



Stoler markedet på analytikerne?

En empirisk studie av analytikeranbefalingers påvirkning på aksjemarkedet

Ole-Martin Goksøyr og Lars Andreas Grønn

Veileder: Tommy Stamland

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofil: Finansiell økonomi og økonomisk analyse

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 en del av vår mastergrad ved Norges Handelshøyskole. Oppgaven er skrevet innenfor våre hovedprofiler finansiell økonomi og økonomisk analyse og utgjør 30 studiepoeng.

Etter at vi begge har fulgt aksjemarkedene over flere år med stor interesse og lest mange aksjeanalyser har vi lurt på hvor stor investeringsverdi som ligger i analysene. Videre har vi sett hvor mye medieoppmerksomhet som blir gitt til meglerhusenes anbefalinger av hvilke aksje man bør kjøpe. Det har gjort at vi begynte å lure hvor mye markedene påvirkes av analysene som lages.

Mye av tiden ved utredningen har gått med til å samle inn, systematisere og rydde i datagrunnlaget, noe som har gitt oss et svært lærerikt semester. I behandlingen av datasettet har vi benyttet oss av R og fått utviklet vår kunnskap i det. Samtidig har vi i skrivefasen benyttet oss av LaTeX som også har vært en god lærdom.

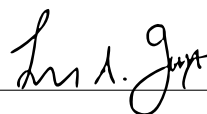
Vi vil rette en takk til vår veileder for utredningen, Tommy Stamland, som gjennom semesteret har bidratt med sin innsikt på fagfeltet og gode innspill til oppgaven. Videre har han også vært en kjærkommen sparringspartner når retningsvalg i oppgaven skulle gjøres.

Norges Handelshøyskole

Bergen, juni 2019



Ole-Martin Goksøyr



Lars Andreas Grønn

Sammendrag

I denne utredningen har vi samlet inn og analysert 33 277 analytikeranbefalinger fra 21 meglerhus utstedt på 25 selskaper over en tidsperiode på tolv år. Den analyserte perioden strekker seg fra 01.01.2007 – 31.12.2018 og de undersøkte selskapene er de inkludert i OBX-indeksen per 01.01.2019. Analysen er gjort for utvalget under ett og for hver av de kategoriske anbefalingene (kjøp/hold/salg) for å besvare problemstillingen:

Hvordan reagerer markedet på analyser av selskapene på OBX-indeksen?

For å kartlegge markedsreaksjonen benyttes begivenhetsstudie-metodikken med formål om å kvantifisere eventuelle abnormale avkastninger. I vårt datasett finner vi en gjennomsnittlig kumulativ abnormal avkastning på 0,362%, -0,184% og -0,485% for henholdsvis kjøps-, hold- og salgsanbefalinger med signifikans på 1 prosent. Samtidig finner vi støtte for antagelsen om at hold-anbefalinger blir oppfattet som en svak salgs-anbefaling i markedet.

Videre, benyttet vi oss av en tverrsnittsregresjonsmodell for å identifisere egenskapene som driver den abnormale avkastningen ved anbefalinger. Egenskaper om innhold, deres forhold til konsensus og konteksten av anbefalingen ble testet. Vi finner at analytikeranbefalingens evne til å styrke eller flytte konsensus er det som skaper størst markedsreaksjon. Dette kan tyde på at konsensusoppfatningen i stor grad reflekteres i aksjekursene og det er anbefalingen sitt avvik fra konsensus som avgjør informasjonsverdien.

Utredningen finner at markedsreaksjonen er lite entydig, noe som er vist ved at 46,88% av kjøps-anbefalingene har en negativ tilhørende markedsreaksjon. Forklaringskraften til regresjonsmodellen indikerer og at variasjonen til den abnormale avkastningen i liten grad forklares av de utstedte anbefalingene og deres egenskaper.

Samlet sett finner studien at analytikeranbefalinger har liten informasjonsverdi for investorer og at markedsreaksjonen på deres anbefalinger er lite entydig. Vi konkluderer at analytikeranbefalinger utgjør en mindre del av informasjonsgrunnlaget til investorer og dette kan være en forklarende faktor for den tvetydige markedsreaksjonen. Derimot så øker informasjonsverdien i den grad anbefalingene justerer konsensusoppfatningen i markedet.

Nøkkelord – CAR, Begivenhetsstudie, Abnormal avkastning, Aksjeanalytikere

Abstract

In this thesis, we have gathered and analyzed 33,277 analyst recommendations from 21 brokerage firms issued for 25 companies over a time period of 12 years. We analyze the period 01.01.2007 – 31.12.2018 and the investigated companies are those included in the OBX index per 01.01.2019. The analysis is done for the sample as a whole and for split samples consisting of each rating (buy/hold/sell) to answer the research question:

How does the market react to analyst recommendations for the companies listed on the OBX index?

To evaluate the market reactions of the analyst recommendations, event study methodology is used to quantify the potential abnormal returns. In our sample we find a cumulative abnormal return of 0.362%, -0.184% og -0.485% for buy, hold and sell recommendations respectively. We also find support for the assumption that hold recommendations are perceived as weak sell signals in the market.

Furthermore, a cross-sectional regression model was used to identify the drivers of abnormal returns. Characteristics concerning their content, their contribution to the consensus and the context of the recommendation were tested. We find that the market reaction is affected by the recommendation's ability to reinforce or shift the common consensus on the stock's price. This can indicate that stock prices largely reflect the consensus and the recommendation's deviation from the consensus determines its informational value.

The study finds that the market reaction is ambiguous resulting in 46.88% of buy recommendations having associated negative abnormal returns. The explanatory power of our regression also indicate that the total variation in abnormal returns to a small degree can be explained by the issued recommendations and their characteristics.

In conclusion, the thesis finds that analyst recommendations have little informational value for investors and that the market reaction to their recommendations is ambiguous. We conclude that analyst recommendations are a small portion of the investors' information set and this is an explanatory factor for the ambiguous market reactions. However, the informational value is increased to the degree that analysts shift the consensus.

Keywords – CAR, Event Study, Abnormal Return, Equity Analysts

Innhold

1	Innledning	1
1.1	Bakgrunn og motivasjon	1
1.2	Problemstilling og struktur	2
2	Lignende studier og teori	4
2.1	Lignende studier	4
2.2	Markedseffisiens	7
3	Metode	9
3.1	Definere begivenheten	9
3.2	Beregning av normalavkastning	9
3.3	Valg av normalavkastningsmodell	10
3.3.1	Markedsmodellen	10
3.3.2	CAPM	11
3.4	Avkastningsberegning	12
3.5	Beregning av abnormal avkastning	14
3.6	Estimeringsvinduet	15
3.7	Begivenhetsvinduet	16
3.8	Clustering - overlappende hendelser	16
3.9	Signifikanstester	18
3.9.1	Tverrsnitts t-test	18
3.9.2	Generalized Sign Test	19
3.10	Tidsserie forutsetninger	20
3.10.1	Gauss-Markov forutsetninger	20
3.10.2	Brudd på forutsetninger	21
4	Data	24
4.1	Valg av data	24
4.1.1	Kursdata	24
4.1.2	Risikofri rente	24
4.1.3	Tidsperiode	25
4.1.4	Selskap	26
4.1.5	Meglerhus	26
4.2	Innhenting og bearbeidelse av data	27
4.3	Deskriptiv statistikk	29
4.3.1	Meglerhus	29
4.3.2	Selskap	31
4.3.3	Tid	33
4.3.4	Endring av anbefaling	34
5	CAR-analyse	36
5.1	Forskjeller mellom normalavkastningsmodeller	36
5.2	Markedsreaksjonen ved utstedelse	37
5.2.1	Hele utvalget	37
5.2.2	Salgsanbefalinger	39
5.2.3	Holdanbefalinger	39

5.2.4	Kjøpsanbefalinger	40
5.3	Retning på markedsreaksjonen	40
5.4	CAR før og etter kunngjøring	41
5.5	ACAR per år	43
5.6	Signifikanstester	45
5.7	Delkonklusjon	46
6	Tverrsnittsregresjonen	48
6.1	Regresjonen og variablene	48
6.2	Regresjonsresultater	50
6.2.1	Drøfting av regresjonsresultater	50
6.3	Delkonklusjon	55
7	Konklusjon og videre studier	58
7.1	Konklusjon	58
7.2	Begrensninger i studien og forslag til videre forskning	59
	Referanser	61
	Appendiks	64
A1	Selskapsticker	64
A2	Signifikans av AAR rundt begivenhetsvinduet	65
A3	Forskjeller i normalavkastningsmodeller	66
A4	MLR-antagelser	67
A5	Bloomberg rating	69
A6	Kvartalsrapportdatoer	69
A7	Eksempel av anbefaling	74
A8	R-kode	75

Tabelliste

4.1	Fordelingen av anbefalingene utstedt per meglerhus	30
4.2	Fordelingen av anbefalingene utstedt per selskap	32
4.3	Endring av kategorisk anbefaling fra forrige utstedelse	34
4.4	Endring av kursmål fra forrige utstedte anbefaling	35
5.1	CAR for de ulike begivenhetsvinduerne og normalavkastningsmodellene .	36
5.2	Deskriptiv statistikk av CAR	38
5.3	Andelen av anbefalinger som har CAR større/mindre enn null	40
5.4	Signifikanstester for ulike begivenhetsvinduerne og anbefalingstypene . . .	45
6.1	Tverrsnittsregresjon med hensyn på anbefalingsegenskaper	51

Figurliste

3.1	Begivenhets-og estimeringsvinduerne	15
4.1	Anbefalinger per år	33
5.1	CAAR-utviklingen for de ulike anbefalingstypene.	42
5.2	ACAR per år	43
5.3	Boksplott for ACAR per år.	44

1 Innledning

1.1 Bakgrunn og motivasjon

Et vesentlig spørsmål innen finansteorien er å besvare hva aktivapriser skal reflektere. I konteksten av aksjer blir spørsmålet om aksjekursene reflekterer all relevant informasjon. Graden av effisiens, definisjonen av relevant informasjon og hvem som har rollen som informasjonsformidlere i markedet retter søkelyset mot analytikere og deres rolle som meningsledere når det kommer til prisdannelsen av finansielle aktiva.

Aksjeanalytikere deler sine kursmål, estimer for inntjening og annen informasjon til aksjemeglere, fondsforvaltere og andre investorer. Hvor mye støtte analytikerne mottar direkte fra meglerhuset varierer og da videre påvirker hvor mye ny informasjon de kan supplere til markedet (Lang og Lundholm, 1996). Ettersom inntektene ved aksjeanalyser tidligere bare kom fra å generere salg i aksjemegling- og investeringsbankavdelingene så kan informasjonsverdien til ulike investorgrupper være varierende. Mens analytikere i utgangspunktet typisk har betydelig flere kjøpsanbefalinger enn hold- og salgsanbefalinger, er det en enda større overvekt mot aksjer med kjøpsanbefaling som meglerhusene får investeringsbank oppdrag for (Dugar og Nathan, 1995). Konsekvensen av dette er at analytikere utsteder analyser som har verdi for institusjonelle investorer, men som ikke tilfører markedet med informasjon som ikke er reflektert i dagens priser (Frankel et al., 2006).

Eksisterende litteratur på informasjonsverdien til analytikeranbefalinger viser tydelige tegn til at analytikere har incentiv til å svekke deres objektive vurderinger om selskapet og inneha en optimistisk bias i deres analyser til markedet (Frankel et al., 2006). Dette indikerer at analytikeranbefalinger ikke har som formål om å isolert sett redusere informasjonsasymmetrien i markedet og som en følge av begrenser hvorvidt anbefalingene utgjør en primær informasjonskilde for investorer. Denne påstanden er støttet av funnene til Barth og Hutton (2004) som finner at investorer ikke fullt reflekterer endringene i anbefalingene i markedsprisene.

Samtidig, er det empirisk dekning for at anbefalingene har verdi for investorer til tross av den svekkede objektiviteten. Selskaper med en relativt høyere andel positive anbefalinger

presterer bedre enn selskap med en lavere andel positiv dekning (Jegadeesh og Kim, 2006), samtidig som endringer av anbefalinger generer statistisk signifikante markedsreaksjoner (Womack, 1996). Dette indikerer at informasjonsverdien for investorer finnes i de relative andelene blant selskapene og endringer fra tidligere anbefalinger (Jegadeesh og Kim, 2006). Resultatene fra tidligere studier tyder på at informasjonsverdien til anbefalingene er uklar. Den eksisterende forskningen på informasjonsverdien til analytikeranbefalinger fokuserer på tverrsnittet av analyser eller på individuelle anbefalinger for å undersøke deres rolle som informasjonsformidlere. Vi legger fokus på både individuelle anbefalinger og deres interaksjon med konsensus for å kartlegge driverne i informasjonsformidling og verdien av disse ulike komponentene. Lignende studier har vært gjennomført på de største kapitalmarkedene (Womack, 1996), illikvide markeder (Murg et al., 2016) og på tvers av flere markeder (Jegadeesh og Kim, 2006). Det nordiske samfunnet er preget av generelt høy tillit (Kleven, 2016) og det kan derfor være interessant å undersøke om dette reflekteres i markedsreaksjonen.

Det norske aksjemarkedet kjennetegnes ved at det er svært sektortungt innenfor energi, shipping og sjømatsektoren. Dette har gjort at Oslo Børs fanger stor global interesse innenfor de sektorene og har følgelig stor utenlandsk interesse av selskapene som er notert, spesielt siden en del av selskapene ikke er hjemmehørende i Norge. Allikevel er meglerhusene som har bredest analysedekning over tid på selskapene som er inkludert i OBX-indeksen hjemmehørende i Skandinavia med hovedkontor i Norge, Sverige og Danmark. Det er også en trend blant de skandinaviske meglerhusene at de har bred dekning og dekker de fleste selskaper på Oslo Børs med høy markedsverdi, noe som gir lav sektorspesialisering innad på børsen. Selv om det er betydelig tilstedeværelse av lokale aktører ser en at store internasjonale aktører er større på handelssiden enn de skandinaviske meglerhusene (Ask, 2017).

1.2 Problemstilling og struktur

Denne utredningen forsøker å kartlegge markedsreaksjonen til utstedte analytikeranbefalinger og sammenligne påvirkningen mellom de ulike kategoriske anbefalingene. Den overordnede problemstilling som denne utredning forsøker å besvare er:

Hvordan reagerer markedet på analyser av selskapene på OBX-indeksen?

Det legges fokus på å undersøke driverne til disse forskjellene og identifisere egenskaper ved anbefalingene som øker informasjonsverdiene til investorene. Vi benytter oss av begivenhetsstudie-metodologien for å kvantifisere den abnormale avkastningen rundt anbefalingene og en regresjonsanalyse for å analysere hvordan innholdet, forholdet til konsensus og konteksten av anbefalingen påvirker denne reaksjonen.

Oppgaven er delt opp i syv kapitler og de ulike kapitlene inneholder det følgende. Kapittel en gir en innledning til oppgavens bakgrunn, målsetninger og struktur. Kapittel to gir en oversikt over det teoretiske grunnlaget og lignende studier på området for å etablere rammene for utredningen. Kapittel tre introduserer begivenhetsstudie-metodologien, forutsetningene for modellene som benyttes og testing av signifikansen til resultatene. I det fjerde kapitlet vises hvilke data som er benyttet, utvelgelsesprosessen og deskriptiv statistikk. Det femte kapitlet analyserer den kumulative abnormale avkastningen for utvalget som en helhet og forskjellene mellom anbefalingstypene. I kapittel seks introduseres tverrsnittsregresjonen av den kumulative abnormale avkastning der vi ser dypere på hva som er driverne til forskjeller mellom den observerte markedsreaksjonene ved utstedelse av anbefalinger. Kapittel syv konkluderer oppgaven ved å oppsummere analysen og implikasjonene våre funn har på den eksisterende forskningen. Avslutningsvis presenteres forslag til videre forskningen og begrensninger av vår studie.

2 Lignende studier og teori

I dette kapitlet vil vi gjennomgå noe av den eksisterende forskning på feltet og teorien om markedseffisiens for å danne et rammeverk for vår utredning. Tidligere studier benyttes for å kartlegge tidligere funn for sammenligningsgrunnlag og for utforming av metodene som benyttes i utredningen. Teorien om markedseffisiens diskuteres for å etablere hvordan effisiens kan påvirke informasjonsverdien til analytikeranbefalinger.

2.1 Lignende studier

The Cross Section of Analyst Recommendations

Sorescu og Subrahmanyam (2006) undersøker om Griffin og Tversky (1992) hypotesen er gjeldende for den oppfattede informasjonsverdien til analytikeranbefalinger. Hypotesen er at mottakere av informasjon vektlegger innholdet høyere enn troverdigheten av informasjonskilden. Sorescu og Subrahmanyam (2006) finner at investorer vektlegger endringene i anbefalinger høyere enn evnen til analytikeren som kommer med anbefalingen. Videre viser de at korrigeringer av aksjekurser fra erfarne analytikere har en høyere abnormal avkastning for investorer relativt til kursendringer fra uerfarne analytikere. De viser og at erfarne analytikere har en betydelig bedre evne til å predikere aksjekurser uttrykt ved deres kursmål. Implikasjonene av disse funnene tyder på at det er avviket fra konsensus som skaper de største umiddelbare reaksjonene i markedet og at eventuelle kursmål utstedt av profilerte analytikere reduserer usikkerhet.

Determinants of the Informativeness of Analyst Research

Frankel et al. (2006) undersøker egenskaper for kursutslagene ved analytikeranbefalinger. Deres funn tyder på den marginale verdien av informasjon forblir positiv til tross for den økende mengden med anbefalinger og at den gjennomsnittlige anbefalingen har positiv informasjonsverdi. Videre finner de et høyere kursutslag ved nedjusteringer av kursmål relativt til positive revideringer. Frankel et al. (2006) argumenterer for at dette kan skyldes av at investorer er mer bevisst på de positive nyhetene om en bedrift og utviser mer skepsis til oppjusteringer av kursmål. Vedrørende egenskapene til de troverdige anbefalingene

finner de at selskap med sektorspesialisering har høyere informasjonsverdi for investorer. Dette kan forklares ved at rapporter om selskaper som opererer i flere markeder er mindre nøyaktige enn for de som opererer i bare et marked.

An Analysis of Stock Recommendations

Morgan og Stocken (2003) utforsker informasjonsverdien av aksjeanalyser for investorer når de er usikre på analytikernes incentiver. Deres funn indikerer at når investorene er usikre på incentivene er det utfordrende for en analytiker å troverdig formidle positiv informasjon uavhengig av hvorvidt incentivene er i tråd med investorene. En mulig forklaring på dette kan være forankret i det faktum at det er en overvekt av positive anbefalinger som er utstedt og en analytiker med ikke-sammenfallende interesser utgir flere positive anbefalinger enn snittet. Denne fordeling av anbefalinger er i samsvar med anbefalingene vi analyserer i vårt datasett. Derimot finner de at analytikere har evnen til å formidle troverdige negative nyheter til investorer. Informasjonsformidlingen svekkes derimot i stor grad fordi rangeringsalternativene som analytikere benytter (kjøp/hold/selg) tillater analytikere i liten grad å differensiere graden av endring i sine anbefalinger.

Discrete Expectational Data and Portfolio Performance

Elton et al. (1986) viser at endringer i aksjeanbefalinger innenfor en 1 til 5 skala der 1 er kjøp og 5 selg, har en påvirkning på aksjekurser både den måneden de utstedes, men også i de to påfølgende månedene. De viser også at man oppnår en meravkastning gjennom å kjøpe de anbefalte aksjene til meglerhusene, men at meravkastningen er større dersom man heller handler på endringer i anbefalinger. Studien finner heller ingen signifikant forskjell mellom meglerhus noe som tilsier at det ikke er forskjeller over tid i meravkastningen de skaper.

The impact of analyst recommendations on stock prices in Austria (2000–2014): evidence from a small and thinly traded market

Murg et al. (2016) studerer kursmål som er utstedt på aksjer som handles på Austrian Traded Index. De kvantifiserer effekten av endringer i anbefalinger mellom selg, hold og kjøp. Videre finner de at forskjellen mellom aksjekurs ved utstedelsesdato og kursmål har

påvirkning på abnormal avkastning. Studien finner også tendens til høyere absoluttverdi i abnormal avkastning som følge av analytikeranbefalinger under finanskrisen i 2008-2009. Et annet interessant funn er at det ikke bare er den første analytikeren med oppdateringer som påvirker markedet, men at de etterfølgende analytikerne med samme anbefaling ikke har signifikant mindre abnormal avkastning i de fleste tilfeller. Det er dermed tegn til en bekreftelseeffekt der mengden analytikere med samme mening kan forsterke effekten til den første analytikeren. Dette funnet er unikt blant studiene som er omtalt i dette kapitlet.

Value of analyst recommendations: International evidence

Jegadeesh og Kim (2006) studerer endringer i analytikeranbefalinger fra november 1993 til juli 2002 i G7 landene. De finner at påvirkningen av analytikere er signifikant større i USA enn i de andre G7 landene. Jegadeesh og Kim (2006) antyder at dette kan skyldes at amerikanske analytikere er bedre på å identifisere feilprisede aksjer. Ved å sammenligne handelsvolum rundt endringer i anbefalinger finner de at det amerikanske markedet har vesentlig større økning i volum ved anbefalingsendringer enn alle de andre markedene. Dette passer med funnet av større prispåvirkning i USA. For å sammenligne amerikanske og ikke-amerikanske analytikere studerer de USA-listede ADRs (American Depository Receipts) og finner at de amerikanske analytikerne har større prispåvirkning også her og dermed implisitt høyere tillit i markedet.

Do Brokerage Analysts' Recommendations Have Investment Value?

Womack (1996) ser på det amerikanske markedet i tidsperioden 1989 til 1991 og finner i likhet med andre en betydelig prispåvirkning fra endring i anbefalinger. Studien finner også en signifikant større påvirkning på selskaper med lavere markedsverdi. Womack viser også at en signifikant drift-effekt i månedene etter endringen. Her påvirker retningen mye; endring til kjøps-anbefaling har en drift-effekt i etterfølgende måned, mens det med tilsvarende selg-anbefaling kan observeres samme effekt over en seks måneders periode. Womack (1996) konkluderer med at det er tegn til at analytikere har evne til både å plukke aksjer og time sine anbefalinger.

Underwriting relationships, analysts' earnings forecasts and investment recommendations

Lin og McNichols (1998) studerer hvordan investeringsbankvirksomheten til meglerhusene påvirker anbefalingene som utstedes. De tar for seg årene 1989 til 1994 i det amerikanske markedet. De viser at meglerhusene med kapitalutstedelser er mer positive i sine analyser for de respektive selskapene enn de uten. Studien finner også en signifikant forskjell på hvordan markedet reagerer på de to gruppene, dette eksemplifisert ved at den negative reaksjonen på hold-anbefalinger er større, dersom meglerhuset har investeringsbankoppdrag for selskapet. En grunn til denne effekten kan være at man tror holdanbefalingen potensielt burde være en salgsanbefaling og dermed bør ansees som et negativt signal. Dette kan sees gjennom den negative reaksjonen som markedet utviser gjennom en negativ kursutviklingen i etterkant av publisering av analysene, uavhengig av om meglerhuset har vært tilknyttet investeringsbankvirksomhet eller ikke.

2.2 Markedseffisiens

I tillegg til lignende studier baserer oppgaven seg på teori på området. Ettersom utredningen tar for seg kortsiktige kursbevegelser vil oppgavens teorigrunnlag være markedseffisiens i form av hvilken informasjon som reflekteres i aksjekursene.

Et effisient marked defineres som «det teoretiske utgangspunktet der all eksisterende informasjon er reflektert i dagens aksjekurser» (Bøhren et al., 2017). Markedseffisienshypotesen hevder at aksjepriser er betinget av tilgjengelig informasjon og i et rasjonelt marked vil prisene være korrekte i snitt (Bodie et al., 2014). Det skilles mellom tre grader av effisiens betinget av hvor mye informasjon som er innbakt i aksjeprisene: svak, halvsterk og sterk (Brealey et al., 2017).

Svak markedseffisiens innebærer at aksjeprisene reflekterer all informasjon som kan innhentes fra markedetsdata som prishistorikk, volum o.l. (Bodie et al., 2014). Ved svak effisiens kan ikke investorer oppnå meravkastning ved bruk av teknisk analyse eller andre prediksjoner basert på kurshistorikk. Siden informasjonskostnaden er lav, ville et fortrinn ved bruk av markedetsdata allerede bli utnyttet av investorer (Bodie et al., 2014). Aksjekursen vil ikke ha innbakt informasjon fra bransjer og selskaper som innebærer at prisanslag

basert på forventningen om fremtidige informasjon vil kunne skape meravkastning og prisene følger en random walk.

Ved halvsterk effisiens er både markedsdata og all offentlig informasjon reflektert i dagens aksjepriser (Brealey et al., 2017). Prisene oppdateres i takt med den offentlige informasjonen som blant annet børsmeldinger, analytikeranbefalinger og kvartalsrapporter. Det innebærer at hverken teknisk eller fundamental analyse gir opphav til informasjonsfortrinn og bare privat- og innsideinformasjon gir muligheter til meravkastning.

Markeder preget av sterk effisiens reflekterer all tidligere offentlig og privat informasjon i aksjeprisene (Brealey et al., 2017). Etersom investorer prøver å benytte tidligere informasjon for å oppnå en meravkastning, vil prisene tilpasse seg umiddelbart til denne reaksjonen. Konkurransen i markedet gjør at all informasjon reflekteres i prisene og at dagens priser har innbakt all tidligere informasjon (Brealey et al., 2017). Dette innebærer at det ikke er muligheter for å oppnå systematisk meravkastning på bakgrunn av informasjonsinnhenting.

Etersom effisiens er definert av graden av informasjonen som er reflektert i prisene, må kostnadene forbundet med informasjonsinnhenting være en indikator på effisiens. For at investorer skal ha full informasjon, må denne informasjonen innhentes og analyseres. Incentivene ved dette er at ikke all informasjon er reflektert i prisene og at det er merverdi å innhente for å dekke informasjonskostnadene (Brealey et al., 2017). Vi forutsetter at det norske aksjemarkedet er halvsterk effisiens i vår utredning. Denne antagelsen er forankret i begivenhetsstudie-metodologien og at den abnormale avkastningen på begivenhetstidspunktet kan tilfestes hendelsen. Det må derimot påpekes at den kausale antagelsen ofte svikter (Fama, 1998) og at eventuelle markedsreaksjoner kan drives av andre hendelser enn de vi observerer.

