0.021)	0.074*** (0.021)
DIV	-0.379*** (0.033)	-0.191*** (0.034)	-0.032 (0.035)
A1	3.633*** (0.050)	3.416*** (0.050)	3.368*** (0.051)
A2	2.756*** (0.057)	2.579*** (0.058)	2.549*** (0.058)
A3	2.539*** (0.033)	2.231*** (0.034)	2.192*** (0.034)
A4	2.237*** (0.034)	1.947*** (0.034)	1.911*** (0.034)
A5	1.982*** (0.034)	1.713*** (0.035)	1.677*** (0.035)
A6	2.749*** (0.031)	2.532*** (0.032)	2.488*** (0.032)
A7	2.524*** (0.032)	2.332*** (0.033)	2.288*** (0.033)
A8	2.331*** (0.034)	2.158*** (0.034)	2.119*** (0.034)
A9	2.077*** (0.035)	1.955*** (0.035)	1.921*** (0.035)
MEANEKA	0.157 (0.134)	-0.112 (0.135)	-0.149 (0.134)
MEANLEV	3.612*** (0.306)	3.538*** (0.307)	3.323*** (0.309)
STDTKR	-1.566*** (0.304)	-3.303*** (0.318)	-3.685*** (0.316)
TKR:SIZE			-0.295*** (0.018)
LIK:SIZE			0.026*** (0.002)
UBE:SIZE			0.017 (0.051)
LEV:SIZE			0.322*** (0.029)
EKA:SIZE			0.00005 (0.012)
Observasjoner	693,286	693,286	693,286
Log Likelihood	-84,108.910	-82,200.240	-81,745.070
AIC-verdier	168,257.800	164,442.500	163,542.100

Signifikans nivåer: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$. Modell (E), (F) og (G) er alle logistiske med robuste standardfeil. Modellene anvender ikke faste effekter. Dette redegjøres for i kapittel 3.1.2. Fixed effects. Modell (E) er Baseline uten SIZE; modell (F) bruker SEBRA's fullstendige variabelsett; og modell (G) legger til interaksjoner mellom SIZE og SEBRA's nøkkeltall. TKR: ordinært driftsresultat / totale eiendeler, LIK: netto kontanter / totale inntekter, UBE: skyldige offentlige avgifter / totale eiendeler, LEV: leverandørgjeld / totale eiendeler, EKA: egenkapital / totale eiendeler. MEANEKA og MEANLEV er bransjesnittet til henholdsvis EKA og LEV. STDTKR referer til bransjevis standardavvik til TKR. TAPTEK: indikator dersom innskutt EK er større enn bokført EK. DIV: indikator dersom selskapet har betalt utbytte.

Inkluderingen av interaksjonseffekter i SEBRA-modell (G) gir en detaljert analyse av forholdet mellom selskapsstørrelse og finansiell risiko. Interaksjonseffektene utforsker sammenhengen mellom selskapsstørrelse (SIZE) og variabler som TKR, LIK, UBE, LEV, og EKA. Dette gir innsikt i hvordan ulike faktorer samhandler med selskapsstørrelse og påvirker den overordnede finansielle risikoen. TKR:SIZE-interaksjonen antyder at større selskaper opplever redusert konkurserisiko når deres total kapitalrentabilitet forbedres sammenlignet med mindre selskaper. Den signifikant positive LIK:SIZE-interaksjonen indikerer at større selskaper med lik likviditet som mindre selskaper, har økt sannsynlighet for konkurser. En signifikant positiv LEV:SIZE-interaksjon antyder at større selskaper opplever en proporsjonalt større økning i konkurserisiko når deres leverandørgjeld øker, i motsetning til mindre selskaper. Dette peker på at økningen i leverandørgjeld har en mer negativ innvirkning på konkurserisikoen for større selskaper. Det presiseres at det ikke er gjort funn av lignende metode som inkluderer interaksjonskoeffisienter i SEBRA-modeller. Derfor kan ikke interaksjonskoeffisientene analyseres i tråd med tidligere empiriske resultater.

ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic - Area Under the Curve) er en måling som evaluerer en modell sin evne til å skille mellom positive og negative tilfeller i prediksjoner, der høyere verdier indikerer bedre prediksjonsevne. Baseline-modellen (E) har ROC-AUC-verdi på 0,82. I følge Hosmer et al. (2013) er verdier over 0,8 ansett som en høy grad av prediksjonsevne. ROC-AUC for SEBRA med SIZE (F) har en verdi på 0,84. Dette er en forbedring sammenlignet med baseline (E), og indikerer at inkluderingen av SIZE forbedrer modellens prediksjonsevne. Modellen med interaksjoner (G) viser i likhet med modell (F), en ROC-AUC-verdi på 0,84. Interessant nok viser observasjonen at tillegg av interaksjonskoeffisienter ikke forbedrer modellens prediksjonsevne. Dette antyder at den tilførte kompleksiteten ikke øker evnen til å predikere konkurser. Likevel anses alle modellene for å være svært presise i sine prediksjoner.

4.2 Analyse: Hypotese 2 (H2)

Analysen av studiens andre hypotese (H2) vurderer støtteordningers effekt under Covid-19-pandemien. Logistiske regresjoner utføres for å evaluere støtteeffektens variasjon for selskapsstørrelser. Analysen er utført på fire separate datasett, gruppert etter selskapsstørrelse for totale eiendeler: mindre enn 5 millioner (H), mellom 5 millioner og 25 millioner (I), og over 25 millioner (J). Den siste regresjonsmodellen (K) ser på hele datasettet, uavhengig av størrelsen på totale eiendeler. I denne modellen tillegges interaksjonskoeffisienter mellom selskapsstørrelse og støtteordninger for å fange opp sammenhenger mellom disse. Denne tilnærmingen lar oss undersøke hvordan støtteordningene hadde varierende effekter på konkursutfallet for ulike selskapsstørrelser.

Først og fremst avdekker resultatene i tabell 4.3 at støtteordningene ikke hadde en ensartet effekt på konkurs, men heller varierende effekter avhengig av hvilken type støtte selskapene mottok. Kulturstøtten og støtte for tapt verdi av varelager viser en generell beskyttende effekt mot konkurs, som indikeres av deres signifikant negative effekter. Imidlertid er det en svak positiv signifikant effekt (svak økning for konkurssannsynligheten) av støtten for tapt verdi i varelager for selskaper med totale eiendeler mindre enn 5 millioner (H). Dette tyder på at selskaper som mottok denne støtten hadde lavere log-odds for konkurs, sammenlignet med de som ikke mottok slik støtte. Resultatene antyder en annen effekt for karantenestøtte og lånegarantistøtte, med gjennomgående positivt signifikante effekter. Dette indikerer at mottak og benyttelse av disse støtteordningene økte log-oddsen for konkurs.

Ratio-tallene vurderer summen av årlig tildelte midler i forhold til totale eiendeler. Vi fokuserer spesielt på å evaluere den årlige effekten av lønnsstøtte og tilskudd for faste kostnader, som var blant de mest omfattende støttetiltakene tildelt under pandemien. For selskaper med totale eiendeler mindre enn 5 millioner (H) viser ratioene for lønnsstøtte (tilskudd lønn i 202x ratio) en signifikant negativ koeffisient for konkurrisikoen i 2020 og 2021. Dette indikerer at støtteordningen reduserte sannsynligheten for konkurs for de aktuelle selskapene i disse årene. Imidlertid avtar og reverseres denne effekten i 2022 for de minste selskapene, noe som indikerer en endring i sammenhengen mellom lønnsstøtte og konkurrisiko over tid. Lønnsstøtte får dermed en reversert effekt i 2022, og antyder

at mottak av denne støtteordningen medførte økt konkurssannsynlighet i det respektive året (2022). For selskaper med totale eiendeler over 5 millioner indikerer resultatene at lønnsstøtten hadde en generell beskyttende effekt gjennom hele pandemien, med unntak av lønnsstøtte for selskaper med totale eiendeler over 25 millioner i 2021.

Tilskudd for faste kostnader (tilskudd FK i 202x ratio)²¹ viser til en signifikant positiv effekt på konkurrisikoen for selskaper med totale eiendeler under 25 millioner (modell H og I) i det første året denne støtten ble praktisert (2021). Dette indikerer at risikoen for konkurs øker når selskaper mottar høyere andeler av støtte til faste kostnader i forhold til totale eiendeler. Tilskudd for faste kostnader ser ut til å ha vært mer treffsikker og effektiv blant de største selskapene ($TE > 25\ 000$), med signifikante negative verdier (reduisert sannsynlighet for konkurs) for begge årene med støtte til faste kostnader.

Interaksjonsleddene i modell K avdekker hvordan effekten av enkeltstående dummyvariabler endres når de samhandler med andre variabler, slik som bedriftsstørrelse (SIZE). Dette betyr at effekten av en variabel, eksempelvis *karantenestøtte*, ikke kun kan vurderes isolert. Vi må i tillegg vurdere hvordan dummyvariabelen interagerer med, og påvirkes av selskapsstørrelse. Fra regresjon (K) ser vi at karantenestøtte har en høy positiv koeffisient, men ved interaksjon med SIZE endres fortegnet. En signifikant negativ koeffisient for interaksjonen (SIZE: karantenestøtte) antyder at denne støtteordningen hadde en bedre motvirkende effekt på konkurs for større selskaper, sammenlignet med mindre. Dette indikerer at mens karantenestøtte generelt er tilknyttet en høyere konkurrisiko, er denne risikoen mindre utpreget for større bedrifter. Signifikante negative koeffisienter for interaksjonene mellom kulturstøtte, tapt varelager og lønnsstøtte med SIZE indikerer at denne støtten reduserte konkurrisikoen mer for større enn for mindre selskaper. På den andre siden indikerer de signifikante positive koeffisientene for lånegarantistøtte og støtte for fastekostnader med SIZE at disse ordningene generelt hadde en bedre effekt for mindre selskaper.

²¹Støtte for faste kostnader kom først i 2021. Denne støtten omfatter 2021-2022.

Tabell 4.3: Regresjoner for støtteordningers effekt på konkurs (H2)

	Avhengig variabel:			
	Konkurs			
	TE < 5 000' (H)	5 000' – 25 000' (I)	TE > 25 000' (J)	Hele datasettet (K)
Konstant	4.255*** (0.009)	6.308 (16.070)	0.988 (2.084)	4.266*** (0.006)
SIZE	-0.565*** (-0.001)	-0.698 (-1.021)	-0.367** (-0.123)	-0.566*** (-0.0005)
Karantenesøtte	1.868*** (0.001)	1.060*** (-0.087)	0.445*** (0.067)	9.103*** (-0.007)
Kulturstøtte	-0.574*** (0.0002)	-21.895*** (-0.011)	-20.167*** (-0.011)	2.000*** (-0.005)
Lånegarantistøtte	0.243*** (0.001)	0.821*** (-0.113)	1.235*** (-0.029)	-3.417*** (-0.006)
Tapt varelager	0.124*** (0.0004)	-0.961*** (-0.051)	-0.879*** (0.014)	0.818*** (-0.004)
Tilskudd lønn i 2020 ratio	-4.395*** (0.002)	-446,321.800*** (-5,137.415)	-544.476*** (39.218)	-1.496*** (-0.002)
Tilskudd lønn i 2021 ratio	-4.783*** (0.008)	-63.876*** (-14.647)	6.445*** (0.998)	-3.346*** (-0.00004)
Tilskudd lønn i 2022 ratio	0.766*** (-0.0004)	-34.624*** (-9.713)	-49,248.950*** (695.517)	1.054*** (-0.001)
Tilskudd FK i 2021 ratio	0.056*** (-0.0001)	1.831*** (0.066)	-2.949*** (0.114)	0.042*** (-0.00004)
Tilskudd FK i 2022 ratio	0.125*** (-0.0001)	-11,067.410*** (97.255)	-300.757*** (15.144)	0.015*** (-0.0002)
SIZE:Karantenesøtte				-0.508*** (0.001)
SIZE:Kulturstøtte				-0.204*** (0.0003)
SIZE:Lånegarantistøtte				0.263*** (0.0004)
SIZE:Tapt varelager				-0.071*** (0.0003)
SIZE:Faste kostnader				0.028*** (0.00003)
SIZE:Lønnstøtte				-0.032*** (0.00004)
Observasjoner	292,442	47,902	79,550	419,894
Log Likelihood	-47,556.500	-2,510.907	-2,672.017	-52,732.810
AIC-verdier	95,135.010	5,043.814	5,366.035	105,499.600

