



# Regnskapsanalyse i makroøkonomisk prognosearbeid

*En empirisk studie av hvor godt aggregert finansiell informasjon egner seg til  
å forbedre makroøkonomiske prognoser av økonomisk vekst i Norge*

**Nikolai Solheimslid Eikås og Kristian Tvedt Lorentzen**

**Veileder: Bjørn Daniel Johanson**

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofil: Økonomisk Styring

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 masterutredningen er skrevet som siste ledd i masterutdanningen i økonomisk styring ved Norges Handelshøyskole. Vi har valgt temaet bruk av regnskapsanalyse i makroøkonomisk prognosearbeid. Valget er motivert av en dyp interesse for finansregnskapets rolle i samfunnet. Det har vært en utfordrende, og ikke minst interessant, øvelse å balansere mellom den bedriftsøkonomiske- og makroøkonomiske verden.

Analysen er gjennomført i Stata. Tekst og tabeller er skrevet i L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X.

Vi vil rette en takk til Kyrre Kjellevold for verdifulle innspill ved valg av problemstilling. Vi vil også takke Kjell Henry Knivsfå og Henrik Svensli for oppklarende diskusjoner omkring økonometrisk analyse. Til slutt vil vi rette en særlig takk til vår veileder Bjørn Daniel Johanson for engasjerende veiledninger og gode råd.

Norges Handelshøyskole

Bergen, juni 2021

---

Nikolai Solheimslid Eikås

---

Kristian Tvedt Lorentzen

## Sammenheng

Makroøkonomi og regnskap er to disipliner innenfor det økonomiske fagfeltet som i det store og hele har utviklet seg hver for seg. Nå er en ny strøm forskning i ferd med å etablere en sterkere link mellom de to disiplinene, men det gjenstår enda å se studier fra Norge. Denne utredningen adresserer informasjonsgapet ved å undersøke hvorvidt aggregerte regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere kan brukes til å predikere fremtidig makroøkonomisk vekst (BNP) i Norge. For å undersøke dette benytter vi kvartalsregnskaper fra norske børsnoterte virksomheter, hentet fra Compustat Global, og BNP-data hentet fra Statistisk Sentralbyrå (SSB).

Vi finner at DuPont lønnsomhetsdrivere ikke utviser en statistisk signifikant sammenheng med fremtidig BNP-vekst i Norge. Resultatene strider mot studier gjort på amerikanske data, som viser en betydelig og signifikant sammenheng. Dette avviker indikerer at det er mer utfordrende å modellere fremtidig makroøkonomisk vekst i Norge sammenlignet med USA, basert på regnskapsdata. Videre har vi utført en tilleggstest som viser at aggregert regnskapsmessig fortjeneste er en ledende indikator for BNP-vekst fire kvartaler frem i tid. Dette avviker fra studier på amerikanske data, som viser at regnskapsinformasjon er best egnet til å predikere BNP-vekst ett kvartal frem i tid.

Denne utredningen belyser sammenhengen mellom finansregnskapet og makroøkonomien i Norge. Studien dokumenterer at finansregnskapet inneholder ledende informasjon om makroøkonomisk aktivitet. Den dokumenterer allikevel noen særnorske utfordringer ved å modellere denne sammenhengen. Dette gir opphav til en rekke nye spørsmål innenfor forskningen på sammenhengen mellom finansregnskapet og den overordnede økonomiske aktiviteten i Norge. Resultatene bør derfor være av interesse for akademikere og økonomer forøvrig.

**Nøkkelord** – Regnskapsanalyse, makroprognoser, brutto nasjonalprodukt (BNP)

# Innhold

<b>1</b>	<b>Innledning</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Om BNP, rentabilitet og prediksjon</b>	<b>5</b>
2.1	Generelt om prediksjoner . . . . .	5
2.2	BNP og prediksjoner . . . . .	6
2.2.1	Studier og modeller for prediksjon av BNP . . . . .	7
2.3	Rentabilitet og prediksjoner . . . . .	11
2.3.1	Studier og modeller for prediksjon av rentabilitet . . . . .	11
<b>3</b>	<b>Bakgrunn og hypoteseutvikling</b>	<b>15</b>
3.1	Litteratur - Regnskapstall og makroprognoser . . . . .	15
3.1.1	Capital Market Based Accounting Research . . . . .	15
3.1.2	Regnskapsanalyse og den overordnede økonomien . . . . .	17
3.1.3	Institusjonelle forhold i Norge . . . . .	21
3.2	Litteratur - Makrotall og regnskapsprognoser . . . . .	24
3.3	Hypotese . . . . .	25
<b>4</b>	<b>Empirisk strategi</b>	<b>28</b>
4.1	Minste kvadraters metode (OLS) . . . . .	28
4.2	Forutsetninger for OLS . . . . .	29
4.3	Regresjonens forklaringskraft . . . . .	30
4.4	Egenskaper ved tidsserien . . . . .	31
4.5	Newey-West estimatoren . . . . .	33
4.6	Empirisk spesifikasjon . . . . .	34
4.6.1	DuPont lønnsomhetsdrivere og etterfølgende økonomisk vekst . . . . .	34
4.6.2	Den prediktive nytten av aksjemarkedsavkastning . . . . .	35
4.6.3	Den inkrementelle nytten av DuPont lønnsomhetsdrivere . . . . .	36
4.6.4	Prognosemakernes bruk av regnskapsanalyse i makroprognoser . . . . .	36
<b>5</b>	<b>Data og deskriptiv statistikk</b>	<b>38</b>
5.1	Hoveddata - regnskapsdata 1987-2018 . . . . .	38
5.2	Supplerende data . . . . .	39
5.3	Variabelproduksjon . . . . .	40
5.3.1	Avhengig variabel . . . . .	41
5.3.2	Forklaringsvariabler . . . . .	41
5.3.3	Kontrollvariabel . . . . .	43
5.4	Datatrimming . . . . .	44
5.5	Deskriptiv statistikk . . . . .	46
<b>6</b>	<b>Resultater</b>	<b>49</b>
6.1	DuPont lønnsomhetsdrivere og etterfølgende økonomisk vekst . . . . .	49
6.2	Den inkrementelle nytten av DuPont lønnsomhetsdrivere . . . . .	51
<b>7</b>	<b>Tilleggstesting</b>	<b>55</b>
7.1	En utvidet test av resultatregnskapets prediksjonsevne . . . . .	55
<b>8</b>	<b>Robusthetstesting</b>	<b>62</b>

---

8.1	En utvidet diskusjon av autokorrelasjon . . . . .	62
8.2	En utvidet diskusjon av stasjonaritet . . . . .	65
8.3	Verdivekting av variabler . . . . .	69
8.4	Valg av proxy for kapital slit . . . . .	72
8.5	Andre robusthetstester . . . . .	72
<b>9</b>	<b>Konklusjon</b>	<b>74</b>
9.1	Begrensninger og forslag til videre forskning . . . . .	76
	<b>Referanser</b>	<b>80</b>
	<b>Appendiks</b>	<b>86</b>
A1	Egenskaper ved tidsserien . . . . .	86
A2	Testing av andre lag-lengder . . . . .	88
A3	Andre tester . . . . .	92

# Figurliste

- 3.1 Bedriftøkonomisk verdiskapning som andel av Fastlands-BNP i Norge . . . 22

# Tabelliste

5.1	Oppsummering av datatrimming . . . . .	46
5.2	Oppsummerende statistikk . . . . .	47
5.3	Parvise korrelasjoner . . . . .	48
6.1	Informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst . . . . .	50
6.2	Informasjonsverdien til aksjemarkedsavkastning ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst . . . . .	52
6.3	Den inkrementelle informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst . . . . .	53
7.1	Tilleggstesting - oppsummerende statistikk . . . . .	57
7.2	Tilleggstesting - parvise korrelasjoner . . . . .	58
7.3	Tilleggstesting - informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst . . . . .	59
7.4	Tilleggstesting - den inkrementelle informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst . . . . .	60
8.1	Robusthetstest - hovedtest med en verdivektet $\Delta ATO_q$ . . . . .	67
8.2	Robusthetstest - hovedtest med HP-filter . . . . .	68
8.3	Robusthetstest - tilleggstest med HP-filter . . . . .	69
8.4	Robusthetstest - verdivekting av DuPont lønnsomhetsdrivere . . . . .	71
8.5	Robusthetstest - verdivekting av fortjeneste . . . . .	71
8.6	Robusthetstest - en proxy for kapitalslit . . . . .	72
A1.1	Breusch-Godfrey enfaktormodeller . . . . .	86
A1.2	Breusch-Godfrey flerfaktormodeller - Hovedtest . . . . .	86
A1.3	Breusch-Godfrey flerfaktormodeller - Tilleggstest . . . . .	87
A1.4	Agumented Dickey-Fuller test . . . . .	87
A2.1	Robusthetstest - hovedtest med 2 lags . . . . .	88
A2.2	Robusthetstest - hovedtest med 4 lags . . . . .	89
A2.3	Robusthetstest - hovedtest med automatisk lag-valg . . . . .	90
A2.4	Robusthetstest - tilleggstest med 2 lags . . . . .	90
A2.5	Robusthetstest - tilleggstest med 4 lags . . . . .	91
A2.6	Robusthetstest - tilleggstest med automatisk lag-valg . . . . .	91
A3.1	Robusthetstest - hovedtest med HP-filter og verdivektet $\Delta ATO_q$ . . . . .	92
A3.2	Robusthetstest - tilleggstest med 6-måneders aksjemarkedsavkastning . . . . .	92



# 1 Innledning

Et spørsmål som opptar mange makroøkonomer er hvordan makroøkonomien vil se ut i fremtiden. Siden makroøkonomiske prognoser sier noe om den økonomiske tilstanden i et land, benyttes de av en rekke beslutningstakere i større og mindre beslutninger – alt fra statlige aktører til bedrifter og investorer. Finansdepartementet bruker økonomiske modeller og analyser for å synliggjøre konsekvensene av offentlige tiltak (Regjeringen, 2018). Norges Bank har som samfunnsoppdrag å fremme økonomisk stabilitet i Norge (Norges Bank, 2020). Som en del av verktøykassen har de modeller som brukes til å fremskrive makroøkonomiske variabler (Norges Bank, 2014). Banker bruker tall fra makroøkonomiske prognoser ved beregning av forventet kredittap (Finanstilsynet, 2020).

Prognoser om fremtidige makroøkonomiske forhold er altså viktig for et bredt spekter av beslutningstakere. I tillegg er det sentralt at prognosene er presise, slik at beslutningstakere fatter riktige beslutninger. Det finnes imidlertid mange ulike metoder for å utarbeide prognoser. Man kan eksempelvis bruke komplekse maskinlæringsalgoritmer, enkle regresjonsmodeller, eller skjønnsmessige vurderinger.

I Norge ser vi at noen av de store statlige aktørene bruker relativt komplekse modeller. Norges Bank har utviklet et system for kortsiktige prognoser som de kaller for SAM (System for Averaging Models) (Aastveit et al., 2011), mens SSB har utarbeidet en empirisk modell som kalles KVARTS. Et likhetstrekk mellom disse prediksjonsmetodene er at de velger tradisjonelle makroindikatorer fremfor informasjon fra finansregnskapet i modelleringen av fremtidig makroøkonomisk vekst.

Andre velger å benytte seg av offentlig tilgjengelige prognoser. Ifølge Finanstilsynets tematilsyn om regnskapsføring av utlån etter IFRS i 2019, tar de fleste banker utgangspunkt i offentlig tilgjengelig statistikk og prognoser for sentrale makrovariabler – eksempelvis BNP-vekst, rentenivå og arbeidsledighet (Finanstilsynet, 2020). De mest brukte kildene er Norges Bank og Statistisk sentralbyrå.

Behovet for presise prognoser har også ført med seg en fremvekst av profesjonelle prognosemakere. Det finnes imidlertid lite forskning om hvilke metoder og modeller som er mest vanlig blant disse.

Som kjent er bedrifters verdiskapning en komponent i BNP (se for eksempel Fischer og Merton (1984); Bernstein og Arnott (2003)). Private bedrifter utgjør en viktig komponent i den overordnede økonomiske aktiviteten. De sysselsetter befolkningen, produserer varer og tjenester, og investerer. Dermed er det rimelig å forvente at aktiviteten i næringslivet også påvirker makroøkonomien. Videre er det gjort forskning som tilsier at resultatregnskapet er bedre til å predikere fremtidige kontantstrømmer sammenlignet med historiske kontantstrømmer (Konchitchki og Patatoukas, 2014a). Informasjon fra den finansielle rapporteringen kan dermed være relevant i en makroøkonomisk prognosesammenheng, siden den på aggregert nivå sier noe om alle bedrifters verdiskapning.

I USA er det gjort studier om bruk av regnskapsanalyse i makroøkonomisk prognosearbeid. Konchitchki og Patatoukas (2014a) viser at aggregerte tall for vekst i regnskapsmessig fortjeneste er en signifikant indikator for vekst i nominell BNP. De finner også at regnskapene gir informasjonsverdi ut over tradisjonelle makroindikatorer – inkludert informasjon fra aksjemarkedene og rentemarkedene. Videre finner de at makroøkonomiske prognosemakere ikke fullt ut tar høyde for denne type analyse. Regnskapsanalyse har derfor et potensiale til å forbedre makroøkonomiske prognoser.

Nyere forskning fra Konchitchki og Patatoukas (2014b) støtter deres tidligere resultater, men går videre og viser at regnskapsmessige lønnsomhetsmål avledet av avkastning på netto operasjonelle eiendeler (RNOA), på aggregert nivå, er informative om fremtidig reell BNP-vekst. RNOA er ikke påvirket av gjeldsfinansiering og reflekterer den underliggende lønnsomheten av driften til selskapene. Disse studiene er indikatorer på at finansregnskapet også har en informasjonsverdi ved makroøkonomisk prognosearbeid i Norge.

Etter hva vi kan se er det ikke gjort lignende studier i Norge. Det gir grobunn til flere spørsmål, og vi har derfor valgt å splitte hypotesen i to klare, men sammenhengende, delhypoteser. Først av alt ønsker vi å undersøke om regnskapsmessige nøkkeltall kan tilføre informasjonsverdi ved prediksjon av BNP i Norge. Vi har som kjent andre institusjonelle forhold her sammenlignet med andre deler av verden - f.eks. egne regnskapsregler, en økonomi som er sterkt påvirket av oljeindustrien, et annet politisk system, mv. Vår første delhypotese blir dermed:

*Regnskapsanalyse er inkrementelt nyttig ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst i Norge*

Videre ønsker vi å belyse hvordan informasjon fra finansiell rapportering på bedriftsnivå brukes av makroøkonomiske prognosemakere i Norge. Som tidligere nevnt finner Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) at prognosemakere i USA ikke tar høyde for informasjon om bedriftsøkonomisk verdiskapning i sine modeller når de prognostiserer makroøkonomisk vekst. Ifølge en selvrefleksjon fra McCloskey (1993) har ikke samfunnsøkonomer særlig interesse for regnskap. Hva som egentlig er grunnen vet vi ikke. Uansett vil det være interessant å undersøke om slik informasjon gir bedre prognoser i Norge. Vår andre delhypotese er dermed:

*Makroøkonomiske prognosemakere tar ikke fullt ut høyde for informasjonsverdien til finansregnskapene ved prognostisering av fremtidig reell BNP-vekst i Norge*

Dersom vi finner at regnskapsanalyse er inkrementelt nyttig til å predikere fremtidig reell vekst i BNP i Norge, og denne informasjonen ikke fullt ut hensyntas av prognosemakere, har vi funnet bevis for vår hovedhypotese:

*Regnskapsanalyse kan brukes til å forbedre makroøkonomiske prognoser av BNP i Norge*

Denne studien er et bidrag til en liten, voksende litteratur, som etter hva vi kan se ikke har etablert seg i Norge. Ved å basere oss på metodikken fra en velkjent internasjonal studie (Konchitchki og Patatoukas, 2014b) vil vi innhente nye bevis på norske data. Ved å belyse dette informasjonsgapet håper vi også på å bidra til at forskningsområdet får økt trekraft i Norge. Denne utredningen er et viktig bidrag siden makroprognoser står sentralt i beslutningene til en rekke samfunnsaktører og interessenter. Utredningen har også potensial til å introdusere en ny tilnærming til makroprognoser i Norge.

I den påfølgende delen av utredningen vil vi redegjøre for det teoretiske fundamentet for studien. I kapittel 2 ser vi på teori om BNP, rentabilitet og prediksjon. I kapittel 3 vil vi redegjøre for litteraturen om sammenhengen mellom regnskapsinformasjon og makroøkonomien, og beskrive utviklingen av vår hypotese. Videre vil vi i kapittel 4 diskutere den empiriske strategien som benyttes for å adressere hypotesen. Deretter presenteres datagrunnlaget i kapittel 5 - herunder hvilke kilder vi har benyttet, valg av variabler, deskriptiv statistikk og noen utfordringer knyttet til datasettet. Etter det går vi gjennom resultatene fra hovedregresjonen i kapittel 6. I kapittel 7 utfører vi en tilleggstest basert på funnene i kapittel 6. Deretter vil vi drøfte robustheten av, og mulige forklaringer

bak, resultatene i kapittel 8. Til slutt presenteres en konklusjon for studien og forslag til videre forskning i kapittel 9.

## 2 Om BNP, rentabilitet og prediksjon

Denne utredningen befinner seg midt mellom litteraturen om prediksjon av BNP og prediksjon av rentabilitet - to forskningsområder som i det store og hele har utviklet seg hver for seg (Konchitchki og Patatoukas, 2014a). Vi vil derfor begynne med å se på teori om BNP, rentabilitet og prediksjon. Først vil vi redegjøre for økonometrisk prediksjon på et generelt grunnlag. Videre vil vi se på teori om BNP, og studier og modeller for prediksjon av BNP. Til slutt vil vi se på teori om rentabilitetsmåling, og studier og modeller for prediksjon av rentabilitet. Dette er viktig av flere grunner. For det første er det viktig for å gi et perspektiv på hvilke omgivelser denne utredningen befinner seg i. For det andre er det viktig for å gi en tydelig fremstilling av hvilke bidrag utredningen gir til litteraturen innenfor prediksjon av BNP og rentabilitet. I tillegg er det viktig for å gi en teoretisk fremstilling av metodene som benyttes i denne utredningen - særlig knyttet til måling av rentabilitet. I kapittel 3 vil vi redegjøre nærmere for koblingen mellom regnskapsinformasjon og den overordnede økonomien, og dermed sy sammen de to delene i dette kapittelet.

### 2.1 Generelt om prediksjoner

Tradisjonelt har økonometriske prediksjoner handlet om å predikere basert på historiske data. Ifølge Hopland (2015) finnes det to hovedkategorier av prediksjoner: Den første er struktur- eller teoribaserte prediksjoner, som er basert på eksogene forklaringsvariabler og som ofte fungerer godt på lang sikt. I disse modellene introduserer man teoretiske begrensninger - eksempelvis forutsetninger om effektive markeder. Den andre kategorien er tidsserieprediksjoner, som er basert på historisk adferd og har vist seg å fungere godt på kort sikt. I slike modeller legger en inn begrensninger for historiske egenskaper - eksempelvis stasjonaritet. Det er ikke alltid like enkelt å skille mellom de to retningene, og VAR-metoden<sup>1</sup> er et eksempel på at modeller kan være litt av begge deler. Denne utredningen konsentrerer seg om tidsserieprediksjoner, men vi vil likevel nevne noen av de strukturbaserte prediksjonsmodellene.

---

<sup>1</sup>VAR står for Vector Autoregression.

## 2.2 BNP og prediksjoner

Brutto nasjonalprodukt (BNP) kan defineres som «*summen av alle varer og tjenester som produseres i et land i løpet av et år, minus de varene og tjenestene som blir brukt under denne produksjonen*» (Statistisk sentralbyrå, 2020). BNP handler altså om et lands verdiskapning og er det vanligste målet på landets økonomiske tilstand og utvikling. BNP er målt i markedsverdi og kan defineres og beregnes på tre ulike måter; produksjonsmetoden<sup>2</sup>, utgiftsmetoden<sup>3</sup> og inntektsmetoden<sup>4</sup>. I Nasjonalregnskapet er BNP definert etter produksjonsmetoden slik at denne fremstår som den vanligste i Norge (Statistisk sentralbyrå, 2021a).

I Norge er det vanlig å skille mellom Total-BNP og Fastlands-BNP. Fastlands-BNP måler all innenlandsk produksjonsaktivitet sett bort fra utvinning av råolje og naturgass, rørtransport og utenriks sjøfart (Statistisk sentralbyrå, 2020). På grunn av oljenæringens store betydning for norsk økonomi tar man ofte utgangspunkt i Fastlands-BNP i økonomiske analyser. Dette sier noe om hvordan produksjonen, utenom olje- og petroleumsvirksomhet og utenriks sjøfart, påvirker den økonomiske utviklingen og sysselsettingen (Statistisk sentralbyrå, 2019a). Vi kommer derfor til å benytte Fastlands-BNP videre i vår utredning.

Etttersom BNP forteller mye om et lands økonomiske tilstand og utvikling, vil presise prognoser for BNP-utvikling kunne brukes som et viktig planleggingsverktøy for både enkeltpersoner, bedrifter og myndigheter. Bedrifter påvirkes av aktiviteten i den overordnede økonomien ved en rekke beslutninger - deriblant ved vurderinger av om man skal ansette flere arbeidere eller investere i nytt utstyr, i tillegg til i lønnsforhandlinger. Videre er det avgjørende med presise prognoser om den økonomiske utviklingen når Norges Bank skal sette styringsrenten og når Finansdepartementet utarbeider statsbudsjettet. BNP er med andre ord viktig for et bredt spekter av interessenter i flere forskjellige vurderinger og beslutninger, slik at prediksjoner av fremtidige BNP er av interesse. I tillegg publiseres en del makroindikatorer med et vesentlig tidsetterslep og kan være gjenstand for revisjoner

---

<sup>2</sup>Produksjonsmetoden = Produksjon (basisverdi) - Produktinnsats (kjøpverdi) + Produktskatter - Produktsubsidier

<sup>3</sup>Utgiftsmetoden = Konsum i alt + Bruttoinvestering i fast realkapital + Lagerendring + Eksport - Import

<sup>4</sup>Inntektsmetoden = Lønnskostnader + Driftsresultat + Kapitalslit + Produksjonsskatter - Produksjonssubsidier

i påfølgende år, noe som gjør at det også er interessant å nowcaste<sup>5</sup> disse variablene. Dette gjelder blant annet BNP (Bernhardsen et al., 2005).

### 2.2.1 Studier og modeller for prediksjon av BNP

Siden tall om faktisk BNP-utvikling (kvantitativ data) publiseres med vesentlig etterslep, må brukerne støtte seg på mer tidsriktig data. Da benyttes gjerne survey-data (kvalitativ data) i kombinasjon med klassiske makroindikatorer (kvantitativ data). Et problem med survey-data er at de ofte er spredt ut over flere forskjellige tidsserier. Dette har ført med seg fremveksten av økonometrisk litteratur som forsøker å samle relevante informasjonskilder, og beregne pålitelige estimater (Biau et al., 2010). I litteraturen benyttes flere forskjellige prognosemetoder. I det følgende skal vi se nærmere på noen av de.

En rekke artikler har studert problemet med å estimere kvartalsvis BNP-vekst. Ifølge Giannone et al. (2008) er det vanlig å benytte kvalitative vurderinger kombinert med enkle lineære modeller (ofte kalt for bridgeligninger), ved nowcasting av kvartalsvis BNP. Tanken er at man bygger en bro mellom informasjonen om én eller flere sentrale makroindikatorer og kvartalsvis vekst i BNP. Baffigi et al. (2004) undersøker hvor godt bridge-modeller predikerer BNP-vekst, og sammenligner resultatene med tre vanlige prediksjonsmodeller - univariate ARIMA-modeller<sup>6</sup>, VAR-modeller og VEqCM-modeller<sup>7</sup>.

De univariate ARIMA-modellene er statistiske modeller som ikke utnytter informasjon fra økonomisk teori eller kortsiktige indikatorer. ARIMA tilhører kategorien tidsseriemodeller, som definert i kapittel 2.1 (Hopland, 2015). VAR-modellene går noe videre og hensyntar i tillegg informasjon fra kortsiktige indikatorer. Til slutt benytter de VEqCM-modeller som hensyntar informasjon om historisk utvikling i BNP og kortsiktige indikatorer, samt økonomisk teori til å identifisere strukturelle forhold mellom variablene. VEqCM-modellene ligner mer på strukturbaserte prediksjoner, som definert i kapittel 2.1 (Hopland, 2015). Det er godt kjent at minimeringen av prediksjonsfeil innebærer en trade-off mellom enkle og komplekse modeller: En enkel ARIMA-model reduserer usikkerheten i parameterne, men har et begrenset antall forklaringsvariabler, slik at estimeringsfeilene i prediksjonen kan øke. På den annen side vil fordelene med VAR-modellene medføre større grad av usikkerhet

<sup>5</sup>Nowcasting er et uttrykk benyttet hyppig i litteraturen. Utrykket kan oversettes til nåtidsprognose, og omfatter prediksjoner av nåtiden og den nære fortid eller fremtid (Carabias, 2018).

<sup>6</sup>ARIMA står for Autoregressive Integrated Moving Average.

<sup>7</sup>VEqCM står for Vector Equilibrium Correction Model.

i parameterne. VEqCM-modeller reduserer usikkerheten i VAR-parameterne, men øker risikoen for spesifikasjonsfeil. Resultatene til Baffigi et al. (2004) viser at bridge-modellene er bedre til å predikere BNP-vekst, sammenlignet med benchmark-modellene. En viktig svakhet med slike bridge-modeller er at pålitelige makroindikatorer ikke nødvendigvis er enkle å hente ut.

Noen benytter seg av mer komplekse faktormodeller ved forecasting (Giannone et al., 2008). Særlig sentralbanker bruker slike modeller. Det kan ha en sammenheng med at modellene er ressurskrevende å utvikle og vedlikeholde. Litteraturen viser at faktormodellene har vært suksessfulle i prognosesammenheng (Giannone et al., 2008). Biau et al. (2010) understreker også at faktormodeller, sammen med klassiske lineære modeller, historisk sett har vært viktige verktøy i makroøkonomisk prognosearbeid.

I nyere tid har man sett en fremvekst i bruken av maskinlæringsalgoritmer ved prediksjon av BNP. Maskinlæring er en gren innenfor kunstig intelligens som benytter statistiske metoder for å la datamaskiner finne mønstre i store datamengder (Store norske leksikon, 2019). Derfor sier man at datamaskinen lærer fremfor å bli programmert. Det finnes ikke en uniform maskinlæringsmodell, men i stedet har hvert maskinlæringsystem et sett komponenter; (1) et problem, (2) en datakilde, (3) en metode, (4) en optimaliseringsalgoritme, og (5) validering og testing (Chakraborty og Joseph, 2017). I litteraturen benyttes flere forskjellige maskinlæringsmetoder.

Allerede i 1999 viste Tkacz og Hu (1999) at Artificial Neural Network kunne være nyttig til å predikere BNP-vekst, særlig fire kvartaler frem i tid. En annen teknikk som benyttes er Random Forest. Biau et al. (2010) finner at Random Forest er et mer presist verktøy, sammenlignet med en standard autoregressiv modell<sup>8</sup>, ved prediksjon av kvartalsvis vekst i BNP innenfor eurosonen i tidsperioden 2004-2009. De benytter en to-steps tilnærming hvor de utnytter evnen Random Forest har til å identifisere relevante variabler fra et stort datasett, og bridge-modeller sin evne til å predikere BNP på kort sikt. Chakraborty og Joseph (2017) tester en rekke maskinlæringsmodeller opp mot tradisjonelle modeller. Et gjennomgående funn er at de ulike maskinlæringsteknikkene representerer et nyttig verktøy ved prediksjon av fremtidig BNP (Tkacz og Hu (1999); Biau et al. (2010); Tiffin

---

<sup>8</sup>Autoregressive modeller tilhører kategorien tidsseriemodeller, som definert i kapittel 2.1, og det finnes flere forskjellige typer. Den enkle autoregressive modellen inkluderer en lagget versjon av den avhengige variabelen som forklaringsvariabel i regresjonsligningen (Hopland, 2015).



(2016); Chakraborty og Joseph (2017); Chuku et al. (2019); m.fl.).