3 Metode

I det følgende kapitlet vil vi gjennomgå de metodiske valgene som er gjort samt gjøre rede for metodene som er benyttet i oppgaven. Selv om det er benyttet begivenhetsmetodikken til MacKinlay (1997), benyttes også andre kilder til beregninger av resultater og kontroll av påliteligheten til resultatene.

3.1 Definere begivenheten

Det naturlige utgangspunktet for en begivenhetsstudie er å definere hendelsene man ønsker å analysere (MacKinlay, 1997). Begivenhetene som er i fokus i denne masterutredningen er analytikernes utstedte anbefalinger fra nordiske og internasjonale meglerhus på selskaper inkludert i OBX-indeksen per 01.01.2019. De konkrete anbefalingene inneholder informasjon om kursmål, anbefaling (selg/hold/kjøp) og avvik fra gjennomsnittlig kursmål. Ettersom at klokkeslett ikke er inkludert i anbefalingene settes begivenhetstidspunktet til handelsdagen anbefalingen er utstedt. I de tilfellene hvor utstedelsesdatoen ikke er på en handelsdag benyttes påfølgende handelsdag.

3.2 Beregning av normalavkastning

I finanstoretiske begivenhetsstudier er interessen å måle den abnormale avkastningen som oppstår som en konsekvens av hendelsen (MacKinlay, 1997). For å kvantifisere dette må vi predikere hva avkastningen hadde vært i fravær av informasjonstilskuddet til markedet. Tilnærmingen til dette kan grovt sett deles opp i to kategorier (MacKinlay, 1997). Den første modellen er ved bruk av statistiske antagelser vedrørende verdipapirers avkastning og er ikke betinget av økonomiske argumenter. Den andre tilnærmingen er ved bruk av økonomiske modeller hvor man i tillegg pålegger økonomiske restriksjoner om investoratferd og markedsdynamikk (MacKinlay, 1997).

For den statistiske tilnærmingen trekker MacKinlay (1997) frem tre modeller for beregningen av normalavkastningen. Den første modellen er den simpleste og antar at gjennomsnittlig avkastning er konstant i estimeringsperioden. Normalavkastningen blir da

estimert til å være gjennomsnittlig avkastning i estimeringsvinduet. Feilledet antas å ha en konstant varians og en forventningsverdi lik null. Den andre modellen er markedsmodellen hvor man antar et lineært forhold mellom verdipapir og markedets avkastning. Dette forankres i antagelsen om at simultanfordelingen til avkastningen er normalfordelt. I denne modellen må indeksen man benytter som markedsproxy spesifiseres. Konkluderende, oppgir MacKinlay (1997) faktormodeller som et siste eksempel på statistiske modeller. Hensikten her er å inkludere flere variabler for å øke den forklarte variansen av abnormal avkastning. MacKinlay (1997) påpeker videre at den marginale økningen i forklaringskraft som en følge av flere variabler er empirisk sett liten og bare hensiktsmessig i tilfeller hvor alle verdipapirene har en eller flere felles trekk.

Den andre tilnærmingen er bruk av økonomiske modeller for å estimere normalavkastningen. Den potensielle fordelene med bruk av økonomiske modeller er at man i tillegg til de statistiske antagelsene kan pålegge økonomiske restriksjoner for å beregne abnormal avkastning mer nøyaktig (MacKinlay, 1997). Det trekkes frem to modeller som eksempler på disse modellene. Kapitalverdimodellen (CAPM) er en likevektsteori hvor den forventende avkastningen til et aktiva er bestemt av avkastningens kovarians med markedsporteføljen (MacKinlay, 1997). I senere tid har avvik fra CAPM blitt mer normalt å benytte ettersom restriksjonene CAPM pålegger markedsmodellen er tvilsomme. Den andre modellen, Arbitrage Pricing Theory (APT), antar en lineær sammenheng mellom et verdipapir sitt forventede avkastning og makroøkonomiske faktorer som forklarer systematisk risiko (Ross, 1976). Videre, antar ikke APT sterk effisiens og antar at markedet korrigerer prisene over tid.

3.3 Valg av normalavkastningsmodell

3.3.1 Markedsmodellen

Lignende studier som Murg et al. (2016), Binder (1985), Brown og Warner (1980) og Hamilton (1995) understreker at forklaringskraften til markedsmodellen er mer enn tilstrekkelig for våre analyser. Formelt sett er markedsmodellen uttrykt ved (MacKinlay, 1997):

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i \cdot r_{M,t} + \epsilon_{i,t} \quad (3.1)$$

Hvor av:

$r_{i,t}$ = Verdipapirets avkastning, dag t

α_i = Verdipapirets avkastning når markedets avkastning er lik null

$r_{M,t}$ = Markedets avkastning, dag t

β_i = Verdipapirets markedscoeffisienten. Modellens helningscoeffisient

$\epsilon_{i,t}$ = Regresjonsmodellens feilledd. Selskapsspesifikk risiko, dag t

Brown og Warner (1985) tydeliggjør at forklaringskraften til markedsmodellen i konteksten av begivenhetsstudier er betinget av de underliggende antagelsene. Fra antagelsene om simultanfordelingen nevnt i forrige delkapittel antas det at feilleddene er Gaussian hvit støy (Gurgul et al., 2003). Dette impliserer at feilleddene har forventningsverdi lik 0, homoskedastisk varians og ingen seriekorrelasjon. Testene som gjennomføres for å kontrollere for dette blir videre nevnt i delkapittel 3.10.

3.3.2 CAPM

CAPM ble utledet av Sharpe, Treynor og Mossin og anses som et av de mest betydningsfulle bidragene innen finanst teori (Bøhren et al., 2017). Forutsetningene som modeller bygges på byr på utfordringer for hvorvidt det gjenspeiler virkeligheten. Bøhren et al. (2017) trekker frem følgende antagelser:

- Fullkommen konkurranse
- Risikoaverse investorer
- Markowitz preferanser
- Homogen informasjon og preferanser
- Ingen skatt eller transaksjonskostnader
- Risikofri rente er lik for alle aktører
- All usystematisk risiko er diversifisert bort

Den forventede normalavkastningen er da en funksjon av den risikofrie renten, den systematiske risikoen og markedspremien (Bøhren et al., 2017):

$$E(r_i) = r_f + \beta_i \cdot [E(r_M) - r_f] \quad (3.2)$$

For å estimere normalavkastningen ved hjelp av CAPM, estimeres betakoeffisienten ved tidsserieregresjonen (Kothari og Warner, 1997):

$$(r_{i,t} - r_{f,t}) = \alpha_0 + \beta_1 \cdot [r_{M,t} - r_{f,t}] + \epsilon_{i,t} \quad (3.3)$$

3.4 Avkastningsberegning

Modeller for å beregne normalavkastning og deretter beregningen av abnormal avkastning krever at avkastningen er beregnet for hver observasjon. Avkastningen er den prosentvise endringen av pris for verdipapiret over et gitt tidsintervall (Bodie et al., 2014). Som forklart i tidligere avsnitt, er tidsintervallet i vår utredning daglige observasjoner og avkastningen blir beregnet mellom hver handelsdag. Dette har implikasjoner på hvorvidt intervallet mellom hver observasjon er likt i tid¹, men disse forskjellene blir ikke behandlet videre i denne oppgaven. For å beregne avkastning påpeker Hudson og Gregoriou (2015) at normalpraksis er enten bruk av aritmetisk beregning eller ved bruk av den naturlige logaritmen, men det ingen tydelig konsensus på hvilken metode er foretrukket.

Den aritmetiske avkastningen tar kun utgangspunkt i den foregående observasjonen og får målt den prosentvise prisendringen mellom de to periodene. Den aritmetiske avkastningen for observasjon i på tidspunkt t er gitt ved (Anderson, 2014):

$$r_{i,t} = \frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \quad (3.4)$$

Hvor av:

r_t =Avkastning for dag t

P_t =Sluttpris dag t

¹Forskjell om det er beregnet mellom mandag og tirsdag eller mellom fredag og mandag.

Den logaritmiske tilnærmingen for å beregne avkastning gjør at avkastningene blir kontinuerlig sammensatt og for ikke-stokastiske prosesser blir sammenligningen av avkastningen på tvers av verdipapirer forenklet (Hudson og Gregoriou, 2015). Avkastningen for verdipapir i på tidspunkt t er gitt ved:

$$r_{i,t} = \frac{\ln(P_{i,t})}{\ln(P_{i,t-1})} = \ln(P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1}) \quad (3.5)$$

Den gjennomsnittlige avkastningen reflekterer den gjennomsnittlige verdiøkningen i den observerte tidsperioden og beregnes som:

$$\bar{r} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_{i,t} \quad (3.6)$$

Logaritmiske avkastninger er tilnærmet lik de aritmetiske når avkastningene ikke er for store (Rozeff og Kinney Jr, 1976). Likevel oppstår det systematiske forskjeller når de ulike avkastningsmetodene er benyttet (Hudson og Gregoriou, 2015). For det første er den gjennomsnittlige avkastningen lavere i absoluttverdi ved bruk av logaritmisk avkastning fremfor aritmetisk $\Leftrightarrow |\bar{r}_{log}| < |\bar{r}_{arit}|$, hvor den gjennomsnittlige avkastningen er gitt ved ligning 3.6 (Anderson, 2014). Dette innebærer at gjennomsnittlige positive (negative) avkastninger er lavere (høyere) ved bruk av logaritmiske avkastninger relativt til aritmetiske avkastninger. Ettersom variansen er tilnærmet lik (Hudson og Gregoriou, 2015) ved bruk av de to metodene, vil bruk av aritmetisk avkastning i større grad gi høyere t-verdier ved hypotesetesting og i større grad identifisere statistiske signifikante abnormale avkastninger. Videre, er forskjellene betinget av hvor lang tidsperiode som benyttes mellom hver observasjon. Jo kortere perioden blir mellom hver observasjon, jo mer øker standardavviket relativt til den forventede avkastningen (Hudson og Gregoriou, 2015). Dette har også implikasjoner for hvorvidt de abnormale avkastningene blir statistisk signifikante ved bruk av de ulike beregningene.

I denne utredningen har vi valgt å bruke den logaritmiske avkastningsberegningen. Hovedargumentet for dette valget er å kunne sammenligne abnormal avkastning mot lignende studier gjennomført på andre markeder. Såfremt beregningen er den samme i alle modellene og hos de vi sammenligner med, vil rammeverket for analysen være internt og eksternt konsistent (Hudson og Gregoriou, 2015). Murg et al. (2016) og Jegadeesh og Kim

(2006) benytter logaritmiske avkastninger og tillater oss å vurdere forskjeller på tvers av markeder og robustheten av våre modeller.

3.5 Beregning av abnormal avkastning

For å finne den abnormale avkastningen som følger av en hendelse, forsøker man å finne den normale avkastningen som hadde være synlig om ikke hendelsen hadde inntruffet (MacKinlay, 1997). Ved å finne den aktuelle avkastningen og trekker fra normalavkastningen, står man igjen med den abnormale avkastningen. Resultatet er et uttrykk for hendelsens påvirkning på aksjekursen. Formelt definerer vi den abnormale avkastningen (AR) ved ligning 3.7. X_t i ligning 3.7 er den betingede informasjonen i normalavkastningsmodellen².

$$AR_{i,t} = r_{i,t} - E(r_{i,t}|X_t) \quad (3.7)$$

Cumulative Abnormal Return, CAR_i , er den kumulative abnormale avkastning som hendelse i fører med seg. Ved å summere $AR_{i,t}$ for hver dag i hendelsesvinduet får man den totale abnormale avkastningen for hendelse i . I ligning 3.8 er $AR_{i,t}$, abnormal return, for i på tidspunkt t og T_v og T_j representerer start- og sluttidspunkt for begivenhetsvinduet.

$$CAR_i = \sum_{t=T_j}^{T_v} AR_{i,t} \quad (3.8)$$

For å finne den gjennomsnittlige abnormale avkastningen for et utvalg, ACAR, må man dividere den kumulative abnormale avkastningen med antall hendelser. Dette er oppgitt i ligning 3.9 og resultatet uttrykker den gjennomsnittlig effekten hendelsene har hatt.

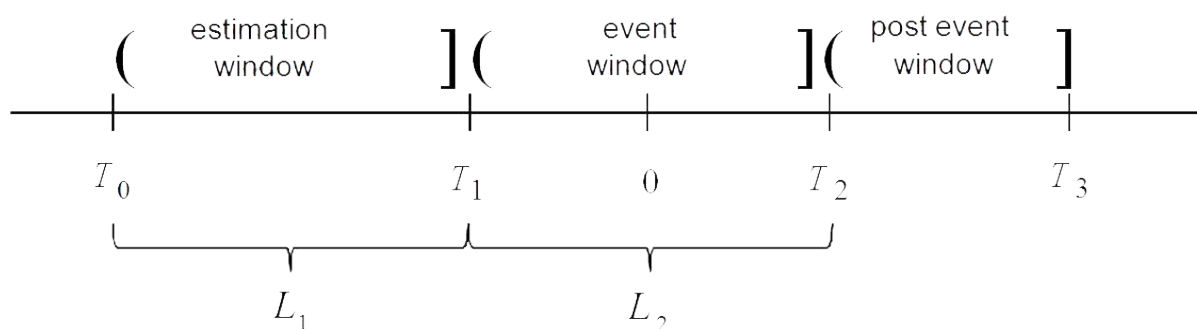
$$ACAR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CAR_i \quad (3.9)$$

²Markedsavkastningen i MM; risikofri rente og meravkastning i CAPM

3.6 Estimeringsvinduet

For å estimere normalavkastningen må det defineres en tidsperiode, heretter estimeringsvinduet, før begivenheten som representerer det normale forløpet til aksjeprisen (MacKinlay, 1997). Ved fastsettelsen av lengden på estimeringsvinduet må det foretas en avveining. Et lengre estimeringsvindu reduserer variansen til de estimerte parameterne, men øker sjansen for at normalavkastningen blir påvirket av andre hendelser. Videre, må estimeringsvinduet være fri for andre begivenheter i datasettet for å isolere normalavkastningen og at påvirkningen av hendelsen ikke reflekteres i referanseavkastningen (MacKinlay, 1997). Konsekvensen ved brudd på det ovennevnte er at både normalavkastningen og hendelsen har markedsreaksjonen innbakt. Metodologien antar at effekten av begivenheten reflekteres i den abnormale avkastningen (MacKinlay, 1997).

I vår utredning blir estimeringsvinduet fastsatt til 90 handelsdager. Hvorvidt lignende studier benytter handelsdager eller kalenderdager er usikkert og eventuelle avvik av dette kan reflekteres i forskjellen på variansen. Vi benytter oss av handelsdager for å sikre at estimeringsvinduet har like mange observasjoner for hver anbefaling. Dette er lavere enn de 120 dagene som MacKinlay (1997) nevner og høyere enn Murg et al. (2016) og Gurgul et al. (2003) sine estimeringsvinduer på 30 dager.



Figur 3.1: Begivenhets-og estimeringsvinduene

Estimeringsvinduet er fastsatt til ti dager før hendelsen som medfører at L_1 i figur 3.1 (Event Study Metrics, u.å.) blir $[-100,-10]$.

3.7 Begivenhetsvinduet

For å kunne kvantifisere abnormal avkastning av begivenheten må vi definere tidsperioden for hvor lang tid vi antar at effekten av hendelsen varer. Krivin et al. (2003) foreslår tre metodikker for fastsettelsen av begivenhetsvinduet: fast lengde, ad-hoc tilnærming og regler basert på tradingatferd. De påpeker videre at ved datasett med mange begivenheter er fast lengde normal praksis fordi bevegelser utenfor begivenhetsvinduet i snitt blir null. Det er videre normal praksis at begivenhetsvinduet defineres som en periode rundt hendelsestidspunktet på bakgrunn av antagelsen om markedseffisiens (MacKinlay, 1997), presisjonsnivået i datagrunnlaget og for å øke robustheten til våre prediksjoner.

Vi har antatt at OBX kan klassifiseres som halvsterkt effisient og for å få med effekten at det tar tid for den nye offentlige informasjonen å reflekteres i prisene utvides begivenhetsvinduet med minst én dag. Vår rådata inkluderer ikke klokkeslett og på bakgrunn av at vi har internasjonale meglerhus i datasettet er det uklart når på døgnet analytikeranbefalingene har blitt publisert. Ved å utvide begivenhetsvinduet vil vi øke sannsynligheten for at dette informasjonstilskuddet har blitt oppfattet av markedet.

Frekvensen av analytikeranbefalinger har implikasjoner på hvor lenge begivenhetsvinduet (L_2 i figur 3.1) skal være i vår analyse. En kortere periode reduserer sannsynligheten for at effektene av andre kunngjøringer påvirker den abnormale avkastningen for begivenhet i . Risikoen for bias i prediksjonen av abnormal avkastning øker hvis begivenhetsvinduet inneholder støy. Dette følger samme resonnement som ved fastsettelsen av estimeringsvinduet.

På bakgrunn av at vi forventer markedsreaksjonene til å være relativt korte benyttes et begivenhetsvindu på tre dager. I likhet med (Murg et al., 2016) inkluderer vi et lengre begivenhetsvindu for å kapre eventuelle pre-event og drifteffekter. Begivenhetsvinduene blir da henholdsvis tre og fem dager og L_2 i diagram 3.1 blir da henholdsvis $[-1,1]$ og $[-2,2]$.

3.8 Clustering - overlappende hendelser

Ettersom oppgavens datagrunnlag består av ulike meglerhus sine anbefalinger av mange av de samme aksjene, vil anbefalingene ligne på hverandre, både i retning og kursmål.

Videre kommer også noen av anbefalingene på samme dag eller på etterfølgende dager. Dette kan skape utfordringer når man skal kvantifisere påvirkningen som en anbefaling isolert sett har på kursen. Denne utfordringen kan oppsummeres som at begivenhetene overlapper i noen grad.

En måte å håndtere problemet med overlappende begivenhetsvindu er å fjerne alle hendelsene som inntreffer for nært en annen. Dette kan midlertidig være problematisk ettersom man kan risikere å fjerne potensielt interessante funn. I oppgavens datasett kan eksempel på dette være mange analytikere som oppgraderer en aksje på samme dag og fører til en omfattende mediedekning, som igjen driver kursen.

En av forutsetningene i MacKinlay (1997) er at en hendelse som inntreffer på en aktiva ikke påvirker andre aktiva, heretter referert til som clustering. Faktumet at ulike selskaper påvirkes av mange av de samme økonomiske faktorene er grunnlaget for porteføljeteori (Kothari og Warner, 2006). Denne effekten vil følgelig blir større om mange av selskapene i utvalget er innen samme industri, noe som kan være tilfelle på en oljeeksponert børs som Oslo Børs.

I begivenhetsstudier der man studerer kortsiktig avkastning, er krysskorrelasjon av mindre relevans dersom hendelsene ikke er clustret i tid (Kothari og Warner, 2006). Utfordringen kan også oppstå i andre dimensjoner enn tid, hendelsene kan også være uproporsjonalt fordelt mellom sektorer, noe som også kan skape måleutfordringer.

Dersom man ignorerer potensiell krysskorrelasjon risikerer en at man får et for lavt standardavvik på tverrsnitts-fordelingen av abnormal avkastning. Dette vil igjen føre til at man for ofte vil forkaste nullhypotesen om at det ikke foreligger noen abnormal avkastning (Kothari og Warner, 2006).

En måte å korrigere for dette ble foreslått av MacKinlay (1997) og gjør det mulig å analysere datasett med overlapp i eventvindue og krysskorrelasjon mellom de ulike abnormale avkastningene. Metoden går ut på at man ved gitte tidsintervaller lager en portefølje av aksjer som har blitt eksponert mot en gitt hendelse, for eksempel en oppgradering av anbefaling. Etter hver periode fjerner man de aksjene som har nådd slutten av sitt eventvindu og legger til aksjene som begynner sitt. For de aksjene som har overlappende hendelser vil de bli gitt større vektning ved at de legges til en gang for hver hendelse.

På bakgrunn av de ovennevnte grunnene har vi valgt å ikke hensynta clustering i vår utredning; dette er for å videre kunne analysere de ulike hendelsene individuelt.

3.9 Signifikanstester

Det er av interesse å teste hvorvidt den abnormale avkastningen er statistisk signifikant forskjellig fra null. Som en konsekvens av metodologien bak begivenhetsstudier skapes det problemer med å differensiere null-hypotesen og andre økonomiske forklaringer (MacKinlay, 1997). MacKinlay (1997) skiller mellom parametriske og ikke-parametriske tester for teste statistisk signifikansen av abnormal avkastning. Parametriske tester antar at abnormal avkastning har en definert sannsynlighetsfordeling, mens ikke-parametriske tester pålegger ingen restriksjoner på fordelingen (MacKinlay, 1997). Det avgjørende ved valg av testmodell er hvorvidt dataen er approksimert til å være normalfordelt.

3.9.1 Tverrsnittts t-test

Student t-testen antar at avkastningene er normalfordelt (Anderson, 2014). Når man opererer med én null-hypotese vil en effekt i gjennomsnittet eller i variansen bryte hypotesen (MacKinlay, 1997). Fraværet av denne fordelingen i data innebærer at den statistiske inferens som blir gjort på bakgrunn av testestimatorene kan være villedende (Brown og Warner, 1980). Etersom eventuelle utfordringer med clustering ikke er korrigert for i våre estimeringer av CAR må variansen justeres. For å kompensere for endringer i variansen må man eliminere behovet for å benytte tidligere avkastningsdata for å estimere variansen til de aggregerte kumulative abnormale avkastningene. Dette kan oppnås ved å estimere variansen basert på den abnormale avkastningen fra begivenhetsvinduet og ikke estimeringsperioden (Brown og Warner, 1985). Variansen korrigeres ved å ta høyde for variansendringer som fremkommer ved begivenheten og reduserer effekten clustering har på variansen til CAR. Tverrsnittstesten er uttrykt ved:

$$t = \frac{ACAR}{\sqrt{Var(CAR)}} \quad (3.10)$$

Hvor:

$$\sqrt{VAR(CAR)} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N (CAR_i - ACAR)^2$$

Hypotesene:

$$H_0 : t = 0$$

$$H_1 : t \neq 0$$

3.9.2 Generalized Sign Test

Fortegns- og rangstester er de mest vanlig ikke-parametriske testene benyttet i begivenhetsstudier (MacKinlay, 1997). I vår utredning skal vi benytte oss av en fortegnstest som den ikke-parametriske signifikanstesten. Fortegnstester tester hvorvidt CAR er uavhengig på tvers av verdipapirene og at den forventede andelen positive CAR er 0.5 under null-hypotesen (MacKinlay, 1997). Under null-hypotesen er det like sannsynlig at den kumulative abnormale avkastningen er positiv eller negativ, og en høy testestimator indikerer at det er en høyere andel med meravkastning i vårt datasett (MacKinlay, 1997). Generalized Sign Test (Gsign) er en modifisert fortegnstest som tester hvorvidt andelen med positiv abnormal avkastning i begivenhetsvinduet overstiger det som er forventet i fravær av begivenheten (Rani et al., 2016). Cowan (1992) finner at Gsign er velspesifisert for begivenhetsvinduer mellom en og elleve dager og er bedre spesifisert enn rangstester for vårt begivenhetsvindu. Gsign følger en standardisert normalfordeling og er uttrykt ved:

$$Z_G = \frac{w - n\hat{p}}{\sqrt{n\hat{p}(1 - \hat{p})}} \sim N(0, 1) \quad (3.11)$$

Hvor:

$$\hat{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{L_1} \sum_{i=1}^{L_1} S_{i,t}$$

N= Antall anbefalinger

L_1 = Lengden av estimeringsvinduet

$S_{i,t} = 1$ hvis $AR_{i,t} > 1$ og 0 ellers

W= Antall anbefalinger med positiv CAR i begivenhetsvinduet

Hypotesene:

H_0 : Ingen forskjell mellom proporsjonene i begivenhets- og estimeringsvindue

H_1 : Forskjell mellom vinduene

3.10 Tidsserie forutsetninger

I estimeringen av normalavkastningen benyttes tidsserieregresjoner for å predikere koeffisientene i de respektive modellene. Gauss-Markov forutsetningene opplyser hvorvidt de predikerte koeffisientene innehar bias og hvorvidt estimatorene er normalfordelte betinget av de uavhengige variablene (Wooldridge, 2016).

3.10.1 Gauss-Markov forutsetninger

1. Lineær sammenheng

Den første antagelsen er at regresjonsmodellen er lineær i sine parametere. Dette tillater den avhengige variabelen å bli estimert som en lineær funksjon av de uavhengige variablene. Linearitetsantagelsen er en restriksjon på parameterne, men ikke variablene. Ikke-lineære forhold mellom forklarende og forklart variabel tillates, men endrer tolkningen av parameterne.

2. Ikke-perfekt kolinearit

Den andre antagelsen er at det må ikke oppstå et perfekt lineært forhold mellom de forklarende variablene. Det setter en restriksjon på at ingen av variablene kan være konstante og at en variabel ikke kan uttrykkes som en lineær kombinasjon av et eller flere av de andre variablene.

3. Feilleddene har forventning lik null

Den tredje antagelsen er at feilleddene må ha en betinget forventningsverdi lik null. Dette innebærer at feilleddene ikke skal være korrelerte med noen av forklaringsvariablene for å unngå bias i estimerte parametere. $E(u_t|X) = 0$, $t = 1, 2, \dots, n$

4. Homoskedastisitet

Den fjerde antagelsen er variansen av feilleddet er konstant for all verdiene til de forklarende variablene. $Var(u_t|X) = \sigma^2$

5. Ingen seriekorrelasjon

Den femte antagelsen er at utvalget er feilleddene mellom to tidsperioder er ukorrelerte. $Corr(u_t, u_s|X)$, for alle $t \neq s$

6. Normalitet

Den siste antagelsen er at feilleddene er uavhengige av X og er normalfordelt. $u_t \sim N(0, \sigma^2)$, $t = 1, 2, \dots, n$

Hvis de første fem forutsetningene er oppfylt er de estimerte koeffisientene «unbiased» og den beste lineære estimatoren. Hvis alle forutsetningene er oppfylt er estimatorene normalfordelt og t-tester følger en t-distribusjon og F-tester følger en standard F-distribusjon.