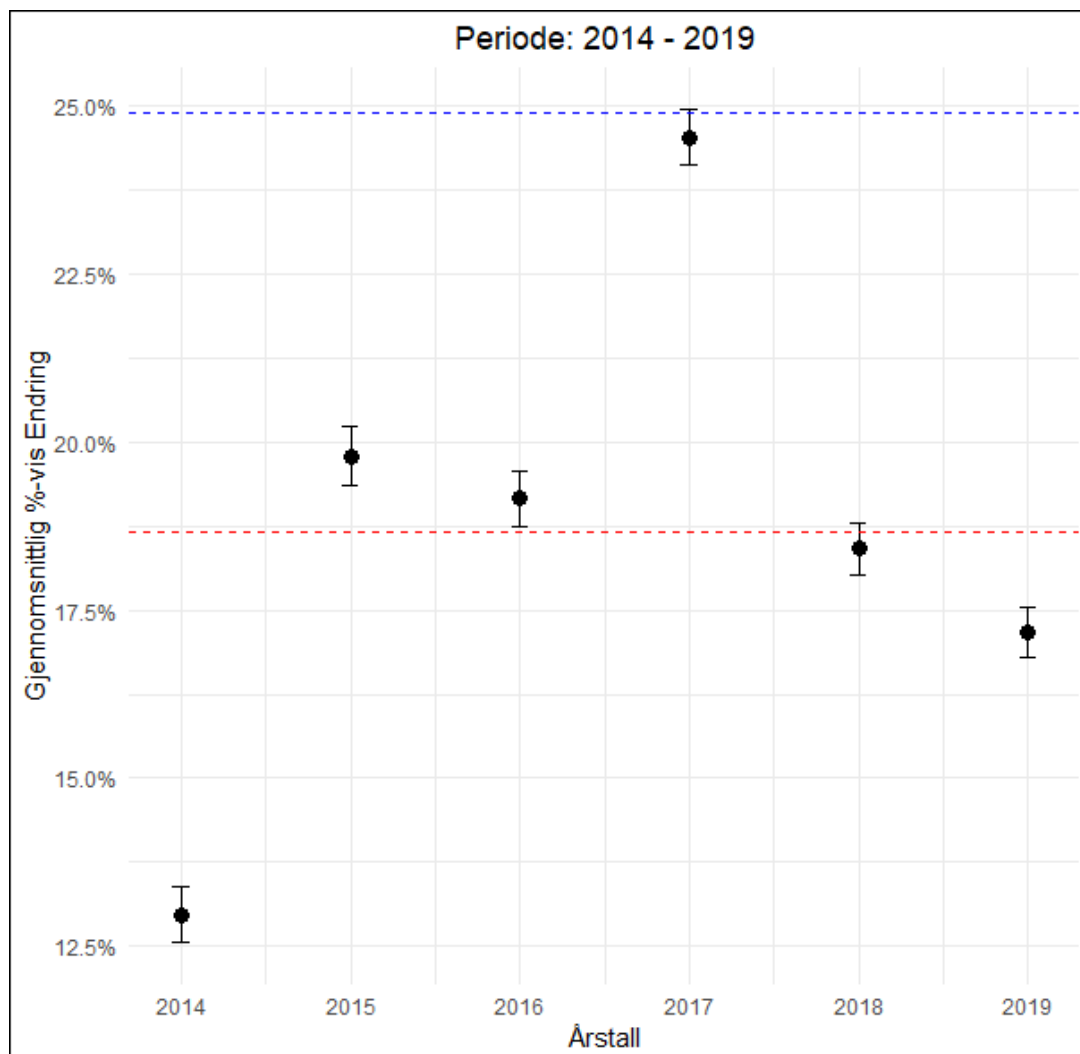
Signifikans nivåer: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$. Regresjonsmodellene er alle logistiske med robuste standardfeil. Modellene anvender ikke faste effekter. Dette redegjøres for i kapittel 3.1.2. Fixed effects. Begrensninger. Modell (H) består av alle observasjoner med totale eiendeler under 5 millioner, og modell (I) tar for seg alle observasjoner mellom 5 millioner og 25 millioner. Modell (J) tar for seg alle observasjoner over 25 millioner i totale eiendeler. Modell (K) består av alle observasjoner, uavhengig av filtrering på totale eiendeler. Konkurs: (1 = konkurs | 0 = ikke-konkurs). Karantenesøtte, kulturstøtte, lånegarantistøtte og tapt varelager er alle dummyvariabler (1 = støtte | 0 = ikke støtte). Ratio-tallene vurderer summen av tildelte midler årlig i forhold til totale eiendeler.

Analysen av ROC-AUC-verdiene indikerer en varierende prediksjonseffekt blant modellene differensiert etter selskapsstørrelse. For modell (H) med selskaper under 5 millioner i totale eiendeler, er ROC-AUC-verdien 0,70. Dette indikerer «akseptabel» evne for å skille mellom konkurs og ikke-konkurs (Hosmer Jr et al., 2013). Modell (I) med selskaper mellom 5 millioner og 25 millioner har en lavere ROC-AUC med en verdi på 0,57. Modellen for selskaper over 25 millioner (J) har en ROC-AUC-verdi på 0,59, noe som indikerer begrenset prediksjonsevne. Modell (K) som anvender hele datasettet presterer bedre med en ROC-AUC-verdi på 0,75. Dette antyder at modellen fungerer mer effektivt når den tar hensyn til alle selskaper uavhengig av kategorisering på selskapsstørrelse.

4.3 Analyse: Hypotese 3 (H3)

I analysen av sammenhengen mellom utsettelse av skyldige offentlig avgifter og konkurserisiko (H3), anvender vi en tilnærming som identifiserer selskaper som *potensielt* har benyttet seg av denne støtteordningen. Vi startet med å identifisere årlige gjennomsnittlige endringer i balanseposten skyldige offentlige avgifter for perioden 2013-2019. Perioden anses som normalår, og reflekterer potensielle forventede verdier for 2020-2022, dersom pandemi og økonomiske sjokk ikke hadde forekommet. I Figur 4.2 finner vi gjennomsnittlig årlig prosentvis økning på 18,67% (—) i skyldige offentlige avgifter for 2013-2019.

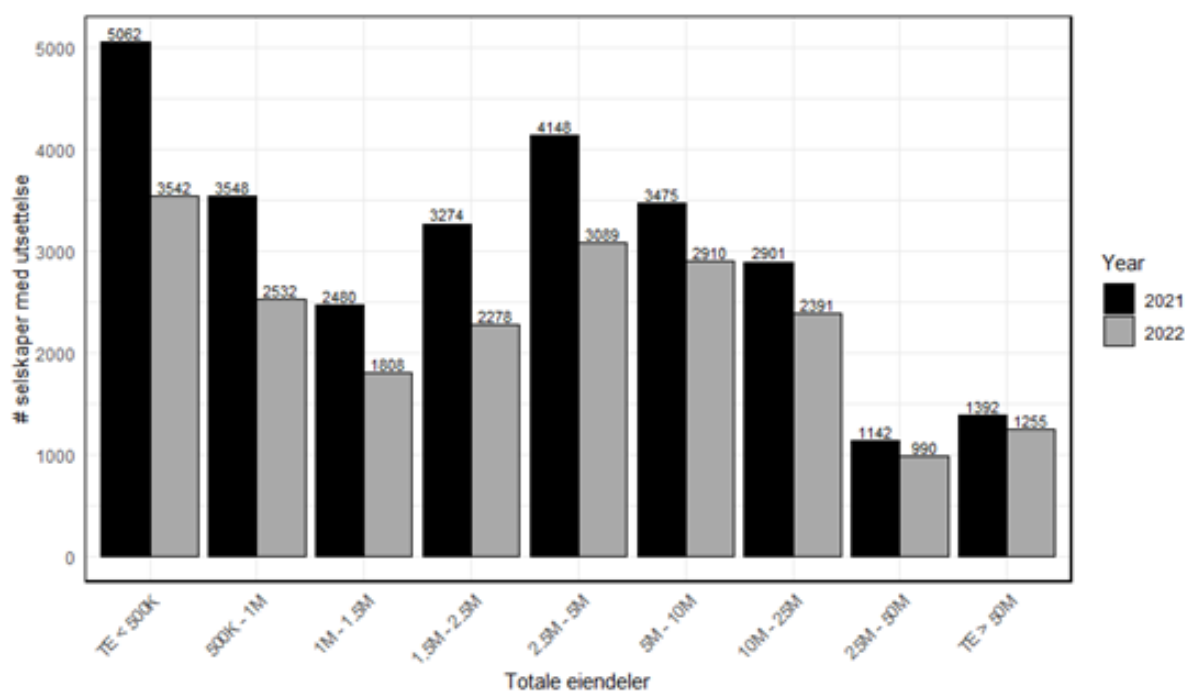
Figur 4.2: Årlig gjennomsnittlig %-vis endring i skyldige offentlige avgifter



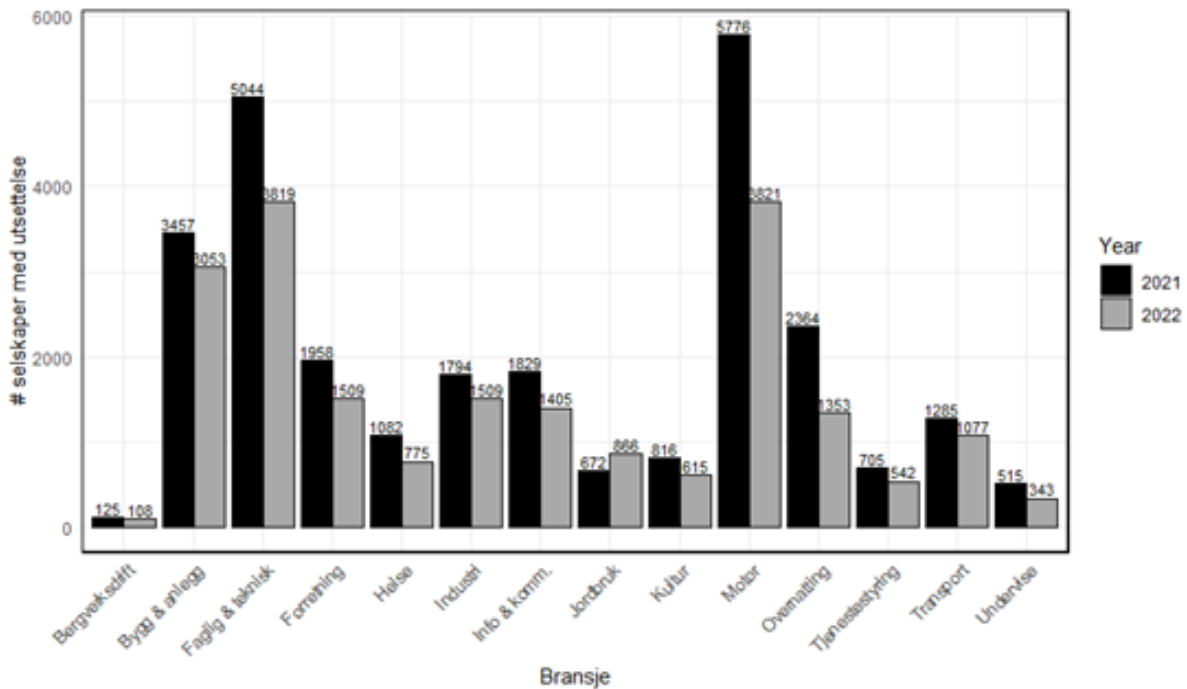
Oversikt over årlig gjennomsnittlig %-vis endring i balanseposten skyldige offentlige avgifter med 5 %-konfidensintervaller. Analysen er basert på 650 703 observasjoner fra 2013 til 2019. Alle verdier er winsorizet med 10 %. NA-verdier for første observasjonsår i panelet er ekskludert. Rød linje: Gjennomsnittlig %-vis økning (18,67 %). Blå linje: Ytterpunktet til 5%-konfidensintervallet i 2017 (24,90 %).

Vi identifiserer selskaper som benytter seg av støtteordningen utsatt innbetaling av skatter og avgifter, dersom de ikke bryter følgende betingelser: årlig økning i ordinært resultat og større årlig endring i skyldige offentlige avgifter enn terskelverdien. Terskelverdien bestemmes ut ifra ytterpunktet til 95%-konfidensintervallet for den mest ekstreme observerte verdien for hele analyseperioden (2013-2019). Denne verdien observeres i 2017, og ytterpunktet til dette datapunktet er 24,90% (—). Vi identifiserer henholdsvis 27 442 (2021) og 20 795 (2022) selskaper som benytter seg av støtteordningen. Det er viktig å understreke at denne identifikasjonen fungerer som vår proxy, og selv om det ikke foreligger litteraturisk forankring, anser vi den som passende for vår studie. Videre påpekes det at antallet observerte selskaper i 2021, med 27 442, overskrider vår referanseverdi på 9 400 per høst i 2021. Det bemerkes i tillegg at vår referanse heller ikke har tilgjengelige offentlige data. For oversikt over andel, sortert på selskapsstørrelse og bransje, se figur 4.3 og 4.4 nedenfor.

Figur 4.3: Årlig antall selskaper med utsatt innbetaling skyldige avgifter: størrelse



Oversikt over antall identifiserte selskaper med utsatt innbetaling av skyldige offentlige avgifter for 2021 og 2022 sortert etter totale eiendeler.