Det er mange aktører som utarbeider prognoser for utviklingen av makroøkonomien i Norge. I tillegg til SSB, utarbeider også Norges Bank, Finansdepartementet og en rekke analytikere egne prognoser. SSB utarbeider sine prognoser ved bruk av en empirisk makroøkonomisk modell, KVARTS, som består av en matematisk formulering av sammenhenger i norsk økonomi (Haakonsen, 2015). Modellen er basert på økonomisk teori og historiske data, og tilhører dermed kategorien strukturbaserte prediksjoner. KVARTS benytter kryssløpssammenhenger<sup>9</sup> for å knytte tilgang (produksjon og import) og anvendelse (konsum, investeringer og eksport) av varer og tjenester til ulike aktiviteter i økonomien (Boug og Dyvi, 2008). Modellen legger samtidig vekt på å beskrive atferd, og bruker tidsserier fra de siste 30 årene som hovedkilde for bestemmelsen av parameterne i de økonomiske atferdsrelasjonene. Parameterne er bestemt slik at likningene i modellen skal samsvare med nasjonalregnskapstallenes beskrivelse av den historiske utviklingen, samtidig som at atferdssammenhengene er forankret i økonomisk teori. Det betyr at man bruker historien til å avdekke strukturer i økonomien, og deretter benytter dette som grunnlag for å si noe om fremtiden.

KVARTS er en disaggregert modell som beskriver utviklingen i 15 fastlandsnæringer og 3 offentlige produksjonssektorer, og består av 2259 ligninger (Boug og Dyvi, 2008; Regjeringen, 2020). En fordel med disaggregerte modeller er at man kan studere betydningen av strukturelle endringer i deler av økonomien, samtidig som man lar beskrivelsen av andre deler av økonomien forbli uendret. Innenfor en aggregert modell vil en ikke på samme måte kunne vurdere betydningen av strukturelle endringer på avgrensede områder av økonomien. KVARTS er videre en dynamisk modell hvor både størrelse og fortegn på beregningsresultatene avhenger av hvilken tidshorisont en legger til grunn.

Norges Bank har historisk benyttet flere forskjellige modeller til prediksjon av makroøkonomisk utvikling (Berg og Kleivset, 2014). Ved prediksjoner opp til fem kvartaler frem i tid har de utviklet et system for å veie sammen prognoser fra ulike modeller (System of Averaging Models - SAM). Systemet består av totalt 221 modeller, hvorav VAR-modeller utgjør mesteparten, mens faktormodeller og indikatormodeller utgjør en mindre andel (Aastveit et al., 2011). Ved forecasting på mellomlang- og lang sikt benytter de Norwegian

---

<sup>9</sup>Kryssløpssammenhenger (på engelsk kalt input-output model) er en form for makroanalyse som baserer seg på gjensidig avhengighet mellom ulike økonomiske sektorer eller næringer.

Economy Model (NEMO) (Gerdrup og Nicolaisen, 2011), som er en DSGE-modell<sup>10</sup>. Slike modeller tar i større grad høyde for langsiktige likevekter, og er dermed i større grad basert på teori fremfor data. Videre benyttes prognosene fra de kortsiktige modellene som inndata i NEMO (Gerdrup og Nicolaisen, 2011). Dette illustrerer viktigheten av presis nowcasting av makroøkonomiske variabler - som eksempelvis prognoser av BNP-vekst.

Felles for flere av de makroøkonomiske prognosemodellene er at de benytter det som ofte referes til som makroindikatorer. Dette kan i prinsippet være de fleste tall som sier noe om makroøkonomien. Norges Bank gjennomførte en studie hvor de undersøkte flere klassiske makrovariabler (Gerdrup et al., 2006). De så på sammenhengen mellom finansielle størrelser og utviklingen i realøkonomien, og undersøkte hvorvidt finansielle variabler kan fungere som ledende indikatorer for produksjonsgapet<sup>11</sup> og BNP-veksten for Fastlands-Norge. Deres antagelse var at finansielle variabler kan være ledende indikatorer av tre ulike årsaker; (1) fordi de prises ut fra forventninger om fremtiden, (2) påvirker økonomien med et tidsetterslep, eller (3) publiseres oftere og raskere enn BNP-tallene. De så på de finansielle variablene kreditt, pengemengde, boligpriser, aksjekurser, markedesrenter og valutakurser, som alle utgjør en del av variabelsettet i deres prognoser for BNP-vekst.

De finansielle variablene kan måles relativt godt og revideres sjeldent (Gerdrup et al., 2006). Aksjekurser, markedesrenter og valutakurser prises fortløpende i effektive markeder. Boligpristallene oppdateres rett etter slutten av hver måned, mens seriene for kreditt og pengemengde oppdateres månedlig med et etterslep på omtrent én måned. Til sammenligning publiseres Nasjonalregnskapet (BNP-tallene) hvert kvartal, med et etterslep på drøyt to måneder, og kan være gjenstand for revisjoner flere år tilbake (Bernhardsen et al., 2005).

Gerdrup et al. (2006) benyttet en bivariat korrelasjonsanalyse<sup>12</sup> og økonometriske modeller for å analysere hvilke makroindikatorer som er informative om fremtidig BNP. Studien viste at boligpriser, aksjekurser, kredittvekst, pengemengdevekst, kortsiktige realrenter, og differansen mellom lange og korte renter kan være ledende indikatorer for BNP-vekst og/eller produksjonsgapet (Gerdrup et al., 2006). Videre utvidet de modellen til

---

<sup>10</sup>DSGE står for Dynamic Stochastic General Equilibrium.

<sup>11</sup>Produksjonsgapet måler avviket mellom faktisk produksjon og den produksjonen som over tid er forenlig med størst mulig utnyttelse av ressursene i økonomien, også kalt potensiell produksjon (Frøyland og Nymo, 2000).

<sup>12</sup>En bivariat korrelasjonsanalyse studerer sammenhengen mellom to variabler.

simultan flerligningsmodellering. Den foretrukne modellen inneholdt realaksjekurser og innenlandsk realkreditt til bedrifter i tillegg til Fastlands-BNP, og modellen kan predikere BNP-utviklingen åtte kvartaler fremover.

Det er verdt å merke seg at litteraturen i liten grad benytter regnskapsinformasjon ved modellering av makroøkonomiske sammehenger. Dette ser også ut til å gjelde prognosemakere i Norge. Som Konchitchki og Patatoukas (2014a) understreker har makroøkonomisk forskning og regnskapsforskning i det store og hele utviklet seg uavhengig fra hverandre. Selv om dette informasjonsgapet i senere tid har opptatt flere økonomer, er det mulig at noe av forklaringen ligger her. Ettersom bedriftsøkonomisk overskudd er en komponent i BNP er det sannsynlig at det korrelerer også med andre komponenter i BNP (Konchitchki og Patatoukas, 2014a). Det er derfor grunn til å tro at finansregnskap og regnskapsanalyse bør ha informasjonsverdi også i en makroøkonomisk sammenheng. Som Carabias (2018) og Baffigi et al. (2004) understreker er en svakhet med makroøkonomiske nowcasting-modeller at pålitelige makroindikatorer ikke nødvendigvis er enkle å hente ut. Dette er et argument for å identifisere flere pålitelige makroindikatorer som er enkelt tilgjengelig.

## 2.3 Rentabilitet og prediksjoner

Rentabilitet (også kalt lønnsomhet) er et regnskapsmessig uttrykk som viser avkastninger på et foretaks kapital (Store norske leksikon, 2014). Rentabilitet er altså en proxy på bedriftsøkonomisk verdiskapning. Det er vanlig å uttrykke rentabilitet i et nøkkeltall. Et slikt nøkkeltall kan imidlertid kalkuleres på flere forskjellige måter, utfra hvilke kapitalstørrelser og inntektsstørrelser som legges til grunn. I praksis benyttes blant annet totalkapitalrentabilitet, egenkapitalrentabilitet, avkastning på netto operasjonelle eiendeler, driftsrentabilitet, mv. I det følgende vil vi redegjøre nærmere for sammenhengen mellom rentabilitetsmål og bedriftsøkonomisk verdiskapning.

### 2.3.1 Studier og modeller for prediksjon av rentabilitet

I litteraturen finnes det mange studier om måling av rentabilitet og bakenforliggende egenskaper ved rentabilitetsmåling (Li et al., 2014): (1) det periodiserte regnskapet vs. cash flows (Sloan, 1996; Xie, 2001), (2) marginer vs. turnover (Fairfield og Yohn, 2001;

Soliman, 2008), (3) volatilitet i profitt (Dichev og Tang, 2009), (4) innenlands vs. utenlands profitt (Thomas, 1999), og (5) konsekvensene av forstyrrelser i regnskapene forårsaket av konservativ regnskapsføring (Penman og Zhang, 2002). Også Nissim og Penman (2001) understreker at det lenge har blitt forsket på bruken og relevansen av regnskapsmessige nøkkeltall, ofte med fokus på aksjeprising (Lipe, 1986; Ou, 1990; Ou og Penman, 1989; Lev og Thiagarajan, 1993). Litteraturen har imidlertid ikke alltid hatt et like stort fokus på å utvikle et helhetlig og praktisk anvendbart rammeverk for regnskapsanalyse (Nissim og Penman, 2001). I dette kapitlet vil vi gi en strukturert oversikt over regnskapsanalyse, med fokus på rentabilitetsmåling og drivere av bedriftsøkonomisk verdiskapning.

Nissim og Penman (2001) foreslår et strukturert rammeverk for regnskapsanalyse ved verdsettelse av virksomheter. Fokuset er ikke bare å identifisere relevante nøkkeltall, men også å bygge et rammeverk for hvordan en kan organisere analysen. Utgangspunktet for rammeverket er residualinntektsmodellen. Denne modellen, som også er gjennomgått av Ohlson (1995) og Feltham og Ohlson (1995), beskriver hvordan bokførte verdier og fremtidige resultater kan relateres til fremtidige dividender, og dermed til selskapsverdi. Siden metoden baserer seg på det periodiserte regnskapet kan den brukes som et fundament for hvordan man kan analysere finansregnskapet ved prediksjon. Nissim og Penman (2001) argumenterer for at residualinntektsmodellen kan brukes som et grunnlag for å velge de nøkkeltallene som er mest relevant. Med dette som utgangspunkt benytter Nissim og Penman (2001) nøkkeltall som; (1) egner seg til å predikere residuall resultat, og (2) basert på tilgjengelig regnskapsinformasjon egner seg til å si noe om fremtiden. Derfor fokuserer de på å luke ut forbigående regnskapshendelser (ofte kalt for engangsposter), og fokuserer i stedet på permanente regnskapsposter. De permanente regnskapspostene er mer informative om fremtidig verdiskapning fordi de i større grad er gjentakende over tid. Et viktig skille i analysen går mellom operasjonelle og finansielle poster i finansregnskapet. Dette er inspirert av Miller og Modigliani, som sier at det er de operasjonelle aktivitetene som genererer verdier. Bortsett fra eventuelle skatteeffekter er finansielle aktiviteter et null-sum-spill. I tillegg ligger de finansielle postene ofte nært virkelig verdi i balansen. Dermed er de finansielle aktivitetene og eiendelene allerede verdsatt i balansen. Dette gjelder ikke for operasjonelle eiendeler og gjeld. Metoden forutsetter altså at det er mulig å identifisere operasjonelle og finansielle poster i regnskapet. Det krever tilgang på finansiell

informasjon av høy kvalitet, samt en nøysommelig analyse av finansielle og operasjonelle regnskapsposter. Når operasjonelle- og finansielle poster, samt engangsposter er identifisert kan en kalkulere relevante lønnsomhetsmål.

Utgangspunktet for identifisering av relevante nøkkeltall er residualinntekten. Residualinntekt kan uttrykkes på følgende måte:

$$RE = (ROE - \text{Kapitalens avkastningskrav}) \times \text{Bokført egenkapital}, \quad (2.1)$$

der  $RE$  er residualinntekt (Residual Earnings) og  $ROE$  er egenkapitalavkastningen (Return On Equity).

Egenkapitalavkastningen kan uttrykkes som:

$$ROE = \left( \frac{NOA}{CSE} \times RNOA \right) - \left( \frac{NFO}{CSE} \times NBC \right), \quad (2.2)$$

der  $NOA$  er netto driftsmidler (Net Operating Assets)<sup>13</sup>,  $CSE$  er bokført egenkapital (Common Stockholder Equity)<sup>14</sup>,  $NFO$  er netto finansielle forpliktelser (Net Financial Obligations)<sup>15</sup>,  $NBC$  er netto lånekostnad (Net Borrowing Cost)<sup>16</sup>, og  $RNOA$  er avkastning på netto driftsmidler. Fra ligning (2.2) ser vi hvordan  $ROE$  er et vektet gjennomsnitt av avkastning på operasjonelle aktiviteter og avkastning på finansielle aktiviteter.

Analysen til Nissim og Penman (2001) viser videre at egenkapitalavkastningen kan dekomponeres ned til syv forskjellige drivere; (1) profittmargin fra salg, (2) turnover, (3) andre poster dividert med netto operasjonelle eiendeler, (4) finansiell giring, (5) netto lånekostnader, (6) operasjonell gjeldsgiring, og (7) minoritetsinteresser. Å predikere egenkapitalavkastning, og dermed residualinntekten og selskapets verdi, involverer å predikere disse driverne (Nissim og Penman, 2001).

I denne dekomponeringen er DuPonts lønnsomhetsanalyse et viktig virkemiddel. Metoden innebærer å dekomponere  $RNOA$  til profittmargin og asset turnover. Bruken av en DuPont-tilnærming, slik som Nissim og Penman (2001) argumenterer for, har bred støtte i

<sup>13</sup> $NOA = \text{Driftsmidler} - \text{Driftsforpliktelser}$

<sup>14</sup> $CSE = NOA - NFO$

<sup>15</sup> $NFO = \text{Finansielle forpliktelser} - \text{Finansielle eiendeler}$

<sup>16</sup> $NBC = (\text{Finanskostnader} - \text{Finansinntekter})_t / NFO_{t-1}$

litteraturen (Fairfield og Yohn, 2001; Soliman, 2008). Metoden har på mange måter utviklet seg til å bli en grunnleggende teknikk for å forstå og dekomponere rentabilitet innenfor det bedriftsøkonomiske fagfeltet. På tross av regnskapsanalysens tilsynelatende nytte ved prediksjon av økonomisk aktivitet på bedriftsnivå, er det fortsatt lite empiri som undersøker dens nytte ved prediksjon av aktiviteten i den overordnede økonomien (Konchitchki og Patatoukas, 2014b). Etersom DuPont lønnsomhetsdrivere er rentabilitetsmål på et selskaps kjernevirksomhet, samt at RNOA og dens drivere har vist seg å være nyttig til å predikere økonomisk aktivitet på selskapsnivå, er det grunn til å tro at dette kan gjelde også for den samlede økonomien.

Samlet sett har vi vist at det finnes mange ulike metoder for prediksjon av fremtidig BNP. De fleste av disse benytter først og fremst klassiske makroindikatorer. Bedriftsøkonomisk verdiskapning er en komponent av BNP og DuPont-tilnærmingen er en regnskapsmessig tilnærming for å måle bedriftsøkonomisk verdiskapning. Regnskapsinformasjon bør derfor, på aggregert nivå, ha gode forutsetninger for å si noe om fremtidig makroøkonomisk vekst.

## 3 Bakgrunn og hypoteseutvikling

Til nå har vi gitt et innblikk i teorien om prediksjon av hhv. BNP og rentabilitet. Det er to fagområder som kan fremstå som relativt ulike. I det følgende vil vi se nærmere på litteratur om koblingen mellom regnskapsinformasjon og makroøkonomien - herunder vise hvordan rentabilitet kan benyttes til å predikere fremtidig BNP, og på den måten sy sammen de to delene i kapittel 2.

En relativt ny strøm av forskning er i ferd med å etablere en kobling mellom finansregnskapet og den overordnede makroøkonomien. Forskningen har fått fotfeste i USA og sprer seg til andre deler av verden. Etter hva vi har oppfattet gjenstår det enda å se forskningsresultater fra Norge. Gjennom denne utredningen ønsker vi blant annet å bidra til at forskningsområdet får fotfeste i Norge. Derfor legger vi vekt på å presentere forskningsresultater fra andre deler av verden.

Vi vil presentere relevant forskning om bruk av regnskapsmessige nøkkeltall i makroøkonomiske prognoser. Vi vil starte med å se på noen sentrale trekk innen capital market based accounting research (CMBAR), som er relevant for å forstå finansregnskapets verdirelevans i en makroøkonomisk sammenheng. Denne delen har visse likhetstrekk med kapittel 2.3 om rentabilitetsmåling. Etter det vil vi presentere noe av litteraturen om finansregnskapets anvendelse i en makroøkonomisk sammenheng. Her ser vi at forskningen trekker på kjente sammenhenger fra CMBAR-forskningen og anvender dette i en makroøkonomisk kontekst. Siden mye av forskningen på området stammer fra USA vil vi avslutte denne seksjonen med å drøfte hvordan de institusjonelle forholdene i Norge kan påvirke våre resultater. I den neste seksjonen vil vi presentere litteratur om hvordan makrotall kan brukes til å forbedre regnskapsprognoser. Basert på dette vil vi i den siste seksjonen presentere vår hypotese.

### 3.1 Litteratur - Regnskapstall og makroprognoser

#### 3.1.1 Capital Market Based Accounting Research

Det er bred enighet om at finansregnskapet inneholder nyttig informasjon om fundamentale forhold på selskapsnivå, og CMBAR har lenge vært et populært forskningsområde. CMBAR

handler om sammenhengen mellom regnskap og kapitalmarkedene og forskningen på området er bred. Det finnes flere ulike definisjoner av CMBAR, og ifølge Beisland (2009) er selve kategoriseringen en vurderingssak basert på preferanse.

Kothari (2001) deler CMBAR inn i fundamentalanalyse og verdsettelse, markedseffisiens, regnskapsinformasjonens rolle i politiske prosesser og kontrakter, samt verdirelevansen til regnskapsinformasjon. Beaver (2002) har en noe annen definisjon og deler kapitalmarkedsforskning inn i markedseffisiens, Felthan-Ohlson modellering, analytikeratferd, skjønnsmessige periodiseringer, og verdirelevansstudier. Begge kategoriseringene er mye brukt i litteraturen. Det er altså ikke en felles definert avgrensning for dette forskningsfeltet, men verdirelevansstudier inngår i de fleste definisjoner. Beisland (2009) definerer verdirelevans som regnskapsinformasjonens evne til å fange opp og oppsummere informasjon som har betydning for selskapets verdi. Denne definisjonen er utledet fra en av Francis og Schipper (1999) sine fire tolkninger på samme område.

Verdirelevansforskning måler nytten regnskapsinformasjon har fra en investors perspektiv ved å analysere den statistiske sammenhengen mellom regnskapsdata og markedspriser på aksjer (Beisland, 2009, 2012). Det har blitt gjort studier på dette området i lengre tid, men de fleste av studiene er basert på amerikanske data (Beisland, 2012). Det er gjort ganske få studier av regnskapets verdirelevans ved bruk av norske data, men av de studiene som finnes er det tydelig at regnskapsinformasjon bidrar til å forklare aksjepriser. En studie fra Gjerde et al. (2008) viser at investorenes nytte av både resultatregnskap og balanse har vært økende over tid. Dette er resultater som samsvarer med tilsvarende amerikansk forskning (Collins et al., 1997; Francis og Schipper, 1999). Den amerikanske forskningen finner imidlertid at balansens verdirelevans har økt på bekostning av resultatregnskapets verdirelevans. I Norge har man sett lignende tendenser etter innføringen av IFRS, som har et mer balanseorientert perspektiv enn norske regnskapsregler, men bare til en viss grad. I senere år har vi fått flere nye IFRS regnskapsstandarder, slik at verdirelevansstudier vil kunne gi andre resultater.

Uavhengig av hvorvidt verdirelevansen til finansregnskapet er økende eller minkende, så ser finansregnskapet ut til å være relevant ved måling av en virksomhets evne til å skape verdier. Videre er det godt kjent at bedrifters verdiskaping er en komponent i BNP (Fischer



og Merton, 1984; Bernstein og Arnott, 2003). Basert på dette bør finansregnskapet og regnskapsanalyse ha forutsetninger for å ha en informasjonsverdi også i en makroøkonomisk sammenheng.

Som Konchitchki og Patatoukas (2014b) nevner er DuPont lønnsomhetsanalyse en viktig byggestein for regnskapsanalyser på selskapsnivå. Denne viser hvordan et selskaps regnskapsmessige avkastning på driftsmidler (RNOA), som på mange måter er det primære målet for et selskaps kjernedriftsresultat, kan dekomponeres til aktivaomsetning (asset turnover) og profittmargin (profit margin). Denne tilnærmingen er inspirert av Nissim og Penman (2001), som gir en strukturert måte å analysere regnskapsinformasjon på i en forecasting- og verdsettelsessammenheng. Som redegjort nærmere for i kapittel 2.3 gir deres studie bevis for at RNOA og dens drivere kan brukes til å forutsi økonomisk aktivitet på bedriftsnivå.

### 3.1.2 Regnskapsanalyse og den overordnede økonomien

Denne utredningen er et bidrag til en liten, men voksende litteratur innenfor bruken av regnskapsinformasjon til prognostisering av utviklingen i den overordnede økonomien. Litteraturen på området ser ut til å indikere at regnskapsinformasjon kan representere et nyttig verktøy i så måte. En som har påpekt dette potensialet er Kjellevold (2020).

Konchitchki og Patatoukas (2014a) finner at aggregert regnskapsmessig fortjeneste er en ledende indikator for den overordnede amerikanske økonomien. Dette tester de ved å se på om aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste kan brukes til å predikere fremtidig BNP-vekst. Resultatene viser særlig høy forklaringskraft for prediksjoner av BNP-vekst ett kvartal frem i tid. Dersom aggregert regnskapsmessig fortjeneste øker med ett standardavvik, øker veksten i BNP et kvartal frem i tid med 0,8-1,2 %-poeng.

De benytter to modeller for å teste hypotesen. Model A tester om aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste forklarer fremtidig BNP-vekst, opp til fire kvartaler frem i tid. Model B tester om aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste er inkrementelt informativt etter å ha kontrollert for BNP-vekst i samme periode. Modellene testes ved å estimere en ordinary least square-regresjon (OLS), basert på Newey og West (1987) standardfeil.

I tillegg tester de hvorvidt profesjonelle makroøkonomiske prognosemakere inkorporerer

prediksjonsverdien til regnskapsmessig informasjon i sine prognoser. De finner at prognosemakernes prediksjonsfeil er mulig å forutse basert på aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste. Det at regnskapsdata er offentlig tilgjengelig informasjon, og at den kan brukes til å forutse prediksjonsfeilene til prognosemakerne, impliserer at de ikke fullt ut tar høyde for denne informasjonen.

Den andre hypotesen testes også med utgangspunkt i Modell A og Modell B. I stedet for å benytte faktisk vekst i BNP som avhengig variabel, benytter de avviket mellom faktisk vekst i BNP og prognosemakernes predikerte vekst i BNP. Dersom aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste er informativt om BNP-vekst og prognosemakerne fullt ut tar høyde for den informasjonen, så skulle denne modellen ikke gi signifikante resultater, slik den gjør.

For å evaluere den inkrementelle nytten av regnskapsinformasjon i analyser av den overordnede økonomien, fokuserer Konchitchki og Patatoukas (2014a) på aksjemarkedet. Aksjemarkedet har vist seg å inneholde ledende informasjon om den overordnede økonomien (Fama, 1981). Siden man også ser en sammenheng mellom aksjemarkedet og finansregnskapene (Ball og Brown, 1968; Ou og Penman, 1989), så kan det stilles spørsmål ved om regnskapsinformasjon er nyttig ut over informasjon som allerede er reflektert i aksjemarkedet. Konchitchki og Patatoukas (2014a) finner bevis for at aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste har informasjonsverdi ut over en rekke tradisjonelle indikatorer for BNP-vekst – dvs. kvartalsvis avkastning i aksjemarkedet, renten på statsobligasjoner og termin spread. Regnskapsinformasjon ser altså ut til å være inkrementelt nyttig ved prediksjon av fremtidig vekst i BNP i USA.

Konchitchki og Patatoukas (2014b) bygger videre på disse resultatene i en nyere studie. I stedet for å se på vekst i regnskapsmessig fortjeneste, så ser de på endring i avkastning på netto operasjonelle eiendeler (RNOA). På denne måten inkorporerer de informasjon fra balansen, i tillegg til informasjon fra resultatregnskapet. Videre dekomponerer de RNOA inn i turnover og profittmargin i henhold til DuPont-metoden. RNOA kan dermed uttrykkes på følgende måte:

$$\text{RNOA} = \frac{\text{Salgsinntekter}}{\text{Netto driftsrelaterte eiendeler}} \times \frac{\text{Driftsresultat etter avskrivninger}}{\text{Salgsinntekter}} \quad (3.1)$$

Den første driveren, forholdet mellom salgsinntekter og netto driftsrelaterte eiendeler, representerer turnover-raten. Denne måler selskapets evne til å skape inntekter fra sine eiendeler. Den andre driveren, forholdet mellom driftsresultat etter avskrivninger og salgsinntekter, representerer profittmarginen. Profittmarginen viser hvor stor fortjenesten er per omsetningskrone, og måler dermed selskapets evne til å kontrollere kostnader og sette priser.

Konchitchki og Patatoukas (2014b) forenkler studien sin ved å begrense utvalget til de 100 største børsnoterte selskapene i USA. De underliggende lønnsomhetsdriverne i disse observasjonene korrelerer nesten perfekt med tilsvarende størrelser for alle noterte selskaper i USA. Denne begrensningen gjør metoden langt mer gjennomførbar og kostnadseffektiv. Resultatene viser at profittmargin har vesentlig høyere forklaringskraft enn turnover. Profittmarginen fanger opp hele 26 prosent av tidsserie-variasjonen i fremtidig reell BNP-vekst. Videre dekomponeres profittmarginen ned i driftsmargin (netto driftsrelaterte inntekter før avskrivninger dividert med salg) og avskrivningsrate (avskrivninger dividert med salg). Avskrivningsraten er et mål på kapitalintensitet (Lev, 1983; Cheng, 2005). Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner at både driftsmargin og avskrivningsrate er signifikant positivt korrelert med fremtidig BNP-vekst på 1 %-nivå.

Til tross for funnene til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) er det ikke åpenbart at vi vil se en signifikant positiv sammenheng mellom regnskapsmessig lønnsomhet og fremtidig vekst i BNP i Norge. Shivakumar (2007) finner at aggregerte tall for bedrifters guiding på fremtidig fortjeneste inneholder informasjonsverdi om fremtidig inflasjon og nominell BNP. De finner imidlertid ingen sammenheng mellom guiding på inntjening og endring i reell BNP. Resultatene ser derfor hovedsaklig ut til å indikere en sammenheng mellom guiding på inntjening og inflasjon. Dette resultatet kan skyldes at datasettet på inntjeningsguiding er svært begrenset. De har tall fra 1994-2004, men ca 60 % av variablene er utelatte.

Videre hevder Konchitchki og Patatoukas (2014a) at til tross for å være en ledende driver for økonomisk aktivitet på selskapsnivå, utgjør bedriftsøkonomisk overskudd (corporate profits) bare 9 % av BNP i USA. Selv om regnskapsmessig fortjeneste er en god proxy for bedriftsøkonomisk overskudd, avhenger dens evne til å forklare tidserievariasjonen i BNP ikke bare av variasjonen i corporate profits, men også av variasjonen i alle de resterende komponentene av BNP.

Noen andre som ser på sammenhengen mellom regnskapsinformasjon og BNP er Nallareddy og Ogneva (2017). De undersøker om aggregert regnskapsinformasjon i sanntid kan brukes til å oppdage feil når BNP kunngjøres. De tidligste kunngjøringene av BNP er basert på upresis og ufullstendig informasjon og blir rutinemessig omarbeidet i løpet av flere påfølgende år, etter hvert som mer informasjon blir tilgjengelig. Studien viser at spredningen mellom virksomheters inntjeningsvekst kan forutsi BNP-endringer, og at inntjeningsveksten gjenspeiler informasjon om trender i BNP og arbeidsledighet som makroøkonomer ikke tar fullt ut hensyn til.

Videre har studien til Abdalla et al. (2021) sett på verdirelevansen av finansiell rapportering i en makroøkonomisk kontekst, ved å bygge videre på modellen til Giannone et al. (2008) (som nevnt i kapittel 2). De bruker en dynamisk faktormodell med ca. 200 tidsserie-variabler – herunder en rekke klassiske makrovariabler som inflasjon, renter og boligmarkedsindikatorer. Formålet er å teste hvorvidt kontinuerlig oppdaterte regnskapsfaktorer er inkrementelt relevant for å nowcaste og forecaste makroøkonomiske størrelser. For å velge ut regnskapsmessige verdidrivere tar Abdalla et al. (2021) utgangspunkt i modellen for verdsettelse av residualinntekt, som et uttrykk for den fundamentale verdien av en virksomhet. De konsentrerer seg om to regnskapsmessige nøkkeltall: Vekst i inntjening og RNOA. De argumenterer for at vekst i inntjening fanger opp fluktuasjoner i etterspørselen etter varer og tjenester, og at RNOA fanger opp tilbudssiden siden det kan ses på som et mål på produktivitet. Videre utnytter de tidsgevinsten knyttet til regnskapsdata i enda større grad enn Konchitchki og Patatoukas (2014a,b), ved å bygge en modell som oppdaterer datagrunnlaget med kvartalsregnskaper på ukesbasis. De finner at regnskapsfaktorer er inkrementelt nyttig ved nowcasting og forecasting av vekst i BNP. Ved dekomponering av modellen finner de at regnskapsinformasjon for det meste er knyttet til privat konsum og investeringer (ekskludert bolig-relaterte investeringer).

