



Universitetet
i Stavanger

HANDELSHØGSKOLEN VED UIS
BACHELOROPPGAVE

STUDIUM:

OPPGAVEN ER SKREVET INNEN FØLGENDE
TEMATISKE RETNING:

ER OPPGAVEN KONFIDENSIELL?
(**NB!** Bruk rødt skjema ved konfidensiell oppgave)

TITTEL: Hvor treffsikre er kursmål på markeds- og aksje nivå?

ENGELSK TITTEL: How accurate are target prices on marked and individual level?

FORFATTERE (**NB!** maks tre studenter pr oppgave):

VEILEDER:

Kandidatnr:

Navn:

Kristoffer W. Eriksen

7782

Eirik Are Madsen

.....

.....

7709

Nicolai Grude

.....

.....

.....

.....

Forord

Bacheloroppgaven markerer slutten på et treårig studieforløp innen økonomi og administrasjon. Vi fattet tidlig interesse for faget adferdsfinans, som er et nytt fag på bachelornivå ved Universitetet i Stavanger. Noe som gjorde at valget av fagfelt falt på nettopp dette i bacheloroppgaven. Prosessen med utforming av en så stor oppgave har vært spennende, og ikke minst krevende. Vi har tilegnet oss masse ny kunnskap, og fått utfordret oss selv gjennom hele prosessen.

Vi vil rette en stor takk til vår veileder, Kristoffer W. Eriksen, som til tross for kun digitale veiledninger har bidratt med inspirasjon og konstruktive tilbakemeldinger gjennom hele perioden.

En stor takk rettes også til familie og venner som har bidratt med moralsk støtte i en hektisk periode, og ikke minst bidratt med konstruktive tilbakemeldinger underveis.

Sammendrag

Kursmål er noe de fleste investorer kjenner til, og som mange benytter seg av ved investeringsbeslutninger. I denne bacheloroppgaven forsøker vi å undersøke hvor treffsikre analytikere i det norske markedet er, og videre se på hvilke faktorer som påvirker de konkrete målene som blir produsert.

Oppgaven vil starte med å ta for seg teoretiske aspekter fra verdsettelse og standard økonomisk teori, for så å gå videre til litteratur fra adferdsfinans. Vi mistenker at det kan være psykologiske skjevheter som forekommer i prosessen av å produsere kursmål, og vil derfor belyse teorier fra dette fagfeltet som kan være relevante videre i oppgaven. Vi vil også gå igjennom et par studier som har utført analyser som vi ønsker å teste på vårt datasett.

Datasettet vårt består av kursmål over en periode på åtte år (2012-2020) som er publisert av analytikere som på daværende tidspunkt var ansatt i DNB Markets. Vi vil så bruke dette datasettet for å gjennomføre ulike analyser som kan besvare problemstillingen vår. I den første analysen vil vi lage en kursmål-indeks. Den er basert på OBX-indeksen, hvor vi tar kursmålene og vekter dem etter den faktiske OBX-indeksen. Her må vi modifisere den faktiske OBX-indeksen på grunn av hull i datasettet. På denne måten kan vi se hvordan kursmålene på et aggregert nivå kan predikere kursen på den faktiske OBX-indeksen.

Den andre analysen vil ta utgangspunkt i studien «Target Price Accuracy in Equity Research» (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010) som vi forsøker å replikere. Her vil vi se på enkelt-kursmål og undersøke treffsikkerheten på disse ved hjelp av parametere som ble utviklet i den italienske studien. Avslutningsvis vil vi undersøke om det eksisterer en lav-kurs skjevhet i kursmålene. Analysen er basert på en forenklet versjon av (Roger, Roger, & Schatt, Behavioral bias in number processing: Evidence from analysts' expectations, 2018).

Analysene viste at individuelle kursmål ikke klarer å predikere fremtidig utvikling, gitt gjennomsnittlig differanse ulik null. Ved etableringen av Kursmål-indeksen fant vi derimot at kursmålene kan predikere fremtidig utvikling av OBX-indeksen, med en gjennomsnittlig differanse lik null og med et kjent standard avvik.

Innholdsfortegnelse

Forord.....	2
Sammendrag	3
Problemstilling	6
1. Innledning	6
1.1 Bakgrunn	7
1.2 Formål	8
2. Relevant teori og litteratur.....	9
2.1 Verdsettelse og kursmål	9
2.1.1 Kapitalverdimodellen	9
2.1.2 Hypotesen om markedseffisiens.....	12
2.2 Forventet nytteteori	13
2.3 Adferdsfinans	15
2.3.1 Prospektteori.....	15
2.3.2 Overkonfidens	16
2.3.3 Grunnfrekvens.....	19
2.4 Relatert forskning.....	20
2.4.1 Target Price Accuracy in Equity Research (2010).....	20
2.4.2 Behavioral bias in number processing: Evidence from analysts' expectations (2018) ...	30
3.0 Metode.....	31
3.1 Valg av metode	31
3.2 Datainnsamling	31
3.3 Datahåndtering kursmål indeks	32
3.3.1 Utforming av analyse Kursmål-indeksen	32
3.4 Datahåndtering av metode fra Bonini et al. (2010)	33
3.5 Antagelser	34
4.0 Funn.....	34
4.1 Kursmål-indeksen	35

4.2 Analyse av datasett, basert på Bonini et al. (2010)	38
4.3 Lav-kurs skjevhet	42
4.4 Oppsummering av funn	43
5.0 Diskusjon	44
5.1 Svakheter	44
5.2 Aggregert	45
5.2.1 Statistikk og standard økonomisk teori	45
5.2.1.3 Adferdsfinans	48
5.3. Kursmålnøyaktighet	49
5.3.1 Statistikk og standard økonomisk teori	49
5.3.2 Adferdsfinans	51
5.4 Sammenligning	54
6.0 Konklusjon	55
6.1 Videre forskning	56
Vedlegg	58
Referanser	59

Problemstilling

Vi ønsker å undersøke kursmålene som blir produsert av analytikere i Norges største meglerhus, for å avdekke treffsikkerheten på kursmålene, potensiell overkonfidens, samt vise til andre adferds økonomiske fenomener som kan knyttes til dette.

«Hvor treffsikre er analytikers kursmål?»

1. Innledning

Søkeordene «hvordan kjøpe aksjer» er et av de mest populære spørsmålene stilt av nordmenn på Google i 2020 (Alexandersen, 2020). Flere meglerhus har meldt om rekordmange nye småsparere som er investert i aksjemarkedet. Det blir kontinuerlig publisert analyser og kursmål fra meglerhus, mange av disse blir sitert i store mediekanaler, og blir brukt av investorer for å få innsikt i selskapene. Kursmålene og analysene skal hjelpe investorene til å gjøre kloke valg i kjøp eller salg av verdipapirer. Dermed kan slike analyser være en stor del av investeringsbeslutningen. Da kan man anta at investorer legger kursmål til grunn når de foretar seg sine investeringsbeslutninger. Det vil dermed være interessant å undersøke nøyaktigheten til estimatene. Formålet er å avdekke potensielle psykologiske effekter som medfører skjevheter i kursmålene som blir produsert. I denne oppgaven vil vi vektlegge skjevheter beskrevet innen adferdsfinans litteraturen. Skjevheter innen adferdsfinans, kjent som «biases» på engelsk, er en irrasjonell tro eller adferd som ubevisst kan påvirke beslutningstakingen til individer. Ofte blir det delt inn i to subgrupper – emosjonelle skjevheter og kognitive skjevheter. Emosjonelle skjevheter handler om å gjøre noe basert på følelser heller enn å basere seg på konkrete fakta, eller det å la følelser påvirke dømmekraften. Kognitive skjevheter omhandler feilslutninger som oppstår når individer prosesserer eller tolker den informasjonen som er tilgjengelig. Enkelt sagt er det systematiske avvik som bryter med kriteriene for perfekt rasjonalitet.

Vi vil gjennomføre en analyse som ser på historiske kursmål over en periode på åtte år og har samlet kursmål fra 2012 til 2020 fra DNB Markets. Kursmålene er knyttet til selskapene som har vært en del av OBX-indeksen i denne tidsperioden. Analysen er delt i flere ledd. Først undersøker vi kursmålene på et aggregert nivå, ved å lage en estimert indeks av differansen mellom kursmålene og faktisk kurs, som heretter omtales som

Kursmål-indeksen. Formålet er å analysere hvordan kursmålene predikerer indeksen som enkeltsekskapene er en del av. Her vil vi undersøke den predikerte oppsiden til Kursmål-indeksen målt opp mot den faktiske avkastningen til OBX-indeksen. På denne måten kan vi se hvor treffsikre kursmålene faktisk var over en lengre tidsperiode. I dette datasettet er det noen hull, hvor det mest signifikante er DNB, som naturligvis ikke produserer kursmål på eget selskap. I den neste delen analyserer vi nøyaktigheten til enkelt kursmålene. Denne analysen bygger på metoden utarbeidet av Bonini et al. (2010). Avslutningsvis benytter vi oss av metoden utviklet av Roger et al. (2016) for å undersøke hvorvidt den nominelle aksjeprisen kan forklare funnene.

Null-hypotesen er at markedet er effisient. Dermed burde kursmålene gi en tydelig indikasjon på fremtidig utvikling til aksjeprisene. I den forstand at selv om enkeltkursmål kan ha avvik fra faktisk kursutvikling, vil de som en gruppe ha en fordeling med gjennomsnittsfeil tilnærmet lik null med et kjent standardavvik. Denne hypotesen bør særlig være gjeldende ovenfor Kursmål-indeksen, hvor målene blir vektet til å speile markedsporteføljen. Ettersom at porteføljen kun vil være eksponert mot systematisk risiko, hvor endringer fra enkelt selskapene som en gruppe nulles ut.

1.1 Bakgrunn

I standard økonomisk teori antar man at aktører opptrer fullt rasjonelt og tar logiske avgjørelser basert på et ønske om egen vinning, men er det dette vi ser i realiteten? Mange vil argumentere for at vi ikke opptrer rasjonelt til alle tider. Kanskje nettopp derfor har psykologien bak finansielle beslutninger i senere år fått et stort gjennomslag. Kjent som adferdsfinans – «hvordan finansielle beslutninger påvirkes av menneskelig psykologi» (Ackert & Deaves, 2010, s. 33). Gjennom flere studier har det psykologiske aspektet fått mer tyngde og er et voksende fagområde. Psykologene Kahneman og Tversky har vært en stor del av denne utviklingen med sine bidrag til fagfeltet. De introduserte blant annet prospektteorien i 1979, hvor det ble sett på ulike aspekter ved beslutningsvalg under usikkerhet og risiko.

Adferdsfinans legger grunnlaget for alternativ-hypotesen, hvor gjennomsnittsfeilen til kursmålene er konsistent ulik null. Dette vil antyde at analysene er påvirket av faktorer som bryter med antagelsen om rasjonelle aktører. Overkonfidens kan observeres ved blant

annet en høy andel ekstreme analyser, hvor kursmålet har stort avvik fra faktisk kurs ved publisering. Dette vil bli forsterket ved at analytikerne har en tendens til å overestimere nøyaktigheten til sine egne analyser. Dermed vil ikke målene bli nådd. I sum kan dette observeres ved at gjennomsnittsfeilen er konsekvent ulik null og med et høyt standardavvik.

1.2 Formål

Formålet med oppgaven, hvor vi analyserer nøyaktigheten til kursmål og vektlegger adferdsfinans i tolkningen av resultatene, er å bedre vår forståelse av kursmål som konsept. Ved å først analysere kursmålene gjennom bruk av kvantitative metoder danner vi grunnlaget for en mer objektiv fremstilling av nøyaktigheten i datasettet. Dette legger grunnlaget for forståelsen av prosessen til utviklingen, tolkningen og anvendelsen av kursmålene som blir produsert. Den kvantitative prosessen er basert på metoden utviklet av Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi (2010). Dermed utnytter vi at metoden tidligere er testet, validert og publisert. Det vil også gi oss en mulighet til å kommentere hvordan funnene i det italienske finansmarkedet sammenligner seg mot det norske, hvor DNB Markets fungerer som en tilnærming til det norske meglerhus miljøet.