Figur 4.4: Årlig antall selskaper med utsatt innbetaling skyldige avgifter: bransje

Oversikt over antall identifiserte selskaper med utsatt innbetaling av skyldige offentlige avgifter for 2021 og 2022 sortert etter næringskoder. Dataene er systematisk organisert etter hvert selskaps respektive NACE-kode, hvor beskrivelser og spesifikasjoner av bransjer, sammen med tilhørende NACE-koder er hentet fra Statistisk Sentralbyrå (SSB) fra 2009.

I regresjonstabell 4.4 evalueres effekten av selskapsstørrelse og utsatt skattebetaling under pandemien på konkurs. Fra analysen finner vi en positiv signifikant sammenheng mellom utsatt skattebetaling (Dummy: Utsatt skattebetaling) og konkurs. Dette antyder at selskaper som utsatte skattebetalingen hadde økt sannsynlighet for konkurs. Interaksjonsleddet (SIZE: Utsatt skattebetaling) i analysen spiller en viktig rolle i å forstå dynamikken til denne utsettelsen, og hvordan effekten av utsatt skattebetaling på konkurrisiko varierer med selskaps størrelse. Med en signifikant negativ interaksjonskoeffisient indikerer dette at større selskaper, til tross for å benytte seg av utsatt skattebetaling, opplever en mindre økning i konkurrisiko sammenlignet med mindre selskaper.

Regresjonsmodell L inkluderer tre kontrollvariabler: logaritmen til totale eiendeler, total egenkapital og totale salgsinntekter. Variablene er sentrale for å gi mer nøyaktige estimater av hvordan utsatte skyldige offentlige avgifter påvirker konkursrisiko. Disse kontrollvariablene er effektive ettersom de adresserer kritiske aspekter av et selskaps finansielle størrelse og ytelse, som direkte kan påvirke deres konkursrisiko. Ved å inkludere variablene, minimeres risikoen for skjevhet (bias) på grunn av utelatte variabler (omitted variable bias). Kontrollvariablene kan dermed sikre mer pålitelige resultater i analysen av effekten av skyldige offentlige avgifter.

Tabell 4.4: Regresjon for utsatt skattebetaling (H3)

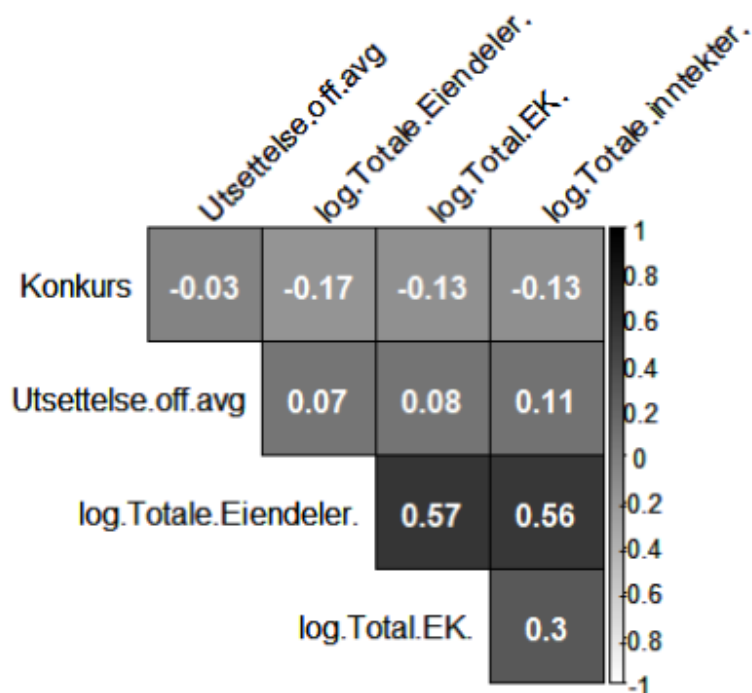
	<i>Avhengig variabel:</i>	
	Konkurs	
	(L)	
Utsatt skattebetaling	1.092***	(0.305)
SIZE	-0.391***	(0.008)
log(total egenkapital)	-0.048***	(0.002)
log(totale inntekter)	-0.048***	(0.002)
SIZE: Utsatt skattebetaling	-0.093***	(0.023)
Konstant	2.995***	(0.090)
Observasjoner	419,894	
Log Likelihood	-52,203.110	
AIC-verdier	104,418.200	

*Signifikans nivåer: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$. Modell (L) er logistisk med robuste standardfeil. Modellen anvender ikke faste effekter. Dette redegjøres for i kapittel 3.1.2. Fixed effects. «konkurs» og «utsatt skattebetaling» er binære dummyvariabler. «total egenkapital» og «totale inntekter» er begge log-transformerte versjoner av henholdsvis total egenkapital og totale inntekter.*

Regresjonsmodell L viser til en ROC-AUC-verdi på 0,52. Dette tilsier en lav prediksjonsevne, hvor modellen har svak treffsikkerhet på å identifisere og skille mellom konkurs- og ikke-konkurs selskaper. Dette kan forklare på flere måter. Selv om de valgte uavhengige variablene (utsatt skattebetaling, selskapsstørrelse, total egenkapital, og totale inntekter) har statistisk signifikante effekter, er den praktiske betydningen av disse effektene begrenset når det gjelder å forutsi konkurs. Dette kan skyldes at konkurstrisiko påvirkes av en rekke andre faktorer som ikke er fanget opp i modellen, eller at forholdet mellom de inkluderte variablene og konkurs er mer komplekst enn det som er modellert.

Videre kan den lave ROC-AUC-verdien tyde på at modellens ytelse potensielt kunne vært forbedret ved å inkludere flere variabler, anvende alternative modelleringsteknikker, eller ved å justere for interaksjoner og ikke-lineære effekter. Det kan i tillegg forklare ved at modellen påvirkes av skjevheter, eller at den utvalgte dataen ikke er representativ for hypotesen vi studerer. Selv om en regresjonsanalyse kan vise signifikante resultater, understreker den lave ROC-AUC-verdien viktigheten av å kombinere statistisk signifikans med målinger av modellens prediktive kraft. Det å kunne identifisere statistisk signifikante forhold er nyttig, men uten tilstrekkelig prediktiv kraft, er anvendelsen av slike modeller i praksis begrenset.

Korrelasjonsmatrisen i figur 4.5 nedenfor viser sammenhengene mellom variablene fra regresjonsanalyse L. I korrelasjonsmatrisen observeres en svak negativ korrelasjon mellom konkurs og utsettelse av skyldige offentlige avgifter. Dette indikerer at selskaper som har utsatt betaling av offentlige avgifter, i liten grad tenderer til å gå konkurs. Videre observeres en generell trend når vi ser på korrelasjonen mellom konkurs og de øvrige kontrollvariablene – logaritmen av totale eiendeler, logaritmen av total egenkapital, og logaritmen av totale inntekter. Større verdier i disse variablene, tenderer til å ha en lavere risiko for konkurs. Korrelasjonene mellom konkurs og de økonomiske faktorene varierer i styrke, noe som indikerer at selv om de er relevante, utgjør de ikke de eneste determinantene for konkurstrisiko. Inkluderingen av kontrollvariabler er avgjørende, spesielt gitt at korrelasjonene ikke viser fullstendig determinasjon. Dette underbygger at flere faktorer samhandler i å forutse konkurs. Korrelasjonene gir innsikt i samspillet mellom økonomisk risiko og ulike finansielle størrelser i forhold til konkurstrisiko.

Figur 4.5: Korrelasjonsmatrise for regresjon (L)

Korrelasjonsmatrisen viser korrelasjonskoeffisientene mellom variablene i regresjonen i tabell 4.4; positive verdier indikerer en samvariasjon i økende retning, samtidig som negative verdier indikerer en samvariasjon i synkende retning. Konkurs og utsettelse.off.avg., er begge binære dummyvariabler. De resterende variablene er log-transformerte for å begrense effekten av variasjonen i dataen. Alle korrelasjonene er statistikk signifikante på 1 %: $p < 0.01$.

5 Diskusjon

Denne delen av studien fokuserer på å diskutere implikasjonene og mulige forklaringer for våre resultater. Vi sammenligner resultatene med lignende studier som tidligere har fokusert på konkursprediksjon blant ulike selskapsstørrelser, samt hvordan effekten av støtteordninger til bedrifter under økonomiske kriser varierer. Dette gjøres for å vurdere hvordan våre funn står seg i en bredere kontekst. Videre reflekterer vi over begrensninger ved vår studie for å gi en fullstendig og balansert vurdering av forskningen. Avslutningsvis foreslår vi retninger for fremtidig forskning, basert på innsiktene og observasjonene fra denne utredelsen.

5.1 Dynamikker tilknyttet selskapsstørrelse (H1)

Vår innledende hypotese (H1) antar at små virksomheter hadde lavere risiko for å avvikle sin virksomhet sammenlignet med større selskaper. Dette perspektivet er forankret i tidligere forskning som fremhevet små selskapers sårbarhet, men også deres potensielle fordeler i krisetider slik som økt fleksibilitet og raskere tilpasningsevne (Sen et al., 2023). Imidlertid utfordrer våre funn denne hypotesen ved å antyde en annen realitet der selskapsstørrelsen isolert sett ikke nødvendigvis forutsier konkursforekomst. Gjennom analysen ble det tydeliggjort at både små og store virksomheter ble påvirket av pandemien. Dette indikerer en mer kompleks dynamikk enn først antatt.

Gjennomsnittlig totale eiendeler per Z-Score kategori (H1)

Fra pandemiårene kan vi observere at selskaper i «økonomisk nød» og «gråsoner» er betydelig større i totale eiendeler, enn selskaper som anses som «trygge». Dette står i kontrast til den tradisjonelle oppfatningen om at større selskaper generelt er mer robuste i økonomiske kriser. Et eksempel på dette er hvordan selskaper i «økonomisk nød» kategorien viste en økning i gjennomsnittlige totale eiendeler på hele 52 % (32 874' til 50 070') fra normalårene til pandemien. Selskapene i «trygge soner» (26 248') viste til lavere gjennomsnittlige totale eiendeler enn selskapene i «økonomisk nød» (50 070') under pandemien. Disse observasjonene gir imidlertid støtte for at hypotese 1 (H1) står seg, men er i kontrast med studien til Majid et al. (2021) som fremhevet at små selskapers nærhet til lokalsamfunnet og kundene er en fordel i krisetider.

Regresjoner for Altman's Z-score (H1)

Videre indikerte regresjonsanalysene ved bruk av Z-Score en positiv og signifikant sammenheng mellom selskapsstørrelse (SIZE) og scoreverdien. Dette antyder at større selskaper tenderer til å være «tryggere» og ha lavere konkurrisiko. Funnet strider med den opprinnelige hypotesen, og utfordrer den eksisterende litteraturen som ser på små selskaper som mer smidige og tilpasningsdyktige i krisetider. Den metodologiske tilnærmingen i studien med bruk av faste effekter-modeller (FE) og OLS-modeller avdekket også interessante innsikter. Eksempelvis var effekten av SIZE betydelig høyere i FE-modellene sammenlignet med OLS-modellene. Dette kan reflektere at FE-modellene fanger opp kritiske selskapsspesifikke faktorer, som eksempelvis ledelsesstil eller kultur. I tillegg kan ledelsesstrategi, forskning og utviklingsfokus, samt merkevare og omdømme, være faktorer som påvirker et selskaps langsiktige finansielle stabilitet, men som ikke endres over tid.

Regresjoner med SEBRA-variabelsettet (H1)

Våre funn fra regresjoner med SEBRA-variabelsettet underbygger resultatene fra Z-Score regresjonene. Resultatene deler oppfatningen om at større selskaper hadde en lavere risiko for konkurs. Dette antyder at større selskaper, med deres antatte bedre ressurser og kapasitet til å håndtere økonomiske utfordringer, var i stand til å opprettholde en høyere grad av økonomisk stabilitet sammenlignet med mindre selskaper. Imidlertid gir det ikke støtte til tidligere forskning som understreker små bedrifters fleksibilitet og bedre tilpasningsevne i krisetider.

I analysen identifiserer vi at økninger i totalkapitalrentabilitet (TKR) antyder en redusert konkurrisiko. Dette fremhever viktigheten av effektiv kapitalforvaltning og lønnsom drift for å opprettholde finansiell stabilitet. Økonomisk intuisjon bygger på en forventning om at selskaper med høy lønnsomhet generelt har lavere konkurrisiko. Imidlertid viser vår analyse at denne effekten blir modifisert av selskapets størrelse. En negativ interaksjon mellom lønnsomhet og selskapsstørrelse (TKR:SIZE) peker på den positive virkningen av god lønnsomhet, men at denne er mindre fremtredende blant små selskaper sammenlignet med større. Dette peker på at større bedrifter muligens drar mer nytte av effektiv kapitalforvaltning enn mindre selskaper, og kan reflekteres i deres mer robuste finansielle strukturer. Større selskaper kan i tillegg utnytte storskalafordeler i større grad. Dette kan ytterligere forsterke effekten av høy totalkapitalrentabilitet (TKR) på konkurrisiko.