Det er også gjort forskning på sammenhengen mellom finansiell informasjon og makroøkonomiske faktorer utenom BNP. Kothari et al. (2013) undersøker hvorvidt den regnskapsmessige inntjeningen til selskaper kan benyttes til å prognostisere inflasjon, og om makroøkonomiske prognosemakere og kapitalmarkedet bruker denne typen informasjon når de priser verdipapirer. De konkluderer med at inntjeningsnyheter, aggregert på tvers

av selskaper som lanserer inntekter over en tre-månedersperiode, forutsier prognosefeil i produsentprisindeksen (men ikke for konsumprisindeksen) for de påfølgende to månedene.

Samlet sett ser regnskapsanalyse ut til å være et nyttig verktøy i makroøkonomisk prognosearbeid - inkludert BNP, som er fokuset for denne utredningen. Det meste av forskningen på området ser imidlertid ut til å stamme fra USA. Her har man andre institusjonelle forhold sammenlignet med Norge. Det påvirker flere aspekter ved denne utredningen, som blant annet regnskapene vi bruker som tallmateriale, hvilke selskaper vi kan ta inn i utvalget vårt, og resultatene vi finner.

### 3.1.3 Institusjonelle forhold i Norge

Institusjonelle forhold kan føre til at studiene fra USA ikke gir samme resultater i Norge. En sentral forskjell mellom de institusjonelle forholdene i Norge og USA er regnskapsspråket som benyttes. Amerikanske selskaper følger ikke nødvendigvis de internasjonale regnskapsstandardene International Financial Reporting Standards (IFRS)<sup>17</sup>, utgitt av International Accounting Standards Board (IASB). I 2007 ble det tillatt for børsnoterte selskaper i USA, som ikke var hjemmehørende i USA, å rapportere etter IFRS (Barth et al., 2012). Foreløpig tillater Securities Exchange Commission (SEC) ikke USA-tilhørende selskaper å rapportere etter IFRS (IFRS, 2021).

Forskningen innen regnskapets relevans for analyser av den overordnede økonomien er i stor grad basert på regnskapene til børsnoterte amerikanske selskaper. Dermed er denne forskningen i all hovedsak basert på regnskaper med US GAAP som regnskapsspråk.

I denne utredningen ser vi på norske selskaper notert på Oslo Børs. Alle disse selskapene er pliktig å rapportere etter IFRS. Det faktum at datasettet vårt er basert på andre regnskapsregler kan medføre at vi kan få andre resultater sammenlignet med den eksisterende forskningen på området, som blant annet Konchitchki og Patatoukas (2014a,b), Kothari et al. (2013) og Nallareddy og Ogneva (2017).

Ifølge Barth et al. (2012) er selskaper som benytter IFRS generelt mer sammenlignbare med selskaper som benytter US GAAP, enn selskaper som benytter lokale regnskapsstandarder. Likevel ser de fortsatt en signifikant forskjell mellom de to regnskapsspråkene. I tillegg finner

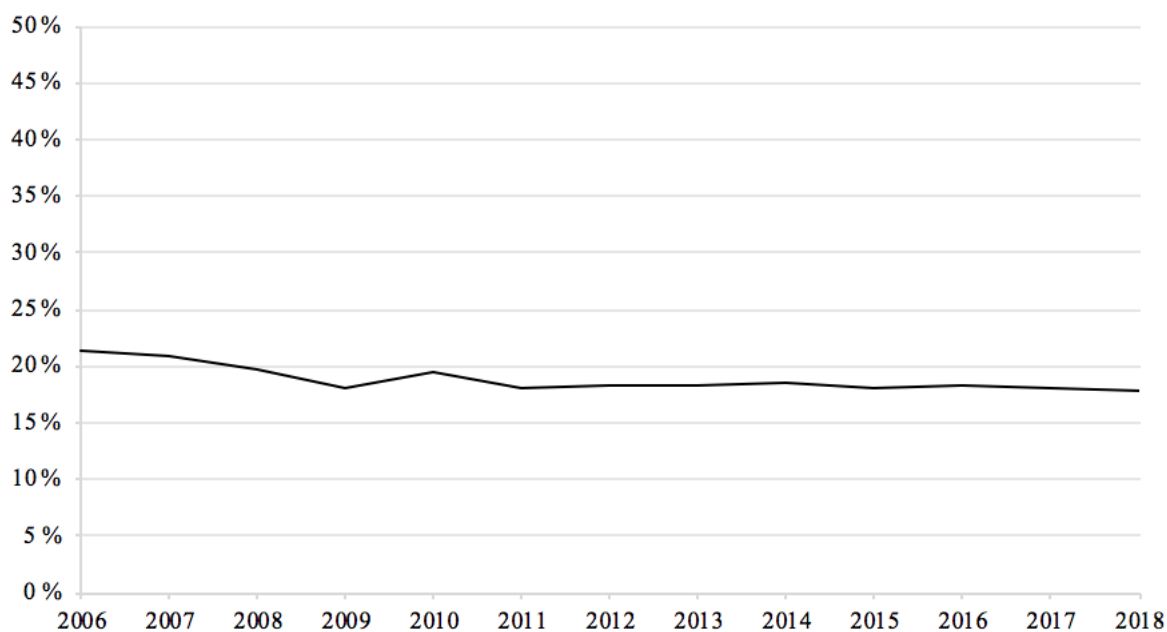
---

<sup>17</sup>IFRS inkluderer også International Accounting Standards (IAS), som ble gitt ut av IASB sin forgjenger.

Barth et al. (2012) at regnskaper som bruker US GAAP generelt gir høyere verdirelevans sammenlignet med regnskaper som bruker IFRS.

Et annet forhold som kan ha betydning for resultatene er hvordan BNP er bygget opp i USA kontra Norge. Som nevnt utgjør bedriftsøkonomisk overskudd omtrent 9 % av amerikansk BNP, historisk sett. Som vist i figur 1 utgjør driftsresultat litt i underkant av 20 % av BNP i Norge for den historiske perioden vi benytter (Statistisk sentralbyrå, 2021b). Dette kan tyde på at de regnskapsmessige tallene har større betydning for BNPs oppbygning i Norge sammenlignet med USA. Det er viktig å understreke at corporate profits og driftsresultat ikke er det samme, så det kan forekomme diskrepans. En annen sentral forskjell mellom vår studie og Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) er at de benytter BNP kalkulert etter inntektsmetoden. Som nevnt i kapittel 2 kan BNP defineres og beregnes etter tre ulike metoder. I Norge blir imidlertid ikke BNP offentlig publisert etter disse tre metodene, og vi kan derfor ikke benytte inntektsmetoden alene.

**Figur 3.1:** Bedriftsøkonomisk verdiskapning som andel av Fastlands-BNP i Norge



Den bedriftsøkonomiske andelen av BNP er kalkulert som bedriftsøkonomisk driftsresultat. Tabellen er utarbeidet med tall fra tabell 09170 og tabell 09189 fra Statistikkbanken til SSB (Statistisk sentralbyrå, 2021b). Vi har hentet ut årlig driftsresultat fra Fastlands-Norge (løpende priser), som er dividert med BNP fra Fastlands-Norge etter markedsverdi (løpende priser).

I litteraturen finnes noen studier innenfor regnskapsanalyse og makroprognoser utenfor USA. Wang et al. (2015) gjennomførte en studie i Kina som tok utgangspunkt i hypotesen til Konchitchki og Patatoukas (2014a) om at regnskapsmessig fortjeneste er en signifikant

indikator for BNP-vekst for de neste tre eller fire kvartalene. En av antagelsene til Konchitchki og Patatoukas (2014a) er at regnskapsmessig fortjeneste kan fungere som en nøyaktig indeks for bedriftsoverskudd. Etersom bedriftsoverskudd er en av indikatorene for måling av BNP, vil dette kunne predikere fremtidig BNP-vekst. Imidlertid kan regnskapsmessig fortjeneste avvike fra reell fortjeneste på grunn av manipulering fra ledelsen. Dechow og Dichev (2002) hevder at regnskapsmessig fortjeneste ikke reflekterer den sanne prestasjonen til en bedrift blant annet på grunn av aktiv regnskapsmanipulasjon (earnings management).

Resultatene til Wang et al. (2015) er ulike resultatene til Konchitchki og Patatoukas (2014a). Mens Konchitchki og Patatoukas (2014a) finner at endring i regnskapsmessig fortjeneste for amerikanske selskap har en prediktiv kraft for BNP-vekst for de neste fire kvartalene, finner studien til Wang et al. (2015) at regnskapsmessig fortjeneste bare kan predikere BNP-vekst for det neste kvartalet. Dette skyldes mer regnskapsmanipulering i Kina. Videre dekomponerer de regnskapsmessig fortjeneste til kontantstrøm knyttet til driften (operating cashflow (OCF)) og periodisert fortjeneste (accrual earnings), og tester de ulike komponentene alene. Etersom OCF reflekterer netto kontantstrøm som er generert fra driften, er denne vanskelig for ledelsen å manipulere. I motsatt tilfelle er periodisert fortjeneste estimert av ledelsen, som kan justere periodiseringen for å oppnå en privat fordel. Etter dekomponeringen viser resultatene at OCF kan predikere BNP-vekst for de neste tre kvartalene, mens periodisert fortjeneste bare kan predikere BNP-vekst ett kvartal fremover. Resultatene gir dermed bevis for at regnskapsmessig fortjeneste har svakere prediktiv kraft for BNP-vekst i Kina fordi regnskapsmanipulering forvrenger den regnskapsmessige fortjenesten fra reell fortjeneste.

I Norge har vi strenge regler rundt regnskapsføring og revisjon, noe som tyder på mindre regnskapsmanipulering sammenlignet med enkelte andre deler av verden. Fra et teoretisk perspektiv burde derfor ikke regnskapsmanipulasjon alene medføre at norske regnskaper får lavere verdirelevans. Dersom denne utredningen gir avvikende resultater sammenlignet med Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) vil det i realiteten kunne skyldes mange ulike forklaringer. I denne seksjonen har vi illustrert tre mulige forklaringer, hvorav vi anser det siste momentet som mindre sannsynlig.

## 3.2 Litteratur - Makrotall og regnskapsprognoser

Til nå har vi diskutert koblingen mellom regnskapsinformasjon og makroøkonomiske prognoser, med særlig fokus på BNP-prediksjon. Basert på tidligere nevnte studier ser regnskapsinformasjon ut til å være relevant ved prediksjon av makroindikatorer. Blant annet viser Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) at bedriftsøkonomisk fortjeneste og DuPont lønnsomhetsdrivere er relevant ved prediksjon av BNP-vekst. Men det kan også stilles spørsmål ved om sammenhengen går begge veier - altså at makrotall kan brukes til å forbedre prognoser på regnskapsinformasjon. I det følgende vil vi redegjøre for litteraturen på området.

En betydelig andel (17-60 prosent) av lønnsomhetsvariasjonene på bedriftsnivå er forklart av de makroøkonomiske forholdene på det gitte tidspunktet (Brown og Ball (1967); Fama (1990); Ball et al. (2009); m.fl.). Dette indikerer at det kan være nyttig å inkorporere informasjon om makroøkonomiske sykluser ved prediksjon av fremtidig bedriftsøkonomisk profitt. På den annen side publiseres ofte makroøkonomiske størrelser, som BNP, med et vesentlig etterslep, noe som gjør de mindre relevant for nowcasting. Dette gjelder ikke alle makrostørrelser, og en del av de kan være nyttige i prediksjonssammenheng (Carabias, 2018).

Carabias (2018) har utviklet en nowcasting-modell som predikerer kvartalsmessig bedriftsøkonomisk profitt basert på nyheter om ledende makroøkonomiske indikatorer. Det er særlig to forutsetninger som ligger til grunn for studien deres: For det første er det en fundamental sammenheng mellom makroøkonomiske forhold i sanntid og bedriftsøkonomiske lønnsomhetsvariasjoner (Brown og Ball (1967); Fama (1990); Ball et al. (2009); m.fl.). For det andre viser en nyere strøm av forskning at publiseringer av makroøkonomiske nyheter i sanntid kan brukes til å finne relativt nøyaktige estimater for hvor man befinner seg i en forretningssyklus (Evans, 2005; Giannone et al., 2008; Banbura et al., 2011).

Modellen bygger på data fra mer enn 160 makroindikatorer for økonomien i USA. Disse inkluderer blant annet finansielle variabler, priser, lønninger, pengemengde, kreditrisiko og spørreundersøkelser. Formålet er å fange opp variabler som aktive markedsaktører følger med på, siden disse har større sannsynlighet for å påvirke inntjeningsforventninger.



Funnene viser at nyheter om makroøkonomiske indikatorer er nyttig når man prognostiserer profitt på bedriftsnivå.

Selv om BNP publiseres med et tidsetterslep viser litteraturen at det er en sammenheng mellom BNP og regnskapsmessig profitt. Li et al. (2014) viser i sin studie at å kombinere regnskapsmessige salgsinntekter, segmentert på geografisk område, og prognostisert BNP-vekst er nyttig ved prediksjon av fremtidig profitt på bedriftsnivå. De trekker frem globalisering som en mulig forklaring, og argumenterer for at investorer bør hensynta et selskaps geografiske lokasjon ved prediksjon av fremtidige kontantstrømmer og risiko.

Vi har altså forskningsresultater som viser at makroindikatorer kan brukes til å forbedre regnskapsprognoser på bedriftsnivå - herunder er reell vekst i BNP nyttig ved prediksjon av fremtidig bedriftsøkonomisk profitt. Dette er med på å underbygge den tilsynelatende sterke sammenhengen mellom BNP og finansregnskapet.

### 3.3 Hypotese

Som redegjort for i kapittel 2 har forskningen innenfor makroøkonomien og finansregnskapet vært relativt adskilt historisk sett (Konchitchki og Patatoukas, 2014a). I kapittel 3 har vi presentert flere studier innenfor bruken av regnskapsanalyse i makroøkonomisk prognosearbeid. Samlet sett har vi gitt en grundig gjennomgang av sammenhengen mellom finansregnskapet og makroøkonomisk vekst. Denne sammenhengen kan oppsummeres i følgende teoretiske observasjoner: (1) Bedriftsøkonomisk overskudd er en komponent i BNP og sannsynligvis korrelert med andre komponenter av BNP, (2) aggregert regnskapsmessig fortjeneste er en proxy på bedriftsøkonomisk overskudd, (3) børsnoterte selskaper rapporterer kvartalsvise regnskap, noe som gir et tidsriktig estimat (Konchitchki og Patatoukas, 2014a). Selv om vi har sett flere studier om sammenhengen mellom finansregnskapet og makroøkonomien gjenstår det enda å se resultater fra Norge. Gjennom denne utredningen ønsker vi å bidra til å tette dette informasjonsgapet, og om mulig, inspirere andre slik at forskningsområdet får fotfeste i Norge.

Vi har valgt å splitte hypotesen i to klare, men sammenhengende, delhypoteser. Først av alt ønsker vi å undersøke om regnskapsmessige nøkkeltall har en informasjonsverdi ved prediksjon av BNP i Norge. Det er viktig å understreke at informasjonsverdien til finansregnskapet kan være reflektert i andre makroindikatorer. Derfor er vi mest interessert

i å undersøke den inkrementelle nytten til finansregnskapet. Vår første delhypotese blir dermed:

*Regnskapsanalyse er inkrementelt nyttig ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst i Norge*

Videre ønsker vi å belyse hvordan den inkrementelle informasjonsverdien i regnskapet brukes av makroøkonomiske prognosemakere i Norge. Konchitchki og Patatoukas (2014a) finner at prognosemakere i USA ikke fullt ut tar høyde for informasjon om bedriftsøkonomisk verdiskapning i sine modeller når de prognostiserer makroøkonomiske forhold. Vi har sett indikatorer på at dette er tilfellet i Norge også (Gerdrup et al., 2006). Vår andre delhypotese er dermed:

*Makroøkonomiske prognosemakere tar ikke fullt ut høyde for den prediktive informasjonsverdien til finansregnskapet ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst i Norge*

Dersom vi finner at regnskapsanalyse er inkrementelt nyttig til å predikere fremtidig vekst i BNP i Norge, og denne informasjonen ikke benyttes av prognosemakere, har vi funnet bevis for vår hovedhypotese.

*Regnskapsanalyse kan brukes til å forbedre makroøkonomiske prognoser av BNP i Norge*

Ved å bygge på modellen til Konchitchki og Patatoukas (2014b) kan vi sammenligne resultater fra denne studien med resultater fra USA. Dersom vi gjør lignende funn som Konchitchki og Patatoukas (2014b) vil det åpne dørene for et forskningsområde som er lite utforsket i Norge - nemlig hvilke andre sammenhenger som finnes mellom finansregnskapene og den overordnede økonomien i Norge. Avvikende resultater sammenlignet med Konchitchki og Patatoukas (2014b) er en indikator på at norske kvartalsregnskaper fra børsnoterte selskaper er mindre verdirelevant ved prediksjon av makrostørrelser. I så fall vil det være interessant å bygge videre på denne utredningen, og utforske hvorfor. Disse spørsmålene vil diskuteres i større detalj under kapittel 9.

Som vi har sett har aggregert RNOA gode forutsetninger for å være inkrementelt nyttig ved prediksjon av BNP-vekst. RNOA er et nøkkeltall som enkelt kan kalkuleres og dekomponeres i underliggende drivere. Denne utredningen gir således en svært praktisk metodikk for å inkorporere bedriftsøkonomisk verdiskapning ved prediksjon av BNP, og

er dermed et godt utgangspunkt for introduksjon av forskningsområdet i Norge. Etter hva vi kan se er denne typen studier ikke gjort her til lands. Utredningen skiller seg således fra den eksisterende litteraturen ved å fokusere på norske data og norske forhold. Ikke minst betyr det at vår utredning har potensial til å bli et viktig bidrag til at denne forskningsstrømmen etablerer seg i Norge.

Det er også slik at prognoser er ansett som svært viktig i en makroøkonomisk kontekst. Dette skyldes blant annet at en del makroindikatorer publiseres med betydelig tidsetterslep, men også at en del makroindikatorer (eksempelvis BNP) er av stor interesse for forskjellige aktører i samfunnet. Vi vil derfor argumentere for at ethvert bidrag som forbedrer prognosepraksisen i et land er et viktig bidrag. Denne utredningen er et viktig bidrag i så måte, siden den introduserer en ny tilnærming til makroprognoser i Norge gjennom dens fokus på regnskapsanalyse.

I de påfølgende to kapitlene vil vi beskrive den empiriske spesifikasjonen som er valgt for å adressere studiens hypotese, og dataen vi benytter. Etter det vil vi presentere resultatene, med en påfølgende diskusjon, før vi konkluderer i siste kapittel.

## 4 Empirisk strategi

Kvantitativ informasjon er hyppig brukt, både i empirisk arbeid og i beslutningstaking for øvrig. Økonometri er nyttig siden det gir oss de verktøyene vi trenger for å oppsummere den relevante informasjonen i modeller. På den måten kan økonometri hjelpe oss med å forstå sammenhengene mellom variabler (Hopland, 2015). Utfordringen ligger i å utforme et empirisk design som kan brukes til å påvise kausale sammenhenger, fremfor spuriøse sammenhenger<sup>18</sup>. I jakten på kausale sammenhenger kan en benytte både lineære og ikke-lineære modeller. Denne studien benytter en lineær modell, og vi vil redegjøre nærmere for denne i det følgende.

### 4.1 Minste kvadraters metode (OLS)

I denne utredningen vil vi analysere en tidsserie ved å ta utgangspunkt i minste kvadraters metode (OLS<sup>19</sup>). En slik modell gir den beste lineære objektive estimatoren (BLUE)<sup>20</sup> når visse forutsetninger er oppfylt, og er da et statistisk rammeverk som gir robuste og troverdige resultater. Ved å benytte en multippel regresjonsanalyse kan vi undersøke hvordan venstresidevariabelen påvirkes av flere ulike forklaringsvariabler. En multippel OLS-regresjon kan estimeres ved følgende ligning (Hopland, 2015);

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + v_t, t = 1, 2, \dots, T, \quad (4.1)$$

hvor  $y_t$  er den avhengige variabelen på tidspunkt  $t$ ,  $\beta_0$  er konstantleddet og  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{kt}$  er koeffisientene til forklaringsvariabelene  $x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt}$ . Restleddet  $v_t$  fanger opp variasjonen som forklaringsvariabelene i modellen ikke fanger opp.

---

<sup>18</sup>Spuriøse sammenhenger vil si at variabel  $x$  og  $y$  er signifikant korrelert med hverandre, men at sammenhengen ikke er kausal. I stedet skyldes korrelasjonen en bakenforliggende variabel som påvirker både  $x$  og  $y$  (Hopland, 2015).

<sup>19</sup>OLS er forkortelsen som oftest brukes i litteraturen, og står for Ordinary Least Square.

<sup>20</sup>Den beste lineære objektive estimatoren blir gjerne kalt BLUE, som direkte oversatt står for Best Linear Unbiased Estimator.

## 4.2 Forutsetninger for OLS

For at OLS-estimatorene skal gi den beste lineære objektive sammenhengen må fire forutsetninger være til stede; (1) homoskedastisitet<sup>21</sup>, (2) ingen autokorrelasjon<sup>22</sup>, (3) eksogenitet og (4) ingen multikollinearitet (Hopland, 2015). Dersom disse forutsetningene er oppfylt kan vi si at regresjonene gir robuste og troverdige resultater.

Forutsetningen om homoskedastisitet betyr at variansen i feilledet er konstant på tvers av individer, og er tilstede når restleddet ( $v_t$ ) er uavhengig av forklaringsvariablene:

$$\text{Var}(v_t|x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt}) = \sigma^2 \quad (4.2)$$

Dersom vi har heteroskedastisitet er det mulig å finne en estimator som er mer effektiv (har lavere varians) enn OLS-estimatoren. Når vi jobber med større datasett er det standard prosedyre i de fleste software-pakker å kalkulere standardfeil som er robuste for heteroskedastisitet (herav robuste standardfeil), ved å benytte metoden til Kenneth White (Hopland, 2015).

Dersom restleddet ( $v_t$ ) er korrelert over tid har vi autokorrelasjon, og vi får ikke gyldige standardfeil. Forutsetningen om ingen autokorrelasjon kan uttrykkes som:

$$\text{Korr}(v_t, v_s) = 0, \text{ for alle } t \neq s \quad (4.3)$$

Så lenge vi forutsetter streng eksogenitet vil OLS fortsatt produsere unbiased estimater uavhengig av autokorrelasjonen. Under en forutsetning om svakere eksogenitet vil OLS produsere konsistente, men ikke nødvendigvis unbiased estimater (Hopland, 2015).

Forutsetningen om eksogenitet innebærer at restleddet på tidspunkt  $t$  er uavhengig av forklaringsvariablene, ikke bare på tidspunkt  $t$ , men i hele tidsperioden:

$$E(v_t|x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{kt}) = 0 \quad (4.4)$$

---

<sup>21</sup>Homoskedastisitet tilsvareer ingen heteroskedastisitet.

<sup>22</sup>Autokorrelasjon kalles også for seriekorrelasjon.

Når denne forutsetningen er oppfylt er tidsserien strengt eksogen, og OLS estimatene er unbiased. Ofte er det godt nok at tidsserien ikke er strengt eksogen. Da er OLS estimatene ikke nødvendigvis unbiased, men de er konsistente. En svakere form for eksogenitet kan formuleres som:

$$E(v_t|x_t) = 0 \quad (4.5)$$

Den siste forutsetningen om multikollinearitet innebærer at det eksisterer et lineært forhold mellom venstresidevariabelen og forklaringsvariablene, og at ingen av forklaringsvariablene kan skrives som en eksakt lineær kombinasjon av de andre forklaringsvariablene (Hopland, 2015).

### 4.3 Regresjonens forklaringskraft

Regresjonens forklaringskraft, omtalt som  $R^2$ , måler hvor stor andel av den totale variasjonen i  $y_t$  som kan forklares av forklaringsvariablene  $x_{kt}$ . Ifølge Wooldridge (2015) kan  $y_t$  dekomponeres i uforklart og forklart variasjon:

$$\text{SST} = \text{SSR} + \text{SSE} \quad (4.6)$$

SST (sum of squares total) er den totale variasjonen i  $y_t$ , og forklarer den kvadratiske forskjellen mellom den observerte avhengige variabelen og dens gjennomsnitt. SSR (sum of squares regression) er variasjonen i  $y_t$  forklart av variasjon i  $x_{kt}$ , altså summen av forskjellene mellom den predikerte verdien og gjennomsnittet av den avhengige variabelen. SSE (sum of squares error) er variasjon i  $y_t$  som ikke kan forklares av  $x_{kt}$ . Summen er forskjellen mellom den observerte verdien og den predikerte verdien. Uttrykkene for SST, SSR og SSE kan uttrykkes matematisk på følgende måte:

$$\text{SST} = \sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2 \quad (4.7)$$

$$\text{SSE} = \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - \bar{y})^2 \quad (4.8)$$

$$\text{SSR} = \sum_{t=1}^n (\hat{v}_t)^2 \quad (4.9)$$

hvor  $y_t$  er den observerte verdien av den avhengige variabelen,  $\bar{y}$  er gjennomsnittsverdien av alle  $y_t$ ,  $\hat{y}_t$  er den predikerte verdien av  $y_t$ , og  $\hat{v}_t$  er residualen.

Forklaringskraften til modellen,  $R^2$ , er kvadratet av korrelasjonskoeffisientene mellom faktisk  $y_t$  og den predikerte verdien  $\hat{y}_t$ . Uttrykket kan defineres matematisk som:

$$R^2 = \frac{\text{SSE}}{\text{SST}} = \frac{\text{SST} - \text{SSR}}{\text{SST}} = 1 - \frac{\text{SSR}}{\text{SST}} \quad (4.10)$$

Dette vil alltid resultere i at  $R^2$  har en absoluttverdi som er mellom 0 og 1. Dess høyere  $R^2$  er, dess bedre passer modellen til de observerte verdiene. Dersom  $R^2$  er lik 0, betyr det at modellen ikke forklarer noe av variasjonen i dataen, mens når  $R^2$  er lik 1 indikerer det at all variasjon forklares av regresjonsmodellen. Man skal imidlertid være forsiktig med å legge for mye vekt på  $R^2$  ved tolkning av regresjonsmodeller ettersom  $R^2$  alltid vil øke når man inkluderer flere uavhengige variabler. Dette kan resultere i en overoptimistisk forklaringskraft. Justert  $R^2$  tar hensyn til økte frihetsgrader ved økt antall forklaringsvariabler. Det kan derfor være mer hensiktsmessig å benytte justert  $R^2$  ved multippel regresjon.

## 4.4 Egenskaper ved tidsserien

I denne seksjonen vil vi diskutere egenskaper og økonometriske utfordringer for tidsserien som benyttes i utredningen. Som vi har nevnt er det en grunnleggende forutsetning om homoskedastisitet, ingen autokorrelasjon, eksogenitet og multikollinearitet, for at OLS-estimatorene skal være BLUE. Vi vil derfor redegjøre nærmere for egenskaper knyttet til disse forutsetningene.

Det er ikke uvanlig å se autokorrelasjon i residualene når man gjennomfører tidsserieanalyser. Vi har benyttet en Breusch-Godfrey test og visuell analyse av residualene for å undersøke autokorrelasjon i tidsserien. Breusch-Godfrey passer godt for vår empiriske spesifisering siden den ikke forutsetter strengt eksogene variabler og kan testes på ulike laglengder. Resultatene indikerer at residualene er korrelert på 3 lags for enkelte modeller (Se

Appendiks A1). Disse resultatene er ikke uforventet og bekrefter at vi må hensynta autokorrelerte residualer i våre regresjoner. Breusch-Godfrey testen viser imidlertid indikasjoner på at residualene også er autokorrelert på høyere antall lags, noe som kan bety at autokorrelasjonen er av en mer sammensatt form. Autokorrelasjon kan skyldes en rekke ulike årsaker - deriblant utelatte variabler og feil funksjonsform (Hopland, 2015). I kapittel 8 vil vi foreta en nærmere diskusjon av mulige årsaker til autokorrelasjon, og dens betydning for robustheten til resultatene. Det kan være utfordrende å finne optimal verdi av antall lags ( $g$ ), og litteraturen viser at det er mange ulike måter å beregne verdien av denne (Newey og West (1994); Greene (2011); m.fl.). En vanlig metode, som vi velger å benytte oss av, kommer fra Greene (2011), og tilsier:

$$g = T^{\frac{1}{4}} \quad (4.11)$$

der  $T$  er antall observasjoner i tidsserien. For vår tidsserie blir det  $52^{\frac{1}{4}} \approx 3$  lags. Dette er en metodikk som brukes av blant annet Konchitchki og Patatoukas (2014a). I tillegg har vi robusthetstestet resultatene for 2 og 4 lags, samt en fremgangsmåte for automatisk lag-velger i Stata<sup>23</sup>. For kvartalsdata er det sannsynlig at denne prosedyren vil korrigere for mesteparten av autokorrelasjonen (Wooldridge, 2015).