Videre ønsker vi å utvide metoden etablert av Bonini et al. (2010) ved å også analysere kursmålene som en del av markedsporteføljen. I henhold til antagelsene i kapitalverdimodellen (CAPM) er aktørene rasjonelle og man får kun betalt for å bære systematisk risiko. I en markedsportefølge skal den usystematiske risikoen være diversifisert bort. Selv om avkastningen til det enkelte selskapet varierer, vil dette være tilfeldig. Ved å analysere kursmålene i en kontekst av markedsporteføljen skal slik støy nøytraliseres, og man kan få et tydeligere bilde av nøyaktigheten til kursmålene.

Formålet med å tolke funnene i en adferdsfinans kontekst er å utdype hvorvidt aktørene er rasjonelle, slik som antatt i EMH og kapitalverdimodellen. Videre vil det gi oss en mulighet til å tolke funnene basert på dokumenterte heuristikker som påvirker adferd. Vi vil hovedsakelig undersøke hvorvidt vi observerer overkonfidens og/eller neglisjering av grunnfrekvensen.

Sammensetningen av en kvantitativ- og adferdsfinans analyse vil både utdype og forklare eventuelle skjevheter som blir observert. Basert på denne analysen ønsker vi å kunne forholde oss mer rasjonelt til kursmål og utvikle en mer systematisk fremgangsmåte å tolke nye kursmål som blir publisert.

2. Relevant teori og litteratur

I dette kapittelet av oppgaven tar vi for oss nærliggende teorier og forskning. Vi vil se på både standard økonomisk teori og adferds relaterte teorier. Kapittelet vil bidra med å gi en grunnleggende forståelse for hva oppgaven bygger videre på. Den standard økonomiske delen vil ta for seg teori som er relevant i forhold til kursmål og verdsettelse av aksjer, hvor man antar at aktørene opptrer rasjonelt, og gir et bilde på hvordan man *bør* opptre. Vi vil deretter gå inn på teorier fra adferdsfinans som er med på å skape et mer nyansert bilde av hvordan mennesker *faktisk* opptrer. Adferdsfinans vil supplere oppgaven med teorier og innsikter som muligens kan være med på å forklare skjevheter som overkonfidens og neglisjering av grunnfrekvenser som kan oppstå ved predikering av aksjekurser. Til slutt vil vi se på to studier som kan relateres til vår problemstilling. Vi vil gi et sammendrag av studien til Bonini et al. (2010) ettersom at det er meget relevant for vår problemstilling, og som vi til en viss grad forsøker å replikere. Den andre studien er av Rogers et al. (2018) hvor vi også vil benytte oss av metoder som ble benyttet i studien, og ta med oss innsikter fra resultatene i denne studien.

2.1 Verdsettelse og kursmål

Vi skal nå ta for oss relevante teori innen verdsettelse og tolkning av kursmål og dermed utvide med mer kvantitative analysemetoder som et supplement til de kvalitative.

2.1.1 Kapitalverdimodellen

Kapitalverdimodellen, CAPM, er den mest utbredte modellen for å beregne risikoen og i forlengelse avkastningskravet til aksjer (Damodaran, 2012). Risiko innen aksjemarkedet defineres som variansen mellom faktisk og forventet avkastning. Modellen deler årsakene til varians inn i to hovedkategorier, systematisk og usystematisk risiko.

Systematisk risiko er faktorer som preger hele markedet. For eksempel vil endringer i styringsrenten alt annet likt, påvirke prisingen til alle aksjer i markedet. Endringer i

inflasjonsforventningen vil også påvirke alle selskapene i markedet. Ettersom at systematisk risiko påvirker alle aksjene i markedet er det risiko som det ikke er mulig å diversifisere bort (Damodaran, 2012).

Ussystematisk risiko er faktorer som kun preger enkelt selskaper. Dermed er det risiko som kan diversifiserer bort. For eksempel vil en oljeprodusent bli påvirket i takt med endringer i oljeprisen. Et selskap som er en stor forbruker av olje, vil også blir påvirket av endringer i oljeprisen, men virkningen vil påvirke kursen i omvendt retning. Ved å ha en portefølje bestående av begge selskapene vil man dermed kunne nøytralisere deler av effekten fra oljepris volatilitet. En annen effekt av diversifisering er at eierinteressen i enkelt selskapene begrenses, noe som igjen reduserer effekten det enkelte selskapet har på porteføljen (Damodaran, 2012).

For å beregne avkastningskravet til en aksje, må man først finne risikoen til investeringen. Risikoberegningen i CAPM bygger på prinsipper først formulert av Harry Markowitz (Markowitz, 1952). Han anså ikke risikoen bare som variansen i avkastning til enkelt aksjen, men også kovariansen til aksjen målt mot porteføljen (Varian, 1993). Risikoen knyttet til kjøp av en enkelt aksje når man holder markedsporteføljen er kovariansen mellom porteføljen og aksjen. Altså hvor mye av variansen i aksjen som kan forklares av variansen til markedsporteføljen. William Sharpe utviklet denne metoden videre og avdekket at den mest effektive måten å beregne kovariansen mellom en aksje og markedsporteføljen er med OLS-regresjon (Sharpe, 1963). Dette reduserte utregningstiden ved bruk av datamaskin på det daværende tidspunktet, fra 33 minutter til 30 sekunder (Varian, 1993). Kovariansen til en aksje kalles Beta. Med en Beta på 1 vil aksjen dermed svinge i takt med markedet og dette er referansepunktet. En beta som er høyere innebærer økt risiko, ettersom at aksjekursen er forventet å svinge mer enn markedet. På den andre siden vil en Beta under 1 redusere risikoen til porteføljen.

$$\text{Beta til aktiva } i = \frac{\text{Kovarians til aktiva } i \text{ mot markedsportefølje}}{\text{Varians til markedsportefølje}} = \frac{\sigma_{im}}{\sigma_m^2} \quad (1)$$

Etter at man har kalkulert Betaen til aksjen, må man beregne markedets risikopremie. Det gjøres ved utgangspunkt i historisk meravkastningen i aksjemarkedet, sammenlignet med

risikofri rente. Historisk data gir et mål på hvor mye den marginale investoren krever over risikofri rente for å gjennomføre en investering. Dermed ved bruk av ex-post data får man det beste estimatet på hva som er ex-ante risikopremie i markedet.

Sharpe innså at dersom alle investorer investerte i henhold til Markowitz sin teori, ville en markedsvektet portefølje være den beste tilnærmingen til den hypotetiske porteføljen i Tobins beregninger (Varian, 1993). Nå som alle parameterne er definert og beregnet kan man sette dem sammen til kapitalverdi modellen.

$$E(R_i) = R_f + \beta_i[E(R_m) - R_f] \quad (2)$$

Her er $E(R_i)$ lik avkastningskravet.

R_f er risikofri rente.

β_i er betaen til aksjen.

$E(R_m)$ er forventet avkastning til markedsporteføljen.

Avkastningskravet til en aksje er produktet av risikoen ved investeringen multiplisert med markedets risikopremie. Deretter adderer man på den risikofrie renten.

CAPM beregner avkastningskravet til den marginale investor, ettersom det er den aktøren som mest sannsynlig er motpart i transaksjonene. Det er antatt at den marginale investoren er veldiversifisert og setter prisene i markedet. Videre medfører denne antagelsen, som et resultat av at prisene i markedet settes basert på systematisk risiko, at det kun er systematisk risiko man får betalt for å bære. Årsaken til dette er at ved å være veldiversifisert har man lavere avkastningskrav, ettersom at man kun er eksponert mot systematisk risiko. Dette medfører at ved samme antagelser om kontantstrøm vil den marginale investoren kreve lavere avkastning og dermed være villig til å tilby den høyeste prisen. Modellen forutsetter at det ikke er transaksjonskostnader eller likviditets utfordringer, i tillegg til at aksjene kan deles. Dette medfører at den marginale investor eier alle selskaper i markedet, vektet etter markedsverdi (Damodaran, 2012). For å gjøre analysen mer empirisk enn teoretisk tar vi ikke høyde for denne forutsetning og det er derfor vi bruker OBX-indeksen som markedsporteføljen ettersom at den inneholder de 25 mest likvide selskapene på Oslo Børs.

2.1.2 Hypotesen om markedseffisiens

Hypotesen om markedseffisiens, ofte forkortet til EMH (*efficient markets hypothesis*), står sentralt i tradisjonell finans, og ble presentert av Eugene Fama (1970). Fama definerer et effisient marked som et marked hvor prisene fullt ut reflekterer all tilgjengelig informasjon. Hypotesen tar utgangspunkt i at investorer opptrer rasjonelt og at aksjer verdsettes deretter. Dersom noen aktører i markedet ikke opptrer rasjonelt tas det utgangspunkt i at handlene vil være tilfeldige, og dermed oppheve hverandre slik at prisene ikke blir påvirket av disse aktørene. I den grad investorer opptrer irrasjonelt på «samme» måte, vil rasjonelle aktører benytte seg av arbitrasje muligheten og dermed eliminere enhver påvirkning irrasjonelle investorer har på priser. Denne hypotesen impliserer at investorer ikke kan slå markedet over tid. Fama viser også til at rasjonelle investorer ikke vil ha mulighet til å tjene risikojustert meravkastning. Så hvis ny informasjon blir allmennkjent og indikerer at aksjen er feilpriset vil rasjonelle aktører raskt respondere på denne informasjonen ved å presse opp prisen dersom nyhetene er positive, og analogt presse prisen ned dersom nyheten er dårlig. Dette skjer ekstremt raskt, og all ekstraprofit vil konkurreres bort (Fama, 1970). I artikkelen argumenterer Fama (1970) for at modellen står rimelig bra opp mot de empiriske funnene, men at det åpenbart er en ekstrem nullhypotese og man bør derfor ikke forvente at den holder i alle tilfeller. Det blir derfor skilt mellom tre typer informasjon, som gir opphav til tre former for EMH. Disse tre formene er svak form, semi-sterk form og sterk form, denne tredelingen er et nyttig virkemiddel for å se på informasjonsnivået som fører til at hypotesen bryter sammen (Fama, 1970).

Den svake formen for markedseffisiens antar at det ikke er mulig å tjene risikojustert meravkastning ved å analysere tidligere avkastning og priser. En aksje følger en tilnærmet «random walk», hvor fremtidige bevegelser er tilfeldige. På en tilfeldig dag er sannsynligheten for at en aksjekurs øker lik og uavhengig av om aksjen sank eller steg dagen før. Semi-sterk markedseffisiens bygger naturligvis videre på svak form, og avviser både nyttigheten av teknisk og fundamental analyse. Det forutsettes at informasjon som blir offentliggjort nærmest momentant gjenspeiles i prisene uten mulighet til å tjene risikojustert meravkastning ved å benytte offentlig tilgjengelig informasjon. Sterk form for markedseffisiens er den tredje og siste formen, denne formen for markedseffisiens antar at en ikke kan tjene risikojustert meravkastning basert på innsideinformasjon. Det vil altså ifølge sterk form allerede være reflektert i aksjeprisen, selv om informasjonen ikke er offentlig tilgjengelig. Det er få som tror at sterk form for markedseffisiens holder, det er

også strenge straffer mot innsidehandel, noe som indikerer at det er mulig å tjene penger på informasjon som ikke er offentlig tilgjengelig.