Vår analyse avslører interessant nok at høyere bransjevis standardavvik i TKR (STDTKR) korrelerer med lavere konkursrisiko. Dette indikerer at bransjer med økt variasjon i lønnsomhet generelt har lavere risiko for konkurs. Dette gir rom for flere tolkninger. En mulig tolkning er at bransjer med større variasjon i lønnsomhet skaper et dynamisk miljø som gir individuelle selskaper muligheter til å tilpasse seg skiftende markedsforhold, og håndtere usikkerhet på en mer fleksibel måte. Dette kan føre til at selskaper kontinuerlig søker å forbedre og innovere for å overleve og lykkes, noe som kan styrke deres økonomiske robusthet. Dette kan gi selskapene et konkurransefortrinn ved å tillate dem å diversifisere risiko, utvikle robuste forretningsmodeller, og tilpasse seg endringer i etterspørsel og markedsforhold.

Likviditetsforholdet (LIK) viser en uventet positiv sammenheng med konkursrisiko, noe som tyder på at høyere likviditet kan øke konkursrisikoen. Denne uventede observasjonen kan skyldes kompleksiteter i samspillet mellom variablene innenfor økonometrisk analysemetodikk. Dette kontraintuitive resultatet introduserer potensielle problemer med multikolaritet. Multikolaritet oppstår når det er høy korrelasjon mellom uavhengige variabler i en regresjonsmodell, og dette fenomenet kan påvirke stabiliteten og tolkningen av estimatene (Siegel, 2016). P. Kennedy (2005) påpeker at multikolaritet kan føre til feil fortegn for koeffisientene, ettersom modellen kan ha vanskeligheter med å isolere individuelle effekter av hver variabel på den avhengige variabelen. Korrelasjonene mellom variablene antyder at multikolaritet i seg selv sannsynligvis ikke utgjør den primære årsaken til det uventede positive fortegnet til LIK. Korrelasjonene mellom LIK og andre variabler, som TKR (-0.19), UBE (-0.23) og EKA (0.13), viser en moderat sammenheng, men disse er ikke tilstrekkelig høye nok til å indikere alvorlig multikolaritet. For en fullstendig oversikt over korrelasjoner mellom variabler benyttet fra SEBRA-variabelsettet, se AppendiksE.1.

Bernhardsen (2001), som opprinnelig utviklet modellen, utførte SEBRA-modellen på et sammenlignbart datagrunnlag slik som i denne oppgaven. Modellen ble anvendt på årsregnskap til aksjeselskaper registrert i Foretaksregisteret i Norge for perioden 1988-1999. Bernhardsens resultater indikerte en negativ koeffisient for LIK, som står i kontrast til vår positive koeffisient. Selv om det ikke synes å være tegn på multikolaritet-problemer, fremhever den uforventede sammenhengen at vi utviser en grad av forsiktighet av tolkning

for LIK-variabelen, selv med dens signifikante statistiske koeffisient.

Den negative koeffisienten til DIV i analysen tyder på at selskaper som har betalt utbytte i løpet av perioden, har lavere sannsynlighet for konkurs. Dette kan reflektere at bedrifter som er i stand til å opparbeide seg tilstrekkelig kapital gjennom lønnsom drift kan generere overskuddslikvidier. Overskuddene kan deretter distribueres som utbytte, noe som tyder på finansiell styrke og stabilitet. Utbetaling av utbytte anses derfor som et positivt signal for selskapets stabilitet og lønnsomhet. I tillegg viser analysen at TAPTEK, en indikator for om innskutt egenkapital er større enn bokført egenkapital, er signifikant positiv. Dette antyder at for selskaper hvor innskutt egenkapital overstiger den bokførte verdien, øker sannsynlighet for konkurs. Observasjonen peker på selskaper som må ty til ekstra kapitalinnskudd for å styrke sin egenkapital, ofte kan være i en finansielt presset situasjon. Dette indikerer underliggende økonomiske problemer, eksempelvis *tap* som fører til en reduksjon i den bokførte egenkapitalen. Dette gjør selskaper mer utsatt for økonomiske sjokk, og reflekterer dermed økt konkurserisiko.

Resultatet som avslører en negativ korrelasjon mellom bransjevis variasjon i total kapitalrentabilitet (STDTKR) og konkurserisiko, gir rom for interessante tolkninger. Økonomisk markedsintuisjon bygger på forventningen om at bransjer med høy variasjon i lønnsomhet er mer uforutsigbare og potensielt mer utsatt for økt konkurserisiko. Resultatet kan virke kontraintuitivt fordi det utfordrer tradisjonelle risikostyringsprinsipper, hvor det vanligvis forventes at høyere variasjon i lønnsomhet i en bransje indikerer høyere volatilitet og usikkerhet. Bransjer med lav variasjon i lønnsomhet kan potensielt ha en redusert risiko for konkurs, delvis på grunn av en etablert markedsposisjon som bidrar til økonomisk stabilitet og forutsigbarhet. Imidlertid utfordrer våre funn den økonomiske markedsintuisjonen. Selskaper i bransjer med større variasjon i lønnsomhet viser faktisk til en lavere risiko for konkurs. En mulig forklaring kan være at bransjer med høy variasjon er mer tilpasningsdyktige og kan agere raskere til makroøkonomiske svingninger. I tillegg kan selskaper innenfor bransjer med høy variasjon av lønnsomhet ha mer fleksible forretningsmodeller og være mer innovative. Dette gjør at de bedre kan håndtere risikoen som oppsto som følge av de umiddelbare tilbud- og etterspørselssjokkene i kjølvannet av pandemien gjennom økt diversifisering.

Resultatene tyder på at større selskaper, mulig grunnet deres ressurser, tilgang til kapitalmarkeder, markedsposisjon og etablerte systemer, er bedre rustet til å håndtere økonomiske utfordringer. Dette gir innsikt i forholdet mellom selskapsstørrelse og evnen til å håndtere kriser, og indikerer at større selskaper har lavere konkurrisiko i økonomiske krisetider. I kontrast til dette har mindre selskaper, preget av god fleksibilitet og tilpasningsevne, muligens ikke den nødvendige robustheten for å effektivt håndtere uforutsette globale kriser som en pandemi.

5.2 Støtteordningers effekt: små og store selskaper (H2)

For å diskutere hypotese 2 (H2) med utgangspunkt i våre analyseresultater, er det viktig å først anerkjenne den komplekse dynamikken mellom støtteordningenes effekt på konkurrisiko. Våre funn fra analysen gir et interessant perspektiv på tidligere forskning om støtteordningers effekt på ulike selskapsstørrelser under økonomiske kriser. Vår hypotese baserer seg på studier som fremhevet små selskapers sårbarhet og behov for målrettede støtteordninger. Studiene peker på at små selskaper har større fordeler av målrettede tiltak under økonomiske krisetider, sammenlignet med større selskaper. Dette perspektivet støtter tidligere forskningsresultater, hvor Şahin et al. (2011) og Diez et al. (2021) poengterer de begrensede ressursene til små selskaper og fremhever hvordan direkte støtte i krisetider kan være spesielt fordelaktig for dem.

Regresjoner for støtteordningers effekt på konkurs (H2)

Vår analyse av støtteordningenes påvirkning på konkurrisiko avdekker at effekten varierer med selskapsstørrelse, noe som skiller seg fra tidligere studier. Mens Cowling et al. (2015) påpeker en mer ensartet og positiv effekt på små selskaper, observerer vi at spesifikke støtteordninger faktisk favoriserte større selskaper. Dette fremheves av interaksjonsleddene i modellen vår, hvor effektiviteten av støtteordningene endres når de kombineres med selskapsstørrelse. Dette antyder at en «one-size-fits-all»-tilnærming er utilstrekkelig. Videre understreker det behovet for skreddersydde støtteordninger som adresserer de spesifikke utfordringene og mulighetene som både små og store selskaper møter, og fremhever viktigheten av en målrettet og differensiert tilnærming i utformingen av støtteordninger.

Myndighetenes politikk og tilnærming til støtteordninger under Covid-19-pandemien er et interessant diskusjonstema i etterkant av pandemien. En generell vurdering av støttepolitikken basert på analysefunnene viser at tiltakene har hatt positive effekter ved å sikre økonomisk stabilitet og bevare arbeidsplasser, spesielt i de første stadiene av pandemien. Lønnsstøtten som ble introdusert i 2020, spilte en kritisk rolle i å bevare arbeidsstyrken og støtte bedrifter gjennom de umiddelbare sjokkene i tilbuds- og etterspørselsforholdene til forsyningskjedene. Imidlertid viser analysen av støtteordningenes langtidseffekter at det er nødvendig med en mer differensiert tilnærming. Effektiviteten av støttepolitikken varierer betydelig mellom ulike typer støtte og selskapsstørrelser. Dette gjenspeiles spesielt for visse ordninger. Tilskudd til tapt varelager favoriserte større selskaper, mens lønnsstøtten hadde en positiv innvirkning på små og mellomstore bedrifter.

Tilskuddet til faste kostnader i 2021 gir innsikt i effekten knyttet til selskapsstørrelse, og resultatene antyder en kompleks dynamikk i forhold til konkurrisiko. For mindre selskaper med totale eiendeler under 25 millioner viser resultatene en uventet positiv sammenheng mellom andelen tilskudd til faste kostnader og økt konkurrisiko. Dette antyder at den økte støtten ikke nødvendigvis bidro til forbedret økonomisk stabilitet for disse selskapene. Dette kan skyldes at mindre selskaper, med mer begrensede ressurser og enklere operasjonelle strukturer, muligens ikke var i stand til å integrere støtten på en måte som forbedret deres økonomiske stabilitet.

For å forbedre støttepolitikken kunne myndighetene tatt hensyn til den skiftende virkeligheten bedriftene møtte fra 2020 til 2022. Pandemien påvirket selskaper på ulike måter og til forskjellige tider. En dynamisk tilnærming basert på jevnlig evaluering og tilpasning av støttetiltakene i tråd med endrede forhold, kunne bidratt til å unngå uforutsette konsekvenser. Dette gjelder spesielt for lønnsstøtten, som viste en reversert effekt i 2022 for de minste selskapene ($TE < 5$ millioner). I 2022 var mottak av lønnsstøtte assosiert med økt konkurrisiko for disse selskapene. Det er i tillegg viktig å poengtere at bedrifter av ulik størrelse har forskjellige behov og utfordringer. En tilpasset støttepolitikk som adresserer behovene til både små og store bedrifter er essensielt for en rettferdig og effektiv fordeling av ressurser. En mer fleksibel og dynamisk tilnærming kunne ha forbedret myndighetenes støtte til næringslivet under pandemien, og underbygd en mer bærekraftig økonomisk gjenoppretting.

Analysen av støtteordningenes effekt under COVID-19-pandemien avslører en kompleks virkelighet. Hypotesen som hevder at støtteordninger generelt reduserte konkurrisikoen mer for små enn for større selskaper, er mer nyansert enn først antatt. Større selskaper karakterisert av komplekse forretningsmodeller og organisatoriske strukturer, kan ha kjent på utfordringer knyttet til å tilpasse seg raske markedsendringer. Dette gjelder spesielt i møte med tilbuds- og etterspørselssjokkene som oppsto tidlig i pandemien. Flere ledd med beslutningstaking kan ha ført til redusert tilpasningsdyktighet sammenlignet med mindre selskaper. Dette kan potensielt ha medført en større effekt for konkurrisikoen i seg selv, enn selve mottakelsen av støtte.

I tillegg indikerer våre resultater at effektiviteten av støtteordningene for de minste selskapene ikke var entydig mer fordelaktig enn for større selskaper. Selv om små selskaper med begrensede ressurser tilsynelatende kan ha større behov for direkte økonomisk støtte, betyr det ikke nødvendigvis at selskapene drar mer nytte av slike støtteordninger. Denne innsikten understreker viktigheten av å presist evaluere effekten av ulike støtteordninger på selskaper av forskjellig størrelser, og unngå antagelsen om at mindre selskaper automatisk oppnår større fordeler av støtte. For å sikre at fremtidige støtteordninger blir effektive, er det avgjørende å tilpasse disse i henhold til de unike behovene og utfordringene selskaper møter. En slik tilnærming vil ikke bare bidra til å støtte de mest sårbare bedriftene, men også fremme en solid og bærekraftig økonomisk gjenoppretting. Det er viktig at beslutningstakere tar høyde for disse nyansene i utviklingen av politiske insentiver og strategier for støtteordninger. Dette sikrer at støtteordningene treffer selskapene som trenger det mest på en rettferdig og effektiv måte.