En annen vanlig utfordring ved tidsserieanalyse er problemer knyttet til ikke-stasjonaritet. En stasjonær prosess har en fordeling som er uavhengig av tid. Dette er en streng antagelse. Derfor er det vanlig å benytte en forutsetning om svak stasjonaritet - dvs. at variablene i tidsserien har konstant gjennomsnitt, varians og kovarians over tid (Hopland, 2015). Tidsserier som ikke er stasjonære vil ofte være uforutsigbare og en risikerer at det oppstår spuriøse sammenhenger. En etablert metodikk i økonomi- og finansiell litteratur for å håndtere stasjonaritet er å omregne variablene til vekstform - også kalt førstedifferensiering (Hopland, 2015). Siden variablene vi benytter i denne studien er på vekstform forventer vi ikke problemer med stasjonaritet (se kapittel 4.3). For eksempel forventer vi å se sjokk i kvartalsvis BNP-vekst, men vi forventer at slike sjokk over tid faller tilbake til gjennomsnittet, slik at variabelen er stasjonær. Vi har likevel gjennomført testing av stasjonaritetsegenskaper i tidsserien gjennom en agumented Dickey-Fuller test. Se

<sup>23</sup>I stata kan en benytte funksjonen *Ivreg2* i kombinasjon med tilvalgene *bw(auto)robust* for å kalkulere robuste Newey-West standardfeil, med automatisk lag-lengde.



Appendiks A1 for resultater fra testen.

Testene viser at fleste variablene er stasjonære på 2-4 lags. Et viktig unntak er forklaringsvariabelen aggregert vekst i asset turnover ( $\Delta\text{ATO}_q$ ), hvor vi ikke kan forkaste nullhypotesen ( $H_0$ ) om ikke-stasjonaritet for 2 og 4 lags. På 3 lags kan vi forkaste  $H_0$  på 10 %-nivå. Vi ser også at den avhengige variabelen BNP-vekst viser indikasjoner til ikke-stasjonaritet på 4 lags. En svakhet med testen er at den krever at det korrigeres for riktig antall lags. For mange lags vil redusere antall frihetsgrader og medføre at testen mister styrke. Det kan medføre feilaktig behold av  $H_0$  - dvs. en feilaktig konklusjon om at variabelen inneholder enhetsrøtter og at den dermed ikke er stasjonær. For få lags medfører at det ikke blir korrigert for autokorrelasjon på riktig måte, slik at resultatene ikke er valide. For å veie opp for dette har vi analysert stasjonaritetsegenskapene til variablene visuelt. Der ser vi klare tegn til at variablene svinger jevnt rundt et gjennomsnitt over tid, uten tydelige tegn på clustering eller trender. Vi har likevel robusthetstestet regresjonsresultatene ved å benytte en verdivektet  $\Delta\text{ATO}_q$ , som gir større grad av sikkerhet om at variabelen er stasjonær på ulike lags. Resultatene er ikke sensitive for om vi benytter en verdivektet eller likevektet  $\Delta\text{ATO}_q$ .

Videre har vi testet for heteroskedastisitet ved å kjøre både en Breusch-Pagan test og en White test. Begge testene gir sterke indikatorer på at forutsetningen om homoskedastisitet er tilstede for flere av modellspesifikasjonene (Se Appendiks A1). Vi ser imidlertid tegn til heteroskedastisitet i noen av modellspesifikasjonene. Metodikken vi presenterer i kapittel 4.3 kalkulerer robuste standardfeil, ved hjelp av fremgangsmåten til Newey og West (1987), og korrigerer således for heteroskedastisitet.

I korrelasjonsmatrisen (se kapittel 4.5) ser vi indikatorer på at det kan foreligge perfekt multikollinearitet mellom to av forklaringsvariablene (PM og OM). Disse inkluderes ikke i samme regresjonsligning og skaper således ikke et problem. Til slutt har vi ikke streng eksogenitet for variabler i tidsserien. Siden Newey-West ikke krever strengt eksogene forklaringsvariabler, er dette en ideell metode.

## 4.5 Newey-West estimatoren

Newey-West estimator er en metode fra Newey og West (1987) som gir konstante estimater når datasettet inneholder heteroskedastisitet og/eller autokorrelasjon. Metoden endrer

ikke selve regresjonsmodellen, men korrigerer standardfeilene og dermed også t-verdiene og p-verdiene. Modellens koeffisienter og forklaringskraft blir ikke påvirket.

Standardfeilene blir beregnet ved å betinge et maksimalt antall forsinkede verdier (lags),  $g$ . Newey-West estimatoren vil dermed håndtere autokorrelasjonen opp til et visst antall  $g$ , og antar at autokorrelasjonen på et høyere nivå enn  $g$  kan ignoreres. En Newey-West estimator med null lags gir samme resultater som en vanlig OLS-estimator med robuste standardfeil. Newey-West krever heller ikke strengt eksogene forklaringsvariabler (Wooldridge, 2015). En svakhet med Newey-West er at den kan være upresis. Det kan medføre høyere standardfeil og lavere signifikans sammenlignet med andre metoder.

## 4.6 Empirisk spesifikasjon

### 4.6.1 DuPont lønnsomhetsdrivere og etterfølgende økonomisk vekst

Vi vil starte den empiriske studien med å undersøke prediksjonsinnholdet til regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere på den overordnede økonomiske veksten i Norge. Den empiriske strategien baseres på Konchitchki og Patatoukas (2014b) og gir følgende spesifikasjon:

$$\Delta \text{BNP}_{q+1} = \alpha + \sum_k \beta_k \Delta \text{Lønnsomhetsdriver}_q^k + \epsilon_{q+1} \quad (4.12)$$

der  $\alpha$  er konstantleddet,  $\epsilon_{q+1}$  er restleddet,  $\Delta \text{BNP}_{q+1}$  er BNP-vekst for kvartal  $q + 1$ , og  $k$  henviser til de ulike lønnsomhetsdrivere;  $k = \{1, 2, \dots, K\}$ .

Utrykket estimerer en tidsserie-regresjon av etterfølgende reell BNP-vekst, basert på aggregert endring i RNOA og de underliggende lønnsomhetsdriverne. Metoden, som beskrevet av Konchitchki og Patatoukas (2014b), bruker OLS, og baserer seg på Newey-West standardfeil og to-sidede p-verdier. Newey og West (1987) er et passende valg siden metoden tar høyde for autokorrelasjon og heteroskedastisitet av ukjent form i restleddet, som gjort rede for i kapittel 4.4 og 4.5.

Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner at autokorrelasjonen ikke er signifikant etter

lag 4 for alle modeller i studien. Dette støttes av Wooldridge (2015) som hevder at 4 lags ofte er hensiktsmessig når man har kvartalsvis data. Våre tester (se kapittel 4.2) indikerer imidlertid at det kan være mer optimalt å benytte 3 lags i vår tidsserie, noe vi velger å følge. Dersom vi benytter for mange lags vil testen miste styrke, og vi risikerer feilaktig behold av nullhypotesen, siden antall frihetsgrader reduseres. Dersom vi inkluderer for få lags blir vi ikke kvitt problemene med autokorrelasjon, og estimatene blir skjeve (Hopland, 2015). Derfor har vi gjennomført robusthetstesting som viser at resultatene ikke er sensitive for om vi benytter 2-4 lags eller automatisk lag-velger.

I økonometriske tidsserieregresjoner er det avgjørende å bygge en modell hvor relevante forklaringsvariabler inkluderes og irrelevante variabler ikke inkluderes - dvs. inkludere de variablene som best mulig kan forklare variasjonen i den avhengige variabelen (kvartalsvis BNP-vekst). En underspesifisert modell kan medføre utelatt variabel-skjevhet, slik at modellen blir både forventingsskjev og inkonsistent. Dette skyldes at forutsetningen om  $E(v_t|x) = 0$  er i brudd.

Som forklaringsvariabler benytter vi finansielle nøkkeltall, basert på DuPont lønnsomhetsanalyse, som dekomponerer et selskaps regnskapsmessige avkastning på netto driftsmidler (RNOA) til profittmargin og asset turnover. RNOA blir ansett som et godt mål på et selskaps kjernerresultat, og tidligere studier gir bevis for at endringer i RNOA og dens drivere er nyttig ved prognostisering av økonomisk aktivitet på bedriftsnivå (Nissim og Penman, 2001; Konchitchki og Patatoukas, 2014b). Videre har Konchitchki og Patatoukas (2014b) funnet bevis i sin studie at dette også ser ut til å være tilfelle for den samlede amerikanske økonomien. Vi bør derfor ikke få problemer med utelatte variabel-skjevhet i denne utredningen. I kapittel 5 går vi nærmere inn på kalkulasjonen av de enkelte nøkkeltallene.

### 4.6.2 Den prediktive nytten av aksjemarkedsavkastning

Rasjonelle antagelser om prissetting av aktiva handler om at aksjemarkedspriser er relatert til investorers forventninger om fremtidig økonomisk aktivitet (Fama, 1981). Aksjemarkedsavkastning bør derfor være velegnet til å prognostisere fremtidig BNP-vekst (Konchitchki og Patatoukas, 2014b). For å undersøke den prediktive nytten aksjemarkedsavkastning har for økonomisk aktivitet, estimerer vi en tidsserie-regresjon av

BNP-vekst, basert på aksjemarkedsavkastning:

$$\Delta \text{BNP}_{q+1} = \alpha + \beta_{\tau} \text{ret}_{t-\tau \rightarrow t} + \epsilon_{q+1} \quad (4.13)$$

der  $\text{ret}_{t-\tau \rightarrow t}$  er aksjemarkedsavkastningen, målt over  $\tau = 3, 6, 12$  og  $24$  måneder. Perioden for aksjemarkedsavkastningen måles frem til slutten av første måned  $t$  etter at kvartal  $q$  slutter. Se kapittel 5 for mer informasjon om produksjon av variabelen.

### 4.6.3 Den inkrementelle nytten av DuPont lønnsomhetsdrivere

Videre vil vi teste om bruken av regnskapsinformasjon er inkrementelt nyttig ved prediksjon av BNP, ved å kontrollere for aksjemarkedsavkastningen. Som Konchitchki og Patatoukas (2014b) understreker, representerer innhenting av regnskapsdata en ikke-triviell kostnad, samtidig som at data om aksjemarkedsavkastning er tilgjengelig i nåtid. I litteraturen finnes det bevis for at aksjemarkedet inneholder ledende informasjon om den overordnede økonomien (Fama (1981); m.fl.). Studien til Gerdrup et al. (2006) indikerer at det samme gjelder i Norge. Man ser også en sammenheng mellom aksjemarkedet og finansregnskapene (Ball og Brown, 1968; Ou og Penman, 1989). Basert på dette kan det argumenteres for at bruken av regnskapsmessig informasjon kun er inkrementelt nyttig dersom dataen gir informasjonsverdi ut over det som allerede er reflektert i aksjemarkedet. Når vi legger til en kontrollvariabel for historisk aksjemarkedsavkastning får vi følgende empiriske spesifikasjon;

$$\Delta \text{BNP}_{q+1} = \alpha + \beta_1 \Delta \text{ATO}_q + \beta_2 \Delta \text{OM}_q + \beta_3 \Delta \text{DEP}_q + \beta_4 \text{ret}_{t-12 \rightarrow t} + \epsilon_{q+1}, \quad (4.14)$$

hvor  $\Delta \text{ATO}_q$ ,  $\Delta \text{OM}_q$  og  $\Delta \text{DEP}_q$  er vekst i hhv. asset turnover, operating margin og depreciation rate, aggregert på kvartalsnivå. Videre er  $\text{ret}_{t-12 \rightarrow t}$  aksjemarkedsavkastning de siste 12 måneder frem til og med en måned etter kvartal  $q$ . For mer informasjon om variabelproduksjonen, se kapittel 5.

### 4.6.4 Prognosemakernes bruk av regnskapsanalyse i makroprognoser

Til slutt ønsker vi å teste hvorvidt prognosemakere fullt ut hensyntar det prediktive

informasjonsinnholdet til finansregnskapet ved prognostisering av fremtidig økonomisk vekst. Dette kan vi teste ved å undersøke hvorvidt en prediksjonsmodell som bygger på regnskapsinformasjon eger seg til forutsi avviket mellom faktisk økonomisk vekst og prognosemakeres predikerte økonomisk vekst. Det gir følgende empiriske spesifikasjon:

$$\Delta\text{BNP}_{q+1} - E_q[\Delta\text{BNP}_{q+1}] = \alpha + \sum_k \beta_k \Delta\text{Lønnsomhetsdriver}_q^k + \beta_k \text{ret}_{t-12 \rightarrow t} + \epsilon_{q+1} \quad (4.15)$$

Dersom modellen konsistent kan forutsi prediksjonsfeilene til prognosemakere har vi funnet bevis for at de ikke hensyntar regnskapsinformasjon. Som diskutert under kapittel 2 og 3 er det imidlertid grunn til å tro at makroprognosemakere benytter informasjon om historisk avkastning i aksjemarkedet ved prediksjon av økonomisk vekst. I så tilfelle forventer vi å se positive koeffisienter for alle regnskapsvariabler, med en koeffisient for historisk aksjemarkedsavkastning = 0.

## 5 Data og deskriptiv statistikk

I denne utredningen studerer vi utviklinger i finansiell regnskapsdata og makroøkonomiske forhold over tid. Vi har altså både en tverrsnitts- og en tidsdimensjon i vårt datasett – også kalt paneldata. Etter vi har kalkulert relevante variabler aggregeres dataen på kvartalsnivå, slik at vi sitter igjen med en tidsserie. Datasettet er konstruert ved å kombinere flere datakilder fra årene 1987-2018, men kan grovt deles inn i hoveddata og supplerende data. Hoveddataen består av kvartalsvis regnskapsdata for alle børsnoterte selskaper i Norge i perioden 1987-2018. I tillegg har vi hentet inn supplerende data for reell vekst i Fastlands-BNP i Norge og tall fra aksjemarkedsindeksen OSEBX. I det følgende vil vi redegjøre for disse datakildene. Videre vil vi utdype hvordan vi produserer variablene som inngår i regresjonen. Til slutt beskriver vi prosessen rundt rensingen av datasettet og presenterer den deskriptive statistikken.

### 5.1 Hoveddata - regnskapsdata 1987-2018

For å hente ut kvartalsvis regnskapsdata har vi benyttet databasen Compustat Global, utarbeidet av Wharton Research Data Services. Compustat er en anerkjent regnskapsdatabase benyttet i flere internasjonale forskningsartikler innenfor studier som ligner på denne - blant annet i studiene til Nissim og Penman (2001); Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) og Abdalla et al. (2021). For kvartalsregnskaper i Norge strekker databasen seg tilbake til 1987 og inneholder 16 782 unike selskapskvartaler (heretter observasjoner). I tillegg til resultatposter og balanseposter, inneholder datasettet diverse selskapsspesifikk informasjon - for eksempel bransjekoder. Regnskapsdataen er på konsolidert nivå - dvs. at vi benytter konsernregnskaper. Det innebærer at regnskapstallene er en konsolidering av regnskapene til morselskapet og alle datterselskaper.

Strukturering av datasettet har imidlertid ikke vært problemfritt. I utgangspunktet ønsker vi å foreta en kvalitativ vurdering av operasjonelle/driftsrelaterte og finansielle forpliktelser, eiendeler, inntekter og kostnader, for hvert enkelt selskap. Dette er en velkjent metode for omgruppering av balanseregnskap og resultatregnskap for analytiske formål, og danner et godt grunnlag for prognostisering av fremtidig økonomisk vekst på bedriftsnivå (se f.eks. Nissim og Penman (2001)). Det finnes imidlertid ikke en god

måte å foreta en så detaljert analytisk omgruppering av regnskapene i et datasett av vår størrelse, da en detaljert omgruppering ofte vil kreve kvalitative vurderinger og kalkulasjoner. Compustat har til en viss grad løst problemet for oss ved å foreta en generell kalkulasjon av operasjonelle/finansielle poster. Problemet er at noen kalkulasjoner medfører observasjoner med manglende data, siden regnskapene ikke alltid inneholder den informasjonen som trengs for å gjennomføre omgrupperingen (Nissim og Penman, 2001). Praksisen i litteraturen er å benytte en overordnet omgruppering, slik som i datasettet til Compustat (Nissim og Penman, 2001), og vi velger derfor å gjøre det samme.

Regnskapsdataen er begrenset til å inkludere kun børsnoterte selskaper. Det er fordi vi ønsker å teste hvorvidt regnskapsdata kan bidra til å gi mer tidsriktige prognoser. Ofte publiseres makroindikatorer med vesentlige tidsetterslep. Siden børsnoterte selskaper er pliktig til å rapportere kvartalsvis regnskapsdata, danner utvalget et godt grunnlag for å bygge et tidsriktig estimat for BNP-vekst.

Videre strekker datasettet seg over 31 år (1987-2018), noe som er en relativt lang periode for vårt formål. På den ene siden er det positivt, siden vi fanger opp flere økonomiske konjunkturer - herunder økonomiske kriser, som finanskrisen, dot.com-boblen, mv. På den annen side medfører det at selve måten datasettet er bygget opp på har endret seg i perioden. Det kan skape støy i dataen. Et viktig moment er EU-forordningen som ble vedtatt i 2002. Forordningen ble introdusert i norsk lov gjennom NOU 2003:23 og på alle børsnoterte selskaper i Norge å rapportere etter regnskapsspråket IFRS fra og med 2005 (Pettersen et al., 2003). Overgangen til IFRS medførte at man gikk over fra å følge resultatorienterte regnskapsregler til balanseorienterte regnskapsregler. Problemer knyttet til endring av regnskapsregler over tid begrenses ved at det endelige datasettet begrenses nedad til 2006 (se delkapittel 5.4).

## 5.2 Supplerende data

For å bygge den avhengige variabelen og kontrollvariabelen har vi hentet inn BNP-data fra Statistisk sentralbyrå og aksjeindeksverdier fra Oslo Børs (OSEBX). Kvartalsvis reell BNP-vekst er hentet fra Statistisk sentralbyrå sin statistikkbank, tabell 09190: Makroøkonomiske hovedstørrelser (Statistisk sentralbyrå, 2021b). Vi har benyttet sesongjustert volumendring på kvartalsbasis, i tråd med Konchitchki og Patatoukas (2014b). Ved sesongjustering fjernes

naturlige sesongvariasjoner, som for eksempel ferieavvikling og bevegelige helligdager, slik at man enklere kan fange opp den underliggende trenden i samfunnet (Statistisk sentralbyrå, 2019b). Offentlige BNP-tall baseres på relativt komplekse kalkulasjoner. Dette medfører at publiserte BNP-tall revideres og oppdateres i etterfølgende år, etter hvert som et rikere tallgrunnlag blir tilgjengelig. I denne studien er det ønskelig å måle den faktiske BNP-utviklingen - dvs. et mest mulig korrekt estimat på faktisk utvikling i BNP. Siden det endelige datasettet er begrenset til 2018 er det lav risiko for at BNP-tallene vil endres vesentlig i etterfølgende revisjoner. Derfor anser vi også risikoen for målefeil i venstresidevariabelen som lav.

For å bygge kontrollvariabelen aksjemarkedsavkastning i Norge (se kapittel 5.3.3) har vi hentet tall for indeksverdien til OSEBX fra Oslo Børs sin hjemmeside (Oslo Børs, 2021). Dataen er i utgangspunktet en sammensetning av flere indekser i tidsperioden 1914-2020, og angir indeksens verdi i slutten av hver måned. Fra og med 1996 er det hovedindeksen (OSEBX) som benyttes. Det er kun denne delen av datasettet som er relevant for vårt formål, siden det endelige datasettet er begrenset nedad til 2006 (se prosedyre for datatrimming i kapittel 5.4). Hovedindeksen er en avkastningsindeks, noe som betyr at utbyttebetalinger er inkludert. En avkastningsindeks er regnet som et mer nøyaktig mål på ytelse, sammenlignet med en prisindeks (som kun tar hensyn til kapitalgevinst). Derfor anser vi det som hensiktsmessig å benytte denne indeksen for å måle aksjemarkedsavkastning i Norge.

## 5.3 Variabelproduksjon

Tidligere har vi understreket viktigheten av å bygge en modell som ikke er misspesifisert, da dette kan gi forventningsskjeve og inkonsistente estimater (Hopland, 2015). Dette innebærer å inkludere variabler som virker fornuftige fra et økonomisk perspektiv, slik at vi hverken inkluderer irrelevante variabler eller utelater relevante variabler. Normalt sett vil man støtte seg på økonomisk teori, tidligere studier og intuisjon i arbeidet med å velge og kalkulere variabler. I denne utredningen støtter vi oss på den empiriske spesifikasjonen til Konchitchki og Patatoukas (2014b). I tillegg støtter vi oss på Nissim og Penman (2001), som gir en inngående beskrivelse av hvordan man kalkulerer regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere med data fra Compustat. I de følgende tre delkapitlene vil vi gi en



nærmere beskrivelse av variablene som inngår i de empiriske spesifikasjonene (se kapittel 4) - dvs. den avhengige variabelen, forklaringsvariablene og kontrollvariabelen.

### 5.3.1 Avhengig variabel

Vi ønsker å teste finansregnskapets prediksjonsevne på kvartalsvis BNP-vekst ett kvartal frem i tid. I tråd med Konchitchki og Patatoukas (2014b) konverteres kvartalsvis BNP-vekst til årlige rater. Omregningen baseres på følgende formel (BEA, 2006);

$$R = \left[ \left( \frac{BNP_t}{BNP_0} \right)^{m/n} - 1 \right] \times 100, \quad (5.1)$$

der  $R$  er den prosentvise endringen i BNP som en årlig rate,  $BNP_t$  er BNP i den perioden vi måler,  $BNP_0$  er BNP i den tidligere perioden,  $m$  er tidsenheten til dataen (som i vårt tilfelle er kvartaler og settes derfor til 4), og  $n$  er antall perioder mellom tidspunkt 0 og tidspunkt  $t$  (som i vårt tilfelle er lik 1). BNP-dataen vi har hentet ut fra SSB er på vekstform slik at den adderes med 1 for å få den på formatet  $BNP_t/BNP_0$ .

Videre bruker vi reell vekst i BNP fremfor nominell, siden vi fokuserer på faktisk økonomisk vekst fremfor inflasjon. Det er ikke fordi inflasjon ikke er en interessant makrostorrelse, men fordi vi ønsker å isolere sammenhengen mellom regnskapsdata og reell økonomisk vekst i den overordnede økonomien.

### 5.3.2 Forklaringsvariabler

Kvartalsmessige indekser for aggregert vekst i regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere kalkuleres som en årlig firekvartalsvekst, og følger fremgangsmåten til Konchitchki og Patatoukas (2014b). Kvartalsvise regnskapstall omregnes til årsestimater ved å multiplisere hver enkelt regnskapspost fra resultatregnskapet med 4. Videre kalkuleres lønnsomhetsdriverne og firekvartalsvekst i lønnsomhetsdrivere. Firekvartalsveksten beregnes ved å sammenligne et kvartal med samme kvartal ett år tidligere. Ved å kalkulere vekst som firekvartalsvekst unngår vi sèssongspesifikk variasjon. Til slutt konstrueres tidsserien av aggregert regnskapsmessig lønnsomhetsdrivere som et likevektet gjennomsnitt av vekst i regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere på sèlskapsnivå. Konchitchki og Patatoukas (2014b) aggregerer lønnsomhetsdriverne som et vektet gjennomsnitt basert

på markedsandeler. Resultatene til Konchitchki og Patatoukas (2014b) er ikke sensitive for om de konstruerer tidsseriene basert på likevekt eller verdivekt etter markedsverdier. Dette samsvarer med resultatene til Kothari et al. (2006) og Konchitchki og Patatoukas (2014a). Som en alternativ tilnærming kan verdivektingen baseres på totale eiendeler. Vi observerer imidlertid at enkelte selskaper i vårt utvalgt vil få en svært høy betydning for den aggregerte verdien - helt opp til 40 %. Det er ikke utenkelig at dette skyldes datarensingen, hvor svært mange observasjoner må fjernes på grunn av manglende data. Vi velger derfor å støtte oss på tidligere litteratur og kalkulerer likevektede variabler. Etter denne prosedyren har vi til sammen 52 observasjoner - dvs. hvert kvartal fra 2006Q1 til 2018Q4. I den resterende delen av delkapittelet vil vi gi en nærmere beskrivelse av hvordan de enkelte lønnsomhetsdriverne kalkuleres. Lønnsomhetsdriverne er asset turnover, profit margin, operating margin, depreciation rate og return on net operating assets.

*Asset turnover* (ATO) er forholdet mellom salg og netto driftsrelaterte eiendeler (net operating assets (NOA)). NOA representerer kapitalbindingen i perioden. Vi ønsker å sammenstille den reelle verdiskapningen og kapitalbindingen innad i en periode. Dersom vi benytter inngående balanse eller utgående balanse ved kalkulasjon av NOA, risikerer vi å under- eller overvurdere kapitalbindingen. Eksempelvis dersom en virksomhet har anskaffet et nytt driftsmiddel midt i perioden for å øke verdiskapningen; da vil inngående balanse undervurdere kapitalbindingen i perioden, og lønnsomheten overvurderes. Derfor har vi kalkulert gjennomsnittlig NOA (heretter NOA). Denne metoden sammenfaller med Konchitchki og Patatoukas (2014b).

$$ATO = \frac{\text{Salg}}{\text{Netto driftsrelaterte eiendeler}} \quad (5.2)$$

*Profittmargin* (PM) er forholdet mellom netto driftsrelaterte inntekter (driftsresultat) etter avskrivninger og salgsinntekten. Profittmarginen dekomponeres videre ned til driftsmargin (OM) og avskrivningsrate (DEP). Driftsmarginen er forholdet mellom driftsrelaterte inntekter før avskrivninger og salg. Avskrivningsraten (DEP) er forholdet mellom avskrivninger og salg, og er et mål på kapitalintensiteten.

$$PM = \frac{\text{Driftsresultat etter avskrivninger}}{\text{Salg}} \quad (5.3)$$

$$OM = \frac{\text{Driftsresultat før avskrivninger}}{\text{Salg}} \quad (5.4)$$

$$DEP = \frac{\text{Avskrivninger}}{\text{Salg}} \quad (5.5)$$

*Return on net operating assets* (RNOA) er forholdet mellom årlige driftsinntekter etter avskrivninger og gjennomsnittlig netto driftsrelaterte eiendeler (NOA). Nøkkeltallet kan kalkuleres på to måter: (1) ATO multiplisert med PM, eller (2) driftsinntekter etter avskrivninger dividert på NOA.

$$RNOA = \frac{\text{Salgsinntekter}}{\text{Netto driftsrelaterte eiendeler}} \times \frac{\text{Driftsresultat etter avskrivninger}}{\text{Salgsinntekter}} \quad (5.6)$$

### 5.3.3 Kontrollvariabel

Vi benytter historisk aksjemarkedsavkastning i Norge som kontrollvariabel. For at bruken av regnskapsdata skal være inkrementelt nyttig må dataen ha en informasjonsverdi utover eksisterende og lett tilgjengelige makroindikatorer. I tråd med rasjonelle forventninger og kapitalpriseringsmodeller (Fama (1981); Fischer og Merton (1984); m.fl.) finner Konchitchki og Patatoukas (2014b) at aksjemarkedsavkastning inneholder ledende informasjon om den overordnede økonomien. Denne makroindikatoren er tilgjengelig i nåtid og utgjør således en nyttig indikator. Derfor har vi valgt å ta med aksjemarkedsavkastning som en kontrollvariabel. Variabelen beregnes basert på indeksverdien til OSEBX i slutten av hver måned.