2.2 Forventet nytteteori

I flere av de sentrale standard økonomiske teoriene antas det at aktørene er rasjonelle. For å utdype dette har vi valgt å ta med et avsnitt om forventet nytteteori, før vi senere i teorikapitlet ser på alternative adferdsteorier.

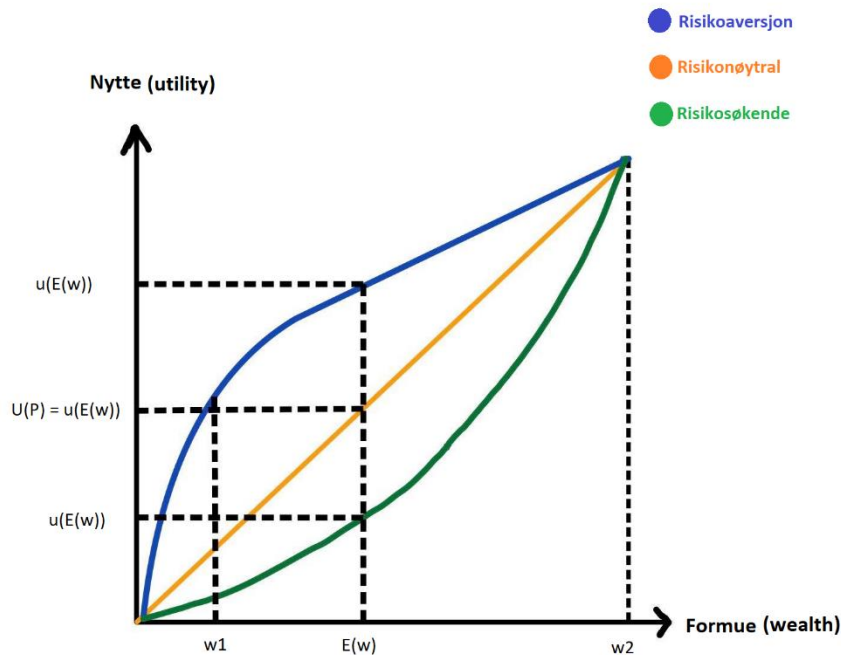
Forventet nytteteori er en normativ teori som sier noe om hvordan individer bør handle når de står ovenfor en situasjon hvor de må ta en beslutning under usikkerhet. John Von Neumann og Oskar Morgenstern utviklet forventet nytteteori. De ga ut boka *The Theory of Games and Economic Behaviour* i 1947, hvor de presenterte matematiske modeller de hadde utviklet for å undersøke individers økonomiske adferd under usikkerhet (Nicholson & Christopher, 2008, s. 205).

Forventet nytteteori er egentlig utviklet for å håndtere risiko, ikke usikkerhet. Situasjoner assosiert med risiko vil si at du kan tildele de mulige utfallene sannsynligheter. Usikkerhet derimot er situasjoner hvor du ikke kan tildele mulige utfall sannsynligheter, kanskje ikke engang liste opp mulige utfall (Ackert & Deaves, 2010). Teorien antar at mennesker opptrer rasjonelt og maksimerer forventet nytte når de står ovenfor alternativer.

Beslutningstakere skal ifølge teorien ta beslutninger ved å vekte alternativene ut ifra sannsynligheten for at de inntreffer, og deretter velge alternativet som gir individet størst forventet nytte.

Risikopreferansene under forventet nytteteori er bestemt av formen på nyttefunksjon $U(x)$. Det finnes rikelig med beviser på at individer i stor grad forsøker å unngå risiko i de fleste sammenhenger. Folk flest vil velge alternativet med lavest risiko, og hvis man velger et alternativ med høyere risiko vil man også kreve høyere avkastning. Dette for å kompensere for risikoen. I nytteteori er det hovedsakelig tre risikoprofiler (Ackert & Deaves, 2010):

Figur 1: Nyttefunksjoner



1. *Risikoavers:* Individuer som opptrer risikoavers vil foretrekke sikre utfall fremfor et alternativ med høyere risiko, selv om den forventede verdien er den samme for begge alternativer. En risikoavers aktør vil ha en nyttefunksjon $U(x)$ som er konkav, altså en avtakende marginalnytte. Den forventede nytten til prospektet vil være mindre enn forventningsverdien til det sikre alternativet. Altså man foretrekker noe sikkert fremfor et prospekt med høyere forventningsverdien, men som involverer risiko (Ackert & Deaves, 2010).
2. *Risikosøkende:* Individuer som opptrer risikosøkende vil gjerne være villige til å gamble på usikre utfall i stedet for å ta den forventede verdien med sikkerhet. Et risikosøkende individ vil ha en nyttefunksjon $U(x)$ som er konveks, altså for et slikt individ vil nytten av prospektet være større enn forventningsverdien til det sikre alternativet (Ackert & Deaves, 2010).
3. *Risikoøytral:* Et risikoøytralt individ ligger mellom risikoaversjon og risikosøking, her vil nyttefunksjonen $U(x)$ være lineær. Individuer som opptrer risikoøytralt vil bare verdsette prospekter ut fra forventet nytte, og vil ikke ha noen risikopreferanser (Ackert & Deaves, 2010). Derfor vil nyttefunksjon $U(x)$ følge den forventede nytten til prospektet.

2.3 Adferdsfinans

Adferdsfinans er fagfeltet hvor man anvender innsikter og konsepter fra psykologi for å se på økonomisk adferd og beslutningstaking innen finans. Adferdsfinans-modeller er vanligvis utviklet for å forklare investoradoferd eller markedsanomalier når rasjonelle modeller ikke gir tilstrekkelige forklaringer (Glaser, Nöth, & Weber, 2007). Klassisk finansteori tar utgangspunkt i at aktører opptrer rasjonelt og tar logiske beslutninger for å maksimere egen nytte eller avkastning. Likevel ser vi at mennesker ikke alltid opptrer rasjonelt, og det er nettopp dette adferdsfinans tar sikte på å forklare ved hjelp av psykologiske teorier og innsikter. Vi vil derfor vise til noen teorier som kan være relevant å knytte opp mot oppgaven videre.

2.3.1 Prospektteori

Prospektteori ble utviklet av psykologene Daniel Kahneman og Amos Tversky i 1979, og ble utviklet som et alternativ til forventet nytteteori. Teorien tar sikte på å forklare hvordan individer faktisk gjør valg når de står ovenfor et prospekt/lotteri. Teorien skiller seg fra klassisk økonomiske teorier ved at den ikke antar at individer er rasjonelle eller såkalte «econs», men prøver heller å forstå hvordan «humans» faktisk tar beslutninger basert på eksperimenter. «Econs» og «humans» ble introdusert av Richard Thaler, hvor «econs» er rasjonelle aktører som fokuserer på å maksimere egen vinning. I motsetning er «humans» aktører som ikke opptrer rasjonelt til enhver tid, de tar ikke alltid beslutninger som er logiske og konsekvente (Thaler & Sunstein, 2009). Prospektteori har hatt stor innflytelse på fagfeltet adferdsøkonomi. I 2002 vant Kahneman nobelprisen i økonomi, for å ha tilført innsikter fra psykologisk forskning i økonomisk vitenskap (Andersen, 2002).

I motsetning til forventet nytteteori tar prospektteori hensyn til emosjonelle faktorer som påvirker beslutningstakere under usikkerhet. Tap smerter mer enn gevinst gleder, og forklarer hvorfor individer har en aversjon mot tap. Man tar også hensyn til prospektets natur i denne teorien. Individer vil i noen tilfeller optre risikosøkende og i andre tilfeller risikoaverse, avhengig av propsektes natur. Det tredje hovedaspektet ved prospektteori er at individers verdsettelse av prospekter avhenger av gevinst og tap relativt til et referansepunkt, hvor referansepunktet typisk er status quo. Endringer i formue er sentralt ved beslutninger i prospektteori, i motsetning vil ikke referansepunkt ha betydning i forventet nytteteori.

2.3.1.1 System 1 og 2

Analytikere og investorer er som alle andre mennesker kontinuerlig eksponert for inntrykk og beslutninger. Vi ønsker derfor å vise til konseptet som ble presentert av Keith Stanovich og Richard West. Konseptet omhandler hvordan menneskehjernen oppfatter og analyser sine omgivelser ved å introdusere to fiktive systemer. Systemene kalles enkelt nok system 1 og system 2.

System 1 opererer automatisk, intuitivt, relativt uanstrengt, hurtig og uten viljestyrt kontroll – som når man ser et sint ansiktsuttrykk eller skal regne ut $2+2$. System 2 krever at man bremser ned, dette systemet er mer viljestyrt og tildeler oppmerksomhet til de anstrengende mentale aktivitetene som krever det. System 2 er som sagt mer viljestyrt og det forstyrres når oppmerksomheten dras i en annen retning. System 2 aktiveres når du skal løse et komplisert mattestykke, velge hvor du skal investerte dine oppsparte midler og fylle ut selvangivelsen for å nevne noe.

Det meste system 2 tenker og gjør oppstår i system 1. System 2 mobiliseres og overtar når det blir krevende og får vanligvis det siste ordet. Arbeidsdelingen mellom de to systemene er meget effektiv, og fører til høyest mulig ytelse med minst mulig anstrengelse. System 1 opererer på heuristikker, som enkelt sagt er kognitive snarveier. System 1 er et smart system og det er takket være det at vi raskt kan bestemme oss for noe, men det kan også gjøre feil under noen omstendigheter, som kan føre til skjevheter og systematiske feil. Dette systemet har lite forståelsesevne for logikk og statistikk, og systemet kan ikke slå av (Kahneman & Morewedge, 2010).

2.3.2 Overkonfidens

Det er krevende å lage detaljerte og grundige analyser av selskaper. For en aksjeanalytiker er det nettopp dette som er en av oppgavene. Selv med lang erfaring er det knyttet usikkerhet til treffsikkerheten på analysene som blir publisert. Ved å bedre forstå overkonfidens, ønsker vi å belyse skjevheter som kan være med på å forklare unøyaktigheten til kursmålene. Vi vil begynne med å redegjøre for forskjellen mellom det å være selvsikker og overkonfident.

Selvsikkerhet omhandler det å ha troen på seg selv og egne ferdigheter. En selvsikker person vil typisk føle at vedkommende evner å håndtere livets utfordringer. Det å være selvsikker krever et realistisk syn på egne evner, og følelsen av å være trygg på disse evnene. En dose selvsikkerhet er som regel positivt, og hjelper med å håndtere press, både personlig og profesjonelt (Confidence, u.d.).

Overkonfidens er derimot tendensen mennesker har til å overestimere egen kunnskap, ferdigheter og presisjonen på egen informasjon, eller å være overdrevent optimistisk med tanke på fremtiden og egen evne til å kontrollere den (Ackert & Deaves, 2010). At mennesker i stor grad er overkonfidente er vel dokumentert i psykologisk litteratur, og det viser seg at vi er mest overkonfidente når vanskelighetsgraden er moderat til ekstrem (Slovic, Fischhoff, & Lichtenstein, 1977). Vi er mindre tilbøyelige til å være overkonfidente når vanskelighetsgraden er lav og når vi gjør repeterende oppgaver med rask og klar feedback. Overkonfidens viser seg på flere måter, og oppgaven vil videre ta for seg noen av de mest sentrale som blant annet feilkalibrering, overoptimisme, bedre-enn-gjennomsnittet effekter og illusjon av kontroll.

Feilkalibrering omhandler tendensen mennesker har til å overestimere presisjonen på egen kunnskap. For å avdekke feilkalibrering gjennomføres typisk en kalibreringstest, hvor deltakerne blir bedt om å gi et 90% konfidensintervall på spørsmål som høyden på Mount Everest eller nivået på Oslo Børs om en måned. Resultatene finner at individene typisk er feilkalibrert, hvor de oppgir for smale intervaller (Lichtenstein, Fischhoff, & Phillips, 1982).