Unbiased koeffisienter setter krav til egenskapene ved dataen man analyserer. I tilfeller ved brudd på forutsetninger er størrelsen på datasettet avgjørende for hvorvidt estimatorene er konsistent. Konsistens i en økonometrisk kontekst betegner hvorvidt estimatorene tilnærmer seg den sanne verdien av koeffisienten ($\hat{\beta} \rightarrow \beta$) ved større datasett.

3.10.2 Brudd på forutsetninger

For hver anbefaling i utvalget lages det et datasett for datoene knyttet til den observasjonen. Det genereres en ny tidsseriemodell for hver observasjon og dette krever at vi må teste forutsetningene for alle modellene. I vår utredning blir testene gjennomført for alle regresjonene, men forutsetningene blir bare diskutert videre i tilfeller ved brudd. I de neste avsnittene drøfter vi konsekvensene av bruddene og hvordan det testes for i modellene.

Heteroskedastisitet

Heteroskedastisitet innebærer at feilleddene i modellen er korrelert med de uavhengige variablene. Konsekvensene av at feilleddene ikke har konstant varians er at den underliggende fordelingen av dataen ikke er konsistent og t-tester og F-tester ikke

følger deres respektive fordelinger (Wooldridge, 2016). Dette ugyldiggjør resultatene fra signifikanstestene.

Breusch-Pagan-testen avdekker hvorvidt variansen i feilledet er avhengige av størrelsesorden til de uavhengige variabelene (Wooldridge, 2016). De relevante hypotesene i Breusch-Pagan-testen er:

$$H_0 = \text{Homoskedastisk}$$

$$H_1 = \text{Heteroskedastisk}$$

I tilfeller ved heteroskedastisitet i modellen kan robuste standardfeil (HAC-standardfeil) benyttes for gjøre signifikanstestene gyldige. Standardavvikene blir da justert for den relative størrelsen av hver observasjon sånn at den underliggende fordelingen blir normalisert (Wooldridge, 2016).

Autokorrelasjon

Autokorrelasjon innebærer at residualene i modellen er korrelert i tid. Konsekvensene av autokorrelasjon er at effekter fra tidligere perioder blir videreført i neste periodes estimater (Wooldridge, 2016). Durbin-Watson-testen tester graden av autokorrelasjon i modellen gitt at det foreligger en $AR(1)$, førsteordens autoregressiv prosess, i feilleddene. Dette innebærer at korrelasjonen er bare mellom periode t og $t - 1$.

$$AR(1) = u_t = \rho u_{t-1} + e_t$$

Hvor av:

$$u_t = \text{Feilleddet, tidspunkt } t$$

$$\rho = \text{Korrelasjon mellom feilleddene}$$

$$e_t = \text{Regresjonens feilledd, tidspunkt } t$$

De relevante hypotesene i Durbin-Watson testen er:

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

Fra alternativhypotesene ser vi at det kan forekomme både positiv og negativ autokorrelasjon. Negativ autokorrelasjon innebærer at negative (positive) feilledd i periode $t - 1$ forventes å bli oppfulgt av positive (negative) feilledd i periode t . Positiv autokorrelasjon innebærer at feilledd i neste periode har samme fortegn som forrige periode. Ved tilfeller av autokorrelasjon kan HAC-standardfeil benyttes for å gjøre signifikanstestene gyldige.

Ikke normalfordelte feilledd

Antagelsen om normalfordelte feilledd er ikke en nødvendighet når utvalgsstørrelsen overstiger en viss terskel. OLS innehar asymptotiske egenskaper som tilsier at estimatorene konvergerer mot de «sanne» verdiene når utvalgsstørrelsen øker (Wooldridge, 2016). Med antagelsen om asymptotiske egenskaper vil standardfeil og derfor t- og F-fordelingen være gyldige, gitt at de andre forutsetningene er oppfylt.

For å teste hvorvidt regresjonene har normalfordelte feilledd benytter vi oss av Shapiro Wilk testen for normalitet. Shapiro Wilk testen undersøker hvorvidt et tilfeldig utvalg kommer fra en normalfordeling.

De relevante hypotesene er:

$$H_0 = \text{Normalfordelte feilledd}$$

$$H_1 = \text{Ikke normalfordelte feilledd}$$

4 Data

For å sikre at resultatene fra analysen er representative for populasjonen er det kritisk å systematisk velge ut og behandle datagrunnlaget. I dette kapitlet beskriver vi innhenting og bearbeidelsen av datagrunnlaget. Videre, presenteres en deskriptiv analyse av data for å identifisere særtrekk og skjevheter i dataen.

4.1 Valg av data

I de neste avsnittene gjør vi rede for utvelgelsesprosessen for vårt utvalg. Valg av dataen har implikasjoner på omfanget av vår studie og vi tar forbehold om dette i valg av datamateriale.

4.1.1 Kursdata

For å beregne avkastningen på selskapene har vi brukt aksjekurser som er justert for aksjesplitter og aksjespleiser samt utbytte og emisjoner. Dette er for å unngå at man kan observere kursendringer som ikke er avkastning. Eksempelvis vil en aksjespleis der ti aksjer blitt slått sammen til en, alt annet like, gi en tidobling av den nominelle aksjekursen. Dersom en slik hendelse inntreffer i begivenhetsvinduet til en anbefaling vil dette kunne gi villende informasjon om påvirkningen.

Kursmålene benyttet nominelle ujusterte kurser og legger grunnlag for beregning av implisert avkastning og avvik fra konsensus. Dette er gjort fordi datagrunnlaget er basert på nominelle kursmål som sammenlignes med nominell sluttkurs på den aktuelle dagen. Videre er konsensus-kursmål hentet fra Bloomberg-terminaler (Bloomberg, 2019).

4.1.2 Risikofri rente

Når man skal beregne avkastning ved blant annet CAPM, er man avhengig av å kunne legge risikofri rente til grunn. Denne renten skal være den alternative risikofrie renten som en investor har i sin investeringshorisont (Bodie et al., 2014). Ved å benytte kortsiktige renter vil det være større volatilitet, mens man ved å bruke rentepapirer med lengre

horisont vil inkludere en risikopremie knyttet til inflasjon og generelle rentenivåer. Siden denne studien handler om kortsiktig avkastning over få dager, bør korte renter benyttes. Ettersom denne studien ser på det norske markedet, vil det være naturlig å benytte seg av rentepapirer med norske kroner som valuta. Alternativet kunne vært å benytte seg av europeiske eller amerikanske papirer; dette ville imidlertid introdusert et valutarisikoelement som vil være uønsket når man studerer avkastning i norske kroner (Alendal, 2010). Som risikofri rente har vi derfor benyttet Norges Banks statskasseveksler med tre måneders løpetid.

De daglige noteringene fra Norges Bank er oppgitt som årlig effektiv etterskuddsrente (Norges Bank, 2019). Når rentene skal transformeres til daglige renter kan en velge mellom å konvertere til kalenderdager eller børsens handelsdager. Ettersom det ikke er mulig å observere aksjekurser utenom børsens åpningsdager må de årlige rentene i sin helhet reflekteres på handelsdagene. Siden Oslo Børs i gjennomsnitt har åpent 250 dager i året, er rentene regnet ut fra det. Dette er gjort gjennom daglig forrentning som igjen gir en daglig rente som vil være utredningens daglige risikofrie rente. Den årlige renten ble konvertert til daglig rente som følgende:

$$r_{Dag} = (1 + r_{\text{År}})^{\frac{1}{250}} - 1 \quad (4.1)$$

4.1.3 Tidsperiode

For å ha tilstrekkelig datagrunnlag på tvers av selskaper og meglerhus har vi valgt en relativt lang tidsperiode. Det gjør at eventuelle funn vil basere seg på et bredt datagrunnlag noe som reduserer påvirkningen fra støy i enkelthendelser. Det gir også mulighet til å gjøre tverrsnittsanalyser for finne forskjeller og likheter mellom år, selskaper og meglerhus.

En annen grunn til at vi valgte denne tidsperioden er at det muliggjør å studere forskjeller over konjunkturer, dette ettersom vi får inkludert børsuroen i 2008 og 2009. Dersom vi hadde valgt en vesentlig lengre tidsserie ville det gjort at det hadde foregått større endringer i aktørbildet blant meglerhusene. For eksempel har Pareto og ABG Sundal Collier vokst frem på 2000-tallet, mens aktører som Fondsfinans har forsvunnet (Klemsdal, 2018). Tilsvarende effekt vil man finne blant selskapene i OBX-indeksen og man kan

observere at i 2006 var sammensetningen svært annerledes enn i oppgavens datasett (Oslo Børs, 2006). Forskjellen blir større etterhvert som man forlenger tidsperioden. Selskapene kan også forandre karakter og størrelse over tid noe som kan gi utslag i resultatene. Det må derimot påpekes at selskapene inkludert i vårt datasett har operert i samme kjernemarked i løpet av hele den observerte perioden og denne tidseffekten vil ikke utgjøre en markant forskjell.

4.1.4 Selskap

For å studere anbefalingene til analytikere har vi brukt selskapene som per 01.01.2019 er inkludert i OBX-indeksen. Indeksen kan handles og inkluderer de mest handlede aksjene på hovedlisten til Oslo Børs de siste seks månedene når den justeres i juni og desember (Oslo Børs, 2018). Indeksen er imidlertid begrenset til maksimalt 10% aksjer som ikke har hovedsete i EØS-området, noe som kan gi et skjevt utvalg av de mest likvide selskapene på børsen.

Alternativt kunne man studert hele hovedlisten og potensielt inkludert Oslo Axess og Merkur Market. Konsekvensen av dette ville vært at man inkluderer selskap med vesentlig lavere likviditet og analytikerdekning. Etersom tilgangen på informasjon og oppmerksomheten fra investorer er lavere, kan dette potensielt gjøre resultatene mindre treffsikre (Bodie et al., 2014). Det skjer som følge av at markedene sannsynligvis i gjennomsnitt ikke ville priset inn den informasjon som analytikerne bidrar med like effektivt. Noe som kan være problematisk når denne studien tar for seg kortsiktige markedsreaksjoner.

Datasettet i oppgaven baserer seg på et øyeblikksbilde av selskapene som er inkludert i OBX-indeksen. Det gjør at noen av selskapene er notert etter 01.01.2007 og vi har dermed ikke datagrunnlag i hele perioden for alle selskapene. Selskapene inkludert i analysen er lagt ved i appendiks A1.

4.1.5 Meglerhus

Etersom at oppgavens formål har vært å studere anbefalinger som en investor kan basere sine investeringsvalg på, satte vi som krav at hvert meglerhus måtte ha en viss bredde

og omfang i sine anbefalinger. Konkret, måtte hvert meglerhus ha utstedt minst 500 anbefalinger i tidsrommet 01.01.2007 til 31.12.2018 for å bli inkludert, samt iløpet av perioden dekket minst ti av de 25 selskapene som oppgaven ser på. Gjennom å sette krav til dekning av minst ti selskaper av selskapsutvalget blir antall meglerhus inkludert 21. Vi har med det en god bredde både blant norske, svenske, danske og større internasjonale meglerhus. De inkluderte meglerhusene er oppgitt i tabell 4.1.

Vårt utvalg av meglerhus gir også god dekning blant de meglerhusene som er mest aktive på handel på børsen (Oslo Børs, 2019). De mest aktive på handel som ikke er representert i vårt datasett er i all hovedsak spesialiserte handelsselskap som ikke har offisielle kursmål og vil dermed ikke være mulig å inkludere i studien basert på våre datakilder.

4.2 Innhenting og bearbeidelse av data

Hovedkilden til det kvantitative datagrunnlaget i oppgaven er fra Bloomberg-terminaler, noe som muliggjør tilgang til et bredt spekter av data (Bloomberg, 2019). Å benytte Bloomberg forenklet også arbeidet mye i innsamlingsfasen ettersom vi fikk tilgang til data på et enhetlig format og detaljnivå. Det gjorde videre også at vi ikke var avhengig av at de ulike meglerhusene ønsket å gi oss tilgang til historiske kursmål og følgelig får inkludert en større del av markedet.

Måten kursmålene er strukturert på Bloomberg-terminaler gjør at det er veldig enkelt å skaffe en oversikt over gjeldende kursmål fra alle analytikere som følger en aksje akkurat nå (Bloomberg, 2019). Det er ikke like godt tilrettelagt for å hente ut historiske kursmål på meglerhusnivå over lengre tid. Konsekvensen av dette er at vi i innsamlingsfasen bare fikk hentet ut kursmåls-historikk på et spesifikt selskap som er utstedt av en spesifikk analytiker mens han eller hun jobbet i et spesifikt meglerhus av gangen. Dette gjorde at det ble en betydelig mengde manuelt arbeid som måtte gjøres for å fremskaffe de ulike dataene, men også at vi fikk total kontroll og oversikt over datasettet.

Anbefalingene som ble generert ut fra Bloomberg-terminalene var i Excel-ark format og vi produserte et Excel-ark for hver analytiker som hadde utstedt en anbefaling på et bestemt selskap. I tilfeller analytikeren har dekket samme selskap hos to ulike meglerhus ble to Excel-ark generert. I denne fasen ble anbefalingene hentet ut for alle meglerhusene.

Vi startet databehandlingen med å generere 1 223 Excel-ark som inneholdt følgende informasjon: dato, endring i anbefaling, anbefaling, kursmål, sluttpris, implisitt avkastning, konsensus kursmål og hvilke analytiker og tilhørende meglerhus anbefalingen gjelder. Et eksempel er lagt ved i appendiks A7. Ettersom alle Excel-arkene var formatert helt likt ble alle anbefalingene slått sammen til et sammenhengende ark i R. Vi fjernet alle anbefalinger utstedt utenfor analyseperioden og endte opp med 36 342 observasjoner før ytterligere rensing.

Videre renses vi dataen for feil og konverterte datatypene for analysene. Vi fjernet alle anbefalinger uten kursmål og alle anbefalinger som indikerte at en analytiker hadde sluttet å følge selskapet hos det respektive meglerhuset³. Det skyldes at vi vil analysere hva som blir vektet av investorer når anbefalinger utstedes. I tilfeller hvor kursmål er manglende eller hvor anbefalingen ikke inneholder noe aktiva-relatert informasjon fjernet vi observasjonen. Dette skyldes at anbefalingen inneholder ikke nok informasjon til å kunne inkluderes i tverrsnittsregresjonene. Dette sikrer at resultatene fra tverrsnittsanalysen er representativt for datasettet vi har samlet inn. Etter denne rensningsprosessen endte vi opp med 34 960 anbefalinger.

Det ble gjennomført en manuell inspeksjon av alle observasjoner som kunne inneholde menneskelige feil. Helt konkret er dette observasjoner med ekstremverdier i minst en av informasjonsparameterne (kursmål o.l.). Det forelå 19 anbefalinger som hadde tydelige tegn til menneskelig svikt og ble fjernet fra datasettet. I de fleste tilfellene var det ekstremt usannsynlig at kursmålet som var oppgitt var korrekt. Dette var avdekket ved å sjekke aksjekursutviklingen før og etter utstedelsen, tidligere og fremtidige kursmål og ved å sammenligne med andre analytikere i samme tidsrom.

Ikke alle selskapene som var inkludert på OBX-indeksen per 01.01.2019 var børsnotert før starten av vår analyseperiode (01.01.2007). Dette gjelder for selskapene GSF, GOGL, AKSO, GJF, BAKKA, SALM, AKERBP og NEL. Ettersom estimeringsperioden er satt til 90 dager og starter ti dager før begivenheten, blir alle anbefalingene med mindre enn 100 handelsdager før begivenhet fjernet på bakgrunn av manglende kursdata. Etter denne prosessen hadde vi datasettet som ble benyttet i analysedelen av utredningen med totalt 33 277 unike anbefalinger.

³dropped coverage, not rated, suspended coverage, est. dropped coverage, restricted, under review

For å kunne sammenligne anbefalingene må de ulike kategoriene som benyttes konverteres til kjøp-, hold- eller salgsanbefalinger. Appendiks A5 viser de ulike begrepene som analytikerne benytter og i vårt datasett er det 52 ulike begrep som brukes. Bloomberg (2019) har en numerisk skala fra 1 til 5⁴ og i vår oppgave bruker vi den numeriske-ekvivalenten til begrepet som anbefalinger i vår utredning. Dette innebærer at alle anbefalinger med ekvivalenten 1 eller 2 blir salgsanbefalinger, 3 blir holdanbefalinger og 4 eller 5 blir kjøpsanbefalinger. Dette skaper en konsekvent bruk av skalaen og tillater oss å sammenligne på tvers av meglerhus.

Tilsvarende er Bloomberg (2019) også kilden til kursdata i studien. For kursdata er Bloomberg fleksibelt i form av mulighet til å justere for selskapshendelser som aksjesplitter og –spleiser og lignende. Dette gjør at man unngår at slike hendelser får utslag på aksjekursene og som igjen kan gi ikke-reelle avkastningstall.

En annen kilde som har blitt benyttet er Oslo Børs Newsweb, som er børsens distribusjonskanal for børsmeldinger. Denne har blitt brukt for sjekke hendelsene som har inntruffet rundt ekstremobservasjonene våre. Dette ble gjort for å bli kjent med datagrunnlaget og oppdage samt korrigere for eventuelle feil i datasettet. Videre har Newsweb også blitt benyttet til finne datoer for offentliggjøring av kvartalsrapporter, som har blitt benyttet til å studere anbefalinger som inntreffer rundt kvartalsslippene. Kvartalsrapportdatoene er lagt ved i appendiks A6.

4.3 Deskriptiv statistikk

I det følgende delkapittelet vil vi belyse de ulike dimensjonene ved utvalget av begivenheter som er benyttet i oppgaven. Det innebærer å se på egenskapene og hvordan de fordeler seg samt studere relative størrelser. Vi vil også belyse tidsdimensjonen i datasettet.

4.3.1 Meglerhus

Datasettet vårt inneholder 33 277 anbefalinger fordelt over 21 meglerhus. Tabell 4.1 viser fordelingen av de ulike anbefalingene utstedt av hvert meglerhus. Det er en betydelig

⁴1=Selg, 2=Lett selg, 3=Hold, 4=Lett kjøp, 5=Kjøp

forskjell mellom antall anbefalinger utstedt per meglerhus. De fem meglerhusene som utstedte flest anbefalinger er henholdsvis Pareto Securities, SEB Equities, ABG Sundal Collier, Swedbank og DNB Markets.

Tabell 4.1: Fordelingen av anbefalingene utstedt per meglerhus

	Buy	Hold	Sell	Total
ABG Sundal Collier	1 651	1 112	280	3 043
Arctic Securities	1 156	416	118	1 690
Barclays	346	445	220	1 011
Carnegie	492	210	67	769
Credit Suisse	192	274	243	709
Danske Bank	898	299	193	1 390
DNB Markets	1 565	648	530	2 743
Fearnley Securities	1 012	0	362	1 374
Goldman Sachs	279	400	192	871
Handelsbanken	1 965	0	362	2 327
J.P. Morgan	279	329	131	739
Kepler Cheuvreux	346	156	128	630
Morgan Stanley	405	327	203	935
Nordea	1 379	265	190	1 834
Norne Securities	272	159	117	548
Pareto Securities	2 277	737	197	3 211
RBC Capital Markets	467	408	155	1 030
SEB Equities	2 165	701	232	3 098
Societe Generale	403	312	115	830
SpareBank 1 Markets	742	502	333	1 577
Swedbank	1 928	718	272	2 918
Total	20 219	8 418	4 640	33 277

Første kolonne viser hvilket meglerhus som er beskrevet. Kolonne to, tre og fire viser antall utstedte anbefalinger i den respektive kategorien. Den siste kolonnen viser summen av de utstedte anbefalinger av meglerhuset i perioden.

Antall selskap som er dekket i perioden er per våre begrensninger mellom ti og 25 selskap med en gjennomsnittlig dekning på 20,0 selskap. Sparebank 1 Markets og Carnegie er de eneste meglerhusene med full dekning og de ikke-skandinaviske meglerhusene har alle lavere dekning enn gjennomsnittet. På bakgrunn av at Carnegies anbefalinger ikke inneholdt kursmål før juni 2014 er de tidligere kursmålene ekskludert fra datasettet, noe som utgjorde 916 anbefalinger. Det reduserte antall utstedte anbefalinger fra 1 685 til 769 og totalen er dermed lavere enn faktisk utstedt i perioden. De fem meglerhusene med flest anbefalinger har i snitt en dekning på 23,8 selskap og er høyere enn gjennomsnittet i vårt

utvalg. Etersom at det utstedes typisk minst et kursmål per kvartal for hvert selskap er dekning en god indikator på anbefalingsvolum.

Fordelingen av anbefalingene varierer mellom de ulike meglerhusene. De ikke-skandinaviske meglerhusene har lavest andel kjøpsanbefalinger i utvalget. Med unntak av Kepler Cheuvreux utgjør kjøpsanbefalinger for de åtte andre ikke-skandinaviske meglerhusene i gjennomsnitt 39,42 prosent av deres utstedt anbefalinger. For utvalget som en helhet er denne prosentandelen 60,76%. Videre, ser vi at Fearnley Securities og Handelsbanken ikke har utstedt en eneste holdanbefaling i vårt utvalg. Handelsbanken er meglerhuset med høyeste andel kjøpsanbefalinger (84,44 prosent) og Fearnley Securities har den tredje største andelen (73,65 prosent).

4.3.2 Selskap

Videre, er det interessant å undersøke om alle selskapene på dagens OBX-indeks har fått like mye oppmerksomhet fra meglerhusene i perioden. Tabell 4.2 viser fordelingen av anbefalinger for selskapene i vårt datasett. De fem selskapene med flest anbefalinger utstedt om deres aksje er Equinor, DNB, Subsea 7, Petroleum Geo-Services og Telenor. Det er en relativt stor spredning på dekningen med maksimums- og minimumsverdier på henholdsvis 2 826 og 52 anbefalinger. I snitt har hvert selskap fått utstedt 1 331 anbefalinger av meglerhusutvalget i perioden med et standardavvik på 705 anbefalinger. En av driverne bak denne spredning er at ikke alle selskapene har vært på OBX-indeksen under hele perioden. Dette skyldes at åtte av selskapene ble børsnotert etter 01.01.2007 og at ikke alle aksjene har hatt like mye investoroppmerksomhet under vår observerte periode. En annen viktig driver er usikkerhet i markedet rundt enkeltaksjers utvikling. Både olje- og laksesektoren opplevde betydelig vekst i anbefalinger under og etter oljeprisnedgangen mot slutten av 2014.

Tabell 4.2: Fordelingen av anbefalingene utstedt per selskap

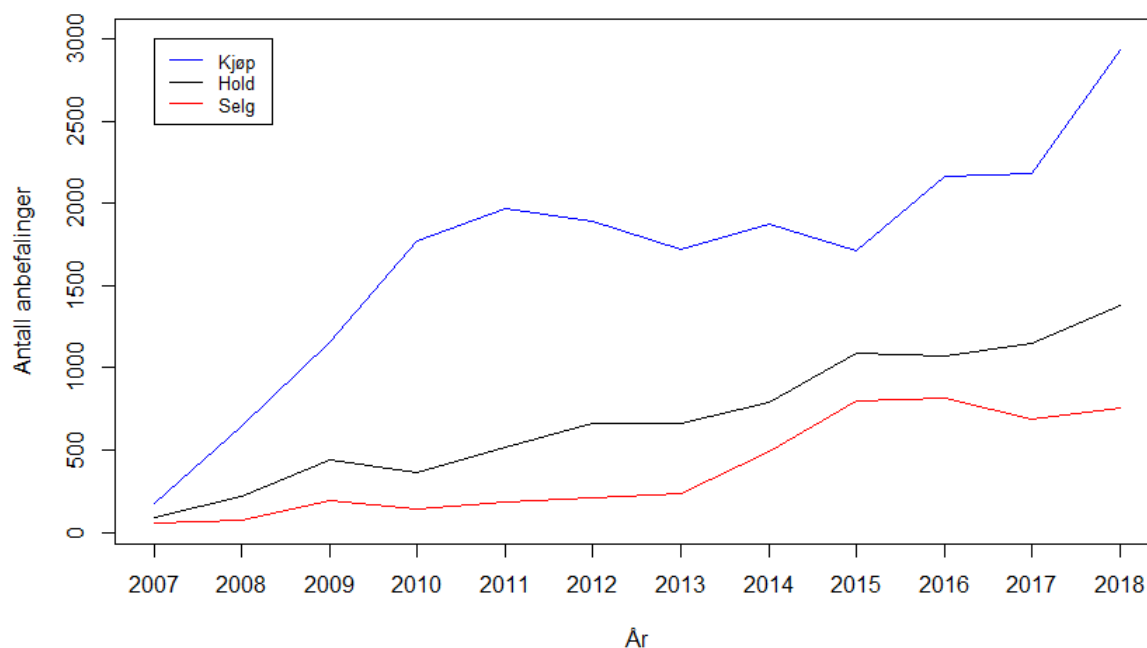
	Buy	Hold	Sell	Total
AKER	380	142	5	527
AKERBP	1 091	330	137	1 558
AKSO	314	118	247	679
BAKKA	417	235	146	798
BWO	578	267	38	883
DNB	1 297	834	188	2 319
DNO	1 037	267	84	1 388
EQNR	1 419	956	451	2 826
GJF	379	491	159	1 029
GOGL	251	47	39	337
GSF	337	64	38	439
LSG	776	234	40	1 050
MOWI	1 006	346	205	1 557
NAS	888	165	250	1 303
NEL	37	11	4	52
NHY	1 104	380	185	1 669
ORK	602	338	128	1 068
PGS	1 408	497	357	2 262
SALM	543	253	176	972
SCHA	776	241	206	1 223
STB	723	267	123	1 113
SUBC	1 640	408	255	2 303
TEL	1 210	626	304	2 140
TGS	959	379	605	1 943
YAR	1 047	522	270	1 839
Total	20 219	8 418	4 640	33 277

Første kolonne viser hvilket selskap som er beskrevet. Kolonne to, tre og fire viser antall utstedte anbefalinger i den respektive kategorien. Den siste kolonnen viser summen av utstedte anbefalinger på selskapet i perioden.