Vi står i utgangspunktet fritt til å velge tidsintervall for målingen av aksjemarkedsavkastningen. Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner at tolv-måneders aksjemarkedsavkastningen gir høyest forklaringskraft. Tolv-måneders aksjemarkedsavkastning måles over de siste tolv måneder frem til og med én måned etter kvartalsslutt. Ifølge Konchitchki og Patatoukas (2014b) ønsker de et empirisk design som kan praktiseres av prognosemakere i USA. Et viktig moment for å hensynta dette er at tallgrunnlaget er tilgjengelig for prognosemakerne før de sender inn sine

prognoser til Survey of Professional Forecasters (SPF)<sup>24</sup>. Siden aksjemarkedsavkastningen, i motsetning til regnskapsdata, er tilgjengelig i nåtid velger de å bruke mer oppdatert data for aksjemarkedsavkastning.

Vi har testet forskjellige tidshorisonter for måling av aksjemarkedsavkastning. I likhet med Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner vi at 12 måneder er et egnet tidsintervall (se kapittel 6). I Norge har vi ikke en sentral myndighet som samler inn prognoser for å bygge pålitelige konsensusestimater, slik som SPF i USA. Likevel er det slik at regnskapsmessig kvartalsdata rapporteres med et visst tidsetterslep i Norge også. Dermed vil man sannsynligvis ha mer oppdaterte aksjemarkedsdata tilgjengelig når kvartalsregnskapene rapporteres. Med hensyn på å bygge en variabel som har en forankring i virkelige omstendigheter, anser vi det som hensiktsmessig å måle aksjemarkedsavkastning frem til og med en måned etter kvartalsslutt.

## 5.4 Datatrimming

Rådataen inneholder en del støy som medfører at utvalget før trimming i mindre grad er sammenlignbart med vekst i reell Fastlands-BNP. I det følgende redegjøres det nærmere for datarensingen.

Hoveddataen strekker seg tilbake til 1987, men for selskaper notert på Oslo Børs er de første observasjonene i datasettet i 1989. Det er imidlertid fortsatt svært få observasjoner frem til 1999. Frem til 1999 var det ikke lovpålagt for børsnoterte selskaper å rapportere kvartalsregnskap (PwC, 2017). Likevel er antall observasjoner langt høyere fra og med 2004. For at datasettet skal være mest mulig balansert har vi derfor valgt å begrense det nedad til 2004. Siden vi kalkulerer vekst i lønnsomhetsdrivere som firekvartalsvekst får vi missing values i de tre første kvartalene for hvert selskap. Dette gjør at vi får svært få observasjoner i årene 2004 og 2005 etter vi har trimmet missing values. Derfor velger vi å begrense datasettet videre nedad til første kvartal i 2006. Kravet til kvartalsrapportering ble opphevet i 2016, med virkning fra og med 2017, og kravet er nå begrenset til halvtårsrapportering (Regjeringen, 2016). Vårt datasett inneholder likevel rikelig med observasjoner for første og tredje kvartal i 2017 og 2018. Det kan ha sammenheng med at det fortsatt anbefales av standardsettere og Oslo Børs å rapportere regnskapsinformasjon

---

<sup>24</sup>SPF leverer konsensusestimater for makroøkonomiske hovedstørrelser i USA.

kvartalsvis. Derfor beholder vi årene 2016-2018. Samlet sett har vi et hoveddatasett som strekker seg fra 2006Q1 til 2018Q4.

I Norge har vi en oljeindustri som er svært dominerende. Derfor er det, som tidligere nevnt, vanlig å måle den økonomiske veksten i den overordnede økonomien både som BNP og som BNP for fastlandet. I norske makroøkonomiske analyser er det vanlig å benytte Fastlands-BNP, og vi har derfor valgt å følge den samme linjen (Statistisk sentralbyrå, 2020). Regnskapsdataen vi benytter i analysen baseres på alle børsnoterte selskaper i Norge. En relativt stor andel av disse er selskaper som i det alt vesentligste opererer i næringer som ikke inkluderes i Fastland-BNP. Denne andelen av utvalget bør rent intuitivt ikke være representativt for å predikere Fastland-BNP, og vi har derfor valgt å fjerne de fra utvalget. Det er gjort ved å organisere alle observasjoner etter bransjekode og fjerne de som faller utenfor Fastlands-BNP definisjonen. Vi har gjennomført en robusthetstest hvor denne trimmingprosedyren ikke gjennomføres. Resultatene i regresjonsanalysene er ikke følsomme for trimmingen av oljeselskaper (se kapittel 8.5).

Til slutt har vi gjennomført en standard trimmingprosedyre ved å fjerne 0,5 % uteliggere i hver ende av fordelingen. Trimmingen gjennomføres for alle lønnsomhetsdrivere både på nivåform og på vekstform (Konchitchki og Patatoukas, 2014b), og er tilstrekkelig for å fjerne ekstremverdier. Siden datasettet er relativt lite er det hensiktsmessig å begrense trimmingen.

Vi har oppsummert datatrimmingen i tabell 5.1. Det opprinnelige hoveddatasettet inneholdt 16 673 unike selskapskvartaler i årene mellom 1999-2018. Først av alt fjerner vi alle observasjoner som har manglende data i regnskapsvariabler som er nødvendig for å kalkulere nøkkeltallene som brukes i regresjonsanalysene. Etter denne prosedyren har vi 7 131 observasjoner. Datasettet inneholder altså svært mange observasjoner med manglende data. Vi kan ikke utelukke at denne trimmingprosedyren påvirker hvor representativt det endelige datasettet er for verdiskapningen på Oslo Børs. For å redusere risikoen for systematisk målefeil har vi undersøkt hvorvidt ulike bransjer og selskapskarakteristika er representert i datasettet. Vi finner ingen tydelige indikasjoner på skjevheter. Når vi korter ned tidsperioden fra 2006-2018 kommer vi ned i 5 612 observasjoner. Fra og med 2006 er datasettet i større grad balansert med ca 80-130 unike selskaper i hvert kvartal. Når vi trimmer for selskaper som ligger utenfor definisjonen av Fastlands-BNP har vi 3 199

observasjoner igjen, med ca 50-80 unike selskaper i hvert kvartal. Til slutt fjerner vi 0,5 % uteliggere på hver side av fordelingen. Totalt sett sitter vi igjen med 2 723 kvartaler og 130 unike selskaper, før vi aggregerer dataen på kvartalsnivå. Etter aggregeringen har vi en tidsserie på 52 kvartaler fra 2006Q1 til 2018Q4.

**Tabell 5.1:** Oppsummering av datatrimming

Trimmingprosedyre	Total	%	Trimming	%
Opprinnelig datasett	16 673	100 %		
Missing values	7 131	43 %	9 542	57 %
Observasjoner før 2006Q1	5 612	34 %	1 519	9 %
Selskaper utenfor Fastlands-BNP	3 199	19 %	2 413	15 %
0.5 %-uteliggere	2 732	16 %	467	3 %
Endelig datasett	2 732	16 %		

<sup>1</sup> % regnes som % av totale observasjoner i opprinnelig datasett.

## 5.5 Deskriptiv statistikk

I den resterende delen av utredningen vil vi analysere dataen på aggregert nivå - det vil si til sammen 52 observasjoner fra 2006Q1 til 2018Q4. Den deskriptive statistikken er todelt. Først går vi gjennom oppsummerende statistikk om utvalgte karakteristika ved utvalget. Etter det vil vi analysere samspillet mellom forklaringsvariablene og den avhengige variabelen i en korrelasjonsmatrise.

Tabell 5.2 gir en oversikt over sentrale størrelser i datasettet, etter at det er rensert i henhold til prosedyren som beskrevet i kapittel 5.4. Tabellen viser at aggregert regnskapsmessig avkastning på netto driftsmidler (RNOA) for børsnoterte selskaper i Norge (utenom oljeindustrien) fluktuerer mellom 7,2 % og 44,3 %. Endringen i aggregert RNOA fluktuerer over tid, med et gjennomsnitt på 0,1 % og et standardavvik på 3,7 %. Aktiviteten i den overordnede fastlandsøkonomien (Fastlands-BNP) utviser også en vesentlig tidserievariasjon, med en gjennomsnittlig vekst over tid på 1,4 %. Noe som er verdt å merke seg er at Norge ser ut til å ha en mer volatil økonomi enn USA, når man sammenligner den deskriptive statistikken med studiene til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b). Vår tidsperiode strekker seg som nevnt over 52 kvartaler, og veksten i BNP har en minimumverdi på -9,6 % og en maksimumverdi på 11,7 %, med et standardavvik på 4 %. Til sammenligning har Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) i sine modeller en tidsperiode som strekker seg over hhv. 93 og 120 kvartaler, med minimumverdier på hhv. -4,1 % og

-6,1 %, og maksimumverdier på 9,7 % og 8,7 %, og standardavvik på 2,3 % og 2,4 %. Dette kan tyde på at norsk økonomi er mer følsom for konjunkturer. I løpet av tidsperioden vår har vi opplevd blant annet finanskrisen i 2008 og oljeprisfallet i 2015, som kan være medvirkende årsaker til de ekstreme verdiene. Selv om oljeprisfallet hovedsaklig rammet oljenæringen, ble også andre næringer påvirket, på grunn av oljenæringens betydning for norsk økonomi.

**Tabell 5.2:** Oppsummerende statistikk

	Gj.snitt	Std.av.	Min	Maks
$RNOA_q$	0.202	0.092	0.072	0.443
$ATO_q$	1.328	0.294	0.768	2.088
$PM_q$	0.146	0.038	0.079	0.227
$OM_q$	0.223	0.034	0.125	0.283
$DEP_q$	0.077	0.015	0.031	0.114
$\Delta RNOA_q$	0.001	0.037	-0.074	0.088
$\Delta ATO_q$	-0.041	0.132	-0.343	0.243
$\Delta PM_q$	0.006	0.033	-0.055	0.107
$\Delta OM_q$	0.006	0.033	-0.061	0.095
$\Delta DEP_q$	0.000	0.006	-0.012	0.012
BNP-vekst $_{q+1}$	0.014	0.040	-0.096	0.117

<sup>1</sup> RNOA = Return on net operating assets, PM = Profit margin, ATO = Asset turnover, NOA = Net operating assets, DEP = Depreciation rate, OM = Operating margin,  $\Delta BNP_{q+1}$  = Reell vekst i BNP ett kvartal frem i tid.

Tabell 5.3 gir en oversikt over parvise korrelasjoner mellom endring i aggregerte lønnsomhetsdrivere og reell vekst i BNP for etterfølgende kvartal. Korrelasjonsmatrisen gir innledende tegn på at RNOA og dens drivere ikke er en ledende indikator for aktiviteten i den overordnede økonomien. Hverken RNOA eller dens drivere utviser signifikante sammenhenger med reell BNP-vekst i etterfølgende kvartal. Som forventet er RNOA drevet av endringer i PM, men den utviser imidlertid ingen signifikant sammenheng med ATO. En annen interessant observasjon i matrisen er at DEP i liten grad er signifikant korrelert med noen av de andre regnskapsvariablene. For eksempel virker det logisk at en økning i DEP er korrelert med en nedgang i PM, men det ser altså ikke ut til å være tilfellet<sup>25</sup>. Ifølge korrelasjonsmatrisen er PM i størst grad drevet av OM. Disse indikasjonene vil vi studere nærmere i det påfølgende kapitlet, hvor vi vil presentere

<sup>25</sup>DEP kalkuleres ved å dividere totale avskrivninger og amortiseringer med salg. Vi har robusthetstestet denne kalkulasjonen ved å bruke forskjellige mål på kapitalslit fra datasettet - eksempelvis ved å kun bruke avskrivninger på langsiktige faste eiendeler (PPE). Resultatene er robust for andre mål på kapitalslit.

resultatene fra regresjonsanalysene.

**Tabell 5.3:** Parvise korrelasjoner

	$\Delta\text{RNOA}_q$	$\Delta\text{ATO}_q$	$\Delta\text{PM}_q$	$\Delta\text{OM}_q$	$\Delta\text{DEP}_q$	BNP-vekst $_{q+1}$
$\Delta\text{RNOA}_q$	1.00					
$\Delta\text{ATO}_q$	0.19	1.00				
$\Delta\text{PM}_q$	0.62***	0.27*	1.00			
$\Delta\text{OM}_q$	0.62***	0.22	0.98***	1.00		
$\Delta\text{DEP}_q$	0.01	-0.24*	-0.10	0.09	1.00	
BNP-vekst $_{q+1}$	-0.01	-0.12	0.08	0.10	0.11	1.00

\*\*\*  $p < 0.01$  \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$



## 6 Resultater

Basert på den empiriske strategien presentert i kapittel 4 og det trimmede datasettet beskrevet i kapittel 5, vil vi i dette kapittelet gå gjennom resultatene fra regresjonsanalysene. Resultatene presenteres i to delkapitler. I den første delen presenteres regresjonsresultater knyttet til DuPont lønnsomhetsdriveres prediksjonsevne om fremtidig økonomisk vekst. I den andre delen diskuterer vi den inkrementelle nytten av å benytte lønnsomhetsdrivere til prediksjon, ved også å inkludere en kontrollvariabel for historisk aksjemarkedsavkastning i modellene.

### 6.1 DuPont lønnsomhetsdrivere og etterfølgende økonomisk vekst

Kan en analyse av norske virksomheters lønnsomhetsdrivere på aggregert nivå si noe om den fremtidige økonomiske veksten i Norge? I tabellene 6.1 og 6.3 presenterer vi resultatene fra regresjonsanalysene. I tabell 6.2 ser vi på historisk aksjemarkedsavkastning sin informasjonsverdi om fremtidig økonomisk vekst.

Tabell 6.1 viser hvor godt aggregert vekst i DuPont lønnsomhetsdrivere egner seg til å predikere økonomisk vekst ett kvartal frem i tid, ved å analysere sammenhengen mellom de forskjellige komponentene til aggregert vekst i avkastning på netto operasjonelle eiendeler ( $\Delta RNOA_q$ ) og makroøkonomisk vekst ett kvartal frem i tid (BNP-vekst $_{q+1}$ ). I kolonne 1 ser vi at  $\Delta RNOA_q$  i seg selv ikke er en signifikant driver for BNP-vekst $_{q+1}$ . Dette bekrefter indikasjonene vi så i korrelasjonsmatrisen i tabell 5.1. Noe overraskende er koeffisienten negativ, slik at en vekst i  $\Delta RNOA_q$  assosieres med en etterfølgende nedgang i BNP-vekst. Siden resultatene ikke er signifikante er det imidlertid ikke mulig å trekke statistisk inferens med nødvendig grad av sikkerhet. Vi kan med andre ord hverken bekrefte eller avkrefte en negativ sammenheng med tilstrekkelig grad av sikkerhet. Dette står i kontrast til resultatene fra studien til Konchitchki og Patatoukas (2014b), som finner en statistisk signifikant positiv sammenheng mellom  $\Delta RNOA_q$  og fremtidig økonomisk vekst.

I kolonne 2 til 5 har vi modellert fremtidig økonomisk vekst basert på forskjellige komponenter av  $\Delta RNOA_q$ , for å undersøke hvilke av de underliggende driverne som

**Tabell 6.1:** Informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\Delta\text{RNOA}_q$	-0.00774 (0.115)				
$\Delta\text{ATO}_q$		-0.0371 (0.0334)		-0.0473 (0.0344)	-0.0409 (0.0381)
$\Delta\text{PM}_q$			0.103 (0.158)	0.154 (0.168)	
$\Delta\text{OM}_q$					0.158 (0.171)
$\Delta\text{DEP}_q$					0.449 (0.889)
Konstant	0.0137*** (0.00433)	0.0122*** (0.00433)	0.0131*** (0.00459)	0.0109** (0.00489)	0.0112** (0.00511)
Observasjoner	52	52	52	52	52
Justert $R^2$	-0.02	-0.01	-0.01	-0.01	-0.02

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

eventuelt utviser en sammenheng. Kolonne 2 og 3 viser  $\Delta\text{RNOA}_q$  dekomponert til en modell med henholdsvis aggregert vekst i asset turnover ( $\Delta\text{ATO}_q$ ) og aggregert vekst i profittmargin ( $\Delta\text{PM}_q$ ), og kolonne 4 viser en modell som kombinerer  $\Delta\text{ATO}_q$  og  $\Delta\text{PM}_q$ . Kolonne 5 viser  $\Delta\text{ATO}_q$  kombinert med de underliggende driverne til  $\Delta\text{PM}_q$  - aggregert vekst i operating margin ( $\Delta\text{OM}_q$ ) og depreciation rate ( $\Delta\text{DEP}_q$ ). Regresjonene gir ingen indikasjoner på at noen av de underliggende driverne til  $\Delta\text{RNOA}_q$  er signifikant korrelert med BNP-vekst<sub>q+1</sub>. Heller ikke dette sammenfaller med resultatene til Konchitchki og Patatoukas (2014b), som finner at  $\Delta\text{ATO}_q$  er signifikant korrelert på 10 %-nivå, mens  $\Delta\text{PM}_q$  er signifikant korrelert på 1 %-nivå, når de står alene. Når de kombinerer  $\Delta\text{ATO}_q$  og  $\Delta\text{PM}_q$  i én modell er  $\Delta\text{ATO}_q$  ikke lenger statistisk signifikant, med en p-verdi på 42 %.  $\Delta\text{PM}_q$  forblir imidlertid signifikant på 1 %-nivå. Videre finner de at også  $\Delta\text{OM}_q$  og  $\Delta\text{DEP}_q$  er signifikant korrelert på 1 %-nivå, når de kombineres med  $\Delta\text{ATO}_q$ . I sistnevnte modell synker p-verdien til  $\Delta\text{ATO}_q$ , men variabelen er fortsatt ikke signifikant på 10 %-nivå. Samlet sett kunne vi forvente å se svake resultater for  $\Delta\text{ATO}_q$ , basert på resultatene til Konchitchki og Patatoukas (2014b). Vi hadde imidlertid forventet å se sterkere resultater

for  $\Delta PM_q$  og dens underliggende drivere. I tabell 6.3 vil vi undersøke hvorvidt resultatene endrer seg når vi inkluderer en kontrollvariabel for historisk aksjemarkedsavkastning. Først vil vi undersøke ulike tidshorisonter for måling av aksjemarkedsavkastning.

## 6.2 Den inkrementelle nytten av DuPont lønnsomhetsdrivere

I det følgende vil vi først undersøke om historisk aksjemarkedsavkastning på Oslo Børs, over hhv. 3, 6, 12 og 24 måneder, er ledende indikatorer for fremtidig økonomisk vekst i Norge. Etter det inkluderes et passende mål for aksjemarkedsavkastning i hovedmodellen fra kapittel 6.1.

I tabell 6.2 ser vi at historisk aksjemarkedsavkastning inneholder ledende informasjon om fremtidig økonomisk vekst. Vi ser at både 12-måneders ( $Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$ ) og 24-måneders ( $Ret_{t-24 \rightarrow t}^{OSEBX}$ ) aksjemarkedsavkastning er positivt korrelert med reell BNP-vekst i etterfølgende kvartal på 1 %-nivå. Av disse to er det 12-måneders tidshorizont for måling som gir den sterkeste sammenhengen, med en positiv koeffisient på 0,0445. Det betyr at en 1 %-poeng økning i 12-måneders aksjemarkedsavkastning er relatert til en etterfølgende kvartalsvis reell BNP-vekst på 0,0445 %-poeng, med et standardavvik på 0,0157. Resultatene er konsistent med tidligere forskning (Fama, 1981; Fischer og Merton, 1984; Fama, 1990; Konchitchki og Patatoukas, 2014b). I motsetning til Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner vi at aksjemarkedsavkastningen de siste 24 måneder utviser like signifikante resultater som 12-måneders aksjemarkedsavkastning. Dette resultatet er imidlertid følsomt for hvor mange lags som henyntas i regresjonen. 12-måneders aksjemarkedsavkastning utviser i større grad stabile signifikante resultater på ulike lag-lengder. Dette sammenfaller med resultatene til Konchitchki og Patatoukas (2014b). Vi anser derfor 12 måneder som en hensiktsmessig tidshorizont for måling av aksjemarkedsavkastning.

I tabell 6.3 testes den inkrementelle nytten av regnskapsvariablene. Resultatene viser at hovedlinjene i tabell 6.1 ikke endres av at vi inkluderer kontrollvariabel for aksjemarkedsavkastning. Det er derfor ikke mulig å trekke inferens med tilstrekkelig grad av statistisk trygghet. Med andre ord finnes det ikke grunnlag for å konkludere på

**Tabell 6.2:** Informasjonsverdien til aksjemarkedsavkastning ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
$Ret_{t-3 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0667 (0.0514)			
$Ret_{t-6 \rightarrow t}^{OSEBX}$		0.0308 (0.0216)		
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$			0.0445*** (0.0157)	
$Ret_{t-24 \rightarrow t}^{OSEBX}$				0.0312*** (0.0107)
Konstant	0.0123*** (0.00428)	0.0122** (0.00473)	0.00870** (0.00407)	0.00567 (0.00532)
Observasjoner	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.01	-0.01	0.04	0.07

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

hypotesen om at regnskapsanalyse er inkrementelt nyttig ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst i Norge. Den kan hverken forkastes eller beholdes. Som diskutert i kapittel 4.3 har modellen autokorrelerte residualer, som hensyntas ved å kalkulere Newey-West standardfeil på ulike lags. Testingen av egenskapene ved tidsserien indikerer imidlertid at modellspesifikasjonene også er autokorrelert på høyere lags. Denne problemstillingen er diskutert nærmere i kapittel 8. Samlet sett indikerer testene i kapittel 8 at vi ikke kan utelukke autokorrelasjon som følger av utelatte variabler fullstendig. Vi kan derfor ikke utelukke at estimatorene til en viss grad er både skjeve, inkonsistente og ineffektive. Enklere sagt kan vi ikke garantere at den sanne effekten forklaringsvariablene har på den avhengige variabelen, er noe annerledes og signifikant. Likevel er effekten begrenset, siden valgt lag-lengde sannsynligvis korrigerer for mesteparten av autokorrelasjonen i residualene ved tidsserier på kvartalsform (Wooldridge, 2015).

Ettersom vi ikke kan påvise en sterk sammenheng mellom DuPont lønnsomhetsdrivere og fremtidig økonomisk vekst vil vi ikke gå videre inn på hvorvidt prognosemakere i Norge hensyntar informasjon fra finansregnskapet i sine prognoser.

Det kan være flere grunner til at denne studien ikke får sammenfallende resultater med

**Tabell 6.3:** Den inkrementelle informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0358 (0.108)		
$\Delta ATO_q$		-0.0454 (0.0309)	-0.0391 (0.0335)
$\Delta PM_q$		0.0654 (0.177)	
$\Delta OM_q$			0.0691 (0.182)
$\Delta DEP_q$			0.537 (0.847)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0451*** (0.0157)	0.0432** (0.0194)	0.0432** (0.0204)
Konstant	0.00867** (0.00411)	0.00663 (0.00465)	0.00694 (0.00492)
Observasjoner	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.03	0.03	0.01

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

litteraturen. En mulig forklaring kan være at vi har andre institusjonelle forhold i Norge - eksempelvis det faktum at norske regnskaper rapporteres etter andre regler sammenlignet med amerikanske regnskaper (som i studien til Konchitchki og Patatoukas (2014b)). Ifølge Barth et al. (2012) har US GAAP høyere verdirelevans sammenlignet med IFRS. Det er også viktig å understreke at vi ikke kan si noe sikkert om sammenhengens natur siden resultatene våre ikke er signifikante. Det er imidlertid en indikator på at det er mer utfordrende å modellere fremtidig BNP-vekst i Norge, siden tilsvarende studier i USA finner signifikante sammenhenger (Konchitchki og Patatoukas, 2014b).

En annen diskusjon som går i empirien er hvorvidt økt balanseorientering går på bekostning av resultatregnskapets verdirelevans. I Norge har vi historisk sett hatt høy grad av resultatorientering (Beisland, 2012). Denne trenden snudde i 2005 når IFRS ble pålagt for børsnoterte selskaper. Det kan allikevel stilles spørsmål ved om resultatorienteringen

fremdeles er mest fremtredende i Norge, slik at det ikke er like hensiktsmessig å benytte nøkkeltall som inkorporerer tall fra balansen, ved prediksjon av BNP i Norge. Selv om Beisland (2012) støtter denne hypotesen finnes det ikke entydige forskningsresultater med norsk data i nyere tid. Vi velger likevel å gjennomføre tilleggstesting (se kapittel 7) hvor vi baserer oss på en tidligere studie fra Konchitchki og Patatoukas (2014a), og kun benytter regnskapsinformasjon fra resultatregnskapet. Dette er delvis motivert av at en slik tilleggstesting kan gjennomføres relativt enkelt, siden den i stor grad baseres på den empiriske spesifikasjonen som presentert i kapittel 4 og dataen presentert i kapittel 5. Til slutt må det også nevnes at resultatene kan være knyttet til diverse begrensninger ved studien. Disse diskuteres i nærmere detalj i kapittel 9.2.

## 7 Tilleggstesting

Siden vi ikke kan påvise en statistisk signifikant sammenheng mellom DuPont lønnsomhetsdrivere og fremtidig økonomisk vekst, har vi valgt å gjennomføre tilleggstesting i dette kapitlet basert på den tidligere studien til Konchitchki og Patatoukas (2014a). På den måten utvides undersøkelsen av resultatregnskapets prediksjonsevne i en makroøkonomisk kontekst.

### 7.1 En utvidet test av resultatregnskapets prediksjonsevne

Noen studier indikerer at institusjonelle forhold i Norge medfører større grad av resultatorientering, som delvis går på bekostning av balanseorientering (Beisland, 2012). Ifølge Gjerde et al. (2011) har norske regnskapsregler tradisjon for å være mer resultatorienterte sammenlignet med en del andre land. Selv etter innføringen av IFRS i 2005, som i utgangspunktet bygger på et blanseorientert rammeverk, er norske regnskaper mer resultatorienterte i forhold til en del andre land. Derfor kan det argumenteres for at det i mindre grad er relevant å trekke inn balansestørrelser i prediksjonsarbeid<sup>26</sup>. Vi har til dels undersøkt resultatregnskapets prediksjonsevne om fremtidig økonomisk vekst, gjennom nøkkeltallet profittmargin (PM). Som vist i kapittel 6 er det ikke mulig å si, med tilstrekkelig grad av statistisk signifikans, at dette nøkkeltallet er nyttig i den sammenheng. Gjennom å basere oss på den tidligere studien til Konchitchki og Patatoukas (2014a) vil vi utvide studien av resultatregnskapets relevans ved å se på aggregert vekst i regnskapsmessig årsresultat (heretter fortjeneste) i stedet for PM. Ved å gjennomføre denne tilleggstesten kan vi med større sikkerhet bekrefte eller avkrefte at finansregnskapet har en verdirelevans ved prognostisering av økonomisk vekst. Studien som ser på prediksjonsverdien til aggregert regnskapsmessig fortjeneste mot BNP-vekst (Konchitchki og Patatoukas, 2014a), ligger tett opp til studien om DuPont lønnsomhetsdriveres prediksjonsverdi (Konchitchki og Patatoukas, 2014b). Å utføre en tilleggstest basert på førstnevnte (2014a) fremstår derfor som en naturlig utvidelse av denne utredningen. Dette understøttes også av Abdalla et al.

---

<sup>26</sup>Det skal likevel understrekes at balansens verdirelevans i visse epoker har utvist en høy verdirelevans - eksempelvis under finanskrisen. Se for eksempel artikkelen til Beisland (2012) for en utvidet diskusjon av verdirelevansen av norsk regnskapsinformasjon.

(2021) som viser at RNOA og netto fortjeneste fanger opp forskjellige komponenter i BNP.

Tilleggstesten i dette kapittelet baseres på samme empiriske spesifikasjon som redegjort for i kapittel 4, med tre sentrale forskjeller: (1) Erstatte DuPont lønnsomhetsdrivere med fortjeneste, (2) benytte BNP-vekst i innestående kvartal som kontrollvariabel, og (3) benytte fire avhengige variabler - disse er vekst i reell BNP over hhv. 1-4 kvartaler frem i tid. Til forskjell fra Konchitchki og Patatoukas (2014a) velger vi å benytte reell BNP fremfor nominell BNP, fordi vi ønsker å studere økonomisk vekst isolert fra inflasjonseffekter. Resultatregnskapet er ikke justert for inflasjon, og er ikke nødvendigvis informativt om fremtidig reell BNP. Siden vi benytter fortjeneste skalert med salg får vi effektivt sett et deflatert tall, og overkommer denne hindringen, slik at vi kan bruke reell BNP som avhengig variabel.

Den empiriske spesifikasjonen baseres på studien til Konchitchki og Patatoukas (2014a) og gir to regresjonsmodeller:

Modell A:

$$\text{BNP-vekst}_{q+k} = \alpha_k + \beta_k \Delta \text{Fortjeneste}_q + \epsilon_{q+k} \quad (7.1)$$

Modell B:

$$\text{BNP-vekst}_{q+k} = \alpha_k + \beta_k \Delta \text{Fortjeneste}_q + \gamma_k \text{BNP-vekst}_q + \epsilon_{q+k} \quad (7.2)$$

der  $\alpha_k$  er konstantleddet,  $\beta_k$  og  $\gamma_k$  er koeffisienter,  $\epsilon_{q+k}$  er restleddet,  $k = \{1, 2, 3, 4\}$ .