Bedre-enn-gjennomsnittet er en annen effekt som omhandler hvordan mennesker rangerer seg selv som bedre enn gjennomsnittet selv om bare 50% faktisk kan være bedre. Ulike eksperimenter på denne effekten har blant annet fått resultater hvor 82% rangerte seg selv som topp 30% når det gjaldt hvor sikker du er i trafikken (Svenson, 1981). Dette har blitt observert i andre eksperimenter som angår andre personlige attributter, hvor mennesker har en tendens til å rangere seg som over gjennomsnittlig. Individuer har altså en følelse av å være smartere, dyktigere eller mer talentfulle enn gjennomsnittet i mange tilfeller.

En annen form for overkonfidens er illusjon av kontroll, hvor man tror man har mer kontroll over hendelser enn det som objektivt kan stemme. Det er altså en overestimering av egen kontroll over miljøet/verden.

Overoptimisme kan relateres til illusjon av kontroll, og er en effekt hvor man overestimerer sannsynligheten for suksess/flaks. Et godt eksempel på dette er nygifte par som er klar over at det er høy skilsmisserate, men likevel er overbevist om at deres eget ekteskap vil vare. Når det gjelder lotteri så har man en tendens til å tro at sannsynligheten egentlig er høyere enn den objektivt er, og at sannsynligheten for at nettopp du får kreft er lavere enn den objektivt er (Weinstein, 1980).

Som nevnt tidligere finnes det ulike måter å måle overkonfidens på, selv om det ikke er en universell metode for dette. Ved bruk av en bestemt målemetode kan en person bli sett på som overkonfident, mens ved bruk av et annet mål finner enn ikke overkonfidens. En forenklet metode for å måle overkonfidens er å be forsøkspersonene om å lage estimater, hvor de bedømmer seg selv opp mot gjennomsnittet. I de fleste tilfeller vil over halvparten påstå at deres egenskaper er over gjennomsnittet, selv om dette ikke er mulig. Dermed må det være overkonfidens i gruppen som ble testet. Utfordringen som oppstår ved spørreundersøkelser, hvor man skal måle seg selv mot gjennomsnittet, er at snittet er et subjektivt mål hos hver enkelt deltager. Det viser seg at menn generelt er mer overkonfidente sammenlignet med kvinner. Mange vil gjerne intuitivt tenke at jo høyere utdannet du er, jo lavere er overkonfidensnivået, men resultater fra forskning viser at det faktisk er motsatt. Høyt utdannede, menn spesielt, har en høyere grad av overkonfidens sammenlignet med lavere utdannede (Lundeberg, Fox, & Puncóhá, 1994).

Overkonfidens oppstår også blant profesjonelle aktører innen eget fagfelt, i 1967 undersøkte Dun and Bradstreet INC entreprenører som var i gang med oppstart av egen bedrift. Over 80% av deltagerne anslo at det var over 70% sannsynlighet for at oppstarten ville bli suksess, hvorav 33% av deltagerne anslo at det var helt sikkert at deres bedrift ville lykkes. I snitt anslo deltagerne at oddsen for suksess var 59%, mens det objektivt bare var 33% av nystartede bedrifter som overlevde etter fem år (Dun and Bradstreet, 1967). Det kan likevel argumenteres for at noe av overmotet skyldes utvalget, kun entreprenører med tro på seg selv vil påta seg risikoen det innebærer å starte egen bedrift (Tversky & Kahneman, 1995).

Overkonfidens kan ha flere implikasjoner i finansmarkedet, og kan blant annet få investorer til å handle for ofte. Den høye frekvensen av handler fører til dårligere avkastning ettersom man ofte feiltolker signaler og sliter med å skille ut støy. I tillegg øker transaksjonskostnadene, som bidrar til å redusere avkastningen enda mer. Den overdrevne troen på seg selv bidrar også til at man under-diversifiserer. Man har gjerne en overdreven tro på at man har klart å plukke de få aksjene som skal skape meravkastning, og dermed kjøper man ikke nok ulike aksjer til å få nytte av diversifiseringseffekten. Kombinasjonen av hyppige handler, med konsentrerte porteføljer, fører til at volatiliteten i markedet øker (Ackert & Deaves, 2010).

Investorer vet at egen informasjon og oppfatning ikke er perfekt, men de tror likevel den er mer presis enn hva den i virkeligheten er, altså overmot ved feilkalibrering. Odean (1999) fant at overkonfidente aktører handler for mye, og at handlene skader avkastningen. Eksperimenter som er gjennomført på dette feltet har funnet at overkonfidente investorer handler mest, men tjener også minst, hvor feilkalibrering var den mest fremtredende årsaken.

Overkonfidens kan også utvikle seg over tid, noe det er flere årsaker til. En av de mest sentrale årsakene til dette er etterpåkløskap, når vi vet resultatet, er det relativt enkelt å forklare hvorfor det ble slik. Dermed tror man gjerne også at man kan bruke innsikten til å prosjektere for fremtiden også. Selvbetjent skjevhet «*self-attribution bias*» er en annen skjevhet som kan være med på å utvikle overkonfidens. Denne skjevheten går ut på hvordan man vektlegger sin egen påvirkning av resultater. Når noe går bra, vil man gjerne overvurdere sin egen rolle i resultatet. I motsetning vil man vektlegge tilfeldigheter og uflaks når man ikke oppnår ønsket resultat. Den siste sentrale årsaken oppgaven vil ta for seg er bekreftelsesfellen, denne skjevheten omhandler søken etter bekreftelse når man har tatt et valg eller gjort seg opp en mening. Man unnviker dermed motsigende informasjon i søken om å få bekreftet den oppfatningen man allerede har.

2.3.3 Grunnfrekvens

Grunnfrekvens negligisering, kjent som «The base rate fallacy» referer til individers tendens til å feilaktig bedømme sannsynligheten av en situasjon ved å ikke hensynta all relevant data. Dersom man unnlater å ta hensyn til grunnfrekvenser når man skal bedømme sannsynligheter kan dette føre til feilslutninger i beslutningstakingen. Hvis man blir gitt

statistisk informasjon om en spesifikk situasjon og populasjonen som tilhører så burde de betraktes sammen. Derimot, det individer har en tendens til å gjøre er å overse og/eller ignorere de statistiske parameterne som tilhører situasjonen (Kahneman, 2012). Slike feilslutninger påvirker ikke bare den allmenne befolkningen, men også trente statistikere når de stoler på intuisjonen i stedet for kalkulasjoner (Bar-Hillel, 1980).

Kahneman og Tversky var først ute med å gjennomføre kontrollerte studier av grunnfrekvensneglisjering i 1973. Deltakerne ble presentert korte karakteristika ved personligheten til individer fra en populasjon (Kahneman & Tversky, 1973). Deltakerne skulle videre predikere hvilken subklasse av populasjonen individet mest sannsynlig tilhører. Deltakerne vektla karakteristikaene som ble beskrevet, men så praktisk talt vekk fra det faktum at subklassene i populasjonen var svært forskjellige i størrelse, de neglisjerte grunnfrekvensen. På grunn av dette var deltakerne selvsikre når de predikerte at personen eksempelvis var del av en liten subklasse, som tilsvarende har en lavere sannsynlig enn større subklasser.

Så hvorfor ignoreres informasjon om grunnfrekvenser? Forskning har vist at individer i større grad tar hensyn til grunnfrekvenser når dette er den eneste informasjonen som blir gitt, mens når man må integrere informasjon (grunnfrekvens informasjon og spesifikk informasjon om situasjonen), så skaper dette problemer (Kahneman, 2012). Bar-Hillel (1980) foreslår at når individer ignorerer grunnfrekvenser så har det sammenheng med at individene opplever grunnfrekvensen som irrelevant i forhold til beslutningen som skal tas. Selv om individer har en tendens til å ignorere grunnfrekvenser, så er grunnfrekvensers eneste formål å assistere beslutningstakingen.

2.4 Relatert forskning

I følgende delkapittel vil vi gå inn på eksisterende forskning som er relatert til vår utforming av oppgaven. Ved å se på forskning som kan relateres til vår problemstilling vil vi få et bredere perspektiv, og kan ta lærdom fra analyser som allerede er utprøvd.

2.4.1 Target Price Accuracy in Equity Research (2010)

Oppgaven vår bygger i stor grad på den italienske studien “Target Price Accuracy in Equity Research” (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010). Vår oppgave vil replikere

fremgangsmåten til Bonini et al. (2010), vi vil derfor gi et delvis sammendrag av denne studien. Studien er mer omfattende enn omfanget av en bacheloroppgave. Vi har derfor prioritert delene som vi kan forsøke å gjenskape, og det er hovedsakelig disse delene som blir gjengitt i sammendraget under.

Analysen fra den italienske studien viser at nøyaktigheten til kursmålene er meget begrenset. De finner at prediksjonsfeil er konsistente, auto korrelert, non-mean reverting og store (opp mot 36,6%). Størrelsen på prognosefeilene øker med den predikterte veksten i aksjekursen, størrelsen på selskapet og for selskaper som taper penger. I tillegg så har intensiteten, altså frekvensen og innsatsen på analyseringen og markedsmomentet en negativ effekt på nøyaktigheten. Disse resultatene antyder at analytikerens predikering er systematisk preget av skjevheter, som støtter de teoretiske forventningene til Ottaviani og Sørensen (2006). Predikering av aksjekurser er i stor grad en uovervåket aktivitet. Investorer kan derfor muligens mislykkes i å forstå denne atferden, og derfor ikke sikre arbitrasje mot disse ineffektivitetene.

Analyser med kursmål fra meglerhus kan hjelpe investorer med å ta finansielle beslutninger. I effisiente markeder burde slik informasjon derfor gi robuste estimater av fremtidige markedspriser. Som nevnt tidligere i den forstand at selv om enkeltkursmål kan ha avvik fra faktisk kursutvikling, vil de som en gruppe ha en fordeling med gjennomsnittsfel tilnærmet lik null med et kjent standardavvik. Det vil si at gjennomsnittlig prognosefeil på kursmålene burde normalfordele seg med et gjennomsnitt lik null og med kjent standardavvik. Individuell prognosenøyaktighet kan gjerne midlertidig avvike fra en normalfordeling, men den burde være tilfeldig distribuert med gjennomsnitt rundt null på tvers av hele utvalget, som predikert av hypotesen om markedseffisiens. Ifølge denne hypotesen så burde omfanget av analysen være positivt relatert til nøyaktighet, på grunn av læringskurveeffekten. Analogt burde prediksjonsfeil være inverst relatert med noen markedsfaktorer som størrelse og likviditet, og positivt med markedsmomenter. På den andre siden så burde nøyaktighet reduseres for selskaper som taper penger og selskaper med høy P/B ratio.

Et alternativt sett av hypoteser er at analytikerens kursmål er konsekvent påvirket av skjevheter, og at størrelsen på skjevhetene øker i takt med forventingsveksten i verdi som blir implisert i hvert kursmål, som foreslått av Ritter (2006). Et slikt utfall ville vært et

bevis på en eksplitt handling av meglerhusene i å tilføre skjevheter i markedet, som foreslått av de teoretiske prediksjonene til Ottaviani og Sorensen (2006). Begrunnelsen for denne atferden ville vært at siden ingen eksplitt kontroll av kvaliteten på kursmålene blir håndhevet av markedsdeltakere så vil meglerhus muligens ha insentiver til å bruke denne informasjonen strategisk. Ved å levere markedet over/under optimistisk informasjon, som mindre informerte investorer muligens vil være tilbøyelige til å inkorporere i sin investeringsstrategi, så kan det resultere i en risikoforskyvende effekt.