Tabell 4.1 og 4.2 viser fordelingen mellom de utstedte kategoriske anbefalingene. Vårt utvalg består henholdsvis av 60,76%, 25,30% og 13,94% kjøp-, hold- og salgsanbefalinger. I likhet med Murg et al. (2016) og Womack (1996) finner vi at analytikere er nølende med å utstede salgsanbefalinger. Selskapene på OBX har varierende andeler kjøpsanbefalinger med prosentandeler mellom 36,83% (Gjensidige) og 76,76% (Grieg Seafood).

4.3.3 Tid

Figur 4.1: Anbefalinger per år



Note: Figuren viser antall utstedte anbefalinger per år for hver anbefalingskategori.

En annen dimensjon som er interessant å undersøke ved anbefalingene er tidsdimensjonen. Økningen over tid kan delvis forklares med at selskapene vi analyserer er de som er tatt med i OBX-indeksen fra og med 27.12.2018 Oslo Børs (2019). I og med at ikke alle selskapene hadde like bred dekning før de ble tatt med i OBX-indeksen, er det naturlig at antall anbefalinger i vårt datasett øker over tid. Videre, er de utvalgte selskapene de som var inkludert i OBX-indeksen per 22.01.2109 og effekten av survivorship bias kan reflekteres i forholdstallene mellom anbefalingstypene. Samtidig, ser vi under og etter finanskrisen var det en merkbar økning som ikke bare kan attribueres til hvorvidt selskapene var med i indeksen eller ikke. Vi ser den samme økningen i 2015 og 2016 når oljeprisen falt betraktelig. Økningen kan skyldes av at det var en periode preget av høy volatilitet og verdien av ekspertinformasjon ble høyere.

Analysedelen av oppgaven skal forsøke å besvare forskjellene og driverne bak abnormal avkastning som er generert ved aksjeanbefalinger. Tidsdimensjonen er viktig for den viser

at i volatile perioder utstedes det flere anbefalinger av selskapene. Hvorvidt økningen reduserer informasjonsverdien for investorer eller om verdien av ny informasjon dominerer denne effekten blir undersøkt nærmere i analyse-kapitlene.

4.3.4 Endring av anbefaling

Tabell 4.3 viser endringene av anbefalingene utstedt fra de respektive meglerhusene. Navnene i den første kolonnen viser anbefalingen som var utstedt på selskap j av meglerhus i på tidspunkt $t - 1$. Kategoriene i den første raden refererer til anbefalingen utstedt på selskap j av meglerhus i på tidspunkt t . Tabellen gir oss en oversikt over hvorvidt meglerhusene endrer sin anbefaling på et selskap.

Tabell 4.3: Endring av kategorisk anbefaling fra forrige utstedelse

Anbefaling på tidspunkt $t-1$	Anbefaling på tidspunkt t				
		Selg	Hold	Kjøp	Total
Selg		4 043	342	193	4 578
Hold		375	7 120	815	8 310
Kjøp		164	839	18 974	19 977
Total		4 582	8 301	19 982	32 865

Tabellen viser hvordan den kategoriske anbefalingen på tidspunkt t er relativ til den kategoriske anbefalingen på tidspunkt $t - 1$.

Note: Den første anbefalingen utstedt av meglerhus j på selskap i har ikke noe referanseanbefaling i datasettet og er hvorfor totalen summeres til 32 865 og ikke 33 277.

Den største tendensen er at meglerhus gjenutsteder den samme anbefalingen fra forrige periode. I vårt datasett er 91,7 prosent gjenutstedelser av samme anbefaling og 57,7 prosent av alle anbefalinger er repeterte kjøpsanbefalinger. Det skiller mellom tre typer nedgradering i vårt datasett: i) Kjøp – Hold, ii) Kjøp – Selg og iii) Hold – Selg. I vårt datasett er 4,19 prosent nedgradering og bare 0,49 prosent er av varianten Kjøp – Selg. Nedgradering som forekommer mest i vårt datasett er Kjøp – Hold⁵. Gitt antagelsen om at analytikere har et disincentiv å utstede salgsanbefalinger, er dette i tråd med våre forventninger. På bakgrunn av lignende studier foretatt på andre markeder forventet vi at nedgradering fra kjøp til selg skulle være den mest sjeldne anbefalingsendringen.

Det som skiller seg ut er den relative forekomsten av oppgraderinger. Den mest sjeldne

⁵2,55 prosent

oppdateringen av anbefaling er oppgraderinger. I vår utredning skiller vi mellom tre typer oppgradering: i) Selg – Hold, ii) Selg – Kjøp og iii) Hold – Kjøp. I vårt datasett er 4,11 prosent oppgraderinger og bare 0,59 prosent er av varianten Selg – Kjøp. Oppgraderingen med høyest frekvens er Hold – Kjøp⁶.

Tabell 4.4: Endring av kursmål fra forrige utstedte anbefaling

Endring av kursmål				
	Nedjustering	Uendret	Oppjustering	Total
Selg	954	2 630	998	4 582
Hold	1 647	4 673	1 981	8 301
Kjøp	3 068	12 081	4 833	19 982
Total	5 669	19 384	7 812	32 865

Tabellen viser hvordan anbefalingens kursmål på tidspunkt t er relativ til kursmålet på tidspunkt $t - 1$.

Note: Den første anbefalingen utstedt av meglerhus j på selskap i har ikke noe tidligere kursmål i datasettet og er hvorfor totalen summeres til 32 865 og ikke 33 277.

Tabell 4.4 viser fordelingen av kursmålsendringer for de respektive kategoriene. Det som forekommer mest i vårt utvalg er gjenutstedelse av samme kursmål og dette utgjør 58,99 prosent av kursmålsrevideringer. Videre er det interessant at kursoppjusteringer er det som er høyest observert i alle kategoriene etter uendret kursmål. Det må likevel merkes at andelen opp- og nedjusteringer for salgsanbefaling er relativt like⁷.

Implikasjonene av disse fordelingene må kommenteres. Anbefalingene som er inkludert i vårt datasett inneholder en kategorisk anbefaling (selg, hold eller kjøp) og et kursmål. Når 91,7 prosent av anbefalingene er gjenutstedelser av den sammen kategoriske anbefalingen impliserer det at majoriteten av eventuelle markedsreaksjoner bør drives av endringene i kursmål. Eventuelt, fordi de «nye» anbefalingene signaliserer at det er noen endringer vil reaksjonen til disse begivenhetene ikke være like unisone som ved kategoriske endringer. Dette reflekteres i studien til Murg et al. (2016) på det østerrikske markedet hvor de har klassifisert anbefalingene etter om de har endret anbefalingen eller bare endret kursmål. Fordi endring av kategorisk anbefaling forekommer sjeldent, kan det være disse anbefalingene som skaper mest entydig og sterkest markedsreaksjon ved utstedelse. Denne hypotesen er støttet opp av Jegadeesh og Kim (2006) og Murg et al. (2016) som finner at endringer av anbefalinger har enn mer robust forklaringskraft enn den kategoriske anbefalingen isolert sett.

⁶2,48 prosent

⁷21,78 prosent og 20,82 prosent for henholdsvis opp- og nedjusteringer

5 CAR-analyse

I dette kapitlet benytter vi oss av det som er beskrevet i metode- og datakapitlet for å se på fordelingene og størrelsene på markedsreaksjonen ved utstedelse av aksjeanalyser. Det innebærer både å se på retningen til reaksjonen og se på hvordan den fordeler seg i tid. Til slutt vil vi gjennomføre tester for å se hvorvidt den gjennomsnittlige kumulative abnormale avkastningen er statistisk signifikant. Hovedfokuset vil være på begivenhetsvinduet $[-1,1]$ og egenskaper ved $[-2,2]$ vil bli presentert som sammenligningsgrunnlag der forskjellene er av interesse.

5.1 Forskjeller mellom normalavkastningsmodeller

For å estimere abnormal avkastning har vi benyttet to modeller for å estimere avkastningen i fravær av anbefalinger: markedsmodellen og CAPM. For å vurdere hvilket begivenhetsvindu og normalavkastningsmodell som skal benyttes videre i analysen skal vi undersøke forskjellene mellom modellene. Tabell 5.1 viser deskriptiv statistikk for den kumulative abnormale avkastningen (CAR) og resultatene fra signifikanstestene, som blir drøftet videre i delkapittel 5.6.

Tabell 5.1: CAR for de ulike begivenhetsvinduene og normalavkastningsmodellene

Begivenhetsvindu	Gjennomsnitt	Standardfeil	t-verdi	Gsign
MM				
$[-1,1]$	0,00106	0,0473	4,08***	4,95***
$[-2,2]$	0,000793	0,0557	2,60**	4,42***
CAPM				
$[-1,1]$	0,00130	0,0472	5,03***	6,01***
$[-2,2]$	0,00120	0,0553	3,95***	5,28***

I første kolonne vises normalavkastningsmodellene og de tilhørende begivenhetsvinduene. I andre kolonne vises gjennomsnittlig CAR for begivenhetsvinduet med en tilhørende standardfeil i tredje kolonne. Fjerde og femte kolonne viser resultatene fra signifikanstestene som er henholdsvis to-utvalgs t-test og generalized sign test (Gsign). Alle 33 277 observasjonene inngår i beregningene.

Note: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

Tverrsnittets t-testen viser at CAR i begivenhetsvinduet $[-1,1]$ er signifikant på 1% nivå for både markedsmodellen og CAPM. Den gjennomsnittlige kumulative abnormale avkastningen (ACAR) beregnet ved bruk av CAPM er høyere relativt til MM uavhengig

av typen anbefaling som er utstedt. Videre ser at vi begivenhetsvinduet $[-2,2]$ er signifikant på 1% og 5% for henholdsvis CAPM og MM. Begge begivenhetsvinduene er signifikante på 1% nivå ved bruk av den generelle fortegnstesten og tyder på at begge begivenhetsvinduene innehar signifikante abnormale avkastninger. Dette isolert sett trekker i retning av at begge begivenhetsvinduene skal være med i analysen. Samtidig, ser vi fra appendiks A2 at hverken $t = -2$ eller $t = 2$ er statistisk signifikant for noen av de kategoriske anbefalingene. Dette blir drøftet videre i delkapittel 5.4. På bakgrunn av dette benyttes begivenhetsvinduet $[-1,1]$ i all hovedsak gjennom oppgaven.

Videre er det gjennomført en to-utvalgs t-test for å sammenligne CAR estimert ved bruk av MM og CAPM. Resultatene i appendiks A3 indikerer at forskjellene i ACAR mellom de to normalavkastningsmodellene er ikke statistisk signifikant. Ettersom abnormal avkastning fra begge modellene er statistiske signifikante og ikke statistisk signifikant forskjellig, benytter vi oss av bare en modell for den resterende delen av analysen. I tråd med lignende studier benyttes CAR beregnet ved bruk av markedsmodellen gjennomgående med mindre noe annet er spesifisert.

5.2 Markedsreaksjonen ved utstedelse

Tabell 5.2 viser en oversikt over gjennomsnittet, standardavviket og maksimum- og minimumsverdier for CAR. Den deskriptive statistikken er beregnet for CAR ved bruk av markedsmodellen for hele utvalget og for de ulike anbefalingstypene. Dette tillater oss å analysere hvorvidt de ulike typene anbefalingene genererer signifikant abnormal avkastning og sammenligne de relative størrelsene.

5.2.1 Hele utvalget

Gjennomsnittet av den kumulative abnormale avkastningen i begivenhetsvinduet er den estimerte abnormale avkastningen som oppstår ved utstedelse av analytikeranbefalingen. I begge begivenhetsvinduene er den estimerte abnormale avkastningen positiv. Dette kan forklares ved at 60,76% av anbefalingene er kjøpsanbefalinger. I neste delkapittel skal forskjellene mellom kjøps-, hold- og salgsanbefalinger drøftes i detalj.

Tabell 5.2: Deskriptiv statistikk av CAR

Begivenhetsvindu	Gj.snitt	$\sigma(CAR)$	t-verdi	Min	Max	# Obs
Alle						
[-1,1]	0,00106	0,0473	4,08***	-0,363	0,483	33 277
[-2,2]	0,000793	0,0557	2,60***	-0,460	0,534	33 277
Selg						
[-1,1]	-0,00485	0,0503	-6,57***	-0,337	0,2684	4 640
[-2,2]	-0,00588	0,0586	-6,84***	-0,381	0,417	4 640
Hold						
[-1,1]	-0,00184	0,0462	-3,65***	-0,363	0,325	8 418
[-2,2]	-0,00241	0,0535	-4,13***	-0,372	0,353	8 418
Kjøp						
[-1,1]	0,00362	0,0468	11,0***	-0,318	0,483	20 219
[-2,2]	0,00366	0,0556	9,36***	-0,460	0,534	20 219

I første kolonne vises utvalgene og de tilhørende begivenhetsvinduene. I andre kolonne vises gjennomsnittlig CAR for utvalget med en tilhørende standardfeil i tredje kolonne. Fjerde kolonne viser t-verdien til gjennomsnittet. Femte og sjette kolonne viser ekstremverdiene til utvalget. Siste kolonne viser antall observasjoner i hvert utvalg.

Note: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

Ekstrempunktene for CAR gir en god indikasjon på variasjonen av abnormal avkastning generert av anbefalingene. Maksimumsverdien er anbefalingen utstedt i forbindelse med at International Airlines Group (IAG) annonserte et mulig bud på Norwegian Air Shuttle (Kvale, 2018) som genererte en abnormal avkastning på 48,3%. Minimumsverdien er knyttet til anbefaling utstedt i forbindelse med kvartalsrapporten til BW Offshore Limited hvor det ble belyst likviditetsproblemer (Oslo Børs, 2016). Dette resulterte i en abnormal avkastning på -36,3%. Ekstrempunktene belyser et grunnleggende spørsmål om hvorvidt det er anbefalingene eller hendelsene som forårsaker anbefalingene som genererer abnormal avkastning. Dette drøftes i delkapittel 5.7.

Intervallet for abnormal avkastning gir også innsikt i størrelsen på standardavviket til avkastningen. Standardavviket er på 4,72% og 5,57% for henholdsvis [-1,1] og [-2,2] begivenhetsvinduet. Det høyere standardavviket forbundet med et lengre begivenhetsvindu er som forventet og skyldes at effekten av annen markedsstøy øker ved større begivenhetsvinduer. Ettersom det er ulik grad av avkastningsdrift vil det lengre begivenhetsvinduet kapre mer av denne effekten. Dette reflekteres og at ekstremverdiene for CAR i [-2,2] er høyere i absoluttverdi enn de for [-1,1]. Videre, ser vi at medianen er lavere enn gjennomsnittet. I vårt utvalg har henholdsvis 50,61% og 50,46% lavere CAR enn gjennomsnittet som tyder på at skjevheten på fordelingen ikke er årsaken men at det

er de ekstreme abnormale avkastningene som drar opp gjennomsnittsverdien.

5.2.2 Salgsanbefalinger

I likhet med tidligere studier forventer vi en større markedsreaksjon, målt i absolutt abnormal avkastning, av salgsanbefalinger relativt til de to andre kategoriene. Frankel et al. (2006) påpeker at investorer har en tendens til å fange opp positiv informasjon samtidig som de utviser skepsis til kursoppjusteringer. Salgsanbefalinger har en forventet kumulativ abnormal avkastning (CAR) på -0,485% og -0,588% for henholdsvis [-1,1] og [-2,2] begivenhetsvinduet. CAR er signifikante for begge begivenhetsvinduene på 1 prosent nivå. Fortegnet og den relative størrelsen er i tråd med våre forventninger. Videre ser vi at den estimerte abnormale avkastningen i [-2,2] vinduet er lavere enn det kortere begivenhetsvinduet. En mulig forklaring kan være at markedet trenger lengre tid til å inkorporere den total effekten av de negative nyhetene og en forlengelse av vinduet med to dager kaprer mer av denne tilpasningen.

Det som også er av interesse er at salgsanbefalingene har det høyeste standardavvik av de tre anbefalingstypene. Etersom salgsanbefalinger er utstedt i volatile perioder for et selskap så er det relativt større standardavviket forklarlig. Økningen i standardavviket ved det utvidede begivenhetsvinduet følger samme resonnement som delkapittel 5.2.

5.2.3 Holdanbefalinger

Det er interessant å vurdere hvorfor holdanbefalingene genererer en negativ abnormal avkastning. CAR for begge begivenhetsvinduene er signifikante på 1 prosent nivå. Holdanbefalinger har en estimert CAR på -0,184% for begivenhetsvinduet [-1,1] og fortegnet er i tråd med funnene i Murg et al. (2016). En mulig forklaring kan være at en mangel på nye positive anbefalinger sender signaler om at aksjen er overpriset. Videre ser vi at 94,5%⁸ av hold-anbefalinger utstedt fra samme meglerhus er enten en nedgradering (fra kjøp til hold) eller uendret (forblir som hold). Etersom analytikere er nølende med å utstede salgsanbefalinger kan en mulig tolkning bli at gjenutstedelser av hold-anbefalinger blir tolket som svake salgssignaler. Dette er i tråd med funnene til Womack (1996) om

⁸839 nedgraderinger og 7 120 uendret

at salgsanbefalinger kan skade forholdet mellom meglerhus og ledelsen til det undersøkte firmaet og en løsning blir å utstede hold-anbefalinger.

5.2.4 Kjøpsanbefalinger

Kjøpsanbefalinger er den eneste kategorien som genererer en forventet positiv kumulativ abnormal avkastning. Den estimerte CAR i $[-1,1]$ begivenhetsvinduet er på 0,362% og signifikant på 1 prosent nivå. Videre er det interessant at kjøpsanbefalingene har den største spredningen av CAR mellom ekstremverdiene. Implikasjonene av dette gir rom for tolkningen av informasjonsverdiene til de utstedte anbefalingene. En implikasjonen er at fordi det er en overvekt av kjøpsanbefalinger blir troverdigheten av hver enkelt kjøpsanbefaling redusert. Dette er i tråd med hypotesene til Morgan og Stocken (2003). En annen implikasjon av dette er at det er andre informasjonskilder enn analytikeranbefalinger som dominerer markedsreaksjonen.

5.3 Retning på markedsreaksjonen

Tabell 5.3: Andelen av anbefalinger som har CAR større/mindre enn null

	Positiv		Negativ	
	Antall	Andel	Antall	Andel
Alle	16 840	50,61%	16 437	49,39%
Selg	2 113	45,54%	2 527	54,46%
Hold	4 034	47,92%	4 384	52,18%
Kjøp	10 740	53,12%	9 479	46,88%

Første kolonne viser hvilket utvalg som er beskrevet. Kolonne to og tre viser henholdsvis antall og andel av anbefalingene som har $CAR > 0$. Kolonne fire og fem viser henholdsvis antall og andel av anbefalingene som har $CAR < 0$.

I tabell 5.3 kan vi se fordelingen av positiv og negativ CAR, som uttrykker anbefalingene med CAR over og under 0 henholdsvis for begivenhetsvinduet $[-1,1]$. Sett opp mot fordelingen av kjøps-, hold- og salgsanbefalinger på 60,76 prosent, 25,30 prosent og 13,94 prosent henholdsvis, kan vi konstatere at andelen av anbefalingene som gir positiv CAR er lavere enn andelen kjøpsanbefalinger. Tilsvarende er andelen med negativ CAR større enn andelen selg- og holdanbefalinger sammenlagt. Dette indikerer at det er andre faktorer som også påvirker kursene.

Salgs- og holdanbefalinger genererer en høyere andel negativ abnormal avkastning enn positiv og er i tråd med Murg et al. (2016), Jegadeesh og Kim (2006) og andre lignende studier. Videre ser vi at salgsanbefalingene har en høyere andel negative CAR enn holdanbefalingene. Kjøpsanbefalinger utløser en positiv CAR i 53,12 prosent prosent av tilfellene. De respektive andelene er også som forventet med utgangspunkt i den gjennomsnittlig CAR som ble diskutert i forrige delkapittel.

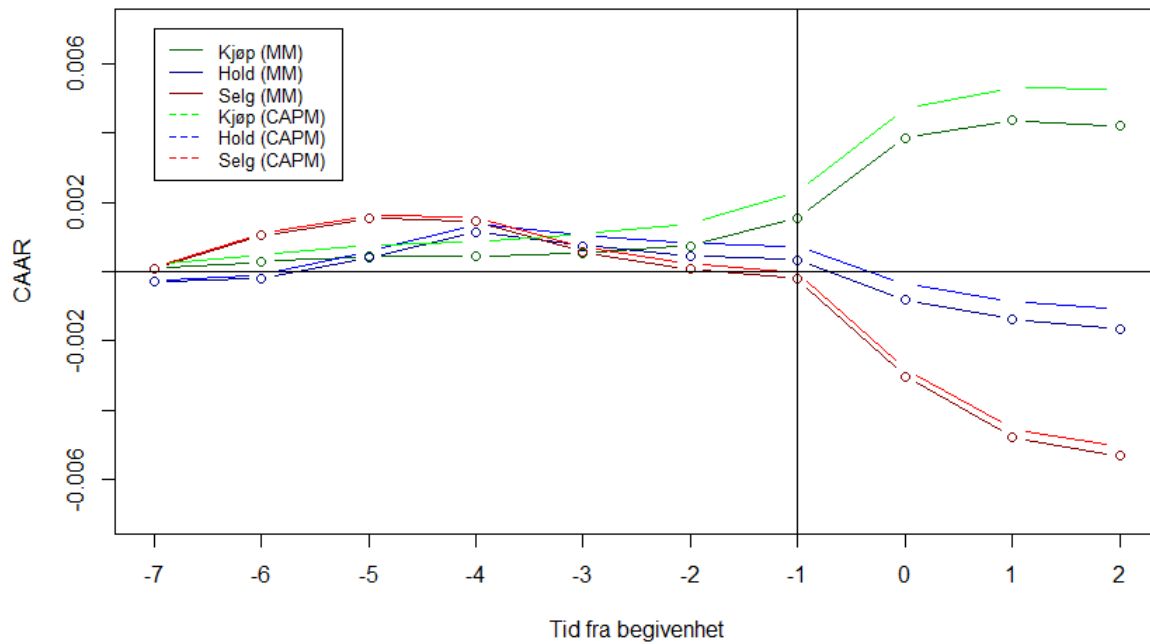
Det er derimot ikke en betydelig overvekt av positiv eller negativ CAR i henholdsvis kjøps- og salgsanbefalingene, men majoriteten av CAR for de respektive anbefalingene har det forventede fortegnet. Videre, ser vi at holdanbefalinger blir oppfattet som svake salgssignaler som er representert ved en overvekt av negativ CAR. Dette isolert sett indikerer at anbefalingene innehar informasjonsverdi, men utgjør bare en mindre andel av investorenes informasjonsgrunnlag.

5.4 CAR før og etter kunngjøring

For å vurdere informasjonsverdien til analytikeranbefalingene er det interessant å analysere kursbevegelsene frem til og under begivenhetsvinduet. Figur 5.1 viser den kumulative gjennomsnittlige abnormale avkastningen (CAAR)⁹ syv handelsdager før anbefalingen ble utstedt og de to påfølgende handelsdagene. Figuren viser utviklingen for de tre anbefalingstypene og for begge normalavkastningsmodellene. Ettersom avkastningen er beregnet ved bruk av sluttpriser er endring mellom handelsdag $t=-1$ og $t=0$ å betrakte som effekten på kunngjøringsdagen. Appendix A2 den viser statistiske signifikansen for hver dags gjennomsnittlige abnormale avkastning (AAR) og benyttes for å identifisere eventuelle pre-event eller drifteffekter.

Ved å se på figur 5.1 kan vi observere at fra dag -7 til -2 beveger de ulike anbefalingskategoriene seg lite entydig og uten tydelige trender. For kjøpsanbefalingene ser vi tegn til abnormal avkastning fra dag -2 til -1 som kan skyldes at positive anbefalinger tenderer til å komme etter gode nyheter og etter andre analytikers positive anbefalinger. Det er også en tydelig trend fra dag -1 til 0 og videre til +1, der kursen styrker seg og AAR for disse dagene er statistisk signifikant på 1 prosentnivå. Siden datasettet vårt ikke

⁹CAAR summerer gjennomsnittlig abnormal avkastning (AAR) for hver t . $CAAR_t = \sum_{t=t-T}^{t=t} AAR_t$

Figur 5.1: CAAR-utviklingen for de ulike anbefalingstypene.

Note: Figuren viser kumulativ gjennomsnittlig abnormal avkastning (CAAR) for hver anbefalingstype og normalavkastningsmodell. Den horisontale akse er antall dager relativt til utstedelsen.

inkluderer klokkeslett for annonsering av anbefaling og første tilgjengelige handelsdag vil følgelig i noen tilfeller være dag +1, noe som forklarer noe av utviklingen fra 0 til +1. Tilsvarende trend kan observeres for hold og selg-anbefalinger, med tydelig negativ trend fra -1 til 0 som fortsetter til dag +1. Fra dag +1 til +2 er trendene mindre entydig. Både hold-og salgsanbefalingene viser tegn til pre-eventeffekter ved at AAR i de foregående dager før anbefalingen er statistisk signifikante.

Videre ser vi at AAR for hverken $t=-2$ eller $t=2$ er statistisk signifikant for noen av anbefalingstypene. Dette indikerer at signifikansen til CAR for begivenhetsvinduet $[-2,2]$ hovedsakelig kan forklares ved den kumulative abnormale avkastningen observert i begivenhetsvinduet $[-1,1]$. Samtidig er ikke $t=-1$ statistisk signifikant for hold- eller salgsanbefalinger.