Modell A tester om aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste kan brukes til å forutsi BNP-vekst opp til fire kvartaler frem i tid, mens Modell B tester om aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste er inkrementelt informativt om fremtidig BNP-vekst ved å kontrollere for samtidig BNP-vekst. I modell B er  $\beta_k$  den regresjonskoeffisienten som er av interesse, ettersom det er denne som indikerer hvorvidt aggregert regnskapsmessig fortjeneste er inkrementelt nyttig ved prediksjon av BNP-vekst. Et estimat av  $\beta_k$  som er signifikant forskjellig fra 0 for hvilken som helst av periodene  $k$ , indikerer at aggregert regnskapsmessig fortjeneste er inkrementelt nyttig for prediksjon av BNP-vekst for samme periode.



Også denne studien benytter OLS-regresjon, og robuste Newey-West standardfeil, til å estimere modellene (Konchitchki og Patatoukas, 2014a). Basert på Greene (2011) settes lag-lengden for Newey-West estimatoren til nærmeste heltall av  $T^{0,25}$ , der T står for antall observasjoner. Etersom studien til Konchitchki og Patatoukas (2014a) inneholder 93 observasjoner, bruker de 3 lags. Datasettet vårt er uendret fra modellen i kapittel 6, slik at vi bruker 3 lags også i denne testen. Resultatene er ikke sensitive for lags mellom 2-4 eller en automatisk lag-velger (Se kapittel 8).

Konchitchki og Patatoukas (2014a) måler fortjeneste som skalert kvartalsvis netto inntekt (årsresultat), og fortjenestevekst som endringen i skalert kvartalsvis netto inntekt fra et kvartal mot samme kvartal i det foregående år (firekvartalsvekst). Den statistiske inferensen er ikke sensitiv for om de definerer regnskapsmessig fortjeneste som netto inntekt eller netto inntekt før ekstraordinære poster. Vi benytter netto inntekt - dvs. årsresultat korrigert for ekstraordinære poster. Videre konstruerer Konchitchki og Patatoukas (2014a) en tidsserie av aggregert regnskapsmessig fortjeneste som et vektet gjennomsnitt basert på virksomhetenes markedsverdi. Som redegjort for i kapittel 5.3.2 velger vi likevektede variabler i vår tidsserie. Til slutt testes finansregnskapets prediksjonsevne på kvartalsvis BNP-vekst 1-4 kvartaler frem i tid. Derfor produseres det fire avhengige variabler for BNP-vekst 1, 2, 3 og 4 kvartaler frem i tid. Fremgangsmåten for å kalkulere BNP-vekst samsvarer med metoden vi presenterte i kapittel 5.3.1.

I tabellene 7.1 og 7.2 har vi oppsummert den deskriptive statistikken. I tabell 7.1 ser vi at BNP-vekst i inneværende kvartal  $q$  ( $\text{BNP-vekst}_q$ ) utviser en betydelig tidsserievariasjon (som diskutert i kapittel 5). aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste for kvartal  $q$  ( $\Delta\text{Fortjeneste}_q$ ) varierer fra en minimumverdi på -21,0 % til en maksverdi på 20,6 %, og har et gjennomsnitt på 0,8 %. Fra tabell 7.2 ser vi at  $\text{BNP-vekst}_q$  og  $\Delta\text{Fortjeneste}_q$  ikke er signifikant korrelert. Det er en innledende indikator på at aggregert regnskapsmessig fortjeneste er lite prediktivt om fremtidig økonomisk vekst.

**Tabell 7.1:** Tilleggstesting - oppsummerende statistikk

	Gj.snitt	Std.av.	Min	Maks
$\text{Fortjeneste}_q$	0.050	0.042	-0.076	0.126
$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	0.008	0.090	-0.210	0.206
$\text{BNP-vekst}_q$	0.014	0.040	-0.096	0.117

**Tabell 7.2:** Tilleggstesting - parvise korrelasjoner

	$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	BNP-vekst <sub>q</sub>
$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	1.00	
BNP-vekst <sub>q</sub>	-0.09	1.00

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

I tabell 7.3 har vi oppsummert resultatene fra modell A. Den viser hvor godt aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste egner seg til å predikere vekst i reell BNP over hhv. 1 til 4 kvartaler frem i tid, både med og uten BNP-vekst i innestående kvartal som kontrollvariabel. Resultatene bekrefter indikasjonene fra korrelasjonsmatrisen i tabell 7.2. Det finnes ikke bevis for at aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste egner seg til å predikere fremtidig økonomisk vekst for hverken 1, 2 eller 3 kvartaler frem i tid. For 4 kvartaler frem i tid ser vi imidlertid at resultatene endrer seg. Aggregert regnskapsmessig fortjeneste blir da signifikant på 1 %-nivå, både med og uten BNP-vekst i inneværende kvartal som kontrollvariabel. Koeffisientene i kolonne 8, med samtidig BNP-vekst som kontrollvariabel, indikerer at en økning på 1 %-poeng i aggregert regnskapsmessig fortjenestesvekst gir en økning i BNP-vekst fire kvartaler frem på 0,169 %-poeng, alt annet likt. Disse resultatene er robuste for om vi benytter andre lag-lengder. Det kan tyde på at resultatregnskapet er informativt om økonomisk aktivitet over lengre tidshorisonter. Resultatene er også det første tegnet vi ser på at regnskapsinformasjon har en nytte i en makroøkonomisk prognosesammenheng.

Vi har ettertestet resultatene i kapittel 6 for lengre prediksjonshorisonter, for å undersøke om DuPont lønnsomhetsdrivere også er mer informativt ved prediksjon av BNP 2-4 kvartaler frem. Vi finner ikke tilsvarende sammenheng der, noe som er et overraskende funn. Som diskutert i kapittel 2 og 3 viser flere studier at de driftsrelaterte postene i regnskapet egner seg best i prognosesammenheng (Nissim og Penman, 2001; Konchitchki og Patatoukas, 2014b). Det er fordi driftskomponenten i større grad reflekterer den underliggende verdiskapningen til en virksomhet, som over tid er mer forutsigbar. En annen viktig grunn er at finansposter i all hovedsak bokføres til virkelig verdi i regnskapet og at de i det alt vesentlige er ett null-sum-spill (som diskutert i kapittel 2.3.2). Vi har benyttet skalert regnskapsmessig årsresultat, korrigert for ekstraordinære poster, som proxy på bedriftsøkonomisk fortjeneste. Dette er en normalisering gjennomført av Compustat, som

først og fremst er av en overordnet karakter. Siden normalisert regnskapsmessig fortjeneste ser ut til å være bedre egnet til prognostisering av økonomisk vekst, sammenlignet med DuPont lønnsomhetsdrivere, kan det stilles spørsmål ved om finansieringskomponenten i finansregnskapet er viktigere enn først antatt. Dette forutsetter at normaliseringen som er foretatt av Compustat er en tilstrekkelig korrigerende for engangsposter.

En annen mulig forklaring er at resultatene drives av eksterne faktorer. Vi har tidligere vist at den underliggende driften til en virksomhet (gjennom DuPont lønnsomhetsdrivere) ikke er prediktivt om fremtidig økonomisk vekst. Videre har vi argumentert for at en virksomhet sin finansiering er et null-sum-spill. Dette indikerer at det først og fremst er de eksterne makroforholdene, som påvirker finanseringen til en virksomhet, som driver sammenhengen mellom fortjeneste og fremtidig økonomisk vekst. For eksempel at lavere rentenivå gir lavere finansieringskostnader for alle virksomheter, noe som medfører etterfølgende makroøkonomisk vekst. I så fall kan dette indikere at det foreligger endogenitetsproblematikk, siden vi ikke har inkludert kontrollvariabler som reflekterer informasjon om rentemarkedene.

**Tabell 7.3:** Tilleggstesting - informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>		BNP-vekst <sub>q+2</sub>		BNP-vekst <sub>q+3</sub>		BNP-vekst <sub>q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta$ Fortjeneste <sub>q</sub>	0.0606 (0.0618)	0.0533 (0.0685)	0.0147 (0.0925)	0.0176 (0.0758)	0.00679 (0.0779)	0.0176 (0.0758)	0.176*** (0.0444)	0.169*** (0.0492)
BNP-vekst <sub>q</sub>		-0.192* (0.0970)		0.285*** (0.0991)		0.285*** (0.0991)		-0.191** (0.0930)
Konstant	0.0133*** (0.00444)	0.0160*** (0.00552)	0.0137*** (0.00440)	0.00883** (0.00408)	0.0130*** (0.00425)	0.00883** (0.00408)	0.0115*** (0.00388)	0.0143*** (0.00450)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.00	0.02	-0.02	0.02	-0.0200	0.0400	0.140	0.160

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

I tabell 7.4 tester vi om aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste er inkrementelt nyttig ved prediksjon av fremtidig økonomisk vekst, når vi kontrollerer for historisk aksjemarkedsavkastning. Tabellen dokumenterer at hovedlinjene i resultatene fra tabell 7.3 er robuste for om vi kontrollerer for historisk aksjemarkedsavkastning. Vi ser at aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste faktisk utviser en noe sterkere sammenheng med fremtidig økonomisk vekst fire kvartaler frem, dog med et noe

høyere standardavvik. Vi ser imidlertid at aksjemarkedsavkastning ikke lenger er en statistisk signifikant variabel på denne prediksjonshorizonten. Vi har robusthetstestet for andre tidshorisonter for måling av aksjemarkedsavkastninger (se kapittel 8.5). Testen viser at 6-måneders aksjemarkedsavkastning egner seg bedre på lengre tidshorisonter. Hovedforklaringsvariabelen er imidlertid ikke sensitiv for endringen. Videre er resultatene robuste for ulike lag-lengder.

**Tabell 7.4:** Tilleggstesting - den inkrementelle informasjonsverdien til aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste ved prediksjon av fremtidig reell BNP-vekst

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>		BNP-vekst <sub>q+2</sub>		BNP-vekst <sub>q+3</sub>		BNP-vekst <sub>q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta$ Fortjeneste <sub>q</sub>	0.0225 (0.0671)	-0.00175 (0.0755)	-0.00383 (0.0857)	-0.0304 (0.0892)	-0.00750 (0.0692)	0.0175 (0.0669)	0.194*** (0.0474)	0.179*** (0.0529)
Ret <sub>t-12→t</sub> <sup>OSEBX</sup>	0.0412** (0.0199)	0.0561** (0.0217)	0.0201 (0.0231)	0.0364* (0.0212)	0.0155 (0.0309)	0.000132 (0.0341)	-0.0197 (0.0145)	-0.0103 (0.0153)
BNP-vekst <sub>q</sub>		-0.276*** (0.0869)		-0.302** (0.138)		0.284** (0.107)		-0.176* (0.101)
Konstant	0.00889** (0.00405)	0.0113** (0.00468)	0.0116** (0.00484)	0.0143*** (0.00526)	0.0113** (0.00503)	0.00881* (0.00507)	0.0136*** (0.00445)	0.0152*** (0.00483)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.03	0.08	-0.03	0.04	-0.03	0.02	0.13	0.15

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

En annen interessant observasjon i tabell 7.4 er at en vekst i reell BNP i periode  $q$  ser ut til å være etterfulgt av en nedgang i BNP i periode  $q+4$ , alt annet likt. Dette indikerer at BNP over tid er syklisk. Variabelen er imidlertid svakt signifikant på 10 %-nivå. Tabell 7.4 viser også at koeffisienten til (Ret<sub>t-12→t</sub><sup>OSEBX</sup>) snur fortegn ved prediksjon av makroøkonomisk vekst fire kvartaler frem. Det kan også indikere en syklus, men koeffisienten er ikke signifikant.

Samlet sett lykkes heller ikke tilleggstesting i å påvise en statistisk signifikant sammenheng mellom finansregnskapet og økonomisk vekst ett kvartal frem i tid. Vi ser imidlertid tegn til at regnskapet er en ledende indikator for økonomisk vekst på årsbasis (fire kvartaler frem) med signifikante resultater på 1 %-nivå. Som nevnt i kapittel 4.3 ser vi noen tendenser til at residualene i modellene er autokorrelert også på høyere lag-lengder. Det kan være flere forklaringer på dette. En potensiell forklaring er at regnskapsvariabler, sammen med historisk aksjemarkedsavkastning og BNP-vekst i innestående kvartal, resulterer i en underspesifisert modell. Dette ser ikke ut til å gjelde for studiene til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b), som tyder på at tilnærmingen i denne utredningen egner seg godt.

Uansett hva som er årsaken kan vi ikke fullstendig utelukke en viss autokorrelasjon på høyere lag-lengder. Dermed kan vi heller ikke utelukke at modellene til en viss grad gir både skjeve, inkonsistente og ineffektive estimatorer. Denne problemstillingen diskuteres nærmere i kapittel 8.

Ifølge Wooldridge (2015) vil en lag-lengde på 4 og 8 med høy grad av sannsynlighet korrigere for det meste av autokorrelasjonen når man bruker kvartalsdata. Videre har vi støttet oss på et empirisk rammeverk som stammer fra to fagfelleverderte artikler som er publisert i et høyt vurdert internasjonalt tidsskrift. Disse to momentene er sterke indikatorer på at eventuell skjevhet, inkonsistens eller ineffektivitet i OLS-estimatorene er begrenset. Samlet sett kan vi med rimelig grad av komfort si at denne studien bringer frem bevis for at aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste er en ledende indikator for økonomisk vekst fire kvartaler frem i tid.

## 8 Robusthetstesting

I denne utredningen har vi løpende redegjort for valgene vi har tatt i de ulike regresjonsanalysene. I de fleste tilfeller har vi lagt oss tett opp til den eksisterende litteraturen på området, særlig studiene til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) som vi har basert den empiriske spesifikasjonen på. Vi har imidlertid også argumentert løpende for at resultatene kan være sensitive for noen av de valgene vi har tatt. I det følgende vil vi redegjøre for sensitiviteter knyttet til resultatene. På den måten øker vi kredabiliteten knyttet til våre funn.

I de første to delkapitlene vil vi diskutere mulige svakheter knyttet til egenskaper ved tidsserien - herunder autokorrelasjon og stasjonaritet. Etter det vil vi diskutere mulige sensitiviteter knyttet variabelproduksjonen. Til slutt vil vi diskutere andre sensitiviteter, som vi har undersøkt, men som vi har valgt å ikke oppsummere i egne tabeller.

### 8.1 En utvidet diskusjon av autokorrelasjon

I studiene til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) benyttes Newey-West standardfeil med henholdsvis 3 og 4 lags. Vi benytter et lignende empirisk rammeverk og fremgangsmåte ved valg av antall lags. Vi har imidlertid et annet datagrunnlag sammenlignet med deres studier, som blant annet er kortere. Det er derfor ikke sikkert at deres rammeverk er direkte overførbart til denne utredningen.

Som vist tidligere underbygger metodikken til Greene (2011) en lag-lengde på 3 for vår tidsserie. På en annen side indikerer Breusch-Godfrey testene i kapittel 4.4 at modellene i kapittel 6 og 7 fortsatt er autokorrelert på lag-lengder høyere enn 3. Det virker derfor hensiktsmessig å undersøke om resultatene er sensitive for andre antall lags. Vi har retestet regresjonene i kapittel 6 og 7 (tabell 6.3 og tabell 7.4) på 2 og 4 lags, samt en automatisk lag-velger i Stata. Se appendiks A2 for tabeller. Robusthetstestene viser at resultatene ikke er sensitive for valg av lag-lengde. Ifølge Wooldridge (2015) vil denne testingen gi høy sannsynlighet for at mesteparten av autokorrelasjon er korrigert, når man jobber med kvartalsdata. Autokorrelasjonen kan imidlertid også skyldes andre underliggende økonomiske problemstillinger. Høy grad av autokorrelerte residualer er ofte et resultat av en misspesifisert modell som følger av utelatte forklaringsvariabler eller feil funksjonsform

(Hopland, 2015). Disse momentene diskuteres i det følgende.

Dersom vi utelater informasjon som er informativ om fremtidig økonomisk vekst, vil denne variasjonen implisitt være reflektert i restleddet. Dermed får vi et restledd som er korrelert over tid og OLS er ikke lenger BLUE (Hopland, 2015). Dersom dette er tilfelle har vi imidlertid et annet problem. Utelatt variabel-skjevhet vil i seg selv medføre skjeve OLS-estimatorer. I så fall er hypotesetestingen ikke valid, siden vi ikke kan stole på resultatene. Bias i OLS-estimatorene kan være av positiv eller negativ karakter - dvs. at estimatoren kan være høyere eller lavere enn den sanne verdien (Hopland, 2015).

Utelatt variabel-skjevhet kan blant annet skyldes at vi har benyttet feil funksjonsform (Hopland, 2015). For eksempel kan det tenkes at sammenhengen mellom en forklaringsvariabel og BNP-vekst avhenger av nivået på andre variabler. I så fall vil det være fornuftig å benytte et interaksjonsledd i regresjonsmodellen for å gi en riktig fremstilling av sammenhengene mellom variablene. En måte å teste for funksjonsform er å benytte en RESET-test<sup>27</sup> (Hopland, 2015). Med utgangspunkt i følgende modellspesifikasjon;

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + v_t, \quad (8.1)$$

som estimeres med OLS og gir;

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2, \quad (8.2)$$

kan vi gjennomføre en RESET-test ved å estimere;

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \delta_1 (\hat{y})^2 + \delta_2 (\hat{y})^3 + \epsilon, \quad (8.3)$$

og teste  $H_0 : \delta_1 = \delta_2 = 0$ . Denne prosedyren gjennomføres i Stata ved å benytte kommandoen *ovtest* etter OLS-regresjonen. Vi kan ikke forkaste  $H_0$  for noen av våre modellspesifikasjoner, med statistisk signifikans som er 10 % eller lavere - tvert imot er vi ikke i nærheten av å få p-verdier på 10 %. Vi kan altså ikke se tegn til utelatt variabel-bias forårsaket av feil funksjonsform i variablene. Basert på dette går vi videre og tester for

---

<sup>27</sup>RESET står for Regression Error Specification Test.

andre kilder til autokorrelasjon.

En annen mulig forklaring er utelatte variabler i den empiriske spesifikasjonen (Hopland, 2015). Igjen, så har vi fulgt rammeverket til anerkjente empiriske studier (Konchitchki og Patatoukas, 2014a,b), noe som argumenterer mot denne typen utelatt variabel-skjevhet. Som nevnt har vi imidlertid andre institusjonelle forhold i Norge. Et viktig moment er at børsnoterte virksomheter i Norge benytter IFRS, mens studien vi sammenligner oss med benytter US GAAP. Noen studier indikerer at US GAAP gir høyere verdirelevans sammenlignet med IFRS (Barth et al., 2012). Vi har også sett lignende indikasjoner i en tidligere amerikansk masterutredning som undersøkte finansregnskapets verdirelevans ved prognostisering av BNP-vekst i USA og en rekke andre europeiske land (Huang, 2015). Studien viser at IFRS egner seg dårligere enn US GAAP ved prediksjon av fremtidig BNP. Resultatene til denne masterutredningen er imidlertid ikke etterprøvd i et fagfellevurdert tidsskrift. Dersom IFRS har lavere verdirelevans sammenlignet med US GAAP, er det ikke uforventet at en modell som bygger på IFRS-baserte lønnsomhetsdrivere resulterer i en underspesifisert modell. Det kan imidlertid også foreligge andre bakenforliggende årsaker som enda ikke er avdekket.

Når seriekorrelasjon skyldes én eller flere utelatte variabler vil dette normalt medføre bias i OLS-estimatorene. Feilledet som fanger opp variasjonen til den utelatte variabelen vil som regel være korrelert med forklaringsvariabelene som er inkludert i modellen, og gi utelatt variabel-skjevhet (Hopland, 2015). Som vist tidligere i denne utredningen har blant annet Konchitchki og Patatoukas (2014a) og Gerdrup et al. (2006) identifisert flere makroindikatorer som kan være relevant ved prediksjon av fremtidig økonomisk vekst i den overordnede økonomien.

Dersom autokorrelasjonen skyldes en misspesifisert modell vil det være naturlig å løse problemet med å estimere en rikere modell (Hopland, 2015). En metode som ofte benyttes er å starte med en svært rik modell, inkludere flere lags i modellen, og så kutte ned på lags for de variablene med de laveste t-verdiene én etter én. Dette gjentas til man sitter igjen med en mindre modell, hvor feilledet fortsatt ikke er autokorrelert. Som en proxy til denne typen testing har vi gjennomført Breusch-Godfrey tester på alle modellspesifikasjoner, både med og uten BNP-vekst i innestående kvartal som kontrollvariabel. Resultatene indikerer at modellene har mindre autokorrelasjon i restleddet når BNP-vekst i innestående



kvartal inkluderes som kontrollvariabel. Dette gjelder også modellspesifikasjonen vi testet i kapittel 6, som i utgangspunktet ikke inkluderte BNP-vekst i innestående kvartal som kontrollvariabel. Vi ser imidlertid fortsatt tegn til at residualene er autokorrelert på høyere lag-lengder, og problemet er således ikke løst. Uansett er det en indikator på at modellen er følsom for utelatte variabler og at regnskapsindikatorerne vi har undersøkt i denne utredningen ideelt sett ikke bør benyttes alene ved prediksjon av fremtidig reell BNP.

De ovenstående resultatene tyder på at det er utfordrende å modellere fremtidig økonomisk vekst med regnskapsmessige lønnsomhetsmål i Norge. At Konchitchki og Patatoukas finner sterke holdepunkter for at aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste (2014a) og aggregert vekst i DuPont lønnsomhetsdrivere (2014b) alene er ledende indikatorer om økonomisk vekst i USA, er et tegn på at det er mer utfordrende å predikere fremtidig reell BNP-vekst, basert på regnskapsinformasjon, i Norge sammenlignet med USA. Dette kan eksempelvis skyldes at IFRS har lavere verdirelevans sammenlignet med US GAAP i en makroøkonomisk kontekst. Vi trenger imidlertid flere forskningsresultater fra Norge om sammenhengene mellom finansregnskapet og makroøkonomien for å konkludere på dette. Noen muligheter i den sammenheng redegjøres nærmere for i kapittel 9.3.

Ifølge Wooldridge (2015) vil fremgangsmåten i denne studien med høy sannsynlighet korrigere for mesteparten av autokorrelasjonen i modellenes residualer når vi baserer modellene på kvartalsdata. Videre har vi støttet oss på et empirisk rammeverk som stammer fra to fagfellevurderte artikler som er publisert i et høyt vurdert internasjonalt tidsskrift. Disse to momentene er sterke indikatorer på at eventuell skjevhet, inkonsistens eller ineffektivitet i OLS-estimatorene kun er av en begrenset karakter. En annen mulig årsak til autokorrelasjon er ikke-stasjonære variabler. Dette diskuteres nærmere i det påfølgende delkapittelet.

## 8.2 En utvidet diskusjon av stasjonaritet

I dette delkapittelet vil vi diskutere stasjonaritetsegenskapene til hhv.  $\Delta\text{ATO}_q$  og BNP-vekst $_{q+k}$  nærmere. Dette innebærer en diskusjon av stasjonaritetens betydning for autokorrelasjon i residualene, og dens påvirkning på resultatene i kapittel 6 og 7.

Som diskutert i kapittel 4.3 viser variabelen  $\Delta\text{ATO}_q$  tegn til å være ikke-stasjonær. Augmented Dickey-Fuller (ADF) testen kan ikke forkaste nullhypotesen ( $H_0$ ) om ikke-

stasjonaritet på 2 og 4 lags (Se Appendiks A1.4). Vi har argumentert for en optimal lag-lengde på 3, hvor  $\Delta\text{ATO}_q$  er stasjonær, men dette er også et valg forbundet med usikkerhet. Utfordringen er at ADF-testen er sensitiv for valg av lags. Det er altså vanskelig å vite med sikkerhet om  $\Delta\text{ATO}_q$  faktisk er ikke-stasjonær. Derfor gjennomfører vi denne prosedyren som en robusthetstest. Ikke-stasjonære variabler kan medføre at OLS-estimatoren blir biased, slik at vi ikke kan stole på resultatene. Videre kan det være en forklaring på autokorrelerte residualer i Breusch-Godfrey testen.

Dersom vi benytter verdivekting fremfor likevekting ved aggregering av  $\Delta\text{ATO}_q$ , finner vi at signifikansen på hypotesetestingen øker. Vi finner at ADF-testen resulterer i en stasjonær  $\Delta\text{ATO}_q$  på 2 og 3 lags med 1 % signifikans, samt 4 lags med 5 % signifikans. Dette ser ikke ut til å gi utslag i reduserte autokorrelerte residualer. Breusch-Godfrey testen indikerer fortsatt at residualene er autokorrelert på høyere lag-lengder. Vi har likevel gjennomført en robusthetstest hvor vi benytter en verdivektet  $\Delta\text{ATO}_q$  i hovedregresjonen fra kapittel 6. Resultatene har vi oppsummert i tabell 8.1. Tabellen dokumenterer at resultatene fra kapittel 6 ikke endrer seg når vi benytter en verdivektet  $\Delta\text{ATO}_q$ , som i motsetning til den likevektede er stasjonær. Vi har derfor ikke hold til å si at resultatene er sensitive for hvilken vekting vi benytter eller stasjonaritetsegenskapene til  $\Delta\text{ATO}_q$ .

Den avhengige variabelen, BNP-vekst $_{q+k}$ , utviser også noen indikasjoner på ikke-stasjonaritet for  $k = 0, 1$  og  $4$  (se Appendiks A1.4). Det finnes flere metoder for å produsere stasjonære variabler. Vi har kalkulert vekst-variabler (førstedifferensiering), noe som fjerner mesteparten av stasjonaritetsproblematikken. Som vi så tidligere kan vekting også påvirke stasjonaritetsegenskapene. En annen metode som kan benyttes er Hodrick-Prescott filteret (herav HP-filter). I det følgende vil vi undersøke om resultatene i kapittel 6 og 7, og autokorrelasjonsegenskapene, er sensitive for om vi justerer den avhengige variabelen med HP-filter.

Metoden til Hodrick og Prescott (1997) går ut på å estimere den langsiktige trendkomponenten i en tidsserie. Et vanlig eksempel på en tidsserie som inneholder en trend er nemlig BNP. Dette kan derfor være en nærliggende forklaring til mulig ikke-stasjonaritet. Ved å estimere trendkomponenten for seg selv, kan den justeres, slik at variabelen blir stasjonær. Hvor mye trenden glattes ut bestemmes skjønnsmessig ved å velge en verdi for  $\lambda$ . For kvartalsdata er det vanlig å benytte  $\lambda = 1600$ . En høy lambda

**Tabell 8.1:** Robusthetstest - hovedtest med en verdivektet  $\Delta ATO_q$ 

	BNP-vekst $_{q+1}$		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0358 (0.108)		
$\Delta ATO_q$		-0.0386 (0.0296)	-0.0290 (0.0347)
$\Delta PM_q$		-0.0205 (0.192)	
$\Delta OM_q$			-0.000641 (0.199)
$\Delta DEP_q$			0.614 (0.841)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0451*** (0.0157)	0.0483** (0.0187)	0.0471** (0.0204)
Konstant	0.00867** (0.00411)	0.00822* (0.00428)	0.00836* (0.00450)
Observasjoner	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.03	0.02	0.01

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

øker risikoen for endepunktsfeil, og vi ønsker derfor ikke å sette  $\lambda$  høyere enn dette. En HP-filtrert avhengig variabel kalkuleres ved hjelp av funksjonen *tsfilter* i Stata.

Dersom vi benytter HP-filter og  $\lambda = 1600$  på den avhengige variabelen øker signifikansen i ADF-testene - dvs. at reell BNP-vekst 1-4 kvartaler frem i tid er stasjonær også på 4 lags, med 1 % signifikans. Vi har retestet regresjonene i tabell 6.3 og 7.4 med en HP-filtrert avhengig variabel. Resultatene er oppsummert i tabell 8.2 og 8.3. Tabell 8.2 viser at  $\Delta ATO_q$  blir signifikant på 10 %-nivå når den kombineres i en modell med  $\Delta PM_q$ . Dette er det første tegnet vi ser til at det er en statistisk signifikant sammenheng mellom DuPont lønnsomhetsdrivere og fremtidig makroøkonomisk aktivitet. Det er riktignok en svak statistisk sammenheng som er sensitiv for modellspefisikasjon.  $\Delta ATO_q$  er ikke lenger signifikant på 10 %-nivå når den kombineres med  $\Delta OM_q$  og  $\Delta DEP_q$ . Robusthetstesten utført i tabell 8.2 er ikke sensitiv for om vi benytter en verdivektet eller likevektet  $\Delta ATO_q$  (Se Appendiks A3, tabell A3.1).