Bonini et al. (2010) forsøker å adressere disse problemene ved å se på det italienske markedet, som gir en unik mulighet ettersom det har vært påbudt siden 1999 å børsmedle og publisere alle aksjeanalyser. Derfor hadde de mulighet til å se på en hel populasjon med begrensede problemer relatert til tilgjengelig data og med reduserte valgskjevheter. Overraskende nok så støttet ikke funnene null-hypotesen, som viste at frekvensen av nøyaktig prediksjon er ekstremt lav og størrelsen på prediksjonsfeilene er store.

Alle testene blir gjennomført med et komplett sett av kontrollvariabler, men heller ikke her ble det funnet støtte for null-hypotesen. Funnene i denne artikkelen er konsistent med en studie som ble publisert rett før den italienske studien. Studien er av Bradshaw og Brown (2006) som adresserer kursmåls nøyaktighet med liknende metodikk i et annet marked.

Som nevnt er Italia unikt med tanke på offentlig publisering av analyser fra analytikere, dette ble regulert i 1999, hvor analyser offentliggjøres for alle den dagen de publiseres. Unntak gis til analyser som er utformet privat for finansielle institusjoner eller spesifikke kunder, som må sendes til CONSOB og børsen innen 60 dager etter publiseringen. CONSOB er den offentlige myndigheten som har ansvar for å regulere finansmarkedet i Italia. Denne unike reguleringen gir studien et godt grunnlag til å undersøke hypotesen på grunn av følgende to grunner:

- Man bør ikke forvente et «sample bias» på grunn av skjønsmessig formidling av analyseaktivitet fra analytikerne.
- Den andre grunnen er at kursreaksjonene til kursmålene signaliserer at denne informasjonen er verdifull for investorer. Derfor burde analytikers nøyaktighet være underlagt kontinuerlig evaluering av investorer, som igjen burde straffe dårlige prestasjoner og omvendt tildele et «premium» til konsistente prognoser.

Det ble samlet inn 17.397 analyser, som ble publisert fra 1. januar 2000 frem til 31. desember 2006. Analysene stammer fra 47 forskjellige meglerhus som dekker 98 selskaper notert på Milan Stock Exchange og representerer ca. 405.32 billioner Euro eller 81,96% av den totale markedsverdien. Med forbehold om at det ikke er noen brudd på reguleringen av meglerhusene så vil dette representere den totale populasjonen av analyser som er publisert på selskaper notert i dette markedet.

Det totale utvalget reduserer til 16.100 analyser, og beholder bare analysene som oppfyller to kriterier:

- Inkluderer bare selskaper som har vært publisert på den ovennevnte børsen i hele perioden dataene tar utgangspunkt i, utelukker selskaper som ble notert etter januar 1999. Likeledes ekskluderes selskaper som er avlistet børsen i perioden.
- Videre så ekskluderes «enkelt analyse selskaper» altså selskaper som det bare er blitt publisert en analyse på i løpet av tidsperioden studien tar utgangspunkt i.

Det blir også anvendt tre filter:

- Det første filteret ekskluderer alle «skadede» analyser og alle «speilede» analyser, som utgjør totalt 2.274 analyser, eller 13,07% av det originale datasettet. «Skadede» analyser blir definert som uleselige eller tomme analyser, og «speilede» analyser er definert som identiske analyser som er blitt publisert to ganger under to ulike filnavn eller klassifiseringer.
- Det andre filteret generer et «informativt effisient» utvalg, som tar sikte på å løse quasi-duplikasjoner: når to rapporter på det samme selskapet av det samme meglerhuset er tilgjengelige med en publiseringsdato lavere eller lik 14 dager, de ekskluderer enten den første eller den siste avhengig av det følgende prinsippet: hvis to rapporter presenterer identiske anbefalinger eller kursmål så ekskluderes den siste analysen (antar publiseringsfeil). Hvis de to analysene uttrykker ulike anbefalinger eller kursmål så ekskluderes den første analysen (antar en uant, ekstraordinær hendelse har inntruffet). Dette ekskluderer 1.600 analyser.

- Det tredje filteret eliminerer analyser på selskaper som har kapitalendringer innen tidshorisonen analysen predikerer. Det ekskluderes analyser av selskaper som realiserer buy-back eller aksjesplitt under prediksjonsperioden siden slike hendelser kan føre til et hopp i aksjeprisen og en endring av portefølje avkastning. Denne filtreringen ekskluderer 194 analyser.

Totalt reduserer de tre filtrene utvalget til 12.033 analyser. Videre ekskluderes 1.094 analyser som ikke viser til noe kursmål. Det endelige datasettet er derfor basert på 10.939 analyser.

Den gjennomsnittlige dekningen av hvert selskap er på 112 analyser, men data på standardavvik og median henter til noe skjevhet i fordelingen. Siden hvert meglerhus bruker en egen rangeringsskala så re-klassifiseres anbefalinger til en standard fem-poengs skala: «strong sell/sell/hold/buy/strong buy». Konverteringskriteriene går som følger: hvis den originale skalaen er en 5 stegs skala med en sentral anbefaling som indikerer stand-by på investeringen (som nøytral eller hold) blir anbefalingen konvertert rett frem av skalaen som er presentert i denne studien. Hvis den originale skalaen er en tre stegs skala så blir den sentrale anbefalingen konvertert til «hold» og ser på begge anbefalingene og kursmålet for oppside og nedside indikasjoner. «Buy» anbefalinger med en implisitt avkastning over 20% blir konvertert til en «strong-buy» anbefaling, og beholder «buy» for implisitte avkastninger under dette nivået. Analogt blir «sell» anbefalinger konvertert til «strong-sell» anbefaling når det implisitte tapet er større enn -20%.

Det er flere utfordringer knyttet til tidshorison på kursmålene som blir publisert. Noen har implisitt eller eksplisitt tidshorison, det kan komme oppdaterte kursmål og andre bobler i markedet og lignende kan oppstå.

Det er spesielt tre kilder til målingsskjevheter:

1. Felles eksistens av analyser med motsatt økonomisk mening
2. Mangel på «factoring» av analytikerens oppdatering, spesielt etter signifikante hopp i aksjemarkedets priser (markedskræsjer/markedsbobler)

3. Antagelser om at investorer justerer kursmålene i forhold til bedriftens handlinger som har en innvirkning på den nominelle aksjeprisen – som aksjesplitter og revers aksje splitter.

Motsatte analyser

Analytikere oppdaterer kursmålene og anbefalingene ved å inkorporere ny informasjon. Denne Bayesianske prosessen kan genere en overgang fra en anbefalingsklasse til en annen. Den motstridende informasjonen kan hensyntas ved å dynamisk justere analyse horisonten ved at man dropper den eldste rapporten som har blitt publisert av samme analytiker på det gjeldende selskapet.

Hopp

Når markeder eller enkelt aksjer opplever signifikante hopp i priser så reagerer analytikere og markedsdeltakere ved å justere sine forventninger og porteføljeallokeringer. Dersom man måler nøyaktighet med ujusterte analyseperioder vil man mislykkes i å fange opp denne effekten, siden to kursmål som er publisert på ulike tidspunkter vil gi oss ulike informasjonssett.

Splitter og revers-splitter

Når splitter og revers-splitter oppstår så endres den nominelle prisen på aksjen. Derfor bør kursmålene justeres for dette, da investorer trolig ikke vil bruke kursmål i samme grad dersom kursmålet har en annen nominell pris enn hva aksjen faktisk har etter splitt. Disse forholdene kan ha stor innvirkning på kvaliteten av nøyaktighetsberegningene. Derfor blir det brukt følgende måleregler, som er konstruert for å overkomme disse forholdene:

Måleregler 1:

Hvis kursmål blir publisert med en eksplitt tidshorisont så sjekkes det om markedsprisen på aksjen faktisk når kursmålet i løpet av perioden fra kursmålet blir publisert frem til tidshorisontens slutt. Dette gjelder hvis en ny analyse ikke blir publisert i perioden, dersom dette forekommer så tas det betraktning i den faktiske prediksjonsdatoen fra den tidligere rapporten som dato for den senere publiserte analysen minus tre dager.

Målregel 2:

Hvis analyser blir publisert uten en eksplisitt tidshorison så antas tidshorisonen å være den laveste mellom 12 måneder og den følgende analyseoppdateringen minus tre dager.

Definering av nøyaktighet

Kursmålene gir en umiddelbar prediksjon som i studien blir definert som «implisitt avkastning» som er gitt ved den algebraiske forskjellen mellom kursmålet og den nåværende markedsprisen.

Formelt blir implisitt avkastning definert slik:

$$IR = \left[\frac{TP_t}{P_t} \right] - 1 \quad (3)$$

Hvor:

t: publiseringsdato på analyse av meglerhus *i* på selskap *j*;

TP_t : kursmål gitt av analytiker ved publiseringsdato av analysen t;

P_t : markedspris på aksje ved publiseringsdato av analysen t;

Denne prediksjonen blir møtt dersom den underliggende aksjeprisen når kursmålet på et tidspunkt i løpet av tidshorisonen. Det er dog mulig at markedsprisen ikke perfekt sammenfaller med kursmålet, i dette tilfellet blir nøyaktigheten av et kursmål gitt av hvor nært målet ligger den faktiske markedsprisen. Forfatterne utvikler to beregninger for å fange opp nøyaktighet på dette nivået som blir navngitt «Ideell Strategi» (IS) variabler.

$$\delta_1 = \left[\frac{P_m}{P_t} \right] - 1 \quad (4)$$

$$\delta_2 = \left(\left(\frac{TP_t}{P_m} \right) - 1 \mid TP_t > P_t; 1 - \left(\frac{TP_t}{P_m} \right) \mid TP_t < P_t \right) \quad (5)$$

Hvor:

t : publiseringsdato på analyse av meglerhus i på selskap j ;

P_t : markedspris på aksje ved publiseringsdato av analysen t ;

TP_t : kursmål gitt av analytiker ved publiseringsdato av analysen t ;

P_m : maksimum/minimum prisnivå innenfor prediksjons tidshorisonten. Anbefalinger kan deles inn i to grupper som utleder det forventede utfallet: positiv eller nøytral prestasjon (strong-buy/buy og hold anbefalinger) og negativ prestasjon (sell og strong-sell).

Tilsvarende, når man kalkulerer alle δ variablene for implisitt avkastning, så bruker vi maksimum pris hvis $TP_t > P_t$. Alternativt, bruker vi minimum pris hvis $TP_t < P_t$.

δ_1 er definert som den «ideelle» avkastningskontroll variabelen, kalkulert som forskjellen mellom maksimum/minimum pris over tidshorisonten og aksjeprisen ved publiseringsdatoen. En annen måte å tolke δ_1 er i form av den maksimale mulige avkastningen en investor kan oppnå hvis han/hun perfekt kunne forutse priser gjennom investeringens tidshorisont og identifisere maksimum/minimum.

δ_2 måler IS prediksjonsfeilen for enhver analyse som forskjellen mellom det utstedte kursmålet på t og maksimum/minimum markedspris i den relevante prediksjons tidshorisonten. Denne variabelen uttrykker ex-post analytiker prediksjonsfeil sammenlignet med aksjens markedspris. For å beregne prediksjonsfeil så vurderer de kursmål ved publiseringsdatoen for hver analyse: når t er større enn den nåværende markedsprisen så blir det tolket som en positiv forskjell mellom TP_t og P_m og sett på som «upside overshooting», det vil si at en prediksjon som har predikert større økning i maksimum markedspris enn det som etter hvert blir realisert av hver enkel aksje. Vi vil videre i teksten oversette «upside overshooting» til «overoptimistisk oppside». Omvendt, en negativ differanse blir betraktet som en «konservativ» prediksjon. Analogt når man er på t og kursmålet er lavere enn markedsprisen så vil en negativ forskjell mellom TP_t og P_m bety at analytikeren har predikert en større nedside enn den reelle pris-nedsiden som blir observert ex-post i aksjemarkedet. Forfatterne av studien har navngitt dette «downside

overshooting», og vil videre bli oversatt til «nedside overoptimisme» og det motsatte blir sett på som «konservativt».