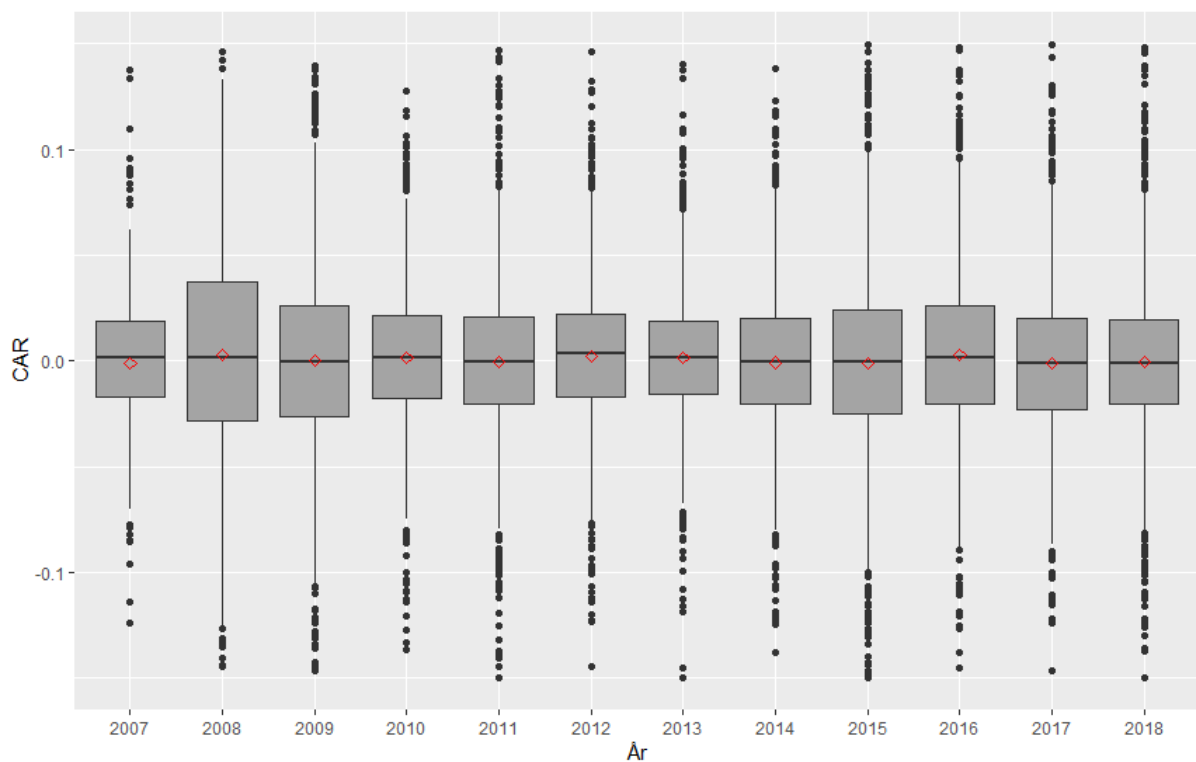
5.5 ACAR per år

Figur 5.2: ACAR per år



Note: Figuren viser gjennomsnittlig kumulativ abnormal avkastning hvert år for [-1,1] og [-2,2] begivenhetsvinduene beregnet ved markedsmodellen.

I figur 5.2 kan man observere den gjennomsnittlige kumulative abnormale avkastningen (ACAR) for hvert år. Den er splittet opp i de ulike begivenhetsvinduene på [-1,1] og [-2,2]. Det er ingen gjennomgående systematikk i differansen mellom ACAR til begivenhetsvinduene, hverken i hvilken som er høyest eller mest ulik null. Av figuren fremgår det at årene 2007, 2015 og 2017 ved begge vinduene, samt 2008 ved [-2,2] begivenhetsvindu, har negativ ACAR. Tilsvarende har de andre årene alle positiv ACAR. Som tidligere visst i figur 4.1, vet vi at volumet av analyser har økt betraktelig, dermed kan man tenke seg at absoluttverdien av ACAR skulle reduseres med årene. Dette tilsier at enten burde den enkeltes anbefalings CAR gå ned eller så må anbefalinger utgjøre en større andel av den totale markedsavkastningen enn tidligere, eller en kombinasjon av de to, gitt at markedsavkastningen er den samme.

Figur 5.3: Boksplott for ACAR per år.

Note: Boksplottet viser ACAR (rød diamant), median-CAR (sort linje i boksen), 25 og 75 prosent persentiler (linjene på utsiden av boksen) og uteliggerverdier. Lengden på boksen indikerer hvor 50% av verdiene tilfaller.

På bakgrunn av svingningene og mangelen på en tydelig trend i figur 5.2 ønsket vi å se om det var forskjeller i spredningen av CAR mellom årene. Dette for å se om årene med høye og lave observasjoner sammenfaller med spredningen i CAR i tilsvarende år. I figur 5.3 er spredningen i CAR visualisert år for år i et boksplott diagram. Av diagrammet ser vi at årene 2008 og 2009 samt 2015 og 2016 har større spredning noe som tyder på større volatilitet på Oslo Børs i de årene. Videre ser året 2007 ut til å ha vært relativt stabilt, i motsetning til det man kan få inntrykk av i figur 5.2. Tilsvarende tendens ser vi også i årene 2010 til 2014 og 2017 til 2018 ved at spredningen er på et noe lavere nivå og dermed indikerer at årene var preget av noe mindre urolighet.

I lys av at det er betydelige forskjeller mellom årene kan det tyde på at tidsperioden som en analyse er utstedt i, påvirker CAR. Videre kan det også være interessant å se om faktorer relatert til markeds konteksten rundt en analyse har innvirkning på størrelsen til CAR. Dette blir analysert i kapittel 6.

5.6 Signifikanstester

Det er behov for å undersøke hvorvidt resultatene fra våre analyser er robuste. Som tidligere diskutert i delkapittel 5.1 benyttes primært markedsmodellen for beregningen av normalavkastning. I dette delkapittelet vil vi gjennomgå signifikanstestene for resultatene. Tabell 5.4 viser resultatene for de to signifikanstestene som vi har benyttet. Testene er gjennomført for de to begivenhetsvinduene for utvalget under ett samt for de ulike anbefalingskategoriene kjøp, hold og selg separat. Testene og resultatene for oppfyllelsen av Gauss-Markov forutsetningene er vedlagt i appendiks A4.

Tabell 5.4: Signifikanstester for ulike begivenhetsvinduene og anbefalingstypene

	t-test	Gsign
Alle		
[-1,1]	4,08***	4,95***
[-2,2]	2,60***	4,42***
Selg		
[-1,1]	-6,57***	-4,49***
[-2,2]	-6,84***	-4,92***
Hold		
[-1,1]	-3,65***	-2,427***
[-2,2]	-4,13***	-2,56***
Kjøp		
[-1,1]	11,0***	9,65***
[-2,2]	9,36***	9,41***

Første kolonne viser hvilket utvalg som er beskrevet. Kolonne to viser resultatene fra tverrsnitts t-testen. Kolonne tre viser resultatene fra generalized sign test (Gsign).

Note: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

Fra den andre kolonnen kan vi se at begge begivenhetsvinduene er signifikante på 1% nivå for alle utvalgene ved bruk av t-testen. Dette indikerer at i gjennomsnitt er det en statistisk signifikant markedsreaksjon ved de utstedte anbefalingene. Fortegnene til koeffisientene indikerer og at markedsreaksjonene i gjennomsnitt er i forventet retning.

Generalized Sign (Gsign) test undersøker hvorvidt andelen med positiv abnormal avkastning er signifikant forskjellig fra den andelen man hadde forventet i fravær av begivenheten. Resultatene fra den tredje kolonnen indikerer at Gsign-verdiene er signifikante forskjellig fra null på 1% nivå for all de testede vinduene og utvalgene. I likhet med fortegnet til t-testen finner vi at det er en statistisk signifikant høyere

andel av anbefalingene som har positiv/negativ CAR enn det som er forventet utfra estimeringsvinduet.

5.7 Delkonklusjon

I dette kapitlet er formålet å besvare hvorvidt analytikeranbefalinger har informasjonsverdi for investorer og undersøke forskjeller i markedsreaksjonen ved de ulike anbefalingstypene. Den gjennomsnittlige markedsreaksjonen når vi ser på utvalget under ett og ved splittede datasett indikerer at analytikeranbefalinger generer en kumulativ abnormal avkastning som drar i den forventede retningen gitt anbefalingstypen. Figur 5.1 illustrerer at ved kunngjøringsdatoen er det en signifikant markedsreaksjon ved alle anbefalingstypene og manglende tegn til kortsiktig avkastningsreversering. Ved å undersøke andelene av anbefalingene som genererte henholdsvis positiv og negativ CAR fant vi at flertallet av anbefalinger har CAR med det forventede fortegnet. Dette tyder på anbefalingene i gjennomsnitt tilfører investorer informasjonsverdi. Jegadeesh og Kim (2006) konkluderer derimot med at relativt små størrelser på CAR indikerer at et marked er relativt effisient og at analytikere ikke systematisk avdekker større feilprisinger.

Den kumulative abnormale avkastningen er høyest i absoluttverdi for salgsanbefalinger. Etersom analytikere er nølende med å utstede salgsanbefalinger kan den relativt høyere CAR forklares ved økt investortillit til salgssignaler. Samtidig, kan det forårsakes av at salgsanbefalinger er utstedt i forbindelse med større oppdagelser eller nyheter og fordrer en større markedsreaksjon enn ellers. CAR forbundet med kjøpsanbefalinger er systematisk høyere enn hold i absoluttverdi i begge begivenhetsvinduene. Dette tyder på at kjøpsanbefalinger har en tydeligere informasjonsverdi enn holdanbefalinger som i prinsippet skal være nøytrale anbefalinger, men oppfattes som svake salgssignaler. Samtidig ser vi at ekstremverdiene i CAR skyldes eksterne forhold som hadde generert en markedsreaksjon uavhengig av at en anbefaling var utstedt eller ikke. Dette indikerer at den underliggende informasjonen er det mest avgjørende for abnormal avkastning. Dette fordrer videre en diskusjon hvorvidt analyser i gjennomsnitt vil generere CAR dersom det ikke var noen nyheter.

For å undersøke hvorvidt analytikeranbefalingene har informasjonsverdi for investorer må

vi undersøke hvorvidt markedsreaksjonen kan tilordnes anbefalingene. Med bakgrunn i de ovennevnte beregningene har vi grunnlag til å påstå at den beregnende abnormale avkastningen er beheftet med en betydelig grad av usikkerhet. Andelene positive og negative CAR for de respektive anbefalingstypene viser at et knapt flertall av anbefalingene genererer CAR med forventet fortegn. Dette har flere implikasjoner på hvorvidt anbefalingene driver abnormal avkastning. Dette tyder på at anbefalingene utgjør en mindre andel av informasjonsgrunnlaget og ikke isolert sett er driveren for kursutviklingen. Videre kan det være at manglende tiltro til analytikerens evne til å formidle riktige priser på aktiva. Begge disse implikasjonene støttes av at andelene avviker ikke betraktelig mellom anbefalingstypene. Det er mulig at justeringer av parameterne i våre estimeringsmodeller ville endre disse forholdstallene, men den underliggende tendensen fordrer en diskusjon om hvorfor andelene er såpass høye.

6 Tverrsnittsregresjonen

I det forrige kapittelet undersøkte vi fordelingen og egenskapene til de kumulative abnormale avkastningene (CAR). Det ble observert forskjeller i både størrelse og retning av CAR ved de ulike anbefalingstypene som indikerer at signalene har ulik informasjonsverdi for investorer. Det er fortsatt av interesse å utforske hvilke egenskaper ved analytikeranbefalingene og meglerhusene som påvirker størrelsen og retningen på markedsreaksjonen. I de neste avsnittene benytter vi oss av tverrsnittsregresjoner på hele datasettet og utvalg bestående av bare en type kategorisk anbefaling om gangen. Dette er for undersøke om de ulike egenskapene har ulik påvirkning for de respektive anbefalingstypene.

I likhet med Jegadeesh og Kim (2006) endrer vi fortegnet til CAR som er beregnet for salgsanbefalinger når vi ser på alle observasjonene under ett. Etersom den forventede CAR assosiert med salgsanbefalinger er negativ fører dette til at fortegnene til både kjøps- og salgsanbefalinger er positive når CAR har det forventede fortegnet. Hensikten er å unngå at nettoeffektene medfører at betakoeffisientene i regresjonen konverger mot null. Videre tillater det oss i større grad å sammenligne størrelsen av marginale effekter mellom de uavhengige variablene i regresjonen. For regresjonene på de splittede utvalgene benyttes de opprinnelige fortegnene til CAR.

6.1 Regresjonen og variablene

$$\begin{aligned}
 CAR_i = & \beta_0 + \beta_1 IA + \beta_2 KME + \beta_3 EA + \beta_4 S\&0 + \beta_5 K\&N + \beta_6 AK + \beta_7 SA + \beta_8 APD \\
 & + \beta_9 APD^2 + \beta_{10} DP\dot{A} + \beta_{11} KR + \beta_{12} FK + \beta_{13} IS
 \end{aligned}
 \tag{6.1}$$

Den avhengige variabelen er den kumulative abnormale avkastningen for begivenhetsvinduet $[-1,1]$, estimert med markedsmodellen, med fortegnskorrigeringen som er nevnt tidligere. IA er den impliserte avkastningen av kursmålet. Den er beregnet utfra sluttkursen på den dagen anbefalingen er utstedt. KME er den prosentvise endringen av kursmålet fra forrige anbefaling. EA er en kategorisk variabel som identifiserer om den anbefalingskategorien har endret seg og graden av endring. Det en variabel

med fem kategorier: $-4, -2, 0, 2, 4$ ¹⁰. Basegruppen som benyttes i regresjonen er uendrede anbefalinger fra forrige utstedelse, EA_0 . $S\&O$ er en dummyvariabel som indikerer om en salgsanbefaling hadde en oppjustering av kursmålet fra forrige anbefaling. $K\&N$ er en dummyvariabel som indikerer om en kjøpsanbefaling hadde en nedjustering av kursmålet fra forrige anbefaling.

AK er kursmålet prosentvise avvik fra konsensuskursmålet. Konsensuskursmålet er oppgitt i våre data fra Bloomberg (2019). SA er en kategorisk variabel som undersøker hvorvidt den utstedte kategoriske anbefalingen avviker fra konsensus. Den har tre kategorier: over konsensus, under konsensus og i tråd med konsensus. Denne variabelen er beregnet ved å se på anbefalingene utstedt på samme aksje inntil 100 handelsdager før den respektive anbefalingen og beregne gjennomsnittlig numerisk anbefaling¹¹ av dette utvalget. Hvis avviket fra konsensus overstiger 1,5 i absoluttverdi blir anbefalingen kategorisert som SA_{UNDER} eller SA_{OVER} basert på om anbefalingen er under eller over gjennomsnittet. Basegruppen er anbefalinger som er i tråd med konsensus.

APD måler hvor mange anbefalinger som er utstedt på samme dag for samme selskapet. Hensikten er å teste om anbefalinger skaper en større markedsreaksjon når de er utstedt samtidig. APD^2 , kvadrert APD , er inkludert for å teste om den marginale effekten av en ekstra anbefaling er avtagende. $DP\dot{A}$ måler hvor mange selskap på OBX som meglerhuset har dekket i løpet av det forrige handelsåret¹². KR er en kategorisk variabel som kontrollerer for om en anbefaling er utstedt i forbindelse med en kvartalsrapport. Variabelen har tre nivåer: uken før KR , uken etter KR og ikke i forbindelse med KR . Alle anbefalinger utstedt inntil fem handelsdager før kvartalsrapporten blir kategorisert som $KR_{FØR}$. Kategorien KR_{ETTER} inneholder alle anbefalinger utstedt inntil fire handelsdager etter kvartalsrapporten. Basegruppen er anbefalinger som ikke er utstedt i forbindelse med kvartalsrapporter. Kvartalsrapportdatoene for hvert selskap er lagt ved i appendiks A6. FK , er en dummy variabel for årene 2008 og 2009 for å undersøke eventuelle forskjeller under finanskrisen. Den siste variabelen, IS , er en dummy-variabel hvor ikke-skandinaviske meglerhus får verdien 1. Vi definerer skandinaviske meglerhus som meglerhusene som har hovedkontor i Skandinavia.

¹⁰**-4:** Fra kjøp til selg. **-2:** Fra hold til selg eller fra kjøp til hold, **0:** Uendret, **2:** Fra selg til hold eller hold til kjøp, **4:** Fra selg til kjøp

¹¹1,3 eller 5

¹²Vi måler hvor mange av utvalget de har under dekning.

6.2 Regresjonsresultater

Tabell 6.1 viser resultatene fra regresjonene for alle observasjonene og for et splittet datasett for de tre respektive kategoriske anbefalingene. I tabellen vises koeffisientestimatene og deres tilhørende standardfeil som gir oss grunnlag til å påpeke den statistiske signifikansen av hver variabel for de ulike gruppene. Drøftingen av regresjonsresultatene blir gjort for hver variabel og forskjeller i signifikans og koeffisientene mellom modellene blir gjort samlet for hver variabel.

Ved å splitte regresjonsmodellene inn etter de anbefalingskategoriene kjøp, hold og selg, får vi mulighet til se på forskjellene på hvilke variabler som påvirker størrelsen på markedsbevegelsene. Dette kan sees i kolonne tre til fem i tabell 6.1. Når man skal studere koeffisientene for salgsanbefalingene i regresjonen med alle anbefalingene (andre kolonne i tabell 6.1) må man være bevisst på at de har omvendt fortegn, som diskutert tidligere. Det vil si at en negativ koeffisient impliserer positiv korrelasjon. I regresjonen med bare salgsanbefalingene (femte kolonnen i tabellen) har vi ikke benyttet omvendt fortegn, for å forenkle tolkningen av koeffisientene.

6.2.1 Drøfting av regresjonsresultater

Innholdsvariabler

Den impliserte avkastningen av kursmålet, IA , er statistisk signifikant på 1 prosentnivå for alle regresjonsmodellene. Koeffisientene viser også gjennomgående at økt implisert avkastning i et kursmål reduserer CAR. Dette strider mot vår intuisjon ettersom man vil forvente at signaliserte positive utsikter til et selskaps kursutvikling vil øke CAR. En mulig forklaring kan være at store endringer i kursmålet assosieres med større nyheter og at den nye informasjonen er allerede reflektert i dagens priser. For salgsanbefalinger med høyere implisert avkastning (mindre negativ) vil dette utgjøre en anbefaling med et kursmål som er mindre avvikende fra markedsprisen og kan dermed ikke forventes å påvirke markedet i særlig grad.

Kursmålendring, KME , er signifikant på minst 10 prosentnivå for kjøp og selg, mens den ikke er signifikant for hold eller det samlede utvalget. Dette kan tyde på at en del av

Tabell 6.1: Tverrsnittsregresjon med hensyn på anbefalingsegenskaper

Variabel	<i>Avhengig variabel: CAR [-1,1]</i>			
	(Alle)	(Kjøp)	(Hold)	(Selg)
Implisert avkastning (IA)	-0,0001*** (0,00002)	-0,0001*** (0,00003)	-0,001*** (0,0001)	-0,001*** (0,0001)
Kursmålendring (KME)	0,010 (0,012)	0,030*** (0,008)	0,003 (0,016)	0,022* (0,012)
Endring i anbefaling (EA)				
-4 (Kjøp til Selg)	0,014*** (0,005)			-0,007 (0,005)
-2 (Kjøp til Hold Hold til Selg)	-0,005*** (0,002)		-0,012*** (0,002)	-0,009*** (0,003)
+2 (Selg til Hold Hold til Kjøp)	0,012*** (0,002)	0,010*** (0,002)	0,010*** (0,003)	
+4 (Selg til Kjøp)	0,024*** (0,008)	0,014** (0,006)		
Salgsanbefaling og nedgradering (S&O)	-0,014*** (0,002)			0,009*** (0,002)
Kjøpsanbefaling og oppgradering (K&N)	-0,014*** (0,002)	-0,013*** (0,001)		
Avvik fra konsensus (AK)	0,013*** (0,004)	0,010** (0,004)	0,039*** (0,010)	0,059*** (0,010)
Sentimentavvik (SA)				
Over konsensus	-0,00002 (0,006)	-0,001 (0,006)		
Under konsensus	-0,007*** (0,001)		0,003* (0,002)	
Anbefalinger per dag (APD)	0,001*** (0,0004)	0,002*** (0,001)	0,0005 (0,001)	-0,001 (0,001)
APD^2	-0,0001*** (0,00003)	-0,0002*** (0,00005)	0,00001 (0,0001)	0,0002** (0,0001)
Dekning per år (DPÅ)	-0,0001* (0,0001)	-0,0001 (0,0001)	-0,0003** (0,0001)	-0,001*** (0,0001)
Kvartalsrapport (KR)				
Uken før $KR_{FØR}$	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,0002 (0,002)	-0,002 (0,002)
Uken etter KR_{ETTER}	0,0001 (0,001)	-0,00004 (0,001)	-0,004** (0,002)	-0,006** (0,003)
Finanskrisen (FK)	0,004*** (0,001)	0,004*** (0,002)	0,007** (0,003)	0,001 (0,005)
Ikke-skandinavisk (IS)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,002 (0,002)
Konstantledd	-0,017* (0,010)	-0,034*** (0,008)	-0,035*** (0,013)	-0,078*** (0,014)
Observasjoner	32 795	19 937	8 285	4 573
R ²	0,023	0,039	0,033	0,060
Justert R ²	0,022	0,038	0,032	0,058

Note:* $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

informasjonsverdien ligger i endringen av kursmål og ikke bare i endringer i anbefalingstype. At hold ikke er signifikante kan skyldes at kursmåleendringene i disse anbefalingene typisk vil være mindre og markedspåvirkningen kan dermed være mindre tydelig.

Endringen i kategoriske anbefalinger, EA_i , har ulik signifikans for de forskjellige endringene. Etersom ikke alle anbefalingstypene har observasjoner for alle EA-variablene, varierer det hvilke som blir inkludert i de splittede regresjonene. Referansegruppen som benyttes i regresjoner er gjenutstedelser av samme kategoriske anbefalinger (EA_0) slik at koeffisientene tolkes som endringer relativt til denne gruppen. For EA_{+2} ser vi på oppgradering fra selg til hold og hold til kjøp. EA_{-2} er nedgradering fra kjøp til hold og hold til selg. For EA_{+4} er det bare oppgradering fra selg til kjøp. For EA_{-4} er det bare nedgradering fra kjøp til selg.

EA_{-2} , EA_{+2} og EA_{+4} er signifikant på minst 5 prosentnivå i alle de aktuelle regresjonene. EA_{-4} er bare signifikant for den samlede regresjonen. Vi kan observere at koeffisientene for EA_{+2} og EA_{+4} gir entydige resultater om at dette er oppgraderinger som passer med tidligere funn på *AK* om at ny konsensusbevegende informasjon vil prises inn. Ved å sammenligne EA_{+2} og EA_{+4} ser vi at sistnevnte har en noe høyere koeffisient noe som gir intuitiv mening siden det er en større oppgradering. Fortegnene til koeffisientene er som forventet, men størrelsen på koeffisientene avviker fra forventningene. Som drøftet tidligere i kapittelet er en mulig forklaring på at salgsanbefalinger har høyest absoluttverdi i CAR at analytikere er nølende med å utstede negative anbefalinger og anbefalingene blir oppfattet som mer troverdige. Dette impliserer at nedgraderinger bør generere en sterkere markedsreaksjon enn oppgradering. I våre resultater er ikke disse trendene tilstede. I den samlede regresjonen er oppgraderingskoeffisientene nesten dobbelt så store som nedgraderingskoeffisientene. Regresjonen med holdanbefalingene er den eneste med både opp- og nedgradering og her er koeffisientene tilnærmet like. Videre, er det en redusert signifikans for både EA_{-4} og EA_{+4} i de splittede regresjonene relativt til den samlede. Dette skyldes at basegruppen for det totale utvalget består av gjenutstedelser i alle kategoriene mens den i splittet består bare av samme anbefalingskategori.

Variablene *S&O* og *K&N* er dummy-variabler som indikerer om det har vært en økning (reduksjon) av kursmålet når det er utstedt en salgs- (kjøps)anbefaling. Referansegruppen er der hvor kursmål drar i samme retning som den kategoriske anbefalingen. Begge variablene

er signifikante på 1 prosentnivå og har negative fortegn i alle relevante regresjoner. $K\&N$ sitt fortegn er som forventet ettersom kursmålet relativt til forrige anbefaling er redusert og relativt til anbefalinger med økte eller samme kursmål er kjøpssignalet svakere. $S\&O$ sitt fortegn trekker også i den forventede retningen. Ettersom fortegnene til salgsanbefalingene er endret vil en salgsanbefaling med et oppjustert kursmål levere en høyere CAR relativt til salgsanbefalinger med lavere eller samme kursmål.

Konsensusvariabler

Det individuelle kursmålets avvik fra konsensuskursmålet, AK , er statistisk signifikant på 5 prosentnivå i kjøpsregresjonen og 1 prosent for de resterende regresjonene. Denne har motsatt effekt av den impliserte avkastningen, IA , og øker CAR når avviket øker. Sett i forhold til IA kan det tyde på at konsensuskursmål til en viss grad er priset inn og det vil derfor være mer relevant å se på hvordan en anbefaling påvirker konsensus, fremfor å se på individuelle kursmål.

Den kategoriske variabelen, SA , måler hvorvidt en utstedt anbefaling er i tråd med konsensusanbefalingen. De anbefalingene som er over konsensus, SA_{OVER} , er ikke statistisk signifikant i hverken det totale eller kjøpsanbefalingene. Derimot er de anbefalingene som er under konsensus, SA_{UNDER} , signifikant på minst 10 prosentnivå for den samlede og holdutvalget. Koeffisienten til SA_{UNDER} har ulikt fortegn i den totale og splittede regresjonen og den forskjellen ligger i basegruppen for de to regresjonene. I den samlede regresjonen består basegruppen av alle anbefalingene som er i tråd med konsensus, uavhengig av kategorisk anbefaling. I regresjonen bestående av bare holdanbefalinger er referansegruppen holdanbefalinger som er i tråd med konsensus. En mulig forklaring på at koeffisienten i hold-regresjonen er positiv kan være at holdanbefalinger utstedt i et marked med positivt sentiment vil ha et mindre negativ CAR enn holdanbefalinger i et marked preget av et mindre positivt sentiment.

APD og APD^2 må sees i sammenheng for å kartlegge den marginale effekten av at flere anbefalinger er utstedt på samme dag. APD er statistisk signifikant for både den samlede og kjøpsregresjonen og tilsier at en ekstra anbefaling for samme selskap på samme dag vil utgjøre en økning på CAR. Dette indikerer at den marginale informasjonsverdien av en ytterligere anbefalinger ikke blir redusert.