**Tabell 8.2:** Robusthetstest - hovedtest med HP-filter

	BNP-vekst $_{q+1}$		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0526 (0.112)		
$\Delta ATO_q$		-0.0523* (0.0278)	-0.0458 (0.0305)
$\Delta PM_q$		0.0626 (0.185)	
$\Delta OM_q$			0.0664 (0.191)
$\Delta DEP_q$			0.555 (0.838)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0395*** (0.0147)	0.0377** (0.0183)	0.0377* (0.0192)
Konstant	-0.00442 (0.00383)	-0.00674 (0.00443)	-0.00642 (0.00473)
Observasjoner	52	52	52
Justert $R^2$	0.01	0.02	0.01

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ 

Vi ser at fortegnet, koeffisienten og standardavviket til  $\Delta ATO_q$  er konsistent med hovedtesten (tabell 6.3). Aggregert vekst i asset turnover ser altså ut til å samvariere negativt med fremtidig makroøkonomisk vekst. Dette er overraskende gitt at aggregert vekst i bedriftsøkonomisk omsetning rent intuitivt skulle medført en etterfølgende makroøkonomisk vekst. Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner også at  $\Delta ATO_q$  skifter fortegn i ulike modellspesifikasjoner. De finner imidlertid at koeffisienten til  $\Delta ATO_q$  har positivt fortegn i modellspesifikasjoner hvor den er signifikant. Dette underbygger også at resultatene i tabell 8.2 er uforventet.

Selv om regresjonsresultatene ikke er helt som forventet, kan det finnes noen forklaringer. Konchitchki og Patatoukas (2014b) finner at det først og fremst er virksomheters evne til å få mest mulig lønnsomhet ut av hver dollar omsatt (PM) som er en driver for makroøkonomisk vekst - ikke høyest mulig turnover (ATO). Det er godt kjent at et sterkt fokus på økt turnover ofte går på bekostning av profittmarginen og vice versa. Det kan derfor argumenteres for at perioder med overdrevet fokus på turnover er etterfulgt av

økonomiske nedgangstider, siden det er virksomheters aggregerte profitmargin som er driveren for økonomiske oppgangstider. En annen bedriftsøkonomisk forklaring kan være at økt balanseorientering over tid har gjort eiendeler mer synlige i finansregnskapene, slik at regnskapsmessig kapitalbinding øker og ATO minker, alt annet likt. Vi kan heller ikke utelukke mulige makro- og mikroøkonomiske begrunnelser. Resultatene er som nevnt svake, og er derfor først og fremst tolket som en indikator.

Tabell 8.3 gir ikke vesentlig forskjellige resultater fra tilleggstesting i kapittel 7. Vi ser heller ingen tegn til at autokorrelasjonen i residualene går merkbart ned, hverken for spesifikasjonene i kapittel 6 eller 7. Det er derfor ikke grunn til å tro at autokorrelasjonen skyldes stasjonaritetsproblematikk. Dette underbygger at utelatte variabler fremstår som en sannsynlig forklaring.

**Tabell 8.3:** Robusthetstest - tilleggstest med HP-filter

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>		BNP-vekst <sub>q+2</sub>		BNP-vekst <sub>q+3</sub>		BNP-vekst <sub>q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta$ Fortjeneste <sub>q</sub>	0.0255 (0.0673)	0.000213 (0.0756)	-0.000581 (0.0814)	-0.0282 (0.0842)	-0.0112 (0.0700)	0.0128 (0.0687)	0.182*** (0.0427)	0.165*** (0.0476)
Ret <sub>t-12→t</sub> <sup>OSEBX</sup>	0.0349* (0.0185)	0.0504** (0.0208)	0.0129 (0.0199)	0.0298 (0.0185)	0.0113 (0.0307)	-0.00337 (0.0334)	-0.0187 (0.0172)	-0.00864 (0.0180)
BNP-vekst <sub>q</sub>		-0.288*** (0.0863)		-0.314** (0.138)		0.272** (0.108)		-0.187* (0.103)
Konstant	-0.00416 (0.00383)	-0.00160 (0.00438)	-0.00146 (0.00455)	0.00133 (0.00493)	-0.00119 (0.00491)	-0.00361 (0.00500)	0.000670 (0.00413)	0.00233 (0.00420)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.01	0.08	-0.04	0.04	-0.04	0.02	0.12	0.13

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## 8.3 Verdivekting av variabler

Ifølge Kothari et al. (2006) og Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) har det ingen betydning om variablene er likevektet eller verdivektet basert på markedsverdier. Som en proxy til markedsverdi har vi verdivektet variablene mot totale eiendeler. Resultatene fra robusthetstesting kan ses i tabell 8.4 og 8.5.

I tabell 8.4 ser vi at resultatene i hovedtesten (tabell 6.3) endres av at variablene verdivektes. Tabellen viser en negativ sammenheng mellom  $\Delta$ RNOA<sub>q</sub> og fremtidig makroøkonomisk vekst, på 10 %-nivå. Tabell 8.5 viser at hovedlinjene i resultatene fra tilleggstesting i

kapittel 7 ikke har endret seg ved å benytte verdivektete variabler. Det forekommer likevel noen unntak. I kolonne 4 ser vi at aggregert vekst i fortjeneste er en ledende indikator for økonomisk vekst 2 kvartaler frem i tid, på 5 %-nivå. Denne koeffisienten har snudd fortegn fra negativt til positivt, noe som er en betydelig forandring. Vi anser imidlertid sannsynligheten for at verdivektingen har medført skjevheter i datasettet som høy. Vi har undersøkt verdivektene nærmere og finner at noen av selskapsobservasjonene innenfor hvert kvartal får en betydelig større vekt sammenlignet med resten, når observasjonene aggregeres på kvartalsnivå. Dette kan blant annet skyldes at vi har et relativt lite datasett. Vi ser at enkelte unike selskapskvartaler (før aggregering til kvartalsnivå) får opp mot 40 % vekting av det totale nøkkeltallet aggregert på kvartalsnivå. Observasjonen får en tyngre vekting siden de har en kapitaltung balanse. På en side er det logisk at større selskaper har mer å si for verdiskapningen i den overordnede økonomien. På den annen side diskriminerer denne metoden selskaper som har immaterielle eiendeler utenfor balansen. For eksempel kan virksomheter ihht. IFRS balanseføre hele kjøpesummen ved oppkjøp av annen virksomhet. Selskaper som aldri har vært involvert i et oppkjøp kan da ende opp med å ha lavere balanseførte verdier, alt annet likt. En annen forklaring kan være at trimmingen av observasjoner med manglende data har gitt skjevhet i utvalget. Som diskutert i kapittel 5.4 trimmes over 50 % av observasjonene på grunn av missing values. Samlet sett tror vi at denne verdivektingen potensielt øker risikoen for systematiske målefeil i høyresidevariabelen. Dette medfører at OLS-estimatorene er biased og at vi kan ikke stole på resultatene. Vi legger derfor ikke stor vekt på denne robusthetstesten.

**Tabell 8.4:** Robusthetstest - verdivekting av DuPont lønnsomhetsdrivere

	BNP-vekst <sub>t,q+1</sub>		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0818** (0.0372)		
$\Delta ATO_q$		-0.0439 (0.0282)	-0.0440 (0.0357)
$\Delta PM_q$		-0.0922 (0.114)	
$\Delta OM_q$			-0.0925 (0.121)
$\Delta DEP_q$			0.0898 (0.410)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0449*** (0.0152)	0.0533*** (0.0165)	0.0534*** (0.0185)
Konstant	0.00844** (0.00418)	0.00679 (0.00453)	0.00678 (0.00482)
Observasjoner	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.04	0.02	0.00

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

**Tabell 8.5:** Robusthetstest - verdivekting av fortjeneste

	BNP-vekst <sub>t,q+1</sub>		BNP-vekst <sub>t,q+2</sub>		BNP-vekst <sub>t,q+3</sub>		BNP-vekst <sub>t,q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta Fortjeneste_q$	-0.0942 (0.0810)	-0.0889 (0.0819)	0.121* (0.0646)	0.127** (0.0618)	-0.0114 (0.0812)	-0.0169 (0.0802)	0.210*** (0.0488)	0.215*** (0.0506)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0621*** (0.0200)	0.0722*** (0.0186)	-0.00313 (0.0379)	0.00797 (0.0369)	0.0165 (0.0324)	0.00609 (0.0369)	-0.0306* (0.0181)	-0.0209 (0.0174)
$BNP_q$		-0.270*** (0.0894)		-0.297*** (0.109)		0.278** (0.119)		-0.259** (0.107)
Konstant	0.00558 (0.00373)	0.00836* (0.00421)	0.0156** (0.00590)	0.0187*** (0.00633)	0.0110** (0.00537)	0.00817 (0.00604)	0.0189*** (0.00437)	0.0216*** (0.00459)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.05	0.10	0.01	0.08	-0.03	0.02	0.08	0.13

## 8.4 Valg av proxy for kapitalslit

Dataen fra Compustat inneholder ulike mål på kapitalslit. Ettersom avskrivninger er en viktig variabel ved beregning av profittmargin, driftsmargin og avskrivningsrate har vi testet regresjonsmodellene for to mål på kapitalslit. Vi benytter totale avskrivninger og amortiseringer i våre modeller. Compustat-databasen inneholder også tall for avskrivninger på anleggsmidler, ekskludert avskrivninger på immaterielle eiendeler. I tabell 8.6 ser vi at resultatene i kapittel 6 (tabell 6.3) ikke er sensitive for hva vi benytter som mål på kapitalslit.

**Tabell 8.6:** Robusthetstest - en proxy for kapitalslit

	BNP-vekst <sub>t+1</sub>		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	0.0354 (0.104)		
$\Delta ATO_q$		-0.0378 (0.0318)	-0.0403 (0.0351)
$\Delta PM_q$		0.157 (0.185)	
$\Delta OM_q$			0.160 (0.191)
$\Delta DEP_q$			-0.387 (0.940)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0443*** (0.0162)	0.0419** (0.0188)	0.0406** (0.0189)
Konstant	0.00872** (0.00410)	0.00679 (0.00443)	0.00670 (0.00456)
Observasjoner	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.03	0.03	0.01

Standard errors in parentheses  
 \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## 8.5 Andre robusthetstester

I tillegg til robusthetstestene som nevnt i det foregående har vi også løpende testet for diverse andre sensitiviteter. I det følgende vil vi gi en kort redegjørelse for disse.

Vi har kontrollert for reell BNP-vekst i innestående kvartal for modellspesifikasjonen i



kapittel 6, uten at det gir vesentlige endringer i regresjonsresultatene.

I tilleggstesten i kapittel 7 prognostiseres BNP over en lengre tidshorison sammenlignet med kapittel 6. Vi har derfor gjort en ny vurdering av hvilken tidshorison for måling av historisk aksjemarkedsavkastning som passer best. Resultatet kan ses i Appendiks A3. Tabell 7.4 og tabell A3.2 dokumenterer at 12 måneder fortsatt er den beste tilpasningen på kort sikt. For 2-4 kvartaler frem passer 6 måneder best. Aksjemarkedsavkastning er imidlertid fortsatt ikke en signifikant variabel ved prognostisering av BNP fire kvartaler frem i tid. Hovedforklaringsvariabelen, aggregert vekst i regnskapsmessig fortjeneste, er robust for hvilken av de to vi velger. Dersom vi benytter 6-måneders aksjemarkedsavkastning øker koeffisienten noe, med en tilhørende økning i standardavvik.

Til slutt har vi testet om resultatene er robuste for trimming av virksomheter i industrier utenfor Fastlands-BNP. Som forklart i kapittel 5 har vi slettet alle observasjoner tilknyttet olje- og petroleumsnæringen. Det er likevel rimelig å anta at flere av oljeselskapene også har et betydelig bidrag til Fastlands-BNP. Ved å fjerne disse selskapene fra utvalget vårt, kan det hende at vi har fjernet viktige bidragsyttere som kunne påvirket modellene. Vi har derfor sjekket sensitiviteten til modellen ved å utføre de samme testene, uten å trimme for oljeselskaper o.l. Regresjonsresultatene er ikke sensitive for denne trimmingen.

## 9 Konklusjon

Makroøkonomiske prognoser er viktig for et bredt spekter av interessenter. En av årsakene er at makrotall ofte publiseres med et vesentlig tidsetterslep. Dette gjelder blant annet det viktigste målet på den makroøkonomisk aktiviteten - brutto nasjonalprodukt (BNP). I prognosearbeidet benyttes en rekke ulike metoder og makroindikatorer. Et fagområde som tradisjonelt har fått lite oppmerksomhet i en makroprognosesammenheng er regnskapsanalyse. Dette gjelder særlig i Norge. På lik linje har makroøkonomien fått relativt lite oppmerksomhet i regnskapsforskningen. For eksempel har begrepet verdirelevans fått en tolkning som konsentrerer seg om aksjemarkedet. Forskningen innenfor regnskap og makroøkonomi har altså i det store og hele utviklet seg hver for seg. Dette er i ferd med å snu, og de siste årene har vi sett en rekke studier fra andre land som kobler fagområdene sammen - herunder Konchitchki og Patatoukas (2014a,b), Nallareddy og Ogneva (2017) og Abdalla et al. (2021).

Vår studie adresserer informasjonsgapet ved å bygge på det empiriske rammeverket til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b). Studien undersøker hvorvidt det eksisterer en statistisk sammenheng mellom regnskapsdata og den overordnede økonomien. På denne måten kan vi undersøke nytten av regnskapsanalyse i en makroprognosesammenheng, og på samme tid utvide verdirelevansbegrepet, slik at de to forskningsområdene bringes nærmere. For å belyse sammenhengen har vi gjennomført en tidsserieanalyse av hvor godt aggregert vekst i bedriftsøkonomiske lønnsomhetsdrivere egner seg til å predikere fremtidig kvartalsvis vekst i reell BNP. Hypotesen testes ved å benytte Newey-West robuste standardfeil og kvartalsregnskaper fra børsnoterte virksomheter i Norge i perioden 2006 til 2018.

Vi viser at historisk aksjemarkedsavkastning er en ledende indikator for fremtidig makroøkonomisk vekst i Norge. Vi viser også hvordan prediksjonsevnen varierer ut fra hvilken tidshorisont aksjemarkedsavkastningen måles, og over hvilken tidshorisont man predikerer den økonomiske veksten. Videre påviser regresjonsresultatene ingen tydelig sammenheng mellom DuPont lønnsomhetsdrivere og fremtidig reell økonomisk vekst. Robusthetstesting viser indikasjoner på at aggregert vekst i asset turnover er negativ korrelert med fremtidig økonomisk vekst, men resultatene er svake. Basert på disse

funnene har vi valgt å ikke studere den andre delhypotesen om prognosemakeres bruk av regnskapsinformasjon i makroprognosesammenheng. I stedet har vi gjennomført en tilleggstest av resultatregnskapets prediksjonsevne av makroøkonomisk vekst 1-4 kvartaler frem i tid, ved å benytte regnskapsmessig fortjeneste fremfor DuPont lønnsomhetsdrivere. Resultatene viser at aggregert regnskapsmessig fortjeneste egner seg bedre enn DuPont-drivere ved prognostisering av økonomisk vekst. Et viktig funn er at netto fortjeneste er best egnet ved en prediksjonshorisont på fire kvartaler. Det indikerer at resultatregnskapet har en høyere verdirelevans enn balansen i en makroprognosesammenheng. Det kan også bety at finansieringskomponenten i resultatregnskapet er viktigere enn først antatt. På den annen side kan det innebære en viss endogenitetsproblematikk i analysen, siden vi ikke har kontrollert eksplisitt for makroindikatorer som reflekterer rentemarkedene. Det er derfor mulig at resultatene ville sett noe annerledes ut dersom en slik kontrollvariabel ble inkludert.

Resultatene har særlig én sentral begrensning, utover de som nevnes i det påfølgende kapitlet. Autokorrelasjon i residualene er hensyntatt ved å kalkulere Newey-West standardfeil på ulike lag-lengder, men som vi har vist kan autokorrelerte residualer ikke fullstendig utelukkes. I den forbindelse fremstår utelatte variabler som en mulighet. Derfor kan vi heller ikke utelukke at resultatene til en viss grad er både skjeve, inkonsistente og ineffektive. Det fremstår således som mer utfordrende å modellere fremtidig økonomisk vekst basert på regnskapsmessig informasjon i Norge, sammenlignet med studier fra USA. Som vist i kapittel 8 er det grunn til å tro at graden av skjevhet, inkonsistens og ineffektivitet i OLS-estimatene kun er av en begrenset karakter.

Basert på disse funnene kan vi konkludere på den første delhypotesen. Denne utredningen dokumenterer at regnskapsanalyse er inkrementelt nyttig ved prediksjon av fremtidig økonomisk vekst i Norge. Dog har det vist seg å være mer utfordrende sammenlignet med lignende studier i USA, og sammenhengen gjelder kun for netto fortjeneste og en prediksjonshorisont på fire kvartaler. Det er en indikasjon på at IFRS har en lavere verdirelevans i en makroprognosesammenheng sammenlignet med US GAAP. Dette støttes av studien til Barth et al. (2012) og en lignende masterutredning fra USA (Huang, 2015). Videre finner vi at det kun er resultatregnskapet som har en verdirelevans ved prognostisering av makroøkonomisk vekst i Norge. Det kan indikere at vi har høyere

grad av resultatorientering i Norge sammenlignet med USA. Dette støttes av tidligere verdirelevansstudier (Beisland, 2012). Vi kan ikke konkludere på den andre delhypotesen om at prognosemakere fullt ut tar høyde for regnskapets prediksjonsevne ved prognostisering av fremtidig økonomisk vekst i Norge. Dermed kan vi heller ikke konkludere på hovedhypotesen om regnskapsanalyse kan brukes til å forbedre makroøkonomiske prognoser av BNP i Norge.

## 9.1 Begrensninger og forslag til videre forskning

Som enhver empirisk studie inneholder også denne ulike begrensninger. Disse vil vi redegjøre nærmere for i denne seksjonen. Vi vil også utdype om forslag til videre forskning. Disse forslagene knyttes mot studiens begrensninger, samt andre områder som vi mener bør utforskes videre. På den måten setter vi utredningen i perspektiv, noe vi håper kan inspirere til fremtidige studier, og bidra til at forskningsområdet får økt trekkraft i Norge.

Vi har valgt å benytte kvartalsdata for å utnytte tidsgevinsten som ligger i bruk av regnskapsdata i prognosearbeid. Dette impliserer at vi konsentrerer oss om børsnoterte selskaper. Det skyldes at børsnoterte selskaper er påkrevd å utarbeide kvartalsregnskaper. Valget får implikasjoner i datautvelgelsesprosessen og påvirker størrelsen på utvalget vårt. Det er kun en begrenset andel norske selskaper som er børsnoterte, noe som gjør at datasettet er mindre sammenlignet med om vi hadde benyttet årsregnskapsdata. Ifølge SSB er det per 1. januar 2021 over 600 000 bedrifter i Norge, hvor over 6000 av dem har 50 ansatte eller mer (Statistisk sentralbyrå, 2021c). Vårt utvalg er relativt begrenset, med data for 130 børsnoterte selskaper. Til tross for at de børsnoterte selskapene bidrar med en stor andel til BNP, er det ikke sikkert at dette er en optimal proxy for den totale verdiskapningen i Norge. Et forslag til videre forskning kan være å benytte et datasett som også inkluderer ikke-børsnoterte selskaper. I så fall vil man trolig måtte benytte årsregnskaper i stedet for kvartalsregnskaper. En del av tidsgevinsten ved å benytte kvartalsregnskaper vil da forsvinne, men på den annen side oppnås det et langt rikere datagrunnlag. Utvalget vårt viser seg også å være svært følsomt for trimmingprosedyren. Vi startet med et datasett som inneholdt 16 673 observasjoner i årene mellom 1999-2018. Etter trimmingprosedyren består det endelige datasettet av 2 723 kvartaler med 130 unike selskaper. Særlig er det trimmingen av observasjoner som inneholder manglende data

som begrenser utvalget. I denne prosedyren trimmes 7 131 observasjoner. En mulighet for videre forskning er derfor å gjenskape studien på et rikere datasett.

Videre er det heller ikke slik at selskaper notert på Oslo Børs utelukkende har økonomisk aktivitet i Norge. Vi har vi sett en kraftig økning i utenlandske direkteinvesteringer verden over, og med dette en økende betydning av multinasjonale virksomheter (Roine et al., 2016). Derfor kan det stilles spørsmål ved om regnskapsdata fra virksomheter notert på Oslo Børs er relevant ved prediksjon av norsk BNP. Vår studie undersøker ikke mulige konsekvenser av dette. Samfunns- og næringslivsforskning AS har en omfattende database med regnskaps- og foretaksdata for norske selskaper, ofte forkortet SNF-databasen. Denne databasen inneholder blant annet informasjon om virksomheter er multinasjonale eller ikke. En interessant mulighet for videre forskning er å undersøke dynamikken mellom multinasjonale og nasjonale virksomheteres innvirkning på den overordnede økonomiske aktiviteten i Norge. Dette støttes av Li et al. (2014) som understreker at den geografiske lokasjonen til en virksomhet har en betydning for dynamikken med makroøkonomien.

Som nevnt i kapittel 8 er det også mulig at vi har utelatt relevante forklaringsvariabler i den empiriske spesifikasjonen. Vi støtter oss imidlertid på anerkjente studier (Konchitchki og Patatoukas, 2014a,b), noe som tilsier det motsatte. På den annen side har vi autokorrelerte residualer i våre modeller, som er en indikator på utelatt variabel-skjevhet. Basert på dette kan det være interessant å utvide studiene til Konchitchki og Patatoukas (2014b), og teste regnskapsmessige lønnsomhetsdrivere sammen med andre makroindikatorer. Som studien til Gerdrup et al. (2006) dokumenterer, finnes det en rekke andre relevante makroindikatorer for prognostisering av BNP i Norge. Dersom det i fremtiden lykkes med å etablere en sterkere link mellom finansregnskapet og fremtidig økonomisk vekst vil det også være interessant å undersøke hvorvidt makroprognosemakere hensyntar slik informasjon. Dette kan gjøres ved å benytte det empiriske rammeverket til Konchitchki og Patatoukas (2014a,b), som vist i kapittel 4.6.4.

Vi har undersøkt datagrunnlaget for konsensusestimater om fremtidig vekst i BNP. Disse datakildene bærer preg av å være sporadisk og mangelfullt. I Norge har vi ikke et sentralisert konsensusmål på BNP-prognoser, slik som eksempelvis Survey of Professional Forecasters (SPF) i USA (benyttet i Konchitchki og Patatoukas (2014a,b)). Derfor vil det være interessant å samle inn et mer komplett datasett på konsensusestimater for BNP, dersom

en vil undersøke prognosemakeres bruk av regnskapsinformasjon. Videre kan det være av interesse å gjennomføre en kvalitativ studie for å belyse hva som er gjeldende praksis for norske prognosemakere. Basert på våre samtaler med profesjonelle prognosemakere i Norge vil praksisen variere etter hvor store ressurser organisasjonen har. Derfor vil det være viktig å ha et fokus på forskjellige typer prognosemakere - herunder det private næringsliv, store statlige institusjoner og profesjonelle prognosemakere/analysebyrå.

En annen mulighet for å bygge videre på resultatene i denne utredningen er å dekomponere regnskapsmessig fortjeneste og undersøke hvilke komponenter som driver fremtidig BNP-vekst. Vi har undersøkt DuPont-drivere og finner, noe overraskende, ikke statistisk signifikante sammenhenger. Når vi i stedet bruker netto fortjeneste finner vi en signifikant sammenheng med BNP-vekst fire kvartaler frem. Det kan indikere at bedrifters finansiering er en viktig komponent - siden DuPont lønnsomhetsdrivere ikke utviser en signifikant sammenheng. Videre kan det også være interessant med en mer utfyllende undersøkelse av koblingen mellom BNP-vekst og regnskapsmessige balanseverdier, siden denne utredningen kun konsentrerer seg om netto operasjonelle eiendeler (NOA).

Til slutt vil vi nevne muligheten for å benytte andre økonometriske fremgangsmåter. For det første utnytter vi ikke panelstrukturen i datasettet. Panelstrukturen tillater for eksempel å korrigere for såkalte faste effekter. Motivasjonen for dette er todelt: For det første ønsket vi å sammenligne resultatene med Konchitchki og Patatoukas (2014a,b) ettersom de tilsynelatende har funnet et rammeverk som egner seg godt i den amerikanske økonomien. I og med at vi ikke har sett at det er utført tilsvarende forskning i Norge valgte vi derfor å følge samme fremgangsmåte som dem. For det andre ønsker vi størst mulig grad av praktisk anvendelse av resultatene. At tidsserieanalyse er en vanlig metodikk ved makroøkonomisk prognosearbeid ga en ytterligere motivasjon. Paneldata-metoder er et foretrukket verktøy for mange forskere, og kunne også vært nyttig i denne studien. Videre har vi tidligere nevnt at det kan foreligge endogenitetsproblematikk (se kapittel 7). Basert på kapittel 3.1 og 3.2 kan det også se ut som at sammenhengen mellom BNP og finansregnskapet går begge veier - dvs. mulig toveiskausalitet. Dette er problematikk som kan studeres i nærmere detalj ved hjelp av andre økonometriske metoder - eksempelvis IV-metoder. En annen mulighet er å undersøke hvordan regnskapsinformasjon kan inkorporeres i maskinlæring for å predikere makroøkonomisk vekst. En studie fra Abdalla et al. (2021) viser at regnskapsinformasjon

også er relevant ved prediksjon av makrostørrelser i maskinlæringsmodeller.

Finansregnskapets rolle i den overordnede økonomien er et lite utforsket forskningsområde i Norge. Selv om vi ser en del CMBAR-forskning er det få, eller ingen, resultater som etablerer en link mellom finansregnskapet og den overordnede økonomien. Dermed finnes det et bredt spekter av muligheter for videre forskning, utover det å bygge på de begrensningene vi nevnte i dette delkapittelet. Et annet område som etter vår kjennskap ikke er undersøkt i Norge er sammenhengen mellom regnskapsinformasjon og inflasjon (se for eksempel Nallareddy og Ogneva (2017) og Shivakumar (2007)), men det finnes antakelig langt flere.

## Referanser

- Aastveit, K. A., Gerdrup, K. R., og Jore, A. S. (2011). Short-term forecasting of gdp and inflation in real-time: Norges bank's system for averaging models.
- Abdalla, A. M., Carabias, J. M., og Patatoukas, P. N. (2021). The real-time macro content of corporate financial reports: a dynamic factor model approach. *Journal of Monetary Economics*.
- Baffigi, A., Golinelli, R., og Parigi, G. (2004). Bridge models to forecast the euro area gdp. *International Journal of forecasting*, 20(3):447–460.
- Ball, R. og Brown, P. (1968). An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of accounting research*, sider 159–178.
- Ball, R., Sadka, G., og Sadka, R. (2009). Aggregate earnings and asset prices. *Journal of Accounting Research*, 47(5):1097–1133.
- Banbura, M., Giannone, D., og Reichlin, L. (2011). *Nowcasting*. Editors: Clements, M.P., Hendry D.F. Oxford: Oxford Handbooks in Economics.
- Barth, M. E., Landsman, W. R., Lang, M., og Williams, C. (2012). Are ifrs-based and us gaap-based accounting amounts comparable? *Journal of Accounting and Economics*, 54(1):68–93.
- BEA, U. (2006). A guide to the national income and product accounts of the united states.
- Beaver, W. H. (2002). Perspectives on recent capital market research. *The Accounting Review*, 77(2):453–474.
- Beisland, L. A. (2009). A review of the value relevance literature. *The Open Business Journal*, 2(1).
- Beisland, L. A. (2012). Verdirelevansen til norsk regnskapsinformasjon f. *Magma*, 212:28–35.
- Berg, T. N. og Kleivset, C. (2014). *Inflasjonsstyring-et dokumentasjonsnotat om enkelte metodeendringer som har funnet sted i Norges Bank i perioden 2001-2013*. Number 5/2014. Staff Memo.
- Bernhardsen, T., Eitrheim, Ø., Jore, A. S., og Røisland, Ø. (2005). Real-time data for norway: challenges for monetary policy. *The North American Journal of Economics and Finance*, 16(3):333–349.
- Bernstein, W. J. og Arnott, R. D. (2003). Earnings growth: The two percent dilution. *Financial Analysts Journal*, 59(5):47–55.
- Biau, O. et al. (2010). Euro area gdp forecast using large survey dataset-a random forest approach. Technical report, EcoMod.
- Boug, P. og Dyvi, Y. (2008). *MODAG-En makroøkonomisk modell for norsk økonomi*. Statistisk sentralbyrå.