Med antagelse om at investorer ikke effektivt kan predikere når maksimum/minimum pris er oppnådd i markedet så modellerte forfatterne to alternative «Feasible Strategy» (FS) variabler:

$$\delta_3 = \left[\frac{P_{t+n-3}}{P_t} \right] - 1 \quad (6)$$

$$\delta_4 = \left(\left(\frac{TP_t}{P_{t+n-3}} \right) - 1 \mid TP_t > P_t; 1 - \left(\frac{TP_t}{P_{t+n-3}} \right) \mid TP_t < P_t \right) \quad (7)$$

Hvor:

$t + n - 3$: dato (minus tre dager) av den etterfølgende analysen publisert av meglerhus i på selskap j eller ved slutten av prediksjons tidshorizonten;

P_{t+n-3} : aksjens markedspris ved $t+n-3$;

δ_3 er den andre kontroll variabelen som måler den mulige avkastningen som forskjellen mellom prisen ved slutten av tidshorizonten og aksjeprisen ved publiseringsdatoen av analysen.

δ_4 måler FS (Feasible Strategy) prediksjonsfeil for enhver analyse som forskjellen mellom det publiserte kursmålet og markedsprisen på aksjen ved slutten av investeringens tidshorizont. Tolkningen av prediksjonsfeil foregår på samme måte som for δ_2 : når kursmålet er høyere enn markedsprisen ved t så tolkes en positiv differanse mellom TP_t og P_{t+n-3} som oppside overoptimisme, det vil si at en prediksjon som har en større økning i markedspris enn det som etter hvert blir realisert av hver aksje ved slutten av tidshorizonten. Omvendt, når kursmålet er mindre enn markedsprisen ved t , så vil en negativ differanse mellom TP_t og P_m defineres som nedside overoptimisme.

Ved å analysere en stor og unik database av analytikerens anbefalinger, som er blitt utstedt på selskaper notert på den italienske børsen, har Bonini et.al (2010) undersøkt om kursmål

fra meglerhus kan forutse fremtidige markedspriser. I studien ble det antatt at kursmål var et nøyaktig mål på fremtidige aksjepriser, som ble implisert av EMH. Som igjen antyder at prediksjonsfeil burde fordeles med null gjennomsnitt og kjent varians, som bare avviker tilfeldig fra forventede verdier.

I studien forventet de også at analytikers treffsikkerhet ville øke etter antall analyser som er blitt publisert av analytikeren, som en læringskurve effekt. Andre effekter som størrelse og likviditet burde også øke treffsikkerheten siden analytikere burde konkurrere mer aggressivt gjennom «overlegen kvalitet» på de aksjene som oftest er representert i investorers porteføljer. De empiriske resultatene i studien støttet ikke opp mot null-hypotesen. Overraskende nok så er prediksjonsfeil konsekvent ulik null, auto-korrelert, non-mean revertering og positiv i signaler, som foreslår at systematisk «upward bias» eksisterer her. Dette blir videre bekreftet ved å se på enkelt anbefalinger i grupperinger og kontrollere for nivået av ex-ante implisitt avkastning.

Det blir gjort flere tester, og funnene gir hver gang belegg for å forkaste hypotesen. Det blir funnet at analytikers treffsikkerhet er negativt korrelert med erfaring (ref. læringskurve effekten). De finner også sterke beviser på at fundamentale faktorer som nivået på EPS konsensus og P/B ratioen hjelper å forklare analytikers treffsikkerhet. EPS konsensusen indikerer at når selskaper går med tap så vil treffsikkerheten synke hvis analytikere predikerer en vekst i aksjeprisen. Motsatt, hvis analytikere predikerer en negativ prisendring for selskaper som taper penger, så vil treffsikkerheten øke. Lignende funn blir gjort på P/B ratioen, analytikere er ofte trege i å oppdage når en aksje nærmer seg overdrevent høye nivået og viser en konsekvent overoptimisme. Motsatt når P/B ratioen rettfærdiggjør en negativ utsikt, så virker det som at analytikere bedre klarer å fange de fremtidige bevegelsene i pris.

I artikkelen argumenteres det for at disse funnene kan tyde på at analytikerne kanskje ikke har incentiv til å sannferdig avdekke informasjonen de sitter på. Dette introduserer en skjevhet i kursmålsprognoser, som predikert av Ottaviani og Sorensen (2006): siden kursmål har en positiv og signifikant priseffekt, som først ble dokumentert av Liu et al. (1990). Ved å publisere overvurderte prediksjoner så kan det påvirke aksjeprisene mer, selskaper kan derfor forutse dette fenomenet ved å åpne/lukke posisjoner tilsvarende anbefalingene, og derfor flytte risiko fra mer informerte investorer til mindre informerte

investorer. Siden kursmålspredikering i stor grad en uovervåket aktivitet, så kan markedsdeltakere mislykkes i og fullstendig forstå denne atferden, og derfor ikke arbitrasjene vekk disse ineffektivitetene.

2.4.2 Behavioral bias in number processing: Evidence from analysts' expectations (2018)

Den andre relaterte studien vi vil se på er en studie av Tristan Roger, Patrick Roger og Alain Schatt (2018), det er en kortere versjon av «working paperen» som ble publisert i 2016. Noe av dataene vi videre referer til i oppgaven vil være fra tabeller som er publisert i denne (Roger, Roger, & Schatt, Behavioral biases in number processing: The case of analysts' target prices, 2016). I studien ser de på hvordan analytikere prosesserer høye og lave aksjekurser annerledes. For det første er analytikere mer optimistiske til aksjer med lav kurs enn aksjer med en høy kurs, selv etter å ha kontrollert for risikofaktorer. For det andre så er den implisitte avkastningen kursmålene predikerer signifikant mer fordelt for lave kurser. Videre finner de at kursmålene blir mer optimistiske og fordelt etter aksjesplitt. Resultatene er også solide når de kontrollerer for analytiker karakteristika og andre typer skjevheter som preferansene for lotteri-type aksjer og analytikers tendenser til å avrunde tall.

I studien har de tatt utgangspunkt i 814 117 kursmål, publisert av 9 141 analytikere på 6 423 amerikanske aksjer over en periode på 14 år (2000-2013). Etter å ha gjennomført ulike analyser finner de blant annet at over hele utvalgsperioden så er den gjennomsnittlige implisitte avkastning av optimistiske (pessimistiske) kursmål henholdsvis ca. 39% (-10%) for aksjer med en kurs på under \$10. Mens for aksjer med en kurs på over \$40 er den implisitte avkastningen ca. 19% (-8%). Siden aksjepriser og markedsverdi er positivt korrelert så forsikrer de seg om at resultatene ikke er drevet av en potensiell størrelses-effekt. Etter å ha undersøkt dette finner de ikke indikasjoner på at «lav-kurs skjevheten» skjuler en størrelses-effekt. De bekrefter også i studien at lav-kurs skjevheten ikke blir forklart av uobserverte selskaps-nivå faktorer ved å se på analytikers anbefalinger etter en aksjesplitt, hvor de blir mer optimistiske etter en splitt. En aksjesplitt fører til store kursendringer, men uten å ha noe effekt på det fundamentale.

I artikkelen presenterer de sterke empiriske beviser på at det eksisterer en «lav-kurs skjevhet». De finner at analytikere prosesserer lave aksjekurser og høye aksjekurser annerledes, og at optimistiske (pessimistiske) analytikere konsekvent leverer mer

optimistiske (pessimistiske) kursmål på aksjer med lav kurs enn på selskaper med høy kurs. I artikkelen argumenteres det blant annet for at dette stammer fra det faktum at vi mennesker prosesserer små tall på en lineær skala og store nummer på en logaritmisk skala. Så selv om analytikere har lang erfaring med håndtering av tall så er de likevel utsatt for denne skjevheten når det kommer til prosessering av tall. Det konkluderes avslutningsvis med at resultatene peker i retning av en dypt rotfestet adferds skjevhet i prosessering av tall blant analytikere (Roger, Roger, & Schatt, 2018).

3.0 Metode

Dette kapittelet vil redegjøre for metodevalget vi ha benyttet for å besvare problemstillingen: hvor treffsikre er analytikerens kursmål?

3.1 Valg av metode

Vår metode baseres hovedsakelig på den utviklet i (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010), men med et visst nivå av tilpasninger. Endringene er utført grunnet tilgjengeligheten av datasett og analyseverktøy. Dette preger delvis oppsummeringstabellen av kursmålnøyaktigheten og videre forklarer dette også hvorfor vi ikke har gjenskapt alle regresjonsanalysene som Bonini et al. (2010) har gjennomført. Selv om datasettet vårt er betydelig mindre enn i den italienske studien så håper vi at det likevel kan være nyttig å se opp mot det norske markedet til tross for at det blir i en mindre skala.

3.2 Datainnsamling

Vi har samlet inn historiske kursmål til DNB Markets fra Thomson Reuter sin Eikon terminal, som vi har fått tilgang til gjennom Universitetet i Stavanger. Dataene er korrigert for endringer i antall aksjer. Derimot er ikke dataene fra Eikon korrigert for utbytte utbetaling. Dette skiller seg fra OBX-indeksen som blir korrigert for utbytte. En svakhet med dataene er at de bare reflekterer kursmål som er produsert fra analytikere ansatt i DNB Markets. Vi har kontaktet ulike meglerhus for å se om det er mulig å få fatt i flere kursmål som er over en lengre tidsperiode uten hell. Det er imidlertid et såpass stort datasett vi har fått tilgang til, som gjør at vi føler oss trygge på at det er omfattende nok til å kunne belyse problemstillingen. Totalt har vi samlet inn 1070 kursmål fordelt på 36 selskaper. Alle selskapene har vært en del av OBX-indeksen i løpet av perioden.

3.3 Datahåndtering kursmål indeks

Vi brukte det samme datasettet når vi estimerte OBX-kursen basert på DNB-Markets sine analyser. Vi har også supplert datasettet med Oslo Børs sin oversikt over OBX-indeksen, som blir publisert og oppdatert to ganger i året. Vi har implementert hvilke selskaper som var gyldige til hvilken dato og hvilken tyngde de hadde i indeksen. Den siste oppdateringen på sammensetningen til OBX-indeksen ble publisert den 17.06.2020. Vi har dermed måtte ekskludere alle kursmål og datapunkter seks måneder etter denne datoen.

3.3.1 Utforming av analyse Kursmål-indeksen

I denne analysen ønsker vi ved bruk av grafer å fremstille DNB Markets sine kursmål, altså Kursmål-indeksen, som et estimat på avkastningen til OBX-indeksen. Grafene viser Kursmål-indeksen og den faktiske OBX-indeksen. Formålet var å se kursmålene vektet basert på markedsporteføljen. DNB Markets sitt estimerte mål på indeksen er beregnet basert på den relative forskjellen mellom kursmålene og den faktiske kursen på enkelt-selskapene. Denne faktoren var vektet i henhold til indeksens sammensetning som ble halvårlig publisert av Oslo Børs.

$$\text{Korrigeringsfaktor} = \left(\frac{\text{Mål}_{\text{Selskap } it}}{\text{Kurs}_{\text{Selskap } it}} - 1 \right) * \text{Vekt}_{\text{Selskap } it} \quad (8)$$

Kursmål-indeksen: $(1 + \text{Korrigeringsfaktor}) * \text{OBX}_{\text{kurs}}$

Utrekningen ble deretter repetert for hver dato i datasettet.