5.3 Strategisk virksomhetstyring og konkursrisiko (H3)

Analysen av hypotese 3 (H3) gir innsikt i forholdet mellom utsettelse av skyldige offentlige avgifter og konkursrisiko, samt hvordan dette forholdet varierer med selskapsstørrelse. Tidligere forskning antyder at små selskaper kan være mer sårbare når det gjelder økonomiske utfordringer knyttet til skatteforpliktelser (Dunkelberg, 2021). Studien begrunner dette med små selskapers begrensede ressurser. Vår regresjonsanalyse støtter denne antakelsen ved å vise til en positiv sammenheng mellom utsettelse av skyldige offentlige avgifter og konkursrisiko, spesielt for mindre selskaper. Effekten av offentlige avgifter på konkursrisikoen støttes i tillegg av funnene fra analysen med SEBRA-variabelsettet (Analyse: hypotese H1), der økningen i andelen ubetalte offentlige avgifter i forhold til totale eiendeler (UBE) tyder på en økning i konkursrisikoen.

Regresjon for skyldige offentlige avgifter (H3)

Interaksjonsleddet i analysen avslører at mindre selskaper opplever en større økning i konkursrisiko ved utsettelse av skattebetaling sammenlignet med større selskaper. Dette støtter oppfatningen basert på European Commission-rapporten (2022), som poengterer at større selskaper er bedre rustet til å håndtere skatteforpliktelser mer effektivt.

Peljas påstand om at små selskaper påvirkes mer enn store av utsettelsen for skyldige offentlige avgifter, er hovedsakelig begrunnet i deres avhengighet av staten som hovedkreditor. Påstanden får delvis støtte i analysens svakt negative interaksjonskoeffisient. Observasjonen til Pelja understreker at små selskaper, som i stor grad er avhengige av staten som primær kreditor, er i en særskilt sårbar posisjon i møte med økonomiske utfordringer. Pelja argumenterer videre for at statens «nåde» gjennom betalingsutsettelse har en vesentlig påvirkning på små selskapers evne til å overleve. Han hevder at statens støtte fungerer som en kritisk beskyttelse for de minste selskapene, og betalingsutsettelse utgjør en avgjørende buffer som bidrar til å hjelpe mot økonomiske utfordringer i krevende tider. Dette understreker nødvendigheten av at myndighetene gir målrettet støtte til små bedrifter, som er en kritisk del av næringslivet og som ofte er mer utsatt for negative økonomiske effekter.

Imidlertid viser våre resultater at selv om større selskaper tilsynelatende har en viss beskyttelse mot økende konkurrisiko når de utsetter skattebetalingen, er denne beskyttelsen ikke så markant som først antatt. Dette indikeres av den lave, men likevel signifikante negative interaksjonskoeffisienten (SIZE: Utsatt skattebetaling).

Studier av Paraschiva, Schmid, og Wahlstrøm (2021) og Prastiwi & Mariana (2023) antyder at selskaper i økonomisk nød prioriterer å opprettholde et positivt omdømme ved å overholde skatteforpliktelser og at dette ser ut til å være kritisk for deres langsiktige overlevelsessevne. Våre funn støtter delvis denne oppfatningen, men vi legger til grunn at utsatt betaling av offentlige avgifter ikke alltid er et tegn på økonomisk ustabilitet, men ofte kan være en del strategisk virksomhetsstyring. Dette viser en mer nyansert realitet hvor både små og store selskaper bruker skatteforpliktelser som en del av deres bredere økonomiske strategier, noe som går utover det tradisjonelle synet på skatteforpliktelser som en ren økonomisk byrde.

Våre funn peker på potensielle spørsmål og utfordringer i forhold til eksisterende litteratur. Analysen utfordrer den tradisjonelle oppfatningen om at kun små selskaper er sårbare for økonomiske utfordringer knyttet til skattebetaling. Resultatene indikerer at også større selskaper engasjerer seg i strategisk skattehåndtering som en respons på økonomiske forhold. Dette reflekteres i en positiv korrelasjon mellom utsettelse av offentlige avgifter og størrelsesindikatorer som totale eiendeler og egenkapital. Årsakene til at økonomisk solide selskaper kan velge å utsette skattebetalingen inkluderer likviditetsstyring, optimalisering av kontantstrøm, og utnyttelse av skattemessige fortrinn. Dette kan antyde at utsettelse av offentlige avgifter kan være en del av den strategiske virksomhetsstyringen hvor fordeler veies opp mot potensielle kostnader. Dermed kan utsettelse av offentlige avgifter ikke alltid tolkes som et tegn på økonomisk ustabilitet, men heller som en del av en mer kompleks økonomisk virksomhetsstyring.

Ved å studere hvordan både små og store selskaper opererer med utsettelse av skattebetaling, innser vi at det ikke er en entydig tilnærming blant bedrifter. Selv om små selskaper tenderer til å være mer sårbare, indikerer våre funn at større selskaper heller ikke er immune mot økt konkurrisiko forbundet med utsatt skattebetaling. I tillegg understreker våre funn betydningen av å vurdere de strategiske aspektene ved

skattehåndtering, i tillegg til de rent økonomiske. Dette åpner opp for en kompleks forståelse av hvordan skatteforpliktelser integreres i bedriftsstrategier. Samlet sett indikerer våre funn at det er nødvendig med en dypere utforskning av de komplekse sammenhengene mellom selskapsstørrelse, skatteforpliktelser og konkursrisiko. Dette vil bidra til å skaffe en mer helhetlig forståelse av hvordan bedrifter navigerer i det skatteøkonomiske landskapet, og de potensielle konsekvensene det har for deres økonomiske robusthet.

5.4 Begrensninger

I denne studien er det flere begrensninger i modellene, noe som medfører implikasjoner for våre analyser. I tabell 4.1 bruker vi lineære modeller (A og C) med faste effekter (FE) for å håndtere konstante individuelle forskjeller som forblir uendret over tid. Modellene i tabell 4.2, 4.3 og 4.4 benytter derimot logistiske modeller uten FE-estimatoren. Beslutningen om å utelate FE i de logistiske modellene har direkte innvirkning på styrken og påliteligheten for våre resultater. Ved å utelate FE blir modellene mer sårbare for potensielle tidsspesifikke endringer som kan påvirke selskapene i studien, men som ikke blir fanget opp. Dette kan føre til mindre presise vurderinger av variablene vi studerer i modellene. På grunn av denne begrensningen, blir resultatene fra de logistiske modellene tolket med en grad av forsiktighet.

Andre begrensninger i studien er tilskudd til næringslivet som ikke har blitt offentliggjort. Dersom all informasjon om tilskudd til næringslivet hadde vært offentlig tilgjengelig, ville det muliggjort en mer omfattende og grundig analyse. Et eksempel er mangelen på direkte tilgjengelig data rundt betalingsutsettelsen av skyldige offentlige avgifter. I denne oppgaven har vi forsøkt å identifisere selskaper som mottok denne støtten ved å se etter årlige økninger i balanseposten for skyldige offentlige avgifter som oversteg en bestemt terskelverdi, samtidig som selskapene viste en økning i årsresultatet. Imidlertid er det usikkerhet knyttet til om vi har klart å identifisere de riktige selskapene som faktisk mottok betalingsutsettelsen fra staten. Den tredje hypotesen kan derfor ha gitt mindre pålitelige resultater. En annen begrensning ved støtteordningene er at visse støttemottakende selskaper kan ha blitt ekskludert fra datasettet under datavaskingen.

Der er i tillegg viktig å adressere potensielle skjevheter (bias) fra utelatte variabler (omitted variable bias) i våre modeller. Omitted variable bias oppstår når forklarende variabler ikke er inkludert i modellen, noe som kan føre til at de estimerte effektene av de inkluderte variablene blir skjevtolket. I vår studie er det en betydelig risiko for utelatelse av nøkkelvariabler som påvirker konkurrisiko, gitt kompleksiteten til de økonomiske faktorene og finansielle sammenhengene vi analyserer. Eksempler på potensielle utelatte variabler i vår analyse inkluderer makroøkonomiske indikatorer som rentenivå og inflasjon, bransjespesifikke trender, endringer i lovgivning og politiske beslutninger, samt selskapsspesifikke faktorer som markedstilpasning – som endres over tid. Utelatelsen av disse variablene kan indikere at forholdet mellom modellens variabler og konkurrisiko potensielt påvirkes av andre faktorer som ikke er inkludert i analysen. Dermed kan konklusjonene fra studien være mindre robuste og kreve en mer varsom tilnærming i tolkningen. Fraværet av variablene kan derfor føre til at vi tilskriver for mye eller for lite betydning til de inkluderte variablene.

Altmans Z-Score kan representere en begrensning for analysen i denne studien. Plenborg og Kinserdal (2020) påpeker at statistiske prediksjonsmodeller som Altmans Z-Score har flere svakheter. Plenborg og Kinserdal (2020) understreker at slike modeller kun er basert på historisk informasjon, og mangler kapasitet til å inkludere prognostisk informasjon, noe som kan gi indikasjoner på fremtidige forhold.

En annen begrensning i oppgaven er knyttet til utfordringene ved å definere konkurs. Et velkjent problem er at selskaper kan gå inn og ut av konkurs, en dynamikk som denne studien ikke fullt ut tar hensyn til. Videre er det ulike syn på hvordan likviderte selskaper skal håndteres i prediksjonsanalyser. Der noen forskere og praktikere ekskluderer likviderte selskaper i sine analyser, argumenterer andre for at disse selskapene fortsatt er representative. Mangelen på en enhetlig tilnærming til hva som definerer et konkurs- eller tapstilfelle, kan derfor føre til varierte resultater og tolkninger i prediksjoner.

5.5 Videre forskning

Ettersom pandemien er over, og de siste kompensasjonsordningene for næringslivet nylig er avsluttet, vil spørsmål knyttet til støtteordningene og konkursprediksjon fortsatt være svært relevante i fremtiden. Mange aspekter ved støtteordningene er fremdeles lite forsket på og bør bli gjenstand for grundigere undersøkelser i tiden fremover.

En alternativ tilnærming som kan vurderes i fremtidig forskning for å bedre isolere effekten av støtte er *regresjonsdiskontinuitet*. Denne metoden involverer identifisering av bedrifter som akkurat kvalifiserte eller ikke kvalifiserte til å motta støtte. Ved å konsentrere forskningen på selskaper som ligger på grensen for å kvalifisere til støtte, kan det oppnås en mer presis måling av støtteordningenes reelle effekt. Dette skyldes at selskaper i nærheten av denne kvalifikasjonsgrensen sannsynligvis er lik hverandre i mange aspekter som størrelse, økonomisk helse og bransjetilhørighet. Slik likhet reduserer variansen forårsaket av andre faktorer, og lar forskere isolere og identifisere den direkte innvirkningen av støtteordningene. Dette tilrettelegger for en mer nøyaktig analyse av hvordan støtten påvirker selskapenes økonomiske overlevelse og risiko for konkurs.

Det er i tillegg av betydning å analysere hvordan næringslivet brukte midlene som ble tildelt gjennom statlige kompensasjonsordninger under pandemien. En studie som fokuserer på om midlene ble benyttet til å utbetale utbytte til aksjonærer, utgjør et kritisk område for videre forskning. Videre bør det undersøkes hvordan andre statlige støttetiltak, som garantier og låneordninger, påvirket selskapenes drift under pandemien. Slik forskning kan gi innsikt i hvilke tiltak som var mest effektive, identifisere svakheter i eksisterende tiltak, og foreslå forbedringer. Disse funnene kan være avgjørende for å forberede Norge på å håndtere lignende kriser mer effektivt i fremtiden.

6 Konklusjon

Studien utforsker de økonomiske virkningene av Covid-19-pandemien på virksomheter av ulike størrelser, og evaluerer effekten av de forskjellige støtteordningene. Gjennom våre analyser adresserer vi tre sentrale hypoteser, som alle bidrar til en dypere forståelse av de økonomiske utfordringene og dynamikkene virksomheter sto overfor under pandemien. Funnene gir innsikt til å besvare vår problemstilling: *«Effekten av COVID-19-støtteordninger på små og store selskaper: En sammenlignende analyse av økonomisk overlevelse og bruk av støtte»*.

Den første hypotesen (H1) antar at små virksomheter hadde en lavere risiko for avvikling, sammenlignet med større selskaper under pandemien. Våre resultater utfordrer imidlertid denne påstanden ved å avdekke at selskapsstørrelsen i seg selv ikke nødvendigvis er en entydig indikator på økonomisk overlevelse. Analyser med Z-Score-verdier indikerer at større selskaper befant seg i en «tryggere» økonomisk posisjon under pandemien. Dette forsterkes av funnene fra analysene med SEBRA-variabelsettet, som underbygger at større selskaper hadde en lavere risiko for konkurs i denne perioden. Funnene avslører en kompleksitet i økonomisk stabilitet som strekker seg utover bare selskapsstørrelse, og belyser samspillet mellom flere faktorer i bestemmelsen av et selskaps økonomiske helse.