Den kvadrerte variabelen APD^2 er signifikant på minst 5 prosentnivå for den samlede-, kjøps- og salgsregresjonen. Koeffisient indikerer at den marginale informasjonsverdien er økende men avtagende for hver ytterligere utstedt anbefaling. I tilfeller hvor en større andel av meglerhusene utsteder en anbefaling samtidig er den marginale endring i CAR eliminert. En mulig tolkning er at dette er i forbindelse med større nyheter som allerede er reflektert i dagens priser. Den positive koeffisienten for salgsreaksjonene gir ikke intuitiv mening og indikerer at det ikke er avtagende marginal-CAR for ytterlige utstedte anbefalinger.

Kontekstvariabler

Dekning per år, $DP\dot{A}$, er signifikant på minst 10 prosentnivå for den samlede-, hold- og salgsregresjonen. Koeffisienten for selg og hold tilsier at CAR blir mer negativt for hvert ekstra selskap meglerhuset dekker det aktuelle året. Det vil dermed si at selskapene med bredere dekning opplever at sine hold- og salgsanbefalinger gir negativ påvirkning på kursen. Dette indikerer at meglerhus med bredere dekning av OBX-indeksen opplever en sterkere markedsreaksjon ved negative investeringsanbefalinger.

Kvartalsrapport-variabelen, KR , er delt opp i $KR_{FØR}$ og KR_{ETTER} . $KR_{FØR}$ ikke er signifikant for noen av regresjonene, dette er ikke i henhold til våre forventninger. På forhånd hadde vi forventet at analyser i forkant av fremleggelsen av kvartalsrapporter ville være sentimentbyggende og danne grunnlag for hvordan man skal posisjonere seg. En mulig forklaring kan være at denne effekten går over en periode som er lenger enn en uke og at å bare se på uken før kvartalslipp i liten grad fanger opp effekten. KR_{ETTER} er signifikant på 5 prosent nivå for både hold- og salgsutvalgene. De har koeffisienter som tilsier en reduksjon i CAR relativt til anbefalingene som ikke er utstedt i forbindelse med kvartalsrapporter. Dette kan skyldes at analysene kommer så tett etter kvartalsslipp at de fanger opp effekten fra slippet. En annen potensiell forklaring kan være at analytikere tenderer til å komme med analyseoppdateringer i etterkant når kvartalstallene er skuffende.

En mulig tolkning av manglende signifikans for $KR_{FØR}$ er at siden det i denne perioden rett før resultatfremleggelse ikke blir sendt ut børsmeldinger, må abnormal avkastning i denne perioden skyldes andre faktorer enn offisielle nyheter fra selskapene. Dette er ikke tilfellet, noe som kan tyde på at nyheter fra selskapene er en primærdriver for den abnormale avkastningen som observeres ved anbefalingsutstedelser. I analysen har vi ikke fokusert på å kvantifisere verdien av underliggende info som vil påvirke CAR og vi har

dermed ikke mulighet til å uttømmende kontrollere for selskap og markedsnyheter som er kursdrivende uavhengig av analyser.

Dummy-variabelen for finanskrisen, FK , er statistisk signifikant på minst 5 prosentnivå for den samlede regresjonen og kjøpsanbefalingene. Fortegnet indikerer at økt markedsvolatilitet kan øke informasjonsverdien til analytikeranbefalinger. Dummy-variabelen er ikke signifikant for salgsanbefalinger og dette kan skyldes at markedet i en tid med økt børsuro i større grad stoler på positive nyheter. Videre genererer salgsanbefalinger i gjennomsnitt en relativt stor markedsreaksjon og det blir ingen signifikante forskjeller mellom tidsperiodene.

Ikke-skandinavisk, IS er ikke signifikant for noen av regresjonene. Det tyder på at det ikke er nødvendig å være skandinavisk for å ha en påvirkning på markedet. Videre kan det tilsi at det norske markedet har tiltro til aktører med mindre lokal tilstedeværelse.

Forklaringskraften

Forklaringskraften til modellene indikerer at egenskapene inkludert i regresjonen isolert sett ikke forklarer hele variasjonen til CAR som vi har observert. R^2 for alle modellene varierer mellom 2,3 og 6,0 prosent. Denne forklaringskraften er i samme intervall som modellene testet av Murg et al. (2016), Sorescu og Subrahmanyam (2006) og Suliga (2016). Regresjonsmodellen er benyttet i utredningen for å kartlegge driverne til CAR for utvalget som en helhet og å kartlegge om driverne påvirker anbefalingstypene ulikt. Hvis utredning hadde hatt som mål å kvantifisere CAR og benytte modellen for prediksjonsformål hadde ikke koeffisientestimatene vært gyldige.

Siden det er signifikansen og fortegnet til koeffisienten som er av vesentlig interesse i vår utredning, hindrer ikke forklaringskraften oss i å konstatere at disse forskjellene eksisterer mellom modellene.

6.3 Delkonklusjon

I tverrsnittsmodellen har vi sett på ulike egenskaper ved den kumulative abnormale avkastningen (CAR) og forsøkt å identifisere hva som styrker og svekker størrelsen på den abnormale avkastningen. Siden denne studien har inkludert anbefalinger som ikke bare

består av opp- eller nedgraderinger i anbefalingstypen, skaper det et bredere datagrunnlag for å studere hvordan de ulike egenskapene innvirker. Et av målene til oppgaven var å kartlegge drivere og hvordan de påvirker CAR.

En av hovedtrendene fra tverrsnittsmodellen er at egenskaper som virker konsensuspåvirkende har størst effekt i forventet retning. Det vil si at det er hvorvidt og i hvilken grad konsensus flyttes som forteller hvordan CAR vil utvikle seg. En variabel som måler akkurat dette er AK , som kvantifiserer avviket fra konsensus og viser at mer kontroversielle kursmål materialiserer seg i CAR. Samtidig ser vi at variabelen IA gjennomgående viser negativ CAR når den impliserte avkastningen øker. Dette er noe kontraintuitivt, men samtidig kan vi observere at koeffisientene til IA er vesentlig mindre enn tilsvarende ved AK . Dette støtter opp om funnet av at konsensusbevegelse er det kritiske for størrelse og fortegnet til CAR.

En annet interessant trend er nyhetsverdien i en analyse; vi ser eksempelvis at økt antall anbefalinger samme dag har en positiv, men avtagende effekt vist ved APD og APD^2 . Det kan tyde på at man får større oppmerksomhet rundt justeringer når flere analytikere gjør tilsvarende endringer. Dette kan sees i sammenheng med at konsensus flyttes i større grad når flere analytikere kommer med oppdateringer.

Tilsvarende som andre studier har vi også sett på effekten av anbefalingsendringer. Her har vi i likhet med Murg et al. (2016) og Jegadeesh og Kim (2006) og funnet at endring av anbefalingstype har signifikant effekt. Dette gir mening siden endring av anbefalingsnivå er en tydelig endring i anbefalingen av investeringsatferd. Vi ser videre at koeffisientene også fremstår som forventet ved at effektene er større ved oppgradering fra selg til kjøp enn oppgraderinger på bare ett nivå. Siden det i en justering av anbefalingsnivå i de fleste tilfeller ligger en endring av kursmål og implisitt avkastning, gir dette også en bevegelse i konsensus. Vi ser også samme trend ved variabelen KME , som bare er signifikant for kjøp- og salgsanbefalingene, muligens fordi at de største kursmålsendringene er tilhørende i de kategoriene.

Ved å studere egenskaper ved meglerhusene ser vi at det ikke er noen signifikant påvirkning av at meglerhusene har hovedkontor i Skandinavia. Dette er tilsvarende det Murg et al. (2016) fant i studien av markedet i Østerrike og viser at analytikerne som jobber hos lokale aktører ikke har systematisk forskjell i CAR. Vi finner også at bredden i deknningen til et

meglerhus ikke har noen betydning for noe annet enn salgsanbefalingene. Disse variablene er proxy-variabler for markedsinnsikt og det er interessant at ingen av disse variablene er signifikante. Dette kan tenkes å skyldes at egenskaper hos de individuelle analytikerne er mer tellende enn meglerhusets nærhet.

Oppsummert av tverrsnittregresjonen kan vi si at det er en tydelig tendens til at påvirkning på konsensus er en viktig driver for CAR. Vi ser at denne også avhenger av anbefalingsendringer og mengden av analyser som blir offentliggjort på kort tid. I oppgavens datagrunnlag er det ikke støtte for å hevde at det er noen særlig forskjell mellom meglerhus.

7 Konklusjon og videre studier

I dette kapitlet vil vi gjennomgå de viktigste trendene og funnene i oppgavene. Videre vil vi drøfte implikasjonene funnene gir. Avslutningsvis presenteres forslag på hvilke videre studier som kan gjøres på feltet for å bringe ytterligere klarhet på noen områder.

7.1 Konklusjon

På bakgrunn av tidligere studier, medieoppmerksomheten og markedsreaksjonene tyder det på at forståelsen om hvilken informasjonsverdi anbefalingene har er uklar. Denne utredningen har hatt som formål å kartlegge hvorvidt analytikeranbefalinger har informasjonsverdi for investorer, hvilke egenskaper som eventuelt påvirker størrelsen på informasjonsverdien og om det foreligger systematiske forskjeller i informasjonsverdi mellom de kategoriske anbefalingene.

Ved bruk av begivenhetsstudiemetodikken til MacKinlay (1997) har utvalget av analytikeranbefalinger generert en gjennomsnittlig kumulativ abnormal avkastning på 0,362%, -0,184% og -0,485% for henholdsvis kjøps-, hold- og salgsanbefalinger med signifikans på 1 prosent. Dette indikerer at analysene i gjennomsnitt har informasjonsverdi ved at markedsreaksjonen er større enn på handelsdager uten anbefalinger. Derimot, indikerer andelen av analysene med tilhørende abnormal avkastning med forventet fortegn at analysene har ulik informasjonsverdi og troverdighet fra investorer. Dette støttes videre opp med at R^2 i tverrsnittsregresjonene er under åtte prosent for alle testede utvalg.

Ettersom informasjonsverdien til anbefalingene viser en stor grad av variasjon ble ulike egenskaper testet ved hjelp av en tverrsnittsregresjon for å kartlegge eventuelle drivere av CAR. Hovedtendensen vi finner i denne utredningen er at det er anbefalingens forhold til tidligere utstedelser og konsensus som skaper størst markedsreaksjon. Når konsensus dannes ved at flere analytikere utsteder anbefalinger i samme tidsintervall og når analytikere avviker fra konsensus-kursmål generes det en signifikant markedsreaksjon. Samtidig finner vi at endringer i kategorisk anbefaling skaper en større markedsreaksjon enn gjenutstedte anbefalinger.

Resultatene i sin helhet tyder på analytikeranbefalinger har liten informasjonsverdi for

investorer og at markedsreaksjonen på deres anbefalinger er lite entydig. Dette kan sees gjennom at den abnormale avkastningen aggregert er lav og i mange tilfeller i motsatt retning av det anbefalingen skulle tilsi. Vi konkludere at størrelsen på den abnormale avkastningen indikerer at det norske markedet er relativt effisient og at analytikere ikke kan systematisk avdekke større feilprisinger. Likevel finner studien støtte for at informasjonsverdien øker i den grad anbefalingene justerer konsensusoppfatningen i markedet.

7.2 Begrensninger i studien og forslag til videre forskning

Selv om vi i arbeidet med oppgaven har forsøkt å gjøre utredningens resultater mest mulig representativ og sammenlignbar mot andre oppgaver har alle studier sine begrensninger. I arbeidet med utredningen så vi flere elementer utenfor oppgavens fokusområde som kunne vært svært interessant å se nærmere på. Noen av de handler om å bruke samme fremgangsmåte på et større datagrunnlag, mens andre er alternative fokusområder eller type oppgaver. Flere av elementene er ikke gjensidig utelukkende og kan med fordel kombineres i samme studie. I dette kapittelet vil vi nevne noen av de elementene vi har funnet mest interessant å studere videre, både for overførbarheten av funnene og for å avdekke eventuelle svakheter.

En interessant vinkling kan være å inkludere alle selskapene som til enhver tid er inkludert i OBX-indeksen og dermed se på hvordan analytikeranbefalinger påvirker indeksen over tid. Dette vil gjøre at studien blir immun mot survivorship bias som oppstår når selskapene som studeres er utvalgt på bakgrunn av kriterier i slutten av perioden. Et annet forslag vil være å utvide omfanget av oppgaven til å omfatte alle selskaper på Oslo Børs som har analytikerdekning og dermed få et bredere datagrunnlag med større variasjon. Tilsvarende kan man sammenligne mot tilsvarende indeks i Sverige og Danmark for å se på likheter og forskjeller mellom markedene. Å inkludere indekser fra naboland kan også hjelpe om man ønsker å fokusere på de ulike meglerhusene, ettersom en god del av aktørbildet ligner.

Ettersom denne studien fokuserer på de kortsiktige markedsreaksjonene kunne det vært interessant å undersøke effektene på lengre sikt. Da kan man se hvorvidt analysene har

verdi når de ikke lenger er ferske og samtidig kvantifisere eventuelle drift-effekter. En annen begrensning i oppgaven var mangelen på klokkeslett for utstedelsen av anbefalingene, ved å inkludere slik info i en studie vil en i større detalj kunne se hvor raskt markedet reagerer på slik info. Det vil gjøre det mulig å gå dypere inn i interaksjonen og dynamikken mellom ulike analytikere. Videre kan det være interessant å gjøre en mer grundig analyse av den påpekte tendensen til abnormal avkastning i perioden før analysene blir publisert.

Det kan være også være interessant å se på selskapsspesifikke faktorer som kan tenkes å påvirke størrelsen på CAR. Dette kan være multipler for selskapsprising, bransjetilhørighet og lignende. Tilsvarende kan det være interessant å se på mer enn bare den kvantitative delen av aksjeanalyser, eksempelvis gjennom en tekstanalyse av analyserapportene å se på eventuelle forskjeller mellom rapporter.

Referanser

- Alendal, L. A. (2010). *Risikopremien på Norske kroner*. Norges Bank.
- Anderson, D. (2014). *Statistics for Business and Economics*. Cengage Learning, Mason, Ohio, 12 edition.
- Ask, A. O. (2017). Utlendinger overtar Oslo Børs. Børsdirektøren vil ha flere nordmenn til å spare i aksjer. <https://www.aftenposten.no/okonomi/i/G1G5OB/Utlendinger-overtar-Oslo-Bors-Borsdirektoren-vil-ha-flere-nordmenn-til-a-spare-i-aksjer>. Hentet: 8. mai 2019.
- Barth, M. E. og Hutton, A. P. (2004). Analyst Earnings Forecast Revisions and the Pricing of Accruals. *Review of Accounting Studies*, 9(1):59–96.
- Binder, J. J. (1985). Measuring the Effects of Regulation with Stock Price Data. *The RAND Journal of Economics*, 16(2):167.
- Bloomberg (2019). Bloomberg Professional. Abonnementstjeneste. Hentet: 12. mars 2019.
- Bodie, Z., Kane, A., og Marcus, A. J. (2014). *Investments*. McGraw-Hill Education, 10 edition.
- Bøhren, Ø., Michalsen, D., og Norli, Ø. (2017). *Finans: Teori og praksis*. Fagbokforlaget, 1 edition.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., og Allen, F. (2017). *Principles of Corporate Finance*. McGraw-Hill Education, New York, 12 edition.
- Brown, S. J. og Warner, J. B. (1980). Measuring security price performance. *Journal of Financial Economics*, 8(3):205–258.
- Brown, S. J. og Warner, J. B. (1985). Using daily stock returns: The case of event studies. *Journal of Financial Economics*, 14(1):3–31.
- Cowan, A. R. (1992). Nonparametric event study tests. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 2(4):343–358.
- Dugar, A. og Nathan, S. (1995). The Effect of Investment Banking Relationships on Financial Analysts' Earnings Forecasts and Investment Recommendations. *Contemporary Accounting Research*, 12(1):131–160.
- Elton, E. J., Gruber, M. J., og Grossman, S. (1986). Discrete Expectational Data and Portfolio Performance. *The Journal of Finance*, 41(3):699.
- Event Study Metrics, u.å. Event study methodology. Hentet: 2010-09-30.
- Fama, E. F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 49(3):283–306.
- Frankel, R., Kothari, S., og Weber, J. (2006). Determinants of the informativeness of analyst research. *Journal of Accounting and Economics*, 41(1-2):29–54.
- Griffin, D. og Tversky, A. (1992). The weighing of evidence and the determinants of confidence. *Cognitive psychology*, 24(3):411–435.

- Gurgul, H., Mestel, R., og Schleicher, C. (2003). Stock market reactions to dividend announcements: Empirical evidence from the austrian stock market. *Financial Markets and Portfolio Management*, 17(3):332–350.
- Hamilton, J. T. (1995). Pollution as news: Media and stock market reactions to the toxics release inventory data. *Journal of environmental economics and management*, 28(1):98–113.
- Hudson, R. S. og Gregoriou, A. (2015). Calculating and comparing security returns is harder than you think: A comparison between logarithmic and simple returns. *International Review of Financial Analysis*, 38:151–162.
- Jegadeesh, N. og Kim, W. (2006). Value of analyst recommendations: International evidence. *Journal of Financial Markets*, 9(3):274–309.
- Klemsdal, A. (2018). Forlist meglerhus er gått inn i historiebøkene. <https://www.abcnyheter.no/penger/bors-og-finans/2018/07/07/195411954/forlist-meglerhus-er-gatt-inn-i-historiebokene>. Hentet: 7. februar 2019.
- Kleven, (2016). Nordmenn på tillitstoppen i europa. <https://www.ssb.no/kultur-og-fritid/artikler-og-publikasjoner/nordmenn-pa-tillitstoppen-i-europa>. Hentet: 25. mai 2019.
- Kothari, S. og Warner, J. B. (1997). Measuring long-horizon security price performance. *Journal of Financial Economics*, 43(3):301–339.
- Kothari, S. og Warner, J. B. (2006). The econometrics of event studies. b. espen eckbo, ed., handbook in empirical corporate finance.
- Kravin, D., Patton, R., Rose, E., og Tabak, D. (2003). Determination of the Appropriate Event Window Length in Individual Stock Event Studies. *SSRN Electronic Journal*.
- Kvale, A. N. (2018). Kursoppgangen kom før Norwegian-nyheten. <https://www.dn.no/luftfart/british-airways/iag/norwegian/kursoppgangen-kom-for-norwegian-nyheten/2-1-314954>. Hentet: 21. mars 2019.
- Lang, M. H. og Lundholm, R. J. (1996). Corporate Disclosure Policy and Analyst Behavior. *The Accounting Review*, 71(4):467–492.
- Lin, H.-w. og McNichols, M. F. (1998). Underwriting relationships, analysts' earnings forecasts and investment recommendations. *Journal of Accounting and Economics*, 25(1):101–127.
- MacKinlay, C. A. (1997). Event studies in economics and finance. *Journal of Economic Literature*, 35.
- Morgan, J. og Stocken, P. C. (2003). An Analysis of Stock Recommendations. *The RAND Journal of Economics*, 34(1):183.
- Murg, M., Pachler, M., og Zeitlberger, A. C. M. (2016). The impact of analyst recommendations on stock prices in Austria (2000–2014): evidence from a small and thinly traded market. *Central European Journal of Operations Research*, 24(3):595–616.
- Norges Bank (2019). Statskasseveksler daglige noteringer. <https://www.norges->

- bank.no/tema/Statistikk/Rentestatistikk/Statskasseveksler-Rente-Daglige-noteringer/. Hentet: 20. mars 2019.
- Oslo Børs (2006). OSLO BØRS - OBX VEKTER 16.03.2006. <https://newsweb.oslobors.no/message/123862>. Hentet: 15. mars 2019.
- Oslo Børs (2016). BW Offshore : Q1 2016 - Condensed interim consolidated financial information and announcement of a fully underwritten rights issue. <https://newsweb.oslobors.no/message/402468>. Hentet: 21. mars 2019.
- Oslo Børs (2018). NEL og BW Offshore inkluderes i OBX-indeksen. <https://www.oslobors.no/Oslo-Boers/Om-Oslo-Boers/Nyheter-fra-Oslo-Boers/NEL-og-BW-Offshore-inkluderes-i-OBX-indeksen>. Hentet: 4. februar 2019.
- Oslo Børs (2019). Meglerstatistikk. <https://www.oslobors.no/Oslo-Boers/Statistikk/Meglerstatistikk>. Hentet: 6. februar 2019.
- Rani, N., Yadav, S. S., og Jain, P. K. (2016). Research Methodology. sider 11–35. Springer, Singapore.
- Ross, S. A. (1976). The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory*, 13.
- Rozeff, M. S. og Kinney Jr, W. R. (1976). Capital market seasonality: The case of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 3(4):379–402.
- Sorescu, S. og Subrahmanyam, A. (2006). The Cross Section of Analyst Recommendations. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 41(01):139.
- Suliga, M. (2016). The reaction of investors to analyst recommendations of stocks listed on the WIG20 index. *Managerial Economics*, 17(1):123.
- Womack, K. L. (1996). Do Brokerage Analysts' Recommendations Have Investment Value? *The Journal of Finance*, 51(1):137.
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory Econometrics*. Cengage Learning, Boston, 6 edition.

Appendiks

A1 Selskapsticker

Ticker	Selskapsnavn
AKER	Aker ASA
AKERBP	Aker BP ASA
AKSO	Aker Solutions ASA
BAKKA	P/F Bakkafrost
BWO	BW Offshore Limited
DNB	DNB ASA
DNO	DNO ASA
EQNR	Equinor ASA
GJF	Gjensidige ASA
GOGL	Golden Ocean Group Limited
GSF	Grieg Seafood ASA
LSG	Lerøy Seafood Group ASA
MOWI	Mowi ASA
NAS	Norwegian Air Shuttle ASA
NEL	NEL ASA
NHY	Norsk Hydro ASA
ORK	Orkla ASA
PGS	Petroleum Geo-Services ASA
SALM	SalMar ASA
SCHA	Schibsted ASA
STB	Storebrand ASA
SUBC	Subsea 7 S.A.
TEL	Telenor ASA
TGS	TGS Nopec Geophysical Company ASA
YAR	Yara ASA

A2 Signifikans av AAR rundt begivenhetsvinduet

	AAR	$\sigma(AAR)$	t-verdi
t= -7			
Kjøp	7.10e-05	0.0205	0.492
Hold	-0.000299	0.0192	-1.44
Selg	8.84e-05	0.0203	0.297
t= -6			
Kjøp	0.000212	0.02017	1.50
Hold	8.56e-05	0.0195	0.402
Selg	0.000947	0.0208	3.10***
t= -5			
Kjøp	0.000157	0.0202	1.10
Hold	0.000626	0.0198	2.90***
Selg	0.000489	0.0214	1.55
t= -4			
Kjøp	3.28e-06	0.0201	0.0232
Hold	0.000720	0.0191	3.45***
Selg	-7.49e-05	0.0216	-0.236
t= -3			
Kjøp	9.81e-05	0.0209	0.668
Hold	-0.000385	0.0191	-1.85*
Selg	-0.000889	0.0211	-2.88***
t= -2			
Kjøp	0.000190	0.0213	1.27
Hold	-0.000288	0.0198	-1.34
Selg	-0.000497	0.0210	-1.61
t= -1			
Kjøp	0.000823	0.0292	4.00***
Hold	-0.000119	0.0275	-0.397
Selg	-0.000283	0.0303	-0.636
t= 0			
Kjøp	0.00230	0.0283	11.5***
Hold	-0.00116	0.0292	-3.63***
Selg	-0.00281	0.0315	-6.07***
t= 1			
Kjøp	0.000500	0.0217	3.27***
Hold	-0.000562	0.0213	-2.42**
Selg	-0.00176	0.0236	-5.07***
t= 2			
Kjøp	-0.000154	0.0209	-1.05
Hold	-0.000281	0.0206	-1.25
Selg	-0.000533	0.0232	-1.57

A3 Forskjeller i normalavkastningsmodeller

For å teste hvorvidt CAR-beregningen ved bruk av de to modellene er statistisk like tester vi for likheter mellom fordelingen av CAR under MM og CAPM. To-utvalgs t-testen er formelt uttrykket ved:

$$t_{Mean} = \frac{\overline{CAR_1} - \overline{CAR_2}}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N} + \frac{s_2^2}{N}}} \quad (.1)$$

Hvor av:

$$\overline{CAR}_i = ACAR_i, i = MM, CAPM$$

$$s_i^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (CAR_{j,i} - \overline{CAR}_i)^2, i = MM, CAPM, j = 1, 2, \dots, N$$

Hypotesene:

$$H_0 = \text{Gjennomsnittene (ACAR) er like}$$

$$H_1 = \text{Gjennomsnittene (ACAR) er ulike}$$

Gjennomsnitts og standardfeilene oppgis i tabell 5.1 og vi får t-verdier på -0,469 og -0,667 for henholdsvis begivenhetsvinduet [-1,1] og [-2,2]. Ingen av verdiene er statistiske signifikante på 10% nivå og vi kan ikke forkaste hypotesen om at gjennomsnittlig kumulativ abnormal avkastning er likt mellom MM og CAPM.

A4 MLR-antagelser

For hver av de 33 277 anbefalingene ble det gjennomført en tidsserieregresjon med 90 avkastningsobservasjoner. Under prosessen av å estimere koeffisientene testet vi for heteroskedastisitet, stasjonæritet, autokorrelasjon og normalitet. I de neste avsnittene skal vi gjennomgå i hvilken grad antagelsene er oppfylt som en helhet og eventuelle konsekvenser dette har for våre resultater.

Heteroskedastisitet

For å teste for heteroskedastisitet i regresjonene benyttet vi oss av Breusch-Pagan testen. Brudd på forutsetningen om homoskedastisitet oppstår dersom feilleddet i regresjonsmodellen ikke har konstant varians. I konteksten av vår modell innebærer det at variansen til de predikerte avkastningene for selskap i vil øke når OSEBX sin avkastning økes eller reduseres.