Datasettet hadde mangler ved at ikke alle selskaper som er en del av OBX-indeksen hadde et tilgjengelig kursmål. Som nevnt tidligere er det mest sentrale hullet i markedsverdi DNB. Under har vi satt inn en tabell som viser fordelingen av manglene i datasettet.

Tabell 1:

Gjennomsnitt	0,80308741
Maksimal	0,8523
Minimal	0,7414
Standardavvik	0,03714736

Noter: Tabellen viser andelen av markedsverdien til OBX-indeksen som vi har kursmålet til.

For å måle signifikansen til funnene utarbeidet vi en Students T-test. T-testen ble gjennomført ved bruk av T-test funksjonen i Excel. Vi sammenlignet dag for dag faktisk OBX og Kursmål-indeksen. Testen var tosidig ettersom at estimatene til DNB både kan være høyere og lavere enn faktisk OBX utvikling. Denne testen gjennomførte vi både ved T og T + 1 år. I tillegg gjorde vi også analysen på dataene ekskludert mars 2020 og utover for å begrense effekten av Covid-19.

3.4 Datahåndtering av metode fra Bonini et al. (2010)

Datasettet vi brukte for å replikere noen av analysene fra Bonini et.al (2010) inneholdt daglig oppdaterte kurser ved børsslutt og det gjeldene kursmålet. Vi filtrerte ut alle kursmål som ble satt utenfor vårt datasett. Årsaken var at vi ikke visste når målet ble satt, og dermed kunne vi heller ikke beregne maksimal kursutvikling i perioden eller etter et år. Videre tok vi også ut kursmål som ble satt etter 6. januar 2020, ettersom at vi ikke hadde data på utviklingen et år fra den datoen. Dersom et kursmål ikke ble oppdatert i løpet av 2020 fjernet vi også det ferskeste kursmålet til selskapet. Årsaken er at vi dermed ikke hadde sammenligningsgrunnlag på alle ønskelige parametere. Dersom vi fjernet et kursmål som inneholdt relevant informasjon som sammenligningsgrunnlaget til målet før, lagret vi den relevante informasjonen, før vi fjernet målet. Totalt fjernet vi 210 kursmål fra datasettet og analysen inneholder nå 860 kursmål.

For å teste signifikansnivå til funnene beregnet vi Z-scoren, som vi omgjorde til en P-verdi. Testen var med null-hypotesen som utgangspunkt, hvor gjennomsnittlig feil var på null. Dermed målte vi forskjellen mellom gjennomsnittet og null.

$$\frac{\bar{X} - Hypotese_0}{\left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)} \quad (9)$$

Kursmålene er gruppert etter differansen mellom kursmålet og faktisk kurs ved publiseringsdato.

Tabell 2:

Strong Buy:		Kursmål	> 20%
Buy:	20% <	Kursmål	> 5%
Hold:	5% <	Kursmål	>-5%
Sell:	-5% <	Kursmål	> -20%
Strong Sell:	-20% <	Kursmål	

Noter: Tabellen viser grupperingen av anbefalinger ut ifra hvilken implisitt avkastning kursmålene gir.

3.5 Antagelser

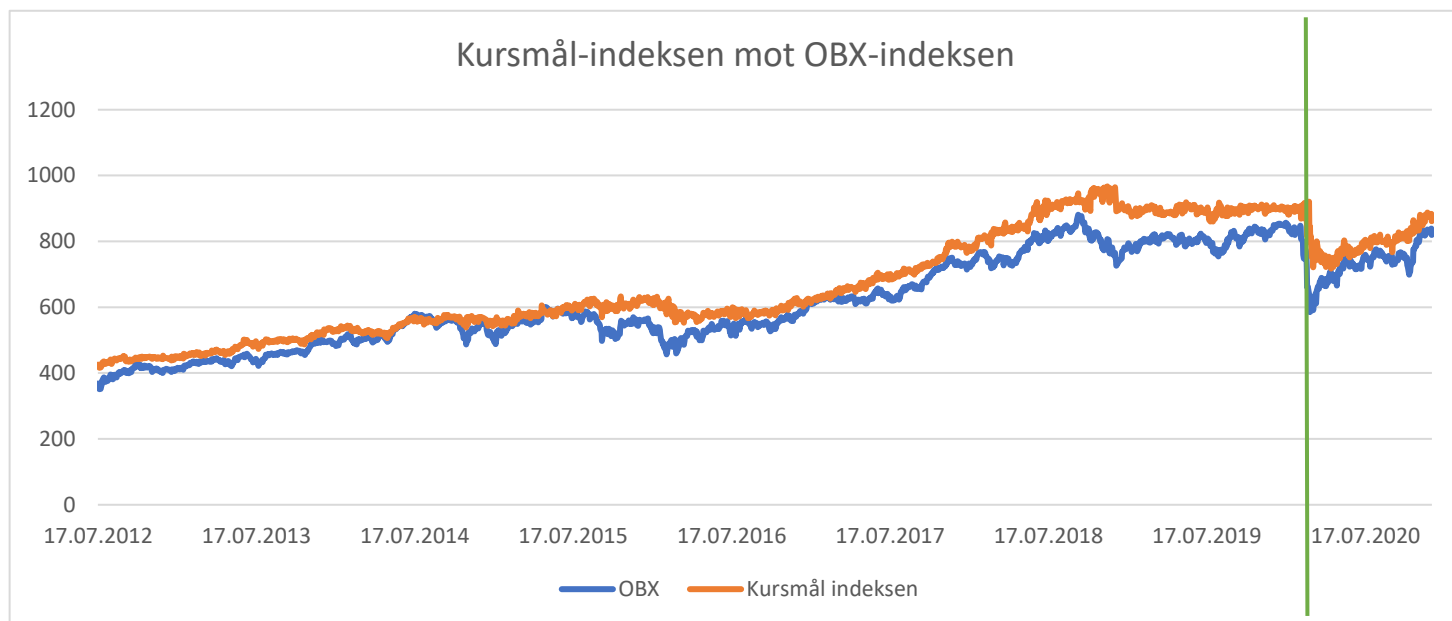
Vi antar at alle kursmål som ble publisert er hva DNB Markets anser som beste estimat basert på tilgjengelig informasjon ved publiseringsdato. Med dette som utgangspunkt har vi valgt å anse alle kursmål som unike datapunkter, uavhengig av hvor lang tid det tar før neste analyse publiseres. Ved å fjerne kursmål grunnet oppdatering fra meglerhuset få dager etter publikasjon vil det påvirke analysen, og trolig gjøre kursmålene kunstig mer treffsikre. Vi antar at publikasjonsdatoen og innholdet i nyheter kommer tilfeldig. Dermed vil de i sum ikke påvirke gjennomsnittets nøyaktigheten til analysene. Videre anser vi publiseringsdatoen til kursmålet som den dagen flest tar analysen til betraktning. Dermed ved å fjerne datapunkter grunnet snarlig oppdatering, vil vi ikke ta hensyn til hvordan analysen faktisk blir tatt i betraktningen av markedsaktørene.

4.0 Funn

I dette kapitlet vil vi presentere funnene fra analysene vi har gjennomført. Vi gjennomgår først dataene og vil bruke både tabeller og grafer for å fremstille det på en oversiktlig måte for leserne.

4.1 Kursmål-indeksen

Graf 1:

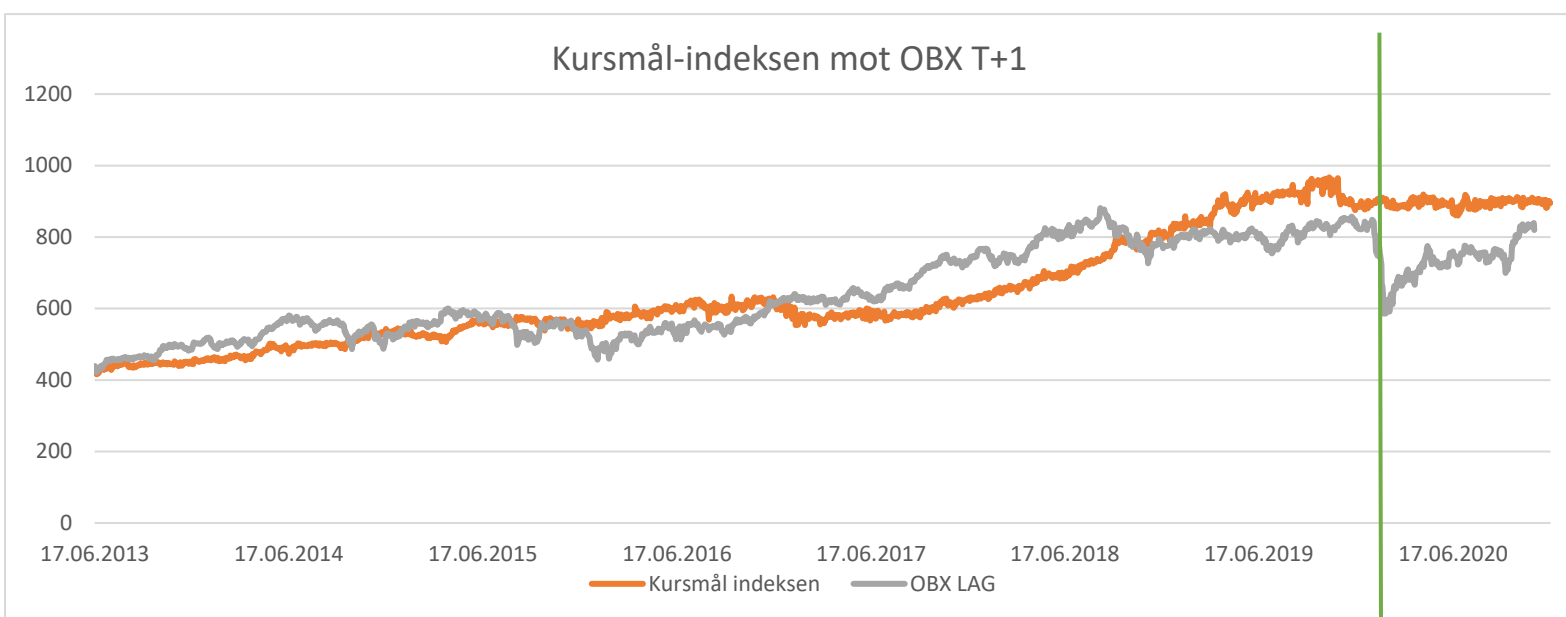


Noter: Grafen ovenfor viser Kursmål-indeksen (oransje graf) mot OBX-indeksen (blå graf). Y-aksen viser pris og X-aksen er daglige oppdateringer. Den grønne streken representerer et skille mellom før/etter Covid-19. Denne er satt som 1. mars 2020.

Grafen viser DNB Markets sine kursmål vektet tilsvarende OBX-indeksen slik som ble forklart under metodekapitlet. Formålet var å se kursmålene vektet basert på markedsporteføljen på den enkelte dato. Den oransje linjen er Kursmål-indeksen. Graf 1 viser en tydelig trend hvor kursmålene på markedsbasis ligger kategorisk over dagens kurs. Dette blir videre illustrert med tabell 3 som inneholder statistisk oversikt over forskjellen mellom kursmål og faktisk kurs.

For å undersøke hvorvidt Kursmål-indeksen kan predikere utviklingen til OBX-indeksen målte vi den også opp mot OBX-indeksen et år frem i tid fra dato T. Den oransje grafen under illustrerer Kursmål-indeksen, men uten å ta hensyn til utbytte som nevnt innledningsvis i metodekapitlet. Den grå grafen viser imidlertid den faktiske kursen på den modifiserte OBX-indeksen, hvor utbytte også er hensyntatt.