Studiens andre hypotesen (H2) baserer seg på antakelsen om at støtteordninger under pandemien er spesielt fordelaktige for små selskaper. Våre analyser avdekker imidlertid et mer nyansert bilde, der effekten av støtteordningene varierer avhengig av både selskapsstørrelse og type støtteordning. Selv om noen støtteordninger viser seg å være mer fordelaktige for mindre selskaper, er ikke dette en gjennomgående trend. Dette indikerer at en «one-size-fits-all»-tilnærming til økonomisk støtte ikke alltid er tilstrekkelig. Økonomiske støttetiltak krever en differensiert tilnærming, hvor behovene til både små og store selskaper tas i betraktning for å sikre at støtten er effektiv og hensiktsmessig for ulike virksomhetstyper.

Den siste hypotesen (H3) undersøker forholdet mellom utsettelse av skyldige offentlige avgifter og konkursrisiko. Resultatene indikerer at utsatte skatteforpliktelser øker risikoen for konkurs, og at dette varierer med selskapets størrelse. Større selskaper som benyttet seg av støtteordningen for utsettelse av skyldige offentlige avgifter er mindre utsatt for å gå konkurs, sammenlignet med mindre selskaper. Studien viser imidlertid at både små og store selskaper håndterer utsatt skattebetaling ulikt, men at ingen er immune mot den økte konkursrisikoen dette medfører.

Samlet sett belyser studien viktige aspekter ved hvordan pandemien påvirket virksomheter, og hvordan ulike faktorer som selskapsstørrelse, støtteordninger og skatteforpliktelser spiller inn i selskapenes økonomiske stabilitet. Det er tydelig at økonomisk robusthet under kriser ikke kun avhenger av størrelsen på virksomheten, men også av hvordan de tilpasser seg interne og eksterne økonomiske utfordringer. Innsiktene er viktige i utformingen av fremtidige støtteordninger, og kan potensielt bidra til å sikre bedrifters overlevelse i nye kriser. Studien understreker i tillegg behovet for videre forskning innen dette feltet, for å bedre forstå økonomisk overlevelse i tider med finansiell usikkerhet.

Referanser

- Abdulkareem, H. (2015). The revised Altman Z'-score Model Verifying its Validity as a Predictor of Corporate Failure in the Case of UK Private Companies [Hentet 20. oktober 2023]. https://aljaxu.journals.ekb.eg/article_225155_ef965e92e1b40e00cccb34b4b14db81.pdf
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, *94*, 164–184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Altinn. (u.å.). Store og små foretak [Hentet 1. november 2023]. <https://info.altinn.no:443/starte-og-drive/regnskap-og-revisjon/regnskap/store-og-sma-foretak/>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, *23*(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I. (2013). 17 Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA® models1. *Handbook of research methods and applications in empirical finance*, 428. <https://doi.org/10.4337/9780857936097.00027>
- 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). <https://www.risk.net/journal-of-credit-risk/6201816/a-fifty-year-retrospective-on-credit-risk-models-the-altman-z-score-family-of-models-and-their-applications-to-financial-markets-and-managerial-strategies>
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt* (Bd. 289). John Wiley & Sons.
- Anandarajan, M., Lee, P., & Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: An examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, *10*(2), 69–81. <https://doi.org/10.1002/isaf.199>
- Appiah, K. O., Chizema, A., & Arthur, J. (2015). Predicting corporate failure: a systematic literature review of methodological issues. *International Journal of Law and Management*, *57*(5), 461–485. <https://doi.org/10.1108/IJLMA-04-2014-0032>
- Baetschmann, G., Staub, K. E., & Winkelmann, R. (2015). Consistent estimation of the fixed effects ordered logit model. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, *178*(3), 685–703. <https://doi.org/10.1111/rssa.12090>
- Bartik, A. W., Bertrand, M., Cullen, Z. B., Glaeser, E. L., Luca, M., & Stanton, C. T. (2020). *How are small businesses adjusting to COVID-19? Early evidence from a survey* (tekn. rapp.). National Bureau of Economic Research. https://www.researchgate.net/publication/340707793_How_are_Small_Businesses_Adjusting_to_COVID-19_Early_Evidence_from_a_Survey
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Beaver, W. H., Correia, M., McNichols, M. F., et al. (2011). Financial statement analysis and the prediction of financial distress. *Foundations and Trends® in Accounting*, *5*(2), 99–173. <https://doi.org/10.1561/1400000018>
- Bernhardsen, E. (2001). *A model of bankruptcy prediction*. Working Paper.

- Bernhardsen, E., & Larsen, K. (2007). Modelling av kredittrisiko i foretakssektoren- Videreutvikling av SEBRA-modellen.
- Bertrand, M., & Schoar, A. (2003). Managing with style: The effect of managers on firm policies. *The Quarterly journal of economics*, *118*(4), 1169–1208. <https://www.jstor.org/stable/25053937>
- Bowers, A. J., & Zhou, X. (2019). Receiver operating characteristic (ROC) area under the curve (AUC): A diagnostic measure for evaluating the accuracy of predictors of education outcomes. *Journal of Education for Students Placed at Risk (JESPAR)*, *24*(1), 20–46. <https://doi.org/10.1080/10824669.2018.1523734>
- Bris, A., Welch, I., & Zhu, N. (2006). The costs of bankruptcy: Chapter 7 liquidation versus Chapter 11 reorganization. *The journal of finance*, *61*(3), 1253–1303. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00872.x>
- Brownlee, J. (2020). Roc curves and precision-recall curves for imbalanced classification. *Machine learning mastery*. <https://machinelearningmastery.com/roc-curves-and-precision-recall-curves-for-imbalanced-classification/>
- Brønnøysundregisteret. (u.å.,a). Kompensasjonsordning for innreisekarantene [Hentet 2. oktober 2023]. <https://data.brreg.no/kompensasjonsordning/innreise/innsyn/>
- Brønnøysundregisteret. (u.å.,b). Kompensasjonsordning for næringslivet [Hentet 2. oktober 2023]. <https://data.brreg.no/kompensasjonsordning/innsyn/>
- Brønnøysundregisteret. (u.å.,c). Kompensasjonsordning for næringslivet [Hentet 2. oktober 2023]. <https://data.brreg.no/kompensasjonsordning/innsyn/>
- Brønnøysundregisteret. (u.å.,d). Kompensasjonsordninger for næringslivet [Hentet 10. desember 2023]. <https://www.brreg.no/kompensasjonsordninger-for-naeringslivet/>
- Campbell, J. Y., Hilscher, J. D., & Szilagyi, J. (2011). Predicting financial distress and the performance of distressed stocks. *Journal of Investment Management*.
- Carrington, A. M., Fieguth, P. W., Qazi, H., Holzinger, A., Chen, H. H., Mayr, F., & Manuel, D. G. (2020). A new concordant partial AUC and partial c statistic for imbalanced data in the evaluation of machine learning algorithms. *BMC medical informatics and decision making*, *20*, 1–12. <https://doi.org/10.1186/s12911-019-1014-6>
- Chan, C. (2018 juli). What is a ROC Curve and How to Interpret It [Hentet 27. november 2023]. <https://www.displayr.com/what-is-a-roc-curve-how-to-interpret-it/>
- Chava, S., & Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of finance*, *8*(4), 537–569. <https://doi.org/10.1093/rof/8.4.537>
- Commission, E. (2022). Tax compliance costs for SMEs : an update and a complement : final report [Hentet 6 oktober 2023]. <https://data.europa.eu/doi/10.2873/180570>
- Cowling, M., Liu, W., Ledger, A., & Zhang, N. (2015). What really happens to small and medium-sized enterprises in a global economic recession? UK evidence on sales and job dynamics. *International Small Business Journal*, *33*(5), 488–513. <https://doi.org/10.1177/0266242613512513>
- Diez, M. F. J., Duval, M. R. A., Fan, J., Garrido, J., Kalemli-Ozcan, S., Maggi, C., Peria, M. M. S. M., & Pierri, M. N. (2021). *Insolvency prospects among small-and-medium-sized enterprises in advanced economies: Assessment and policy options*. International Monetary Fund.
- Dina, K. (2023 januar). A Simple Interpretation of Logistic Regression Coefficients [Hentet 10. desember 2023]. <https://towardsdatascience.com/a-simple-interpretation-of-logistic-regression-coefficients-e3a40a62e8cf>

- Dun & Bradstreet. (2021). Konkursnedgang i 2020 [Hentet 1. september 2023]. <https://kommunikasjon.ntb.no/pressemelding/17898682/konkursnedgang-i-2020?publisherId=10874623>
- Dunkelberg, W. (2021). Impact Of Taxes On Small Business [Hentet 5. oktober- 2023]. <https://www.forbes.com/sites/williamdunkelberg/2021/10/06/impact-of-taxes-on-small-business/>
- Eckbo, B. E., Thorburn, K. S., & Wang, W. (2016). How costly is corporate bankruptcy for the CEO? *Journal of Financial Economics*, *121*(1), 210–229. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2016.03.005>
- Eklund, T., Larsen, K., & Bernhardsen, E. (2001). Modell for analyse av kredittrisiko i foretakssektoren.
- Eksfin. (u.å.). Innsynsportal for Lånegarantiordningen | Eksportfinansiering Norge [Hentet 2. oktober 2023]. <https://www.eksfin.no/no/verktoy/innsynsportal/>
- Everitt, B., & Hothorn, T. (2011). *An introduction to applied multivariate analysis with R*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9650-3>
- Farkas, G. (2005). Fixed-effects models. <https://doi.org/10.1016/B0-12-369398-5/00161-4>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis: Pattern Recognition Letter, v. 27. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Fiken. (u.å.). Hva er næringskode—Fiken forklarer [Hentet 2. november 2023]. <https://fiken.no/forklarer/naeringskode>
- Finansdepartementet. (2020). Foretak med minst 30 % omsetningsfall kan få kompensasjon [Hentet 10-12-2023, [Pressemelding]]. <https://www.regjeringen.no/no/dokumentarkiv/regjeringen-solberg/aktuelt-regjeringen-solberg/fin/pressemeldinger/2020/foretak-med-minst-30--omsetningsfall-kan-fa-kompensasjon/id2696396/>
- Folketrygdfondet. (2022). Statens obligasjonsfond [Hentet 2. oktober 2023]. <https://www.folketrygdfondet.no/nb/statens-obligasjonsfond-1>
- Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D.-L. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. *The journal of finance*, *40*(1), 269–291. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb04949.x>
- Gates, S. M., Seabury, S. A., Talley, E., Dixon, L., & Kapur, K. (2006). The Impact of Regulation and Litigation on Small Business and Entrepreneurship: An Overview. https://www.rand.org/pubs/working_papers/WR317.html
- Gupta, J., Gregoriou, A., & Ebrahimi, T. (2018). Empirical comparison of hazard models in predicting SMEs failure. *Quantitative Finance*, *18*(3), 437–466. <https://doi.org/10.1080/14697688.2017.1307514>
- Hair, J. F. (2014). Multivariate data analysis.
- Hjelseth, I. N., Solheim, H., & Vatne, B. H. (2021). Myndighetenes støtteordninger under koronapandemien har dempet kredittrisikoen i foretakene [Hentet 2.november 2023]. <https://www.norges-bank.no/aktuelt/nyheter-og-hendelser/Signerte-publikasjoner/Staff-Memo/2021/sm-3-2021/>
- Hoo, Z. H., Candlish, J., & Teare, D. (2017). What is an ROC curve? <https://doi.org/10.1136/emered-2017-206735>
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & May, S. (2011). *Applied survival analysis: regression modeling of time-to-event data*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470258019>
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Bd. 398). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/0471722146>