I vår utredning forkastes null-hypotesen om homoskedastisitet i 9,18 prosent av regresjonene. I de tilfellene hvor vi har heteroskedastiske standardfeil, benytter vi oss av HAC-standardfeil¹³ for å kunne foreta hypotesetester. HAC-standardfeil er robuste overfor autokorrelasjon og heteroskedastisitet. Ettersom vi bare er interessert i de estimerte koeffisientene og konstantleddet for å predikere normalavkastningen, brukes HAC standardfeilene for å avdekke om beta-koeffisientene er statistisk forskjellig fra null. Etter korrigering anser vi dette som ikke-problematisk ved videre analyser.

Autokorrelasjon

Vi benyttet oss av Durbin Watson testen for å avdekke autokorrelasjon i tidsserieregresjonene. Eventuelle brudd på forutsetningen om ingen autokorrelasjon er at t- og F-tester ikke kan benyttes og at forklaringskraften uttrykket ved R^2 kan vises å være for høy. I vår utredning finner vi ikke tegn til autokorrelasjon i noen av regresjonene. Videre, korrigerer HAC-standardfeil for autokorrelasjon, så hvis problemet hadde oppstått er korrigeringen som ved heteroskedastisitet.

Ikke normalfordelte feilledd

Shapiro-Wilk testen var benyttet for å avdekke om feilleddene er normalfordelte.

¹³Heteroscedastic and autocorrelation consistent

Konsekvensene ved ikke normalfordelte feilledd er signifikanstester som avhenger av en gitt fordeling ikke kan benyttes. Risikoen for dette kan mitigeres ved å øke utvalgsstørrelsen gitt de asymptotiske egenskapene til OLS. For vårt utvalg blir null-hypotesen om normalfordelt feilledd beholdt for alle regresjonene, videre behandling er dermed ikke nødvendig.

A5 Bloomberg rating

Rating	Equivalent	Rating	Equivalent
sell	1	neutral/attractive	3
sell/attractive	1	neutral/cautious	3
Sell/Cautious	1	neutral/neutral	3
Sell/Neutral	1	sector perform	3
strong sell	1	Equalwt/Cautious	3
trading sell	1	accumulate	4
underperform	1	market outperform	4
underweight	1	buy	5
Underwt/Attractive	1	buy (select list)	5
Underwt/Cautious	1	buy/attractive	5
Underwt/In-Line	1	Buy/Cautious	5
underwt/positive	1	Buy/Neutral	5
underwt/positive	1	outperf/cautious	5
reduce	2	outperf/neutral	5
equalweight	3	outperform	5
Equalwt/Attractive	3	overweight	5
Equalwt/In-Line	3	Overwt/Attractive	5
equalwt/neutral	3	Overwt/Cautious	5
equalwt/positive	3	Overwt/In-Line	5
hold	3	overwt/negative	5
Hold/Neutral	3	overwt/positive	5
in-line/attractive	3	recommend list	5
market perform	3	strong buy	5
market weight	3	strong buy (select list)	5
Match	3	trading buy	5
neutral	3	top pick	5

A6 Kvartalsrapportdatoer

Se neste side

AKER	AKERBP	AKSO	BAKKA	BWO	DNB	DNO
08.11.2018	19.10.2018	24.10.2018	06.11.2018	20.11.2018	25.10.2018	01.11.2018
18.07.2018	13.07.2018	12.07.2018	21.08.2018	31.08.2018	12.07.2018	16.08.2018
09.05.2018	07.05.2018	27.04.2018	07.05.2018	30.05.2018	26.04.2018	26.04.2018
16.02.2018	02.02.2018	07.02.2018	20.02.2018	22.02.2018	01.02.2018	08.02.2018
23.11.2017	30.10.2017	20.10.2017	14.11.2017	24.11.2017	26.10.2017	09.11.2017
18.07.2017	14.07.2017	12.07.2017	22.08.2017	29.08.2017	12.07.2017	24.08.2017
11.05.2017	28.04.2017	09.05.2017	23.05.2017	29.05.2017	28.04.2017	04.05.2017
28.02.2017	06.02.2017	09.02.2017	27.02.2017	28.02.2017	02.02.2017	09.02.2017
07.11.2016	31.10.2016	28.10.2016	08.11.2016	28.11.2016	27.10.2016	10.11.2016
19.07.2016	14.07.2016	13.07.2016	23.08.2016	29.08.2016	12.07.2016	18.08.2016
11.05.2016	29.04.2016	28.04.2016	10.05.2016	23.05.2016	28.04.2016	04.05.2016
23.02.2016	17.02.2016	12.02.2016	24.02.2016	08.02.2016	04.02.2016	11.02.2016
18.11.2015	04.11.2015	05.11.2015	03.11.2015	23.11.2015	22.10.2015	05.11.2015
17.07.2015	15.07.2015	15.07.2015	25.08.2015	28.08.2015	10.07.2015	20.08.2015
13.05.2015	06.05.2015	29.04.2015	12.05.2015	26.05.2015	30.04.2015	06.05.2015
27.02.2015	25.02.2015	13.02.2015	24.02.2015	16.02.2015	05.02.2015	05.02.2015
14.11.2014	05.11.2014	07.11.2014	28.10.2014	21.11.2014	23.10.2014	13.11.2014
18.07.2014	17.07.2014		26.08.2014	29.08.2014	10.07.2014	21.08.2014
15.05.2014	30.04.2014		20.05.2014	26.05.2014	08.05.2014	08.05.2014
28.02.2014	19.02.2014		25.02.2014	12.02.2014	06.02.2014	20.02.2014
14.11.2013	01.11.2013		05.11.2013	21.11.2013	24.10.2013	14.11.2013
30.08.2013	14.08.2013		27.08.2013	29.08.2013	11.07.2013	21.08.2013
15.05.2013	07.05.2013		22.05.2013	22.05.2013	26.04.2013	07.05.2013
22.02.2013	15.02.2013		27.02.2013	19.02.2013	07.02.2013	12.02.2013
09.11.2012	02.11.2012		06.11.2012	26.11.2012	25.10.2012	15.11.2012
17.08.2012	15.08.2012		14.08.2012	30.08.2012	12.07.2012	22.08.2012
16.05.2012	09.05.2012		22.05.2012	10.05.2012	27.04.2012	21.05.2012
29.02.2012	17.02.2012		28.02.2012	14.02.2012	09.02.2012	15.02.2012
07.11.2011	02.11.2011		07.11.2011	18.11.2011	27.10.2011	09.11.2011
17.08.2011	16.08.2011		16.08.2011	30.08.2011	12.07.2011	17.08.2011
11.05.2011	10.05.2011		24.05.2011	24.05.2011	06.05.2011	11.05.2011
25.02.2011	16.02.2011		21.02.2011	22.02.2011	10.02.2011	16.02.2011
04.11.2010	05.11.2010		09.11.2010	30.11.2010	28.10.2010	11.11.2010
13.08.2010	18.08.2010		20.08.2010	31.08.2010	09.07.2010	18.08.2010
07.05.2010	12.05.2010		26.05.2010	19.05.2010	29.04.2010	11.05.2010
25.02.2010	19.02.2010			23.02.2010	11.02.2010	17.02.2010
05.11.2009	02.11.2009			19.11.2009	22.10.2009	11.11.2009
19.08.2009	12.08.2009			31.08.2009	10.07.2009	19.08.2009
11.05.2009	07.05.2009			19.05.2009	06.05.2009	13.05.2009
27.02.2009	25.02.2009			17.02.2009	12.02.2009	19.02.2009
17.11.2008	31.10.2008			13.11.2008	30.10.2008	12.11.2008
15.08.2008	13.08.2008			29.08.2008	10.07.2008	20.08.2008
08.05.2008	06.05.2008			16.05.2008	29.04.2008	14.05.2008
29.02.2008	27.02.2008			15.02.2008	14.02.2008	15.02.2008
05.11.2007				16.11.2007	01.11.2007	14.11.2007
14.08.2007				28.08.2007	09.08.2007	22.08.2007
08.05.2007				07.05.2007	03.05.2007	16.05.2007
01.03.2007				27.02.2007	22.02.2007	14.02.2007

EQNR	GJF	GOGL	GSF	LSG	MOWI
25.10.2018	25.10.2018	20.11.2018	07.11.2018	08.11.2018	31.10.2018
26.07.2018	13.07.2018	17.08.2018	22.08.2018	22.08.2018	22.08.2018
25.04.2018	25.04.2018	30.05.2018	15.05.2018	08.05.2018	09.05.2018
07.02.2018	26.01.2018	20.02.2018	15.02.2018	27.02.2018	14.02.2018
26.10.2017	26.10.2017	21.11.2017	08.11.2017	09.11.2017	01.11.2017
27.07.2017	14.07.2017	17.08.2017	24.08.2017	24.08.2017	24.08.2017
04.05.2017	04.05.2017	24.05.2017	12.05.2017	11.05.2017	10.05.2017
07.02.2017	09.02.2017	28.02.2017	16.02.2017	21.02.2017	15.02.2017
27.10.2016	26.10.2016	22.11.2016	11.11.2016	10.11.2016	02.11.2016
27.07.2016	15.07.2016	24.08.2016	18.08.2016	18.08.2016	18.08.2016
27.04.2016	28.04.2016	24.05.2016	12.05.2016	12.05.2016	11.05.2016
04.02.2016	03.02.2016	18.02.2016	18.02.2016	23.02.2016	17.02.2016
28.10.2015	23.10.2015	24.11.2015	06.11.2015	11.11.2015	28.10.2015
28.07.2015	14.07.2015	27.08.2015	19.08.2015	13.08.2015	12.08.2015
30.04.2015	06.05.2015	28.05.2015	11.05.2015	13.05.2015	29.04.2015
06.02.2015	04.02.2015	27.02.2015	19.02.2015	24.02.2015	04.02.2015
29.10.2014	21.10.2014		03.11.2014	12.11.2014	22.10.2014
25.07.2014	15.07.2014		19.08.2014	21.08.2014	27.08.2014
29.04.2014	14.05.2014		15.05.2014	14.05.2014	30.04.2014
07.02.2014	05.02.2014		13.02.2014	25.02.2014	05.02.2014
30.10.2013	22.10.2013		01.11.2013	13.11.2013	23.10.2013
25.07.2013	16.07.2013		20.08.2013	22.08.2013	21.08.2013
02.05.2013	07.05.2013		14.05.2013	15.05.2013	29.04.2013
07.02.2013	14.02.2013		15.02.2013	26.02.2013	06.02.2013
26.10.2012	24.10.2012		02.11.2012	13.11.2012	26.10.2012
26.07.2012	17.07.2012		16.08.2012	23.08.2012	19.07.2012
08.05.2012	04.05.2012		16.05.2012	15.05.2012	09.05.2012
08.02.2012	09.02.2012		15.02.2012	23.02.2012	08.02.2012
27.10.2011	10.11.2011		03.11.2011	08.11.2011	27.10.2011
28.07.2011	11.08.2011		16.08.2011	18.08.2011	20.07.2011
04.05.2011	12.05.2011		13.05.2011	12.05.2011	11.05.2011
09.02.2011	17.02.2011		22.02.2011	23.02.2011	09.02.2011
03.11.2010	04.11.2010		08.11.2010	04.11.2010	03.11.2010
29.07.2010			18.08.2010	19.08.2010	21.07.2010
05.05.2010			10.05.2010	12.05.2010	05.05.2010
11.02.2010			26.02.2010	25.02.2010	10.02.2010
04.11.2009			10.11.2009	12.11.2009	16.11.2009
04.08.2009			20.08.2009	19.08.2009	14.08.2009
11.05.2009			12.05.2009	12.05.2009	07.05.2009
17.02.2009			27.02.2009	26.02.2009	04.02.2009
03.11.2008			20.11.2008	04.11.2008	14.11.2008
01.08.2008			28.08.2008	12.08.2008	15.08.2008
13.05.2008			22.05.2008	08.05.2008	14.05.2008
27.02.2008			27.02.2008	26.02.2008	15.02.2008
29.10.2007			28.11.2007	31.10.2007	15.11.2007
30.07.2007			29.08.2007	21.08.2007	15.08.2007
30.05.2007			08.05.2007	15.05.2007	16.05.2007
12.02.2007				26.02.2007	01.03.2007

NAS	NEL	NHY	ORK	PGS	SALM
25.10.2018	01.11.2018	24.10.2018	25.10.2018	18.10.2018	09.11.2018
12.07.2018	23.08.2018	24.07.2018	13.07.2018	19.07.2018	23.08.2018
26.04.2018	08.05.2018	24.05.2018	25.04.2018	26.04.2018	15.05.2018
15.02.2018	16.02.2018	16.02.2018	08.02.2018	01.02.2018	15.02.2018
26.10.2017	31.10.2017	25.10.2017	25.10.2017	26.10.2017	15.11.2017
13.07.2017	24.08.2017	25.07.2017	14.07.2017	27.07.2017	25.08.2017
27.04.2017	11.05.2017	28.04.2017	25.04.2017	11.05.2017	10.05.2017
16.02.2017	15.02.2017	09.02.2017	09.02.2017	16.02.2017	15.02.2017
20.10.2016	16.11.2016	25.10.2016	01.11.2016	27.10.2016	16.11.2016
14.07.2016	25.08.2016	21.07.2016	15.07.2016	21.07.2016	25.08.2016
21.04.2016	04.05.2016	27.04.2016	03.05.2016	03.05.2016	11.05.2016
11.02.2016	17.02.2016	17.02.2016	11.02.2016	15.02.2016	19.02.2016
22.10.2015	29.10.2015	21.10.2015	30.10.2015	23.10.2015	12.11.2015
16.07.2015	13.08.2015	21.07.2015	17.07.2015	23.07.2015	25.08.2015
29.04.2015	30.04.2015	29.04.2015	07.05.2015	30.04.2015	20.05.2015
12.02.2015	12.02.2015	11.02.2015	05.02.2015	12.02.2015	26.02.2015
23.10.2014	20.11.2014	22.10.2014	30.10.2014	23.10.2014	19.11.2014
17.07.2014	21.08.2014	22.07.2014	17.07.2014	24.07.2014	26.08.2014
07.05.2014	15.05.2014	30.04.2014	08.05.2014	09.05.2014	22.05.2014
13.02.2014	20.02.2014	12.02.2014	06.02.2014	13.02.2014	27.02.2014
24.10.2013	13.11.2013	23.10.2013	30.10.2013	25.10.2013	14.11.2013
11.07.2013	23.08.2013	18.07.2013	18.07.2013	25.07.2013	28.08.2013
18.04.2013	15.05.2013	24.04.2013	02.05.2013	29.04.2013	29.05.2013
15.02.2013	15.02.2013	12.02.2013	07.02.2013	14.02.2013	28.02.2013
25.10.2012	24.10.2012	23.10.2012	31.10.2012	25.10.2012	07.11.2012
12.07.2012	29.08.2012	24.07.2012	20.07.2012	26.07.2012	15.08.2012
26.04.2012	09.05.2012	27.04.2012	03.05.2012	08.05.2012	25.05.2012
16.02.2012	14.02.2012	16.02.2012	09.02.2012	20.02.2012	29.02.2012
20.10.2011	28.10.2011	27.10.2011	27.10.2011	28.10.2011	09.11.2011
14.07.2011	19.08.2011	26.07.2011	20.07.2011	28.07.2011	19.08.2011
28.04.2011	12.05.2011	29.04.2011	05.05.2011	04.05.2011	25.05.2011
16.02.2011	18.02.2011	16.02.2011	10.02.2011	17.02.2011	24.02.2011
21.10.2010	29.10.2010	27.10.2010	28.10.2010	29.10.2010	29.10.2010
13.07.2010	19.08.2010	27.10.2010	21.07.2010	29.07.2010	17.08.2010
22.04.2010	20.05.2010	27.04.2010	05.05.2010	30.04.2010	05.05.2010
11.02.2010	16.02.2010	17.02.2010	11.02.2010	22.02.2010	24.02.2010
22.10.2009	30.10.2009	27.10.2009	30.10.2009	27.10.2009	30.10.2009
14.07.2009	21.08.2009	22.07.2009	12.08.2009	23.07.2009	12.08.2009
23.04.2009	11.05.2009	29.04.2009	06.05.2009	12.05.2009	06.05.2009
20.02.2009	19.02.2009	18.02.2009	19.02.2009	19.02.2009	25.02.2009
23.10.2008	31.10.2008	21.10.2008	31.10.2008	24.10.2008	31.10.2008
17.07.2008	22.08.2008	22.07.2008	13.08.2008	25.07.2008	13.08.2008
24.04.2008	30.04.2008	22.04.2008	06.05.2008	08.05.2008	29.04.2008
14.02.2008	14.02.2008	19.02.2008	14.02.2008	21.02.2008	28.02.2008
24.10.2007	26.10.2007	30.10.2007	31.10.2007	24.10.2007	01.11.2007
19.07.2007	16.08.2007	24.07.2007	09.08.2007	26.07.2007	09.08.2007
26.04.2007	26.04.2007	31.05.2007	03.05.2007	10.05.2007	10.05.2007
14.02.2007	16.02.2007	19.02.2007	14.02.2007	26.02.2007	

SCHA	STB	SUBC	TEL	TGS	YAR
26.10.2018	24.10.2018	08.11.2018	24.10.2018	01.11.2018	18.10.2018
17.07.2018	13.07.2018	26.07.2018	17.07.2018	02.08.2018	17.07.2018
03.05.2018	25.04.2018	26.04.2018	24.04.2018	09.05.2018	20.04.2018
08.02.2018	07.02.2018	01.03.2018	31.01.2018	08.02.2018	08.02.2018
03.11.2017	25.10.2017	09.11.2017	25.10.2017	26.10.2017	19.10.2017
18.07.2017	13.07.2017	26.07.2017	17.07.2017	03.08.2017	18.07.2017
12.05.2017	27.04.2017	27.04.2017	04.05.2017	10.05.2017	26.04.2017
08.02.2017	08.02.2017	02.03.2017	02.02.2017	02.02.2017	09.02.2017
04.11.2016	26.10.2016	10.11.2016	26.10.2016	28.10.2016	21.10.2016
19.07.2016	14.07.2016	28.07.2016	19.07.2016	04.08.2016	21.07.2016
11.05.2016	27.04.2016	28.04.2016	27.04.2016	21.04.2016	21.04.2016
19.02.2016	17.02.2016	02.03.2016	10.02.2016	02.02.2016	11.02.2016
30.10.2015	28.10.2015	11.11.2015	28.10.2015	23.10.2015	21.10.2015
17.07.2015	15.07.2015	29.07.2015	22.07.2015	30.07.2015	21.07.2015
08.05.2015	29.04.2015	29.04.2015	06.05.2015	23.04.2015	24.04.2015
13.02.2015	11.02.2015	04.03.2015	11.02.2015	05.02.2015	11.02.2015
30.10.2014	29.10.2014	12.11.2014	29.10.2014	23.10.2014	22.10.2014
18.07.2014	16.07.2014	31.07.2014	23.07.2014	31.07.2014	18.07.2014
07.05.2014	07.05.2014	30.04.2014	07.05.2014	24.04.2014	30.04.2014
13.02.2014	12.02.2014	05.03.2014	12.02.2014	06.02.2014	12.02.2014
30.10.2013	30.10.2013	18.11.2013	31.10.2013	23.10.2013	18.10.2013
19.07.2013	12.07.2013	14.08.2013	23.07.2013	01.08.2013	19.07.2013
30.04.2013	24.04.2013	16.05.2013	26.04.2013	25.04.2013	22.04.2013
13.02.2013	13.02.2013	14.03.2013	13.02.2013	07.02.2013	12.02.2013
07.11.2012	24.10.2012	19.11.2012	23.10.2012	01.11.2012	19.10.2012
10.08.2012	13.07.2012	09.08.2012	24.07.2012	02.08.2012	18.07.2012
11.05.2012	03.05.2012	11.05.2012	08.05.2012	03.05.2012	27.04.2012
16.02.2012	14.02.2012	16.03.2012	08.02.2012	09.02.2012	07.02.2012
11.11.2011	26.10.2011	02.11.2011	26.10.2011	03.11.2011	21.10.2011
12.08.2011	14.07.2011	10.08.2011	21.07.2011	04.08.2011	19.07.2011
13.05.2011	11.05.2011	11.05.2011	04.05.2011	05.05.2011	29.04.2011
18.02.2011	16.02.2011	23.02.2011	08.02.2011	10.02.2011	15.02.2011
12.11.2010	27.10.2010	13.10.2010	27.10.2010	04.11.2010	19.10.2010
13.08.2010	15.07.2010	14.07.2010	21.07.2010	05.08.2010	16.07.2010
12.05.2010	05.05.2010	14.04.2010	05.05.2010	06.05.2010	23.04.2010
18.02.2010	17.02.2010	17.02.2010	10.02.2010	11.02.2010	15.02.2010
13.11.2009	28.10.2009	14.10.2009	29.10.2009	29.10.2009	20.10.2009
14.08.2009	17.07.2009	15.07.2009	23.07.2009	06.08.2009	16.07.2009
15.05.2009	06.05.2009	15.04.2009	05.05.2009	07.05.2009	28.04.2009
27.02.2009	12.02.2009	18.02.2009	11.02.2009	12.02.2009	17.02.2009
07.11.2008	29.10.2008	08.10.2008	29.10.2008	30.10.2008	17.10.2008
15.08.2008	13.08.2008	09.07.2008	23.07.2008	07.08.2008	15.07.2008
09.05.2008	30.04.2008	09.04.2008	30.04.2008	08.05.2008	18.04.2008
15.02.2008	13.02.2008	13.02.2008	13.02.2008	14.02.2008	14.02.2008
02.11.2007	17.10.2007	10.10.2007	25.10.2007	25.10.2007	19.10.2007
17.08.2007	08.08.2007	11.07.2007	24.07.2007	09.08.2007	17.07.2007
11.05.2007	02.05.2007	11.04.2007	04.05.2007	03.05.2007	20.04.2007
16.02.2007	14.02.2007	14.02.2007	02.03.2007	08.02.2007	09.02.2007

A7 Eksempel av anbefaling

Date	Action	Recommendation	Target Price	Close Price	Implied Return	Consensus Tgt Px
07/01/13	M	dropped coverage		241		303,27
04/22/13	M	buy	400	259,4	54.20%	313,19
04/08/13	M	buy	400	260,6	53.49%	317,86
02/12/13	M	buy	400	295,5	35.36%	316,3
01/15/13	M	buy	400	279,5	43.11%	321,84
01/02/13	M	buy	400	276,8	44.51%	321,88
12/05/12	M	buy	400	273,4	46.31%	323,54
11/30/12	M	buy	400	284,1	40.80%	322,6
11/16/12	M	buy	400	264	51.52%	323,4
10/31/12	M	buy	400	268,6	48.92%	325,6
10/22/12	M	buy	400	277	44.40%	328,63
10/19/12	M	buy	400	284,2	40.75%	328,85
10/12/12	M	buy	400	287,5	39.13%	330
10/04/12	M	buy	400	283,2	41.24%	328,23
09/29/12	M	buy	400	287	39.37%	328,81
09/04/12	M	buy	400	283,3	41.19%	329,41
09/03/12	M	buy	350	289,6	20.86%	329,41
08/27/12	M	buy	400	283,5	41.09%	329
08/02/12	M	buy	350	280,9	24.60%	324,38
08/01/12	M	buy	350	282,5	23.89%	324,38
07/18/12	M	buy	330	288	14.58%	316,26

Eirik Vegem Dahle, Pareto Securities, Yara

A8 R-kode

Sammenslåing av anbefalinger

```
setwd("C:/Users/forfatter/OneDrive/Documents/Master_NHH/4. Semester/Test_med_data/Tickerdata")

require(xlsx)
library(stringr)
require(base)

####1. Loading in all excel files ####
input.paths <- dir(getwd(), recursive=TRUE, pattern=".xlsx")
#Create vector with filepaths

##### Creating first dataframe #####
#We do this so we can add all others after
Recommendations= read.xlsx(file=input.paths[1],1)

#Splitting analyst and brokerage firm
names_split=str_split_fixed(Recommendations[1,9], ",", 2)
Recommendations[,8]=names_split[1,1]      #Analyst added to column 8
Recommendations[,9]=names_split[1,2]      #Brokerage firm column 9

#Adding tickers to dataframe
tickers=input.paths[1]
tickers2=strsplit(tickers, "_")
Recommendations[,10]=tickers2[[1]][1]
#Company ticker added to column 10
Recommendations[,11]=gsub("xlsx", "", tickers2[[1]][2])
#Brokerage ticker column 11

#####Looping over all the rest and adding to main frame #####

for(i in 2:length(input.paths)){
  Broker_data= read.xlsx(file=input.paths[i],1)

#Splitting analyst and brokerage firm
names_split=str_split_fixed(Broker_data[1,9], ",", 2)
Broker_data[,8]=names_split[1,1]      #Analyst added to column 8
Broker_data[,9]=names_split[1,2]      #Brokerage firm column 9

#Adding tickers to dataframe
tickers=input.paths[i]
tickers2=strsplit(tickers, "_")
Broker_data[,10]=tickers2[[1]][1]
#Company ticker added to column 10
Broker_data[,11]=gsub("xlsx", "", tickers2[[1]][2])
```

```

##Adding to main dataframe
Recommendations=rbind(Recommendations,Broker_data)
print(i)
}

##### Changing column names #####

#Changing column names
colnames(Recommendations)[c(8,9,10,11)]=c("Analyst","Brokerage.Firm",
"Company.Ticker","Brokerage.Ticker")

setwd("C:/Users/forfatter/OneDrive/Documents/Master_NHH/4_Semester/
Test_med_data") #For lagring senere

##### Adding Industry #####
ticker_info=read.csv(file="Ticker.csv",header=T,sep=";")

#Adding industry
Recommendations$Industry=NA      #First create empty column

for(i in 1:nrow(ticker_info)){ #For each ticker in the info excel sheet
  ticker_identify=grep(ticker_info$Ticker[i],Recommendations$Company.Ticker)
  if(length(ticker_identify)>0){
    Recommendations$Industry[ticker_identify]=paste(ticker_info$Sektor[i])
  }
}

save(Recommendations,file="Recommendations_all_df.Rdata")

##### Cleaning #####

#Implied returns- Making numeric
Recommendations$Implied.Return=gsub("%","",Recommendations$Implied.Return)
Recommendations$Implied.Return=as.numeric(Recommendations$Implied.Return)

#Converting ratings to scale of 1 to 5
Rating_conversion=read.xlsx(file="Conversion_of_ratings_Bloomberg.xlsx",1)
#loading conversion sheet
Rating_conversion$Rating=as.character(Rating_conversion$Rating)

Recommendations$Reco_convert=NA

for(i in 1:nrow(Rating_conversion)){
  #For each ticker in the info excel sheet