- Brown, P. og Ball, R. (1967). Some preliminary findings on the association between the earnings of a firm, its industry, and the economy. *Journal of Accounting Research*, sider 55–77.
- Carabias, J. M. (2018). The real-time information content of macroeconomic news: implications for firm-level earnings expectations. *Review of Accounting Studies*, 23(1):136–166.
- Chakraborty, C. og Joseph, A. (2017). Machine learning at central banks.
- Cheng, Q. (2005). What determines residual income? *The Accounting Review*, 80(1):85–112.
- Chuku, C., Simpasa, A., og Oduor, J. (2019). Intelligent forecasting of economic growth for developing economies. *International Economics*, 159:74–93.
- Collins, D. W., Maydew, E. L., og Weiss, I. S. (1997). Changes in the value-relevance of earnings and book values over the past forty years. *Journal of accounting and economics*, 24(1):39–67.
- Dechow, P. M. og Dichev, I. D. (2002). The quality of accruals and earnings: The role of accrual estimation errors. *The accounting review*, 77(s-1):35–59.
- Dichev, I. D. og Tang, V. W. (2009). Earnings volatility and earnings predictability. *Journal of accounting and Economics*, 47(1-2):160–181.
- Evans, M. D. (2005). Where are we now? real-time estimates of the macro economy. *International Journal of Central Banking*, 1:127–175.
- Fairfield, P. M. og Yohn, T. L. (2001). Using asset turnover and profit margin to forecast changes in profitability. *Review of accounting Studies*, 6(4):371–385.
- Fama, E. F. (1981). Stock returns, real activity, inflation, and money. *The American economic review*, 71(4):545–565.
- Fama, E. F. (1990). Stock returns, expected returns, and real activity. *The journal of finance*, 45(4):1089–1108.
- Feltham, G. A. og Ohlson, J. A. (1995). Valuation and clean surplus accounting for operating and financial activities. *Contemporary accounting research*, 11(2):689–731.
- Finanstilsynet (18. august 2020). Samlerapport tematilsyn om regnskapsføring av utlån etter ifrs 9.
- Fischer, S. og Merton, R. C. (1984). Macroeconomics and finance: The role of the stock market. I *Carnegie-Rochester conference series on public policy*, volume 21, sider 57–108. Elsevier.
- Francis, J. og Schipper, K. (1999). Have financial statements lost their relevance? *Journal of accounting Research*, 37(2):319–352.
- Frøyland, E. og Nymoen, R. (2000). Produksjonsgapet i norsk økonomi-ulike metoder, samme svar? *Norges Bank*.
- Gerdrup, K. R., Hammersland, R., og Naug, B. E. (2006). Finansielle størrelser og utviklingen i realøkonomien.

- Gerdrup, K. R. og Nicolaisen, J. (2011). *On the purpose of models - The Norges Bank experience*. Number 06/2011. Staff Memo.
- Giannone, D., Reichlin, L., og Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4):665–676.
- Gjerde, Ø., Knivsflå, K., og Sættem, F. (2008). The value-relevance of adopting ifrs: Evidence from 145 ngaap restatements. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 17(2):92–112.
- Gjerde, Ø., Knivsflå, K., og Sættem, F. (2011). The value relevance of financial reporting in norway 1965–2004. *Scandinavian Journal of Management*, 27(1):113–128.
- Greene, W. H. (2011). *Econometric analysis*. Pearson Education.
- Haakonsen, L. (2015). Kvarts i praksis v.
- Hodrick, R. J. og Prescott, E. C. (1997). Postwar us business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, sider 1–16.
- Hopland, A. O. (2015). Econometrics for business research. *Norwegian School of Economics (NHH), Department of Business and Management Science*.
- Huang, M. (2015). Predictive power of aggregate accounting earnings growth for growth of future gdp.
- IFRS (2021). Bruk av ifrs i usa. Hentet 30. mai 2021, fra: <https://www.ifrs.org/use-around-the-world/use-of-ifrs-standards-by-jurisdiction/view-jurisdiction/united-states/>.
- Kjellefold, K. (2020). Finansregnskapet og makroøkonomiske prognoser. *Revisjon og Regnskap*, 1:24–25.
- Konchitchki, Y. og Patatoukas, P. N. (2014a). Accounting earnings and gross domestic product. *Journal of Accounting and Economics*, 57(1):76–88.
- Konchitchki, Y. og Patatoukas, P. N. (2014b). Taking the pulse of the real economy using financial statement analysis: Implications for macro forecasting and stock valuation. *The Accounting Review*, 89(2):669–694.
- Kothari, S. (2001). Capital markets research in accounting. *Journal of accounting and economics*, 31(1-3):105–231.
- Kothari, S., Lewellen, J., og Warner, J. B. (2006). Stock returns, aggregate earnings surprises, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 79(3):537–568.
- Kothari, S., Shivakumar, L., og Urcan, O. (2013). Aggregate earnings surprises and inflation forecasts. *Unpublished Paper, MIT Sloan School of Management and London Business School*.
- Lev, B. (1983). Some economic determinants of time-series properties of earnings. *Journal of accounting and economics*, 5:31–48.
- Lev, B. og Thiagarajan, S. R. (1993). Fundamental information analysis. *Journal of Accounting research*, 31(2):190–215.

- Li, N., Richardson, S., og Tuna, İ. (2014). Macro to micro: Country exposures, firm fundamentals and stock returns. *Journal of Accounting and Economics*, 58(1):1–20.
- Lipe, R. C. (1986). The information contained in the components of earnings. *Journal of Accounting Research*, 24:37–64.
- McCloskey, D. (1993). Other things equal: Schelling's five truths of economics. *Eastern Economics Journal*, 19(1):109–111.
- Nallareddy, S. og Ogneva, M. (2017). Predicting restatements in macroeconomic indicators using accounting information. *The Accounting Review*, 92(2):151–182.
- Newey, W. K. og West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroscedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3):703–708.
- Newey, W. K. og West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The Review of Economic Studies*, 61(4):631–653.
- Nissim, D. og Penman, S. H. (2001). Ratio analysis and equity valuation: From research to practice. *Review of accounting studies*, 6(1):109–154.
- Norges Bank (10. juli 2014). Stresstesting og makromodeller. Hentet 16. februar 2020, fra: <https://www.norges-bank.no/tema/finanssiell-stabilitet/Overvaking/Stresstesting-og-makromodeller/>.
- Norges Bank (2. januar 2020). Våre samfunnsoppdrag. Hentet 16. februar 2020, fra: <https://www.norges-bank.no/tema/Om-Norges-Bank/samfunnsoppdrag/>.
- Ohlson, J. A. (1995). Earnings, book values, and dividends in equity valuation. *Contemporary accounting research*, 11(2):661–687.
- Oslo Børs (2021). Kursutvikling siden 1914. Hentet 6. april 2021, fra: [https://www.oslobors.no/Historien-i-tekst-og-bilder/Tall-og-grafer/Kursutvikling-siden-1914?fbclid=IwAR2\\_Y2wtAmoW0E56otKGzek4u3gGlvFV\\_7kAqGGcxQylhLga4iJgdTuRSUQ](https://www.oslobors.no/Historien-i-tekst-og-bilder/Tall-og-grafer/Kursutvikling-siden-1914?fbclid=IwAR2_Y2wtAmoW0E56otKGzek4u3gGlvFV_7kAqGGcxQylhLga4iJgdTuRSUQ).
- Ou, J. A. (1990). The information content of nonearnings accounting numbers as earnings predictors. *Journal of Accounting Research*, 28(1):144–163.
- Ou, J. A. og Penman, S. H. (1989). Financial statement analysis and the prediction of stock returns. *Journal of accounting and economics*, 11(4):295–329.
- Penman, S. H. og Zhang, X.-J. (2002). Accounting conservatism, the quality of earnings, and stock returns. *The accounting review*, 77(2):237–264.
- Pettersen, L. I., Strandberg, B. E., og Sellæg, F. E. (2003). Det første ifrs-regnskapet - slik skjer overgangen. *Revisjon og Regnskap*, 6.
- PwC (2017). Kravet om kvartalsrapportering bortfaller - likevel godt ir-arbeide å rapportere q1 og q3? Hentet 30. mai 2021, fra: <https://blogg.pwc.no/finansbloggen/kravet-om-kvartalsrapportering-bortfaller-likevel-godt-ir-arbeide-Å-rapportere-q-1-og-q-3>.
- Regjeringen (19. november 2018). Samfunnsøkonomiske analyser. Hentet 16. februar 2020, fra: <https://www.regjeringen.no/no/tema/okonomi-og-budsjett/statlig-okonomistyring/samfunnsokonomiske-analyser/id438830/>.

- Regjeringen (2016). Krav om kvartalsrapportering for børsnoterte selskap oppheves. Hentet 30. mai 2021, fra: <https://www.regjeringen.no/no/aktuelt/krav-om-kvartalsrapportering-for-borsnoterte-selskap-oppheves/id2521663/>.
- Regjeringen (2020). Økonomiske modeller i bruk i finansdepartementet. Hentet 18. april 2021, fra: [https://www.regjeringen.no/no/tema/okonomi-og-budsjett/norsk\\_okonomi/modellbruk/okonomiske-modeller-i-bruk-i-finansdepartementet/id2576297/](https://www.regjeringen.no/no/tema/okonomi-og-budsjett/norsk_okonomi/modellbruk/okonomiske-modeller-i-bruk-i-finansdepartementet/id2576297/).
- Roine, J., V Johnsen, J., Bergh, A., Bratsberg, B., Toivanen, O., Svarer, M., Holmlund, H., Datta Gupta, N., Schjelderup, G., Rosholm, M., et al. (2016). *Nordic Economic Policy Review*. Nordic Council of Ministers.
- Shivakumar, L. (2007). Aggregate earnings, stock market returns and macroeconomic activity: A discussion of 'does earnings guidance affect market returns? the nature and information content of aggregate earnings guidance'. *Journal of Accounting and Economics*, 44(1-2):64–73.
- Sloan, R. G. (1996). Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? *Accounting review*, sider 289–315.
- Soliman, M. T. (2008). The use of dupont analysis by market participants. *The Accounting Review*, 83(3):823–853.
- Statistisk sentralbyrå (2019a). Hva er energiintensitet, og hvordan kan den måles? Hentet 18. februar 2021, fra: <https://www.ssb.no/nasjonalregnskap-og-konjunkturer/artikler-og-publikasjoner/hva-er-egentlig-bnp>.
- Statistisk sentralbyrå (2019b). Hva er sesongjustering? Hentet 20. april 2021, fra: <https://www.ssb.no/varehandel-og-tjenesteyting/artikler-og-publikasjoner/hva-er-sesongjustering>.
- Statistisk sentralbyrå (2020). Hva er egentlig bnp? Hentet 16. februar 2021, fra: <https://www.ssb.no/nasjonalregnskap-og-konjunkturer/artikler-og-publikasjoner/hva-er-egentlig-bnp>.
- Statistisk sentralbyrå (2021a). Nasjonalregnskap. Hentet 18. februar 2021, fra: <https://www.ssb.no/nasjonalregnskap-og-konjunkturer/statistikker/knr>.
- Statistisk sentralbyrå (2021b). Nasjonalregnskap. Hentet 16. februar 2021, fra: <https://www.ssb.no/statbank/>.
- Statistisk sentralbyrå (2021c). Virksomheter. Hentet 02. mai 2021, fra: <https://www.ssb.no/virksomheter-foretak-og-regnskap/statistikker/bedrifter/aar>.
- Store norske leksikon (2014). Rentabilitet. Hentet 30. mai 2021, fra: <https://snl.no/rentabilitet>.
- Store norske leksikon (2019). Maskinlæring. Hentet 19. mars 2021, fra: <https://snl.no/maskinlæring/>.
- Thomas, W. B. (1999). A test of the market's mispricing of domestic and foreign earnings. *Journal of Accounting and Economics*, 28(3):243–267.
- Tiffin, A. (2016). Seeing in the dark: a machine-learning approach to nowcasting in lebanon.

- 
- Tkacz, G. og Hu, S. (1999). Forecasting gdp growth using artificial neural networks. Technical report, Bank of Canada.
- Wang, H., Cao, F., Li, S., og Liu, X. (2015). Can accounting earnings predict future gdp growth? evidence from china. *Frontiers of Business Research in China*, 9(1):30.
- Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory econometrics: A modern approach*. Nelson Education.
- Xie, H. (2001). The mispricing of abnormal accruals. *The accounting review*, 76(3):357–373.

# Appendiks

## A1 Egenskaper ved tidsserien

**Tabell A1.1:** Breusch-Godfrey enfaktormodeller

BNP-vekst $_{q+1} = \alpha + \sum_k \beta_k \times \Delta\text{Forklaringsvariabel}_q^k + \epsilon_{q+1}$	Breusch-Pagan <sup>1</sup>	White <sup>1</sup>	Breusch-Godfrey <sup>1</sup>
$\Delta RNOA_q$	1.51	1.77	8.08**
$\Delta ATO_q$	1.29	2.61	7.36*
$\Delta PM_q$	2.23	1.82	8.11**
$\Delta OM_q$	2.56	2.16	7.97**
$\Delta DEP_q$	0.83	1.17	7.51*
$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	0.03	2.93	7.30*
BNP-vekst $_q$	8.51***	8.78**	5.26
$\text{Ret}_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.60	0.40	10.15**
-----			
Venstresidevariabel = BNP-vekst $_{q+2}$			
$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	0.25	2.05	8.17**
BNP-vekst $_q$	0.06	1.31	8.50**
$\text{Ret}_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	3.27*	3.64	9.80**
-----			
Venstresidevariabel = BNP-vekst $_{q+3}$			
$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	4.32**	12.59***	8.60**
BNP-vekst $_q$	0.11	0.42	7.51*
$\text{Ret}_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	5.63**	13.37***	9.11**
-----			
Venstresidevariabel = BNP-vekst $_{q+4}$			
$\Delta\text{Fortjeneste}_q$	3.85**	4.04	5.21
BNP-vekst $_q$	2.75*	2.34	8.23**
$\text{Ret}_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.31	2.28	8.09**

<sup>1</sup>Breusch-Pagan og White tester for heteroskedastisitet, hvor  $H_0$  = konstant varians og  $H_A$  = ikke konstant varians. Breusch-Godfrey tester for autokorrelasjon, hvor  $H_0$  = ingen autokorrelasjon og  $H_A$  = autokorrelasjon. Breusch-Godfrey benytter 3 lag. Se kapittel 4.3 for mer informasjon om testene.

**Tabell A1.2:** Breusch-Godfrey flerfaktormodeller - Hovedtest

	Modell 1 <sup>1</sup>	Modell 2 <sup>2</sup>	Modell 3 <sup>3</sup>
Breusch-Pagan <sup>4</sup>	4.04**	0.06	1.81
White <sup>4</sup>	7.13	11.40	12.91**
Breusch-Godfrey <sup>4</sup>	7.15*	8.59**	7.96**

<sup>1</sup> Modell 1 =  $\Delta\text{BNP}_{q+1} = \alpha + \beta_1 \times \Delta\text{ATO}_q + \beta_2 \times \Delta\text{PM}_q + \epsilon_{q+1}$

<sup>2</sup> Modell 2 =  $\Delta\text{BNP}_{q+1} = \alpha + \beta_1 \times \Delta\text{ATO}_q + \beta_2 \times \Delta\text{OM}_q + \beta_3 \times \Delta\text{DEP}_q + \epsilon_{q+1}$

<sup>3</sup> Modell 3 =  $\Delta\text{BNP}_{q+1} = \alpha + \beta_1 \times \Delta\text{ATO}_q + \beta_2 \times \Delta\text{OM}_q + \beta_3 \times \Delta\text{DEP}_q + \beta_4 \times \text{Ret}_{t-12 \rightarrow t} + \epsilon_{q+1}$

<sup>4</sup> Breusch-Pagan og White tester for heteroskedastisitet, hvor  $H_0$  = konstant varians og  $H_A$  = ikke konstant varians. Breusch-Godfrey tester for autokorrelasjon, hvor  $H_0$  = ingen autokorrelasjon og  $H_A$  = autokorrelasjon. Testen benytter 3 lag. Se kapittel 4.3 for mer informasjon om testene.

**Tabell A1.3:** Breusch-Godfrey flerfaktormodeller - Tilleggstest

	Breusch-Pagan <sup>1</sup>	White <sup>1</sup>	Breusch-Godfrey <sup>1</sup>
<hr/>			
$BNP\text{-vekst}_{q+k} = \alpha_k + \beta_k \Delta \text{Fortjeneste}_q + \gamma_k BNP\text{-vekst}_q + \epsilon_{q+k}$			
BNP-vekst <sub>q+1</sub>	-4.32***	-4.49***	-2.46
BNP-vekst <sub>q+2</sub>	-4.30***	-4.37***	-2.58*
BNP-vekst <sub>q+3</sub>	-4.16***	-4.50***	-2.77*
BNP-vekst <sub>q+4</sub>	-4.29***	-4.84***	-2.37
<hr/>			
$BNP\text{-vekst}_{q+k} = \alpha_k + \beta_k \Delta \text{Fortjeneste}_q + \gamma_k BNP\text{-vekst}_q + \delta_k \Delta \text{Ret}_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX} + \epsilon_{q+k}$			
BNP-vekst <sub>q+1</sub>	-4.32***	-4.49***	-2.46
BNP-vekst <sub>q+2</sub>	-4.30***	-4.37***	-2.58*
BNP-vekst <sub>q+3</sub>	-4.16***	-4.50***	-2.77*
BNP-vekst <sub>q+4</sub>	-4.29***	-4.84***	-2.37

<sup>1</sup>Breusch-Pagan og White tester for heteroskedastisitet, hvor  $H_0$  = konstant varians og  $H_A$  = ikke konstant varians. Breusch-Godfrey tester for autokorrelasjon, hvor  $H_0$  = ingen autokorrelasjon og  $H_A$  = autokorrelasjon. Testen benytter 4 lag. Se kapittel 4.3 for mer informasjon om testene.

**Tabell A1.4:** Agumented Dickey-Fuller test

$BNP\text{-vekst}_{q+1} = \alpha + \sum_k \beta_k \times \Delta \text{Forklaringsvariabel}_q^k + \epsilon_{q+1}$	ADF (2 lag) <sup>1</sup>	ADF (3 lag) <sup>1</sup>	ADF (4 lag) <sup>1</sup>
BNP-vekst <sub>q</sub>	-4.10***	-4.48***	-2.52
BNP-vekst <sub>q+1</sub>	-4.32***	-4.49***	-2.46
BNP-vekst <sub>q+2</sub>	-4.30***	-4.37***	-2.58*
BNP-vekst <sub>q+3</sub>	-4.16***	-4.50***	-2.77*
BNP-vekst <sub>q+4</sub>	-4.29***	-4.84***	-2.37
$\Delta RNOA_q$	-3.19**	-3.24**	-2.94**
$\Delta ATO_q$	-2.33	-2.68*	-2.40
$\Delta PM_q$	-3.04**	-3.87***	-3.24**
$\Delta OM_q$	-3.03**	-3.98***	-3.31**
$\Delta DEP_q$	-4.02***	-4.69***	-3.27**
$\text{Ret}_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	-3.47***	-4.33***	-3.18**
$\Delta \text{Fortjeneste}_q$	-3.10**	-3.50***	-3.71***

<sup>1</sup>Agumented Dickey-Fuller tester for stasjonaritetsegenskaper, hvor  $H_0$  = ikke-stasjonaritet og  $H_A$  = stasjonaritet. Breusch-Godfrey tester for autokorrelasjon, hvor  $H_0$  = ingen autokorrelasjon og  $H_A$  = autokorrelasjon. Testen benytter 4 lag. Se kapittel 4.3 for mer informasjon om testene.

## A2 Testing av andre lag-lengder

**Tabell A2.1:** Robusthetstest - hovedtest med 2 lags

	BNP-vekst <sub>t,q+1</sub>		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0358 (0.122)		
$\Delta ATO_q$		-0.0454 (0.0322)	-0.0391 (0.0342)
$\Delta PM_q$		0.0654 (0.186)	
$\Delta OM_q$			0.0691 (0.192)
$\Delta DEP_q$			0.537 (0.852)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0451*** (0.0163)	0.0432** (0.0203)	0.0432** (0.0214)
Konstant	0.00867** (0.00423)	0.00663 (0.00462)	0.00694 (0.00492)
Observasjoner	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.03	0.03	0.01

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1



**Tabell A2.2:** Robusthetstest - hovedtest med 4 lags

	BNP-vekst <sub><i>q</i>+1</sub>		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0358 (0.0997)		
$\Delta ATO_q$		-0.0454 (0.0312)	-0.0391 (0.0344)
$\Delta PM_q$		0.0654 (0.174)	
$\Delta OM_q$			0.0691 (0.180)
$\Delta DEP_q$			0.537 (0.830)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0451*** (0.0156)	0.0432** (0.0185)	0.0432** (0.0192)
Konstant	0.00867** (0.00359)	0.00663 (0.00428)	0.00694 (0.00454)
Observasjoner	52	52	52
Justert $R^2$	0.03	0.03	0.01

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

**Tabell A2.3:** Robusthetstest - hovedtest med automatisk lag-valg

	BNP-vekst <sub>t,q+1</sub>		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0358 (0.0659)		
$\Delta ATO_q$		-0.0454 (0.0281)	-0.0391 (0.0325)
$\Delta PM_q$		0.0654 (0.117)	
$\Delta OM_q$			0.0691 (0.148)
$\Delta DEP_q$			0.537 (0.780)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0451*** (0.0100)	0.0432*** (0.00972)	0.0432*** (0.0165)
Konstant	0.00867*** (0.00298)	0.00663 (0.00462)	0.00694 (0.00455)
Observasjoner	52	52	52
Justert $R^2$	0.06	0.08	0.09

<sup>1</sup> Regresjonene er kalkulert i Stata ved hjelp av funksjonen *Ivreg2* med valgalternativene *bw(auto)robust*, som kalkulerer robuste Newey-West standardfeil og velger passende lag-lengde automatisk.

<sup>2</sup> Robuste standardfeil i parentes

<sup>3</sup> \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

**Tabell A2.4:** Robusthetstest - tilleggstest med 2 lags

	BNP-vekst <sub>t,q+1</sub>		BNP-vekst <sub>t,q+2</sub>		BNP-vekst <sub>t,q+3</sub>		BNP-vekst <sub>t,q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta Fortjeneste_q$	0.0225 (0.0681)	-0.00175 (0.0766)	-0.00383 (0.0840)	-0.0304 (0.0855)	-0.00750 (0.0688)	0.0175 (0.0655)	0.194*** (0.0467)	0.179*** (0.0521)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0412** (0.0202)	0.0561** (0.0225)	0.0201 (0.0235)	0.0364* (0.0213)	0.0155 (0.0323)	0.000132 (0.0349)	-0.0197 (0.0164)	-0.0103 (0.0164)
BNP-vekst <sub>t,q</sub>		-0.276*** (0.0914)		-0.302* (0.152)		0.284** (0.115)		-0.176* (0.102)
Konstant	0.00889** (0.00417)	0.0113** (0.00482)	0.0116** (0.00478)	0.0143*** (0.00493)	0.0113** (0.00524)	0.00881 (0.00569)	0.0136*** (0.00485)	0.0152*** (0.00532)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert $R^2$	0.03	0.08	-0.03	0.04	-0.03	0.02	0.13	0.15

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

**Tabell A2.5:** Robusthetstest - tilleggstest med 4 lags

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>		BNP-vekst <sub>q+2</sub>		BNP-vekst <sub>q+3</sub>		BNP-vekst <sub>q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta$ Fortjeneste <sub>q</sub>	0.0225 (0.0692)	-0.00175 (0.0767)	-0.00383 (0.0867)	-0.0304 (0.0907)	-0.00750 (0.0723)	0.0175 (0.0699)	0.194*** (0.0464)	0.179*** (0.0529)
Ret <sub>t-12→t</sub> <sup>OSEBX</sup>	0.0412** (0.0193)	0.0561** (0.0210)	0.0201 (0.0227)	0.0364* (0.0212)	0.0155 (0.0296)	0.000132 (0.0334)	-0.0197 (0.0133)	-0.0103 (0.0140)
BNP-vekst <sub>q</sub>		-0.276*** (0.0773)		-0.302** (0.140)		0.284** (0.108)		-0.176 (0.105)
Konstant	0.00889** (0.00350)	0.0113*** (0.00421)	0.0116** (0.00448)	0.0143*** (0.00490)	0.0113** (0.00448)	0.00881* (0.00440)	0.0136*** (0.00395)	0.0152*** (0.00454)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.03	0.08	-0.03	0.04	-0.03	0.02	0.13	0.15

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

**Tabell A2.6:** Robusthetstest - tilleggstest med automatisk lag-valg

	BNP-vekst <sub>q+1</sub>		BNP-vekst <sub>q+2</sub>		BNP-vekst <sub>q+3</sub>		BNP-vekst <sub>q+4</sub>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta$ Fortjeneste <sub>q</sub>	0.0225 (0.0384)	-0.00175 (0.0578)	-0.00383 (0.0732)	-0.0304 (0.0734)	-0.00750 (0.0608)	0.0175 (0.0621)	0.194*** (0.0303)	0.179*** (0.0494)
Ret <sub>t-12→t</sub> <sup>OSEBX</sup>	0.0412*** (0.0147)	0.0561*** (0.0172)	0.0201 (0.0167)	0.0364** (0.0174)	0.0155 (0.0197)	0.000132 (0.0223)	-0.0197** (0.00984)	-0.0103 (0.0122)
BNP-vekst <sub>q</sub>		-0.276*** (0.0638)		-0.302*** (0.0953)		0.284*** (0.0649)		-0.176 (0.111)
Konstant	0.00889*** (0.00322)	0.0113*** (0.00394)	0.0116*** (0.00334)	0.0143*** (0.00335)	0.0113*** (0.00312)	0.00881*** (0.00290)	0.0136*** (0.00310)	0.0152*** (0.00443)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert R <sup>2</sup>	0.07	0.13	0.01	0.10	0.01	0.08	0.17	0.20

<sup>1</sup>Regresjonene er kalkulert i Stata ved hjelp av funksjonen *Ivreg2*, med valgalternativene *bw(auto)robust*, som kalkulerer robuste Newey-West standardfeil og velger passende lag-lengde automatisk.

<sup>2</sup>Robuste standardfeil i parentes

<sup>3</sup>\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

### A3 Andre tester

**Tabell A3.1:** Robusthetstest - hovedtest med HP-filter og verdivektet  $\Delta ATO_q$

	BNP-vekst $_{q+1}$		
	(1)	(2)	(3)
$\Delta RNOA_q$	-0.0526 (0.112)		
$\Delta ATO_q$		-0.0421 (0.0280)	-0.0320 (0.0332)
$\Delta PM_q$		-0.0341 (0.202)	
$\Delta OM_q$			-0.0133 (0.209)
$\Delta DEP_q$			0.655 (0.829)
$Ret_{t-12 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0395*** (0.0147)	0.0433** (0.0179)	0.0420** (0.0193)
Konstant	-0.00442 (0.00383)	-0.00489 (0.00402)	-0.00473 (0.00427)
Observasjoner	52	52	52
Justert $R^2$	0.01	0.01	-0.01

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

**Tabell A3.2:** Robusthetstest - tilleggstest med 6-måneders aksjemarkedsavkastning

	BNP-vekst $_{q+1}$		BNP-vekst $_{q+2}$		BNP-vekst $_{q+3}$		BNP-vekst $_{q+4}$	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\Delta Fortjeneste_q$	0.0472 (0.0705)	0.0300 (0.0745)	-0.0306 (0.0966)	-0.0546 (0.0987)	-0.0523 (0.0850)	-0.0324 (0.0859)	0.241*** (0.0638)	0.230*** (0.0722)
$Ret_{t-6 \rightarrow t}^{OSEBX}$	0.0177 (0.0247)	0.0297 (0.0215)	0.0598* (0.0321)	0.0767** (0.0336)	0.0781** (0.0305)	0.0641** (0.0315)	-0.0862* (0.0443)	-0.0781 (0.0500)
BNP-vekst $_q$		-0.210** (0.0976)		-0.296* (0.149)		0.245** (0.105)		-0.142 (0.108)
Konstant	0.0125** (0.00480)	0.0150** (0.00561)	0.0110** (0.00443)	0.0146*** (0.00491)	0.00948** (0.00378)	0.00654 (0.00407)	0.0154*** (0.00379)	0.0171*** (0.00384)
Observasjoner	52	52	52	52	52	52	52	52
Justert $R^2$	-0.01	0.01	0.00	0.07	0.03	0.07	0.21	0.21

Robuste standardfeil i parentes

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1