- Jo, H., Han, I., & Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, *13*(2), 97–108. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(97\)00011-0](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(97)00011-0)
- Jordheim, H. M. (2022a januar). Laveste antall konkurser siden før finanskrisen [Hentet 13. oktober 2023]. <https://e24.no/i/JxRdGj>
- Jordheim, H. M. (2022b februar). Utsatte skatter og avgifter: Hver tredje klarte ikke betale for seg [Hentet 13. oktober 2023]. <https://e24.no/i/IVWVG7>
- Joy, O. M., & Tollefson, J. O. (1975). On the financial applications of discriminant analysis. *Journal of financial and quantitative analysis*, *10*(5), 723–739. <https://doi.org/10.2307/2330267>
- Kainth, A., & Wahlstrøm, R. R. (2021). Do IFRS promote transparency? Evidence from the bankruptcy prediction of privately held Swedish and Norwegian companies. *Journal of Risk and Financial Management*, *14*(3), 123. <https://doi.org/10.3390/jrfm14030123>
- Kennedy, P. E. (2005). Oh no! I got the wrong sign! What should I do? *The Journal of Economic Education*, *36*(1), 77–92.
- Kinserdal, F., Pelja, I., Sjøvik, H. C., & Tronsmoen, T. N. (2021). Hvilke regnskapsmessige nøkkeltall bruker norske banker som lånevilkår, og hvorfor brukes disse? *Magma*, *24*(7). <https://nye.econa.no/faglig-oppdatering/medlemsbladet-magma/7-2021/hvilke-regnskapsmessige-nokkeltall-bruker-norske-banker-som-lanevilkar-og-hvorfor-brukes-disse/>
- Kotsiantis, S., Kanellopoulos, D., Pintelas, P., et al. (2006). Handling imbalanced datasets: A review. *GESTS international transactions on computer science and engineering*, *30*(1), 25–36.
- Kulturdirektoratet. (2022 mars). Stimuleringsordning for kulturlivet - kulturradet.no [Hentet 2. oktober 2023]. <https://kulturdirektoratet.no/web/guest/stotteordning/-/vis/stimuleringsordning-for-kulturlivet>
- Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review. *European journal of operational research*, *180*(1), 1–28. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
- Lando, D. (2009). Credit risk modeling. I *Handbook of Financial Time Series* (s. 787–798). Springer.
- Lottstift. (2020 juni). Tildelingar frå Lotteri- og stiftelsestilsynet [Hentet 2. oktober 2023]. https://lottstift.shinyapps.io/tildelingar/?fbclid=IwAR0_gQLiTO0iRkezqNMvLIFfb6-e8oefh5hOAILQkd-6wAkHasXdqYN2XZI
- Majid, K. A., Kolar, D. W., & Laroche, M. (2021). Support for small businesses during a health crisis. *Journal of Services Marketing*, *35*(5), 671–683. <https://doi.org/10.1108/JSM-08-2020-0344>
- Mansi, S. A., Maxwell, W. F., & Zhang, A. (2012). Bankruptcy prediction models and the cost of debt. *Journal of Fixed Income*, *21*(4), 25. <https://doi.org/10.3905/jfi.2012.21.4.025>
- McKee, T. E., & Lensberg, T. (2002). Genetic programming and rough sets: A hybrid approach to bankruptcy classification. *European journal of operational research*, *138*(2), 436–451.
- Modigliani, F., & Miller, M. H. (1958). The cost of capital, corporation finance and the theory of investment. *The American economic review*, *48*(3), 261–297. <https://www.jstor.org/stable/1809766>

- Nærkhede, S. (2021). Understanding auc-roc curve. *Towards Data Science*, 26(1), 220–227. <https://towardsdatascience.com/understanding-auc-roc-curve-68b2303cc9c5>
- NAV. (2021 desember). Nyhetssaker og pressemeldinger fra NAV under koronapandemien. <https://www.nav.no/no/nav-og-samfunn/kunnskap/nav-og-koronapandemien>
- NFD. (2020 desember). Støtteordning for store publikumsåpne arrangementer [Hentet 2. oktober 2023]. <https://kommunikasjon.ntb.no/pressemelding/17898336/stotteordning-for-store-publikumsapne-arrangementer?publisherId=14943704>
- NTB. (2023). Flere konkurser etter at koronastøtten opphørte [Hentet 2. november 2023]. <https://www.dagsavisen.no/nyheter/innenriks/2023/01/25/flere-konkurser-etter-at-koronastotten-opphorte/>
- Nyitrai, T., & Virág, M. (2019). The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 67, 34–42. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2018.08.004>
- Næss, A. B., Wahlstrøm, R. R., Helland, F. F., & Kjærland, F. (2017). Konkursprediksjon for norske selskaper-En sammenligning av regresjonsmodeller og maskinlæringsteknikker. *Bred og spiss! NTNU Handelshøyskolen 50 år: En vitenskapelig jubileumsantologi*. <https://app.cristin.no/results/show.jsf?id=1502396>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Paraschiv, F., Schmid, M., & Wahlstrøm, R. R. (2021). Bankruptcy prediction of privately held SMEs using feature selection methods. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3911490>
- Pelja, I. (2022). ESSAYS ON CORPORATE DISTRESS AND BANKRUPTCY. <https://openaccess.nhh.no/nhh-xmlui/handle/11250/3021266>
- Pelja, I., & Wahlstrøm, R. R. (2021 desember). Hvordan påvirker bedriftens størrelse predikering av konkurs? [Hentet 2. november 2023]. <https://nye.econa.no/faglig-oppdatering/medlemsbladet-magma/7-2021/hvordan-pavirker-bedriftens-storrelse-predikering-av-konkurs/>
- Plenborg, T., & Kinserdal, F. (2020). *Financial statement analysis: valuation, credit analysis, performance evaluation*. Fagbokforlaget.
- Prastiwi, M. (2023). Tax Aggressiveness: Financial Distress and Risk Management Committee. <https://doi.org/10.47191/jefms/v6-i2-18>
- Regjeringen. (2021 desember). Kommunal kompensasjonsordning for lokale virksomheter [Hentet 2. oktober 2023]. <https://www.regjeringen.no/no/tema/kommuner-og-regioner/regional--og-distriktpolitikk/aktuelt-na/kommunal-kompensasjonsordning-for-lokale-virksomheter/id2846130/?expand=factbox2864718>
- Regjeringen. (2022). Støtteordninger for næringsliv og kultur [Hentet 2. september 2023]. <https://www.regjeringen.no/no/tema/naringsliv/stotteordninger-for-naeringsliv-og-kultur/id2694423/?fbclid=IwAR0iWXgUxGo-GiwMHA0DKNANviGJrV0FrLGS61GtHmpIaHEFJmrQrPXqw>
- Regnskapsloven. (1999). Lov om årsregnskap m.v. (regnskapsloven) - Kapittel 1. Virkeområde, regnskapspliktige, definisjoner. https://lovdata.no/dokument/NL/lov/1998-07-17-56/KAPITTEL_1#%C2%A71-2
- Regnskapsstiftelse, N. (u.å.). EU-forenklinger for små foretak [Hentet 2 november 2023]]. <https://www.regnskapsstiftelsen.no/eu-forenklinger-for-sma-foretak/>
- Roberts, M. R., & Whited, T. M. (2013). Chapter 7—Endogeneity in Empirical Corporate Finance1. <https://doi.org/10.1016/B978-0-44-453594-8.00007-0>

- Rybalka, M. (2021). Stor økning i direkte støtte til næringslivet under korona [Hentet 23. oktober 2023]. <https://www.ssb.no/teknologi-og-innovasjon/forskning-og-innovasjon-i-naeringslivet/statistikk/naeringspolitiske-virkemidler/artikler/stor-okning-i-direkte-stotte-til-naeringslivet-under-korona>
- Sahin, A., Kitao, S., Cororaton, A., & Laiu, S. (2011). Why small businesses were hit harder by the recent recession. *Current Issues in Economics and Finance*, 17(4). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1895527>
- Sen, S., Savitskie, K., Mahto, R. V., Kumar, S., & Khanin, D. (2023). Strategic flexibility in small firms. *Journal of Strategic Marketing*, 31(5), 1053–1070. <https://doi.org/10.1080/0965254X.2022.2036223>
- Serrano-Cinca, C. (1998). From financial information to strategic groups: a self-organizing neural network approach. *Journal of Forecasting*, 17(5-6), 415–428. <https://papers.ssrn.com/abstract=7873>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The journal of business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Siegel, A. F. (2016). Multicollinearity Problem - an overview | ScienceDirect Topics [Hentet 10. november 2023]. <https://www.sciencedirect.com/topics/mathematics/multicollinearity-problem>
- Skatteetaten. (u.å.). Innsyn: Se hvem som har fått støtte [Hentet 2. oktober 2023]. <https://www.skatteetaten.no/lonnsstotte/innsyn/>
- SSB. (2009). Standard for næringsgruppering [Hentet 5. september 2023]. <https://www.ssb.no/klass/klassifikasjoner/6>
- SSB. (2022). Fakta om korona i Norge og EU — ssb.no [Hentet 4. september 2023]. <https://www.ssb.no/helse/faktaside/konsekvenser-av-korona>
- Stammann, A., Heiss, F., & McFadden, D. (2016). Estimating fixed effects logit models with large panel data.
- Stiglitz, J. E. (1969). A re-examination of the Modigliani-Miller theorem. *The American Economic Review*, 59(5), 784–793. <https://www.semanticscholar.org/paper/A-Re-Examination-of-the-Modigliani-Miller-Theorem-Stiglitz/8e2da5fba4e22ce15b6ef5d6b2305d1f25712414>
- Sun, L., Huang, Y.-H., Ger, T.-B., et al. (2018). Two-way cluster-robust standard errors—A methodological note on what has been done and what has not been done in accounting and finance research. *Theoretical Economics Letters*, 8(09), 1639. <https://doi.org/10.4236/tel.2018.89105>
- Sæther, L. (1999). KREDITTRISIKO KNYTTET TIL FORETAKSSEKTOREN [Hentet 1. november 2023].
- Tidemann, A. (2022). Nevralt nettverk [Hentet 20. september 2023]. https://snl.no/nevralt_netverk
- Tufte, P. A. (2000). En intuitiv innføring i logistisk metode [Hentet 10. september 2023]. <https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/20.500.12199/5950>
- Veganzones, D., & Séverin, E. (2018). An investigation of bankruptcy prediction in imbalanced datasets. *Decision Support Systems*, 112, 111–124. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.06.011>
- Vishwesh, K. (2021 april). Understanding Heteroskedasticity and Transformations in Linear Regression Analysis - Data Science Stunt [Hentet 3. oktober 2023]. <https://datasciencestunt.com/linear-regression-heteroskedasticity-and-transformations/>
- WHO, T. (2020). WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19—11 March 2020. *Geneva, Switzerland*. <https://www.who.int/director->

general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020

Wooldridge, J. M. (2020). *Introductory Econometrics: A Modern Approach* 3rd ed.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>

Appendiks

A Kompensasjonsordningene for næringslivet

Tabell A.1: Oversikt over støtteordninger - kilde og anvendt data

Støtteordning	Kilde	Våre data
Kompensasjonsordningen - faste kostnader		
Sum:	8 013 291 899	7 936 601 949
Tilskudd:	37 042	36 892
Mottakere:	14 055	14 043
Kompensasjonsordningen - tapt varelager		
Sum:	79 234 388	78 805 206
Tilskudd:	1 650	1 646
Mottakere:	1 181	1 177
Lønnstøtteordningen		
Sum:	1 450 775 066	1 445 961 318
Tilskudd:	8 001	7 829
Mottakere:	3 667	3 664
Utsatt innbetaling av skatter og avgifter		
Sum:	4 500 000 000	-
Mottakere 2021:	9 400	27 442
Mottakere 2022:	-	20 795
Lånegarantiordningen		
Sum:	11 686 014 119	11 686 014 119
Tilskudd:	4 107	4 107
Mottakere:	3 285	3 285
Kompensasjons- og stimuleringsordninger for kultur		
Sum:	1 945 815 152	1 107 533 841
Tilskudd:	4 087	1 621
Mottakere:	1 368	286
Kompensasjon for innreisekarantene		
Sum:	244 173 563	244 173 563
Tilskudd:	756	756
Mottakere:	333	333

Tabellen viser en oversikt over offentlige tall fra de respektive kildene for støtte, mot anvendt data for støtteordningene. For oversikt til kilder, henviser vi til kilder for støttedata – som viser en total oversikt over alle støtteordninger. Dataen er hentet per 2. oktober 2023. Tallene i vår data begrenser seg til å gjelde kun for 2020 til 2022.

B Variabelsett

Tabell B.1: Beskrivelse av variabler benyttet i studien

Variabelnavn	Beskrivelse	Variabeltype
Altman (1993)		
X1	Arbeidskapital / eiendeler	Kontinuerlig
X2	Opptjent egenkapital / eiendeler	Kontinuerlig
X3	EBIT / eiendeler	Kontinuerlig
X4	Egenkapital / gjeld	Kontinuerlig
SEBRA (2001)		
TKR	Ordinært driftsresultat / totale eiendeler	Kontinuerlig
LIK	Netto kontanter / totale inntekter	Kontinuerlig
UBE	Skyldige offentlige avgifter / totale eiendeler	Kontinuerlig
LEV	Leverandørgjeld / totale eiendeler	Kontinuerlig
EKA	Egenkapital / totale eiendeler	Kontinuerlig
MEANEKA	Bransjevis gjennomsnitt av EKA	Kontinuerlig
MEANLEV	Bransjevis gjennomsnitt av LEV	Kontinuerlig
STDTKR	Bransjevis standardavvik av TKR	Kontinuerlig
SIZE	Logaritmen av eiendeler	Kontinuerlig
TAPTEK	Verdi 1: Innskutt EK større enn bokført EK	Dummy
DIV	Verdi 1: Utbetalt utbytte	Dummy
A1	Verdi 1: Foretaket er 1 år gammelt	Dummy
A2	Verdi 1: Foretaket er 2 år gammelt	Dummy
A3	Verdi 1: Foretaket er 3 år gammelt	Dummy
A4	Verdi 1: Foretaket er 4 år gammelt	Dummy
A5	Verdi 1: Foretaket er 5 år gammelt	Dummy
A6	Verdi 1: Foretaket er 6 år gammelt	Dummy
A7	Verdi 1: Foretaket er 7 år gammelt	Dummy
A8	Verdi 1: Foretaket er 8 år gammelt	Dummy
A9	Verdi 1: Foretaket er 9 år gammelt	Dummy
A10	Verdi 1: Foretaket er 10 år gammelt	Dummy

Tabellen viser variablene anvendt i prediksjonsmodellene. Vi har benyttet oss av den reviderte Altman Z'' -Score-modellen (1993) og den opprinnelige SEBRA-modellen (2001). En kontinuerlig variabeltype kan ta uendelig mange verdier, mens dummy tar veridene 1 og 0.