```

```
Rating_location=grep(Rating_conversion$Rating[i],
  Recommendations$Recommendation)
if(length(Rating_location)>0){
  Recommendations$Reco_convert[Rating_location]=
    paste(Rating_conversion$Equivalent[i])
}
}

unique_rating_location=grep("select_list",Recommendations$Recommendation)

for(i in unique_rating_location){
  Recommendations$Reco_convert[i]=5
}
Recommendations$Reco_convert=as.integer(Recommendations$Reco_convert)

save(Recommendations ,file="Recommendations_all_df.Rdata")

#Removing double observations
double_abbrev_broker=c("FEA","CRS","BAR","SOC") #Taking these first
Double_broker_obs=NULL #Vector where we store indices

for(i in 1:length(double_abbrev_broker)){
  Rating_location=grep(double_abbrev_broker[i],
    Recommendations$Brokerage.Ticker)
  Double_broker_obs=c(Double_broker_obs,Rating_location)
}

DN_removal=c("DN1.", "DN2.", "DN3.", "DN4.", "DN5.") #For DNB Markets duplicates
DN_locations=NULL #Store indices

for(i in 1:length(DN_removal)){
  DN_location=grep(DN_removal[i],Recommendations$Brokerage.Ticker)

  DN_locations=c(DN_locations, DN_location)
}

Double_broker_obs=c(Double_broker_obs, DN_locations)

Recommendations=Recommendations[-c(Double_broker_obs),]
#Now we have removed the duplicates

save(Recommendations ,file="Recommendations_all_df.Rdata")

#Removing observations which have no informational value
non_info_obs=c("dropped_coverage", "not_rated", "suspended_coverage",
  "est_dropped_coverage", "Under_Review", "restricted",
```

```

      "not_primary_analyst")

Drop_cov_obs=NULL
Drop_amount=NULL

for(i in 1:length(non_info_obs)){
  Rating_location=grep(non_info_obs[i],Recommendations$Recommendation)
  Drop_cov_obs=c(Drop_cov_obs,Rating_location)
  Drop_amount[i]=length(Rating_location)
}

Recommendations=Recommendations[-c(Drop_cov_obs),]
  #Now we have removed these

save(Recommendations ,file="Recommendations_without_droppedcov_df.Rdata")

#Removing the ones with action==R (restricted)

Recommendations=Recommendations[Recommendations$Action != "R",]

#Changing date format
Recommendations$Date=as.Date(Recommendations$Date ,format = "%m/%d/%y")

save(Recommendations ,file="Recommendations_without_droppedcov_df.Rdata")

#Cutting off dates
Recommendations=Recommendations[Recommendations$Date < "2018-12-31" &
  Recommendations$Date > "2007-01-01",]

#Adding day of the week
Recommendations$Day=weekdays(Recommendations$Date)

#Removing NAs in target price
Missing_target=which(is.na(Recommendations$Target.Price))

Recommendations=Recommendations[-Missing_target,]

### Finding human errors in data ###

#Negative implied return and buy recommendation to start
Human_err2=which(Recommendations$Implied.Return < 0 &
  Recommendations$Reco_convert > 3)

#Row names of the ones we are removing
Row_removal_names=c("4245","4244","4247","15255","23260","25356",
  "28416","31856")

Row_removal_indices=NULL
for(i in 1:length(Row_removal_names)){

```

```
Name_indice=which(row.names(Recommendations)==Row_removal_names[i])
Row_removal_indices[i]=Name_indice
}

Recommendations=Recommendations[-Row_removal_indices,]
#Removing the observations

#Manually changing a wrong input
Recommendations$Target.Price[which(row.names(Recommendations)=="16924")]=50

Human_errors=which(Recommendations$Implied.Return > 500)
#10 observations. Remove all because consensus target price is weird

Recommendations=Recommendations[-Human_errors,] #Removed them

#Removing an observations which makes no sense
Recommendations=Recommendations[-which(row.names(Recommendations)=="21914"),]
```

Estimering av abnormal returns

```

setwd("C:/Users/s174763/Documents/Masteroppgave")

require(stats)
require(tseries)
require(dynlm)
require(lmtest)
require(xlsx)

##### Loading stock price data #####
load("Recommendations_cleaned_observations.Rdata")
load("Price_df.Rdata")

price_df=price_df[order(price_df$Date,decreasing = T),]

ticker_new=rownames(as.matrix(table(Recommendations$Company.Ticker)))

### Moving observations from weekends to weekdays
for(i in 1:nrow(Recommendations)){
  if(Recommendations$Day[i]=="l rdag"){
    Recommendations$Date[i]=Recommendations$Date[i]+2
  }
  else if(Recommendations$Day[i]=="s ndag"){
    Recommendations$Date[i]=Recommendations$Date[i]+1
  }
}

Recommendations$Day=weekdays(Recommendations$Date)

##### Moving holidays to trading days

Rec_test=Recommendations #Copy of df where we will store AR

#Fixing cleaning
for(i in ticker_new){
  rec_365=Rec_test[Rec_test$Company.Ticker==i,c(1,2)]
  rec_365=cbind(rec_365,rownames(rec_365))

  dates_test=rec_365[,1] %in% price_df$Date

  dates_problems=which(dates_test==F)

  for(j in dates_problems){
    Rec_location=which(rownames(Rec_test)==paste0(rec_365[j,3]))
    test_date=rec_365[j,1]+1

    while(test_date %in% price_df$Date ==F){ #Next day until a trading day
      test_date=test_date+1
    }
  }
}

```



```
}

  Rec_test[Rec_location,1]=test_date
}
}

#### Starting the regression ####

#Creating columns for storing data

Rec_test$MM_AR_min2=0
Rec_test$MM_AR_min1=0
Rec_test$MM_AR_0=0
Rec_test$MM_AR_plus1=0
Rec_test$MM_AR_plus2=0

Rec_test$MM_ADF_test=0
Rec_test$MM_BP_test=0
Rec_test$MM_DW_test=0
Rec_test$MM_Shapiro=0

Rec_test$CAPM_AR_min2=0
Rec_test$CAPM_AR_min1=0
Rec_test$CAPM_AR_0=0
Rec_test$CAPM_AR_plus1=0
Rec_test$CAPM_AR_plus2=0

#Creating columns for plotting purposes and Gsign

Rec_test$MM_min7=0
Rec_test$MM_min6=0
Rec_test$MM_min5=0
Rec_test$MM_min4=0
Rec_test$MM_min3=0

Rec_test$MM_Cowan_positive=0

Rec_test$CAPM_min7=0
Rec_test$CAPM_min6=0
Rec_test$CAPM_min5=0
Rec_test$CAPM_min4=0
Rec_test$CAPM_min3=0

Rec_test$CAPM_Cowan_positive=0

ticker_new2=colnames(price_df) #Renaming columns
  ticker_new2=gsub("\\.", "", ticker_new2)
  ticker_new2=gsub("NOEquity", "", ticker_new2)
```

```

colnames(price_df)=c(ticker_new2)

#Fixing factor variables
price_df$OSEBXIndex=as.numeric(as.character(price_df$OSEBXIndex))
price_df$MOWI=as.numeric(as.character(price_df$MOWI))
price_df$SALM=as.numeric(as.character(price_df$SALM))
price_df$BWO=as.numeric(as.character(price_df$BWO))

#Converting 3 month statskasseveksler to daily returns
price_df$X3Month=(price_df$X3Month/100)+1 #Converting to gross return

price_df$X3Month=(price_df$X3Month^(1/250))-1 #Converting to daily returns

#Convert daily prices to returns
price_df[,c(3:ncol(price_df))]=log(price_df[,c(3:ncol(price_df))])
  #Log transforming prices

price_df_test=price_df #Create test df for filling in values

for(i in 3:ncol(price_df_test)){ #Calculating returns
  for(j in 1:(nrow(price_df_test)-1)){
    price_df_test[j,i]=price_df[j,i]-price_df[(j+1),i]
  }
}

#Creating timeseries for market return and riskfree rate
Market_ts=ts(price_df_test[,c(1,3)],start=c(2000,1),
             end=c(2019,365),frequency = 365)
Market_ts=Market_ts[1:nrow(price_df_test),]
  #Making sure its the right length

Riskfree_ts=ts(price_df_test[,c(1,2)],start=c(2000,1),
              end=c(2019,365),frequency = 365)
Riskfree_ts=Riskfree_ts[1:nrow(price_df_test),]
  #Making sure its the right length

Excess_market=Market_ts
Excess_market[,2]=Market_ts[,2] - Riskfree_ts[,2]

#For all companies EXCEPT DNO

for(i in c(1:6,8:25)){ #We first have to loop over each COMPANY
  name_ticker=ticker_new[i]

```

```

Reg_df_proxy=Rec_test[Rec_test$Company.Ticker==name_ticker,c(1,13)]
#Now we have a df with only observations for each company (date, action)

Price_df_proxy=price_df_test[,c(1,which(colnames(price_df_test)==
  name_ticker))]

#Converting this to timeseries
Price_ts=ts(Price_df_proxy, start=c(2000,1), end=c(2019,365), frequency = 365)
  Price_ts=Price_ts[1:nrow(Price_df_proxy),]
Reco_ts=ts(Reg_df_proxy, start=c(2000,1), end=c(2019,365), frequency = 365)
  Reco_ts=Reco_ts[1:nrow(Reg_df_proxy),]
  Reco_ts=cbind(Reco_ts, as.integer(rownames(Reg_df_proxy)))
  #Now we have their row names with their observation

#Creating excess return matrix
Excess_price=Price_ts[,2]-Riskfree_ts[,2]
Excess_returns_ts=cbind(Excess_market, Excess_price)
  #Ts with excess returns

#Removing observations with less than 100 market days prior
NA_test=which(is.na(Price_ts[,2]))
if(length(NA_test >0)){
  NA_start=NA_test[1]
  min_date_rec=Price_ts[(NA_start-101),1]
  Reco_ts=Reco_ts[Reco_ts[,1]>min_date_rec,]
}

#Running regression for each

for(j in 1:nrow(Reco_ts)){ #For each event we are generating a regression

#Estimation window
End_date_market=which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+11 #10 days
before the event (plus because decreasing dates)
First_date_market=which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+101
  #100 days before the event
  Market_model=Market_ts[End_date_market:First_date_market,]

End_date_price=which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+11
  #10 days before the event
First_date_price=which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+101
  #100 days before the event
  Price_model=Price_ts[End_date_price:First_date_price,]

Riskfree_model=Riskfree_ts[End_date_market:First_date_market,]

```

```

#For Cowans test purposes

Merged_model=cbind(Market_model,Price_model[,2])

### MARKET MODEL ###
#Normal return
Market_regression=dynlm(Merged_model[,3]~Merged_model[,2],
                        data=Merged_model)

Alpha=summary(Market_regression)$coefficients[1, 1]
Beta=summary(Market_regression)$coefficients[2, 1]
#Calculating normal returns for -2, -1, 0, 1, 2
Normal_minus2=Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
                                             Reco_ts[j,1])+2,2])
Normal_minus1=Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
                                             Reco_ts[j,1])+1,2])
Normal_0= Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
                                         Reco_ts[j,1]),2])
Normal_plus1= Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
                                             Reco_ts[j,1])-1,2])
Normal_plus2= Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
                                             Reco_ts[j,1])-2,2])

#Abnormal returns for -2, -1, 0, 1, 2
AR_minus2=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+2,2] -
          Normal_minus2
AR_minus1=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+1,2] -
          Normal_minus1
AR_0= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1]),2] -
      Normal_0
AR_plus1= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-1,2] -
          Normal_plus1
AR_plus2= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-2,2] -
          Normal_plus2

#Adding AR to main dataframe
Rec_df_location=which(rownames(Rec_test)==paste0(Reco_ts[j,3]))

Rec_test$MM_AR_min2[Rec_df_location]= AR_minus2
Rec_test$MM_AR_min1[Rec_df_location]= AR_minus1
Rec_test$MM_AR_0[Rec_df_location]= AR_0
Rec_test$MM_AR_plus1[Rec_df_location]= AR_plus1
Rec_test$MM_AR_plus2[Rec_df_location]= AR_plus2

#Checking if autocorrelation
test2=dwttest(Market_regression,data=Merged_model)

```

```

if(test2$p.value < 0.1){
  Rec_test$MM_ADF_test[Rec_df_location]=test2$p.value
}

#Checking if stationary
test3=adf.test(Merged_model[,3],k=0)
if(test3$p.value > 0.1){
  Rec_test$MM_ADF_test[Rec_df_location]=test3$p.value
}

#Checking for heteroskedasticity
test4=bptest(Market_regression,data=Merged_model)
if(test4$p.value < 0.1){
  Rec_test$MM_BP_test[Rec_df_location]=test4$p.value
}

#### CAPM ###
Merged_CAPM=Excess_returns_ts[End_date_market:First_date_market,]
#Create series with riskfree rate

#Normal return
CAPM_regression=dynlm(Merged_CAPM[,3]~Merged_CAPM[,2],data=Merged_CAPM)

Beta_CAPM=summary(CAPM_regression)$coefficients[2, 1]

#Calculating normal returns for -2, -1, 0, 1, 2
CAPM_Normal_minus2=Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+2,2] +
  Beta_CAPM*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])+2,2])
CAPM_Normal_minus1=Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+1,2] +
  Beta_CAPM*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])+1,2])
CAPM_Normal_0= Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1]),2] +
  Beta_CAPM*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1]),2])
CAPM_Normal_plus1= Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-1,2] +
  Beta_CAPM*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])-1,2])
CAPM_Normal_plus2= Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-2,2] +
  Beta_CAPM*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])-2,2])

#Abnormal returns for -2, -1, 0, 1, 2
CAPM_AR_minus2=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+2,2] -
  CAPM_Normal_minus2
CAPM_AR_minus1=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+1,2] -
  CAPM_Normal_minus1

```

```

CAPM_AR_0= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1]),2] -
  CAPM_Normal_0
CAPM_AR_plus1= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-1,2] -
  CAPM_Normal_plus1
CAPM_AR_plus2= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-2,2] -
  CAPM_Normal_plus2

#Adding AR to main dataframe
Rec_df_location=which(rownames(Rec_test)==paste0(Reco_ts[j,3]))

Rec_test$CAPM_AR_min2[Rec_df_location]= CAPM_AR_minus2
Rec_test$CAPM_AR_min1[Rec_df_location]= CAPM_AR_minus1
Rec_test$CAPM_AR_0[Rec_df_location]= CAPM_AR_0
Rec_test$CAPM_AR_plus1[Rec_df_location]= CAPM_AR_plus1
Rec_test$CAPM_AR_plus2[Rec_df_location]= CAPM_AR_plus2

### Finding AR in estimation window ###
#Market model
AR_EsWin_MM=Merged_model
AR_EsWin_MM[,3]=AR_EsWin_MM[,3]-(Alpha+(Beta*AR_EsWin_MM[,2]))

Rec_test$MM_Cowan_positive[Rec_df_location]=
  length(which(AR_EsWin_MM[,3]>0))

Price_plot_MM=Price_ts[(which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
Market_plot_MM=Market_ts[(which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
MM_plot_AR=cbind(Price_plot_MM,Market_plot_MM[,2])
  MM_plot_AR[,2]=MM_plot_AR[,2]-(Alpha+(Beta*(MM_plot_AR[,3])))

Rec_test$MM_min7[Rec_df_location]=MM_plot_AR[5,2]
Rec_test$MM_min6[Rec_df_location]=MM_plot_AR[4,2]
Rec_test$MM_min5[Rec_df_location]=MM_plot_AR[3,2]
Rec_test$MM_min4[Rec_df_location]=MM_plot_AR[2,2]
Rec_test$MM_min3[Rec_df_location]=MM_plot_AR[1,2]

#CAPM
AR_EsWin_CAPM=cbind(Price_model,Riskfree_model[,2],Merged_CAPM[,2])
AR_EsWin_CAPM[,2]=AR_EsWin_CAPM[,2]-
  (AR_EsWin_CAPM[,3]+(Beta_CAPM*AR_EsWin_CAPM[,4]))

Rec_test$CAPM_Cowan_positive[Rec_df_location]=
  length(which(AR_EsWin_CAPM[,2]>0))

Price_plot_MM=Price_ts[(which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):

```

```

      (which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
Excess_plot_CAPM=Excess_market[(which(Excess_market[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Excess_market[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
Riskfree_plot_CAPM=Riskfree_ts[(which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
CAPM_plot_AR=cbind(Price_plot_MM,Excess_plot_CAPM[,2],
  Riskfree_plot_CAPM[,2])
CAPM_plot_AR[,2]=CAPM_plot_AR[,2]-(CAPM_plot_AR[,4]+
  (Beta_CAPM*(CAPM_plot_AR[,3])))

Rec_test$CAPM_min7[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[5,2]
Rec_test$CAPM_min6[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[4,2]
Rec_test$CAPM_min5[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[3,2]
Rec_test$CAPM_min4[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[2,2]
Rec_test$CAPM_min3[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[1,2]

}
print(ticker_new[i])
}

##### DNO Regression #####

#For DNO. We remove n observations because of suspended trading between
#2009-09-22 to 2009-09-24

name_ticker=ticker_new[7]

Reg_df_proxy=Rec_test[Rec_test$Company.Ticker==name_ticker,c(1,13)]
#Now we have a df with only observations for each company (date, action)

#Removing observations on trouble dates
trouble_DNO=which(Reg_df_proxy$Date=="2009-09-23")
trouble_DNO=c(trouble_DNO,which(Reg_df_proxy$Date=="2009-09-22"))
Reg_df_proxy=Reg_df_proxy[-trouble_DNO,]

Change_DNO=which(Reg_df_proxy$Date=="2009-09-24")
#Finding observations we have to CHANGE DATE
Change_names_DNO=row.names(Reg_df_proxy[c(Change_DNO),])
Reg_df_proxy$Date[c(Change_DNO)]= "2009-09-25"
  #Changing in regression place
Rec_test$Date[7342]= "2009-09-25" #Changing in df
Rec_test$Date[8582]= "2009-09-25"

Price_df_proxy=price_df_test[,c(1,which(colnames(price_df_test)==
  name_ticker))]

```

```

#Now we have the price data

#Converting this to timeseries
Price_ts=ts(Price_df_proxy, start=c(2000,1), end=c(2019,365),
  frequency = 365)
Price_ts=Price_ts[1:nrow(Price_df_proxy),]
Reco_ts=ts(Reg_df_proxy, start=c(2000,1), end=c(2019,365),
  frequency = 365)
Reco_ts=Reco_ts[1:nrow(Reg_df_proxy),]
Reco_ts=cbind(Reco_ts, as.integer(rownames(Reg_df_proxy)))
#Now we have their row names with their observation

#Creating excess return matrix
Excess_price=Price_ts[,2]-Riskfree_ts[,2]
Excess_returns_ts=cbind(Excess_market, Excess_price)
  #Ts with excess returns

#Removing dates that cause trouble (3 days suspended trading)
NA_test=which(is.na(Price_ts[,2]))

Price_ts=Price_ts[-NA_test,] #Removing trouble dates

Market_ts=Market_ts[-NA_test,]

Riskfree_ts=Riskfree_ts[-NA_test,]

Excess_returns_ts=Excess_returns_ts[-NA_test,]

#Running regression for each
for(j in 1:nrow(Reco_ts)){ #For each event we are generating a regression
  #Estimation window
  End_date_market=which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+11
    #10 days before the event
  #(plus because decreasing dates)
  First_date_market=which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+101
    #100 days before the event
  Market_model=Market_ts[End_date_market:First_date_market,]

  End_date_price=which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+11
    #10 days before the event
  First_date_price=which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+101
    #100 days before the event
  Price_model=Price_ts[End_date_price:First_date_price,]

  Riskfree_model=Riskfree_ts[End_date_market:First_date_market,]

```



```

#For Cowans test purposes
Merged_model=cbind(Market_model,Price_model[,2])

#Normal return
Market_regression=dynlm(Merged_model[,3]~Merged_model[,2],
  data=Merged_model)
Alpha=summary(Market_regression)$coefficients[1, 1]
Beta=summary(Market_regression)$coefficients[2, 1]

#Calculating normal returns for -2, -1, 0, 1, 2
Normal_minus2=Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])+2,2])
Normal_minus1=Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])+1,2])
Normal_0= Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1]),2])
Normal_plus1= Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])-1,2])
Normal_plus2= Alpha + Beta*(Market_ts[which(Market_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])-2,2])

#Abnormal returns for -2, -1, 0, 1, 2
AR_minus2=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+2,2] -
  Normal_minus2
AR_minus1=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+1,2] -
  Normal_minus1
AR_0= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1]),2] -
  Normal_0
AR_plus1= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-1,2] -
  Normal_plus1
AR_plus2= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-2,2] -
  Normal_plus2

#Adding AR to main dataframe
Rec_df_location=which(rownames(Rec_test)==paste0(Reco_ts[j,3]))

Rec_test$MM_AR_min2[Rec_df_location]= AR_minus2
Rec_test$MM_AR_min1[Rec_df_location]= AR_minus1
Rec_test$MM_AR_0[Rec_df_location]= AR_0
Rec_test$MM_AR_plus1[Rec_df_location]= AR_plus1
Rec_test$MM_AR_plus2[Rec_df_location]= AR_plus2

#Checking if stationary
test3=adf.test(Merged_model[,3],k=0)
if(test3$p.value > 0.1){
  Rec_test$ADF_test[Rec_df_location]=1
}

```

```

}

#### CAPM ####
Merged_CAPM=Excess_returns_ts[End_date_market:First_date_market,]

#Normal return
CAPM_regression=dynlm(Merged_CAPM[,3]~Merged_CAPM[,2],data=Merged_CAPM)
Beta=summary(CAPM_regression)$coefficients[2, 1]

#Calculating normal returns for -2, -1, 0, 1, 2
CAPM_Normal_minus2=Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])+2,2] +
  Beta*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
    Reco_ts[j,1])+2,2])
CAPM_Normal_minus1=Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])+1,2] +
  Beta*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
    Reco_ts[j,1])+1,2])
CAPM_Normal_0= Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1]),2] +
  Beta*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
    Reco_ts[j,1]),2])
CAPM_Normal_plus1= Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])-1,2] +
  Beta*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
    Reco_ts[j,1])-1,2])
CAPM_Normal_plus2= Riskfree_ts[which(Riskfree_ts[,1]==
  Reco_ts[j,1])-2,2] +
  Beta*(Excess_returns_ts[which(Excess_returns_ts[,1]==
    Reco_ts[j,1])-2,2])

#Abnormal returns for -2, -1, 0, 1, 2
CAPM_AR_minus2=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+2,2] -
  CAPM_Normal_minus2
CAPM_AR_minus1=Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+1,2] -
  CAPM_Normal_minus1
CAPM_AR_0= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1]),2] -
  CAPM_Normal_0
CAPM_AR_plus1= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-1,2] -
  CAPM_Normal_plus1
CAPM_AR_plus2= Price_ts[which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])-2,2] -
  CAPM_Normal_plus2

#Adding AR to main dataframe
Rec_df_location=which(rownames(Rec_test)==paste0(Reco_ts[j,3]))

Rec_test$CAPM_AR_min2[Rec_df_location]= CAPM_AR_minus2

```

```

Rec_test$CAPM_AR_min1[Rec_df_location]= CAPM_AR_minus1
Rec_test$CAPM_AR_0[Rec_df_location]= CAPM_AR_0
Rec_test$CAPM_AR_plus1[Rec_df_location]= CAPM_AR_plus1
Rec_test$CAPM_AR_plus2[Rec_df_location]= CAPM_AR_plus2

### Finding AR in estimation window ###
#Market model
AR_EsWin_MM=Merged_model
AR_EsWin_MM[,3]=AR_EsWin_MM[,3]-(Alpha+(Beta*AR_EsWin_MM[,2]))

Rec_test$MM_Cowan_positive[Rec_df_location]=
  length(which(AR_EsWin_MM[,3]>0))
  #For Cowans Gsign test
Price_plot_MM=Price_ts[(which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
Market_plot_MM=Market_ts[(which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Market_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
MM_plot_AR=cbind(Price_plot_MM,Market_plot_MM[,2])
MM_plot_AR[,2]=MM_plot_AR[,2]-(Alpha+(Beta*(MM_plot_AR[,3])))

Rec_test$MM_min7[Rec_df_location]=MM_plot_AR[5,2]
Rec_test$MM_min6[Rec_df_location]=MM_plot_AR[4,2]
Rec_test$MM_min5[Rec_df_location]=MM_plot_AR[3,2]
Rec_test$MM_min4[Rec_df_location]=MM_plot_AR[2,2]
Rec_test$MM_min3[Rec_df_location]=MM_plot_AR[1,2]

#CAPM
AR_EsWin_CAPM=cbind(Price_model,Riskfree_model[,2],Merged_CAPM[,2])
AR_EsWin_CAPM[,2]=AR_EsWin_CAPM[,2]-(AR_EsWin_CAPM[,3]+
  (Beta_CAPM*AR_EsWin_CAPM[,4]))

Rec_test$CAPM_Cowan_positive[Rec_df_location]=
  length(which(AR_EsWin_CAPM[,2]>0))

Price_plot_MM=Price_ts[(which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Price_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
Excess_plot_CAPM=Excess_market[(which(Excess_market[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Excess_market[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
Riskfree_plot_CAPM=Riskfree_ts[(which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+3):
  (which(Riskfree_ts[,1]==Reco_ts[j,1])+7),c(1:2)]
CAPM_plot_AR=cbind(Price_plot_MM,Excess_plot_CAPM[,2],
  Riskfree_plot_CAPM[,2])
CAPM_plot_AR[,2]=CAPM_plot_AR[,2]-(CAPM_plot_AR[,4]+(Beta_CAPM*(CAPM_plot_AR[,3])))

Rec_test$CAPM_min7[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[5,2]
Rec_test$CAPM_min6[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[4,2]
Rec_test$CAPM_min5[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[3,2]

```

```
Rec_test$CAPM_min4[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[2,2]
Rec_test$CAPM_min3[Rec_df_location]=CAPM_plot_AR[1,2]

print(j)
}

save(Rec_test, file="Rec_df_AR_log_ny_rente.Rdata")
```