Tabell B.2: Beskrivelse av variabler benyttet i studien

Variabelnavn	Beskrivelse	Variabeltype
Egne variabler		
Indikator: Utsatt skattebetaling	Verdi 1: Økning i skyldige offentlige avgifter	Dummy
Variabler for støtteordninger		
Indikator: karantenestøtte	Verdi 1: Utbetalt karantenestøtte	Dummy
Indikator: kulturstøtte	Verdi 1: Utbetalt kulturstøtte	Dummy
Indikator: lånegaranti	Verdi 1: Benyttet garantiordning	Dummy
Indikator: tapt varelager	Verdi 1: Utbetalt støtte til tapt varelager	Dummy
Tilskudd FK i 2021	Antall tildelinger faste kostnader	Kontinuerlig
Tilskudd FK i 2021	Sum støtte for faste kostnader	Kontinuerlig
Tilskudd FK i 2022	Antall tildelinger faste kostnader	Kontinuerlig
Tilskudd FK 2022	Sum støtte for faste kostnader	Kontinuerlig
Indikator: faste kostnader	Verdi 1: Utbetalt støtte til FK	Dummy
Tilskudd lønn i 2020	Antall tildelinger lønnsstøtte	Kontinuerlig
Tilskudd lønn i 2020	Sum lønnsstøtte	Kontinuerlig
Tilskudd lønn i 2021	Antall tildelinger lønnsstøtte	Kontinuerlig
Tilskudd lønn i 2021	Sum lønnsstøtte	Kontinuerlig
Tilskudd lønn i 2022	Antall tildelinger lønnsstøtte	Kontinuerlig
Tilskudd lønn i 2022	Sum lønnsstøtte	Kontinuerlig
Indikator: lønnsstøtte	Verdi 1: utbetalt lønnsstøtte	Dummy

Tabellen gir en oversikt over variabler som er anvendt i studien. Indikatorvariablene er karantenestøtte, kulturstøtte, lånegarantistøtte, tapt varelager, faste kostnader og lønnsstøtte, som alle gir verdier 1 hvis det har blitt mottatt støtte og verdien 0 hvis det ikke har blitt mottatt støtte. Skyldig offentlige avgifter er en dummy-variabel og tar verdien 1 dersom den ikke bryter følgende betingelser: årlig økning i ordinært resultat og større årlig endring i skyldige offentlige avgifter enn terskelverdien (24.9 %) - og 0 ellers.

C Rensing og validering av datagrunnlaget

Tabell C.1: Panel - regnskapsdata

Prosess	Observasjoner	Selskap
Opprinnelig datasett	3 443 008	556 581
Slette konsernregnskap	-46 092	-
	3 396 916	556 581
Slette duplikater	-4 272	-
	3 392 644	556 581
Ekskludere andre selskapsformer enn AS og ASA	-398 559	-60 388
	2 994 085	496 193
Ekskludere foretak med NA eller 00 i NACE kode	-236 210	-80 348
	2 757 875	415 845
Ekskludere bransjer: 35-39; 41; 64-66; 68; 84	-1 005 725	-142 187
	1 752 150	273 658
Ekskludere holding- og investeringsselskaper	-87 464	-14 428
	1 664 686	259 230
Ekskludere selskaper som kun har en eller to observasjoner i panelet hvor en eller flere verdier er negative blant hovedpostene	-3 576	-2 114
	1 661 110	257 116
Ekskludere alle selskaper med flere enn to observasjoner i panelet, med negative verdier over flere år i minimum en av hovedpostene	-40 923	-5 583
	1 620 187	251 533
Ekskludering av selskaper som har flere observasjoner i panelet, hvor minst en observasjon har mer enn én variabel som er negativ	-34 169	-5 167
	1 586 018	246 366
Erstatte observasjoner som kun har en negativ verdi blant hovedpostene, med snittet fra observasjoner i panelet	(46 011)	(6 221)
	1 586 018	246 366
Ekskluderer alle selskaper som har nullverdier i alle poster fra variabelsettet	-43	-31
	1 585 975	246 335
Ekskluder selskaper som har konsekvente nullverdier for alle observasjoner i en av de gitte hovedposten på tvers av panelet	-157 675	-34 858
	1 428 300	245 791
Ekskluderer alle selskaper som har flere enn tre nullverdier blant totale inntekter og totale eiendeler i panelet	-154 115	-51 635
	1 274 185	194 156
Ekskludere selskaper som kun har en eller to observasjoner i panelet hvor en eller flere verdier fra variabelsettet er negative	-34 492	-20 972
	1 239 693	173 184
Erstatte observasjoner som kun har en nullverdi blant postene fra variabelsettet, med snittet fra observasjoner i panelet	(102 613)	(66 380)
	1 239 693	173 184

Tabellen gir en oversikt over trinnvis rensing og validering av datagrunnlaget. Vi brukte paneldata som inneholder flere regnskap fra ulike selskap. Informasjon om resultater, balanse og foretaksopplysninger ble levert av ENIN, opprinnelig hentet fra BRREG (Brønnøysundregistrene). Panel – regnskapsdata viser utviklingen i antall regnskap og foretak etter hvert som observasjoner ekskluderes.

D Deskriptiv konkursdata: bransje

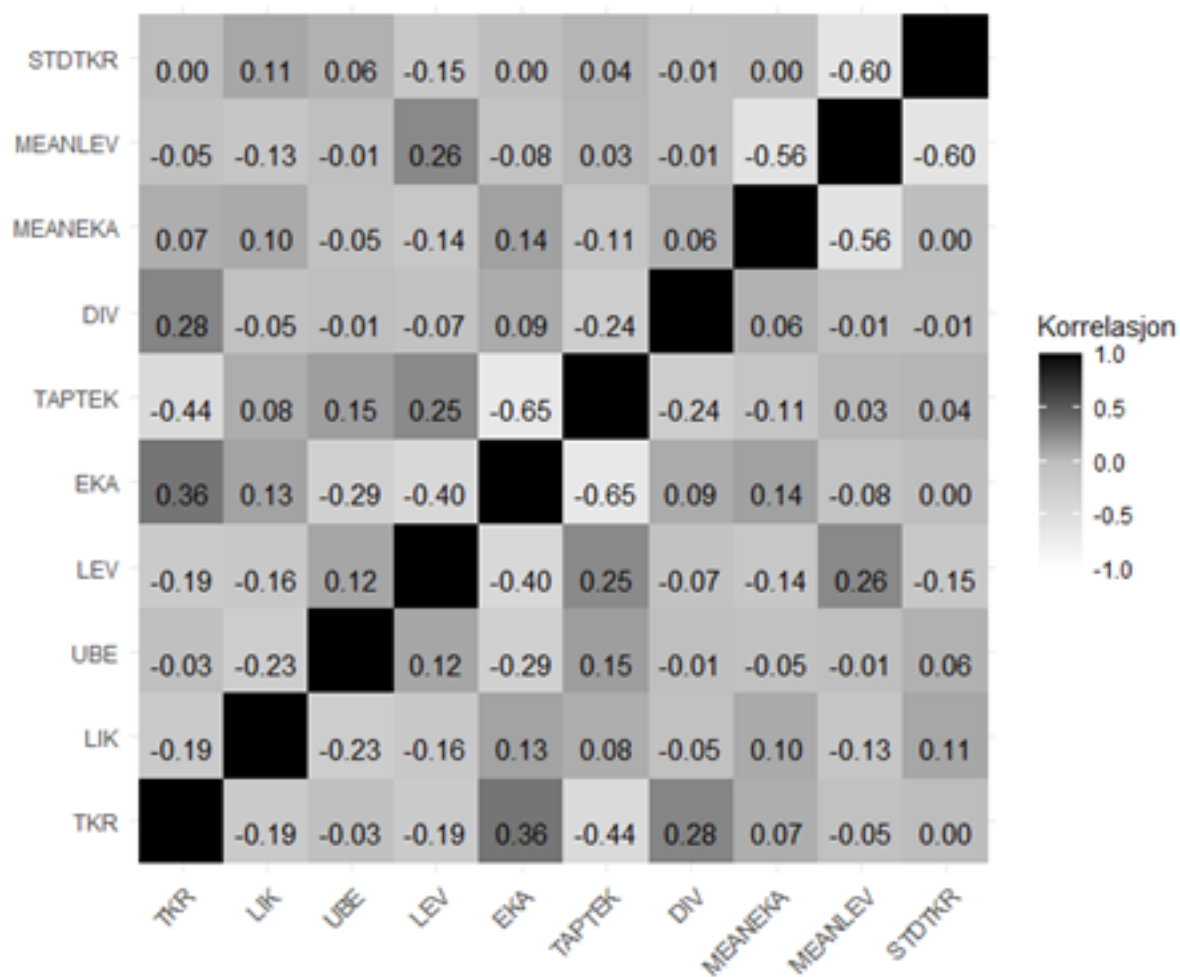
Tabell D.1: Konkursprosent og støtte for ulike bransjer fra 2020 til 2022

Bransje	2020 Støtte		2020 Ingen støtte		2021 Støtte		2021 Ingen støtte		2022 Støtte		2022 Ingen støtte	
	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs	Antall	Konkurs
Jordbruk	22	0.0 %	3 882	2.0 %	93	2.2 %	3 808	2.7 %	44	0.0 %	3 785	2.3 %
Bergverksdrift	21	4.8 %	801	2.5 %	57	1.8 %	741	1.3 %	30	0.0 %	719	1.7 %
Industri	358	1.4 %	9 059	2.4 %	962	3.1 %	8 274	2.8 %	389	0.8 %	8 469	1.8 %
Bygg & anlegg	217	5.1 %	16 144	3.4 %	792	5.2 %	15 351	3.3 %	194	2.1 %	15 320	2.9 %
Motorvarehandel	867	1.8 %	31 799	3.3 %	2 423	3.1 %	29 427	3.4 %	840	2.0 %	29 281	3.3 %
Transport	144	2.8 %	6 698	3.6 %	472	3.0 %	6 213	3.8 %	178	0.6 %	6 204	2.9 %
Overnatting	945	1.0 %	7 175	3.9 %	3 077	3.4 %	4 915	5.6 %	1 993	1.9 %	5 500	3.8 %
Info & komm.	186	2.2 %	10 522	2.6 %	378	1.6 %	10 035	2.9 %	181	3.9 %	9 737	2.9 %
Faglig vitenskap	363	1.9 %	25 735	2.9 %	999	2.6 %	24 470	3.3 %	335	1.8 %	24 071	3.3 %
Forretning	281	1.8 %	9 208	3.1 %	990	3.0 %	8 292	3.7 %	436	2.3 %	8 464	3.5 %
Undervisning	74	2.7 %	3 164	4.1 %	238	4.2 %	2 918	3.8 %	94	1.1 %	2 943	4.5 %
Helse & sosial	94	0.0 %	7 826	2.6 %	197	3.0 %	7 587	3.0 %	96	4.2 %	7 393	3.0 %
Kultur	276	0.4 %	3 998	2.9 %	804	2.2 %	3 405	3.1 %	395	0.8 %	3 680	2.5 %
Tjenestestyling	119	0.8 %	4 222	2.9 %	347	4.9 %	3 942	3.4 %	122	1.6 %	4 031	3.3 %
Husholdning	0	0.0 %	3	3.3 %	0	0.0 %	3	0.0 %	0	0.0 %	3	0.0 %
Int.org	0	0.0 %	0	0.0 %	0	0.0 %	0	0.0 %	0	0.0 %	0	0.0 %
Totalt	3 967	1.7 %	140 236	3.1 %	11 829	3.2 %	129 381	3.3 %	5 327	1.8 %	129 600	3.1 %

Oversikt over konkurser blant støtteforetak og ikke-støtte foretak fra 2020 - 2022, sortert etter bransje. Tabellen inkluderer alle selskaper og konkursselskaper innad i panelet for de respektive årene. % viser til andelen konkursselskap i forhold til antall selskap innad i panelet. For fullstendig oversikt over klassifiseringene til bransjene, se SSB (2009).

E Korrelasjonsmatrise

Figur E.1: Korrelasjonsmatrise for regresjonsvariabler SEBRA-modell (H1)



Korrelasjonskoeffisienter mellom variabler i fra SEBRA-modellene (E), (F) og (G) i tabell 4.2; positive verdier indikerer en samvariasjon i økende retning, mens negative verdier indikerer en samvariasjon i synkende retning.