Graf 2:



Noter: Grafen viser Kursmål-indeksen opp mot OBX T+1 (ett år frem i tid). Den grå grafen illustrerer prisen på OBX-indeksen ett år frem i tid fra når kursmålene ble satt. Vi tar utgangspunkt i at tidshorisonten på kursmålene typisk er ett år, eller til en ny oppdatering blir publisert. Den grønne streken representerer et skille mellom før/etter Covid-19. Denne er satt som 1. mars 2020.

For å korrigere for effekten Covid-19 pandemien hadde på nøyaktigheten til kursmålene har vi også lagt inn et utdrag i tabell (3) og (4), hvor vi har ekskludert observasjoner etter mars 2020.

Tabell 3:

Tabell Forskjell mellom kursmål indeksen og faktisk OBX-indeks				
	Ink Covid-19		Eks Covid-19	
	Ved T	Ved T+1	Ved T	Ved T+1
Gjennomsnitt	0,082	0,008	0,081	-0,018
Median	0,078	-0,019	0,080	-0,039
Standardavvik	0,050	0,125	0,048	0,101
Observasjoner	2133	1886	1931	1681

Noter: Tabellen viser forskjellen mellom Kursmål-indeksen og faktisk OBX-indeksen. Hvor ved T forskjellen i kursmål og faktisk kurs ved publisering og T+1 er forskjellen mellom kursmålet et år etter publisering. Videre har vi lagt et sett hvor vi har ekskludert observasjoner etter 1. mars.

Tabell 4:

To-side T-Test av Gjennomsnitt		
Inkludert Covid-19	T+1	0,1421
	T	0,0000
Ekskludert Covid-19	T+1	0,0115
	T	0,0000

Noter: To-side T-test hvor vi tester signifikansen til differansen mellom Kursmål-indeksen og faktisk OBX-indeksen. Hvor T er ved publiseringsdato og T+1 er kursmål mot den faktiske kursen 1 år etter publisering.

Når vi analyserer funnene ved T, altså forskjellen dag for dag mellom OBX-indeksen og Kursmål-indeksen, finner vi at Kursmål-indeksen gjennomsnittlig predikerer en oppside på 8,2% med et standard avvik på 5%. Dette innebærer at man kan forvente at DNB-Markets predikerer mellom 3,2% og 13,2% oppside innenfor et standardavvik. Det som er bemerkelsesverdig, er at de dermed svært sjeldent predikerer nedside på aksjemarkedet som en helhet. T-testen av faktisk OBX-indeks og Kursmål-indeksen gav en p-verdi på 0,0000 og med et signifikansnivå på 95% er funnet dermed svært signifikant. Ekskluderer man datapunktene fra og med mars 2020 for å redusere effekten fra Covid-19 endrer resultat seg marginalt. Gjennomsnittlig differanse synker til 8,1% og standardavviket faller til 4,8%, mens t-testen fortsatt viser en p-verdi på 0,0000. Ettersom målene ligger stabilt og jevnt over kursen ved T, anser vi ikke at målene i seg selv har særlig stor forklaringskraft på kursene i markedet. Vi anser heller at funnene ved T, som et mål på hvor konsistent DNB Markets er i sine anslag, og ikke nøyaktigheten til estimatene. Om man skulle prøve å estimere hva beste estimat fra DNB Markets basert på dagens OBX-kurs, ville man med høy sikkerhet anslått 8%.

For derimot å analyserer nøyaktigheten til kursmålene endret vi datoene differansen ble beregnet mellom. Ved å heller måle forskjellen mellom kursmålene på dato T opp mot faktisk OBX T+1 år fikk vi en gjennomsnittlig forskjell på 0,08% når vi ikke korrigerer for Covid-19. Standardavviket kom på 12,5%, noe som tilsier at det er relativt store svingninger rundt normal avkastningen til aksjemarkedet. P-verdien ved t-testen ble på 14,21% og med 95% signifikansnivå er dermed ikke funnet signifikant. Når vi gjør samme analyse, men korrigerer for Covid-19 får vi en gjennomsnittlig differanse på -1,8% og med et

standardavvik på 10,1%. Funnet har et større avvik fra 0 og med et lavere standardavvik, enn ved T. P-verdien ved T+1 er på 1,15% og er dermed signifikant. Funnene samlet sett kan tyde på at Kursmål-indeksens nivå faktisk kan brukes til å forklare gjennomsnittlig avkastning til aksjemarkedet. utfordringer er at sammenligningsgrunnlaget ikke stemmer helt overens, ettersom at OBX-indeksen er korrigert for utbytte, mens Kursmål-indeksen er estimert basert på den relative forskjellen mellom kursmål og dagens kurs, hvor dagens kurs ikke blir korrigert for utbytte. Likevel betrakter vi funnet som interessant.

4.2 Analyse av datasett, basert på Bonini et al. (2010)

Vi har i denne delen av analysen benyttet oss av metoden som ble utarbeidet av (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010) i den grad det var mulig med vårt datagrunnlag. Grunnet omfanget av oppgaven har vi ikke tatt med variablene δ_3 og δ_4 . Dette er variabler som kartlegger nøyaktigheten knyttet til at man selger 3 dager før topp. Formålet var at det skulle være en mer realistisk variant av å selge på det gunstige punktet. Ettersom at denne datoen også har usikkerhet til hvor mange som aktivt klarer å selge 3 dager før det optimale tidspunkt anser vi det ikke som en avgjørende del av analysen. Vi har heller ikke fått med oss variabelen TPmeetAny, se vedlegg (1). Denne variabelen skulle vise hvor mange av kursmålene som ble nådd en gang innen neste kursmål.

Tabell 5:

Rapporterer nøyaktighetsammendragstatistikk

	<i>TPt/Pt-1</i>	<i>TPt+n/TPt-1</i>	<i>TPt/Pt+n-1</i>	<i>TPMetEnd</i>	<i>S1</i>	<i>S2</i>	
All	N. observasjoner	860	860	860	860	860	
	Gjennomsnitt	18,25 %	3,31 %	-9,98 %	43,26 %	19,31 %	9,80 %
	Median	13,16 %	1,67 %	-9,75 %		5,12 %	4,55 %
	Standardavvik	30,47 %	92,96 %	25,63 %	49,54 %	86,62 %	77,52 %
	P verdi	0,00000 %		0,00000 %	0,00000 %	0,00000 %	0,00081 %
Strong buy	N. observasjoner	315	315	315	315	315	
	Gjennomsnitt	45,75 %	-11,04 %	-26,26 %	31,11 %	35,44 %	28,16 %
	Median	35,05 %	-6,67 %	-24,52 %		12,50 %	19,05 %
	Standardavvik	31,76 %	17,16 %	19,50 %	46,29 %	96,10 %	110,52 %
	P verdi	0,00000 %		0,00000 %	0,00000 %	0,00000 %	0,00070 %
Buy	N. observasjoner	285	285	285	285	285	
	Gjennomsnitt	12,00 %	1,66 %	-8,37 %	45,96 %	17,30 %	3,13 %
	Median	11,99 %	2,45 %	-8,13 %		6,30 %	4,67 %
	Standardavvik	4,15 %	10,68 %	15,92 %	49,84 %	85,79 %	23,07 %
	P verdi	0,00000 %		0,00000 %	0,00000 %	0,06962 %	2,21266 %
Hold	N. observasjoner	139	139	139	139	139	
	Gjennomsnitt	0,79 %	5,17 %	-0,59 %	50,36 %	10,20 %	-5,81 %
	Median	1,25 %	5,26 %	0,80 %		1,82 %	-2,93 %
	Standardavvik	3,23 %	10,55 %	13,73 %	50,00 %	83,19 %	14,86 %
	P verdi	0,40491 %		61,17671 %	0,00000 %	14,88530 %	0,00000 %
Sell	N. observasjoner	83	83	83	83	83	
	Gjennomsnitt	-11,89 %	9,91 %	13,13 %	61,45 %	-10,44 %	-1,26 %
	Median	-12,28 %	7,85 %	12,49 %		-7,01 %	5,29 %
	Standardavvik	3,91 %	15,12 %	25,24 %	48,67 %	12,41 %	21,95 %
	P verdi	0,00000 %		0,00025 %	0,00000 %	0,00000 %	60,15742 %
Strong sell	N. observasjoner	38	38	38	38	38	
	Gjennomsnitt	-33,08 %	60,56 %	28,11 %	57,89 %	-3,61 %	-13,48 %
	Median	-29,77 %	15,19 %	32,55 %		-11,50 %	18,78 %
	Standardavvik	12,57 %	324,55 %	50,68 %	49,37 %	89,38 %	158,53 %
	P verdi	0,00000 %		0,06575 %	0,00000 %	80,32962 %	60,03783 %

Noter:

Denne tabellen viser et statistisk sammendrag for implisitt avkastning, kursmålsoppdateringer og nøyaktighetsberegninger.

I Kolonne 1 rapporterer vi predikert implisitt avkastning beregnet som forskjellen mellom kursmål og markedsprisen ved publiseringsdatoen.

I Kolonne 2 rapporterer vi de kvantitative endringene i kursmål oppdateringer målt som den prosentvise forskjellen mellom et kursmål og den nærmeste oppdateringer. Kolonne 3 viser differansen mellom det opprinnelige kursmålet og den faktiske aksjekursen ved neste oppdatering.

Kolonne 4 ser vi på TPmetEnd som er en beregning introdusert av Bradshaw & Brown (2006), TPmetEnd indikerer prosentandelen av analyser hvor markedsprisen har nådd kursmålet ved slutten av kursmålet tidshorisont.

Kolonne 5 og 6 rapporterer tallene for den Ideelle Strategi (IS) nøyaktighetskontroll beregningene og variablene.

I kolonne 1 i tabell (5) ser vi den predikerte implisitte avkastningen beregnet som forskjellen mellom kursmål og markedsprisen ved publiseringsdatoen $\left[\frac{TP_t}{P_t}\right] - 1$.

Gjennomsnittlig predikerer analytikerne en oppside på 18,25%. Som nevnt tidligere har vi gruppert kursmålene inn i ulike grupper med strong-buy, buy, hold, sell og strong-sell. Vi ser altså at det totalt sett spås en positiv oppside, men det er også predikert en gjennomsnittlig nedside på sell og strong-sell på henholdsvis -11,89% og -33,08%. Vi ser lignende resultater i den italienske studien, hvor de totalt predikerte en gjennomsnittlig oppside på 14,9% (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010).

Kolonne 2 tar for seg de kvantitative endringene i kursmåloppdateringer målt som den prosentvise forskjellen mellom et kursmål og det nærmeste oppdaterte kursmålet på samme selskap $\left[\frac{TP_{t+n}}{TP_t}\right] - 1$. Vi ser fra dataene at kursmålene totalt sett blir oppjustert med 3,31% i snitt. Altså vil det oppdaterte kursmålet i snitt være litt høyere enn det tidligere kursmålet, noe som naturligvis kan stamme fra ny informasjon. Enten som gjør at oppsiden er større enn tidligere antatt, eller at aksjen for eksempel har prestert bedre enn forventet som gjør at analytikerne oppjusterer forventningene. Sammenlignet med den italienske studien ser vi samme tendenser, hvor kursmålene i helhet også ble oppjustert med ca. 4,2% i snitt (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010).

Kolonne 3 viser differansen mellom originalt mål og faktisk aksjekurs når neste kursmål blir publisert. Gjennomsnittsdifferansen er på ca. -10%. Noe som vil tilsi at faktisk kurs ved neste mål er større enn det originale målet. Dette kan indikere at det nye målet publiseres for å oppdatere analysen i forhold til kursutviklingen som har vært sterkere enn forventet. Denne årsaksforklaringen kan også tolkes i sammenheng med kolonne 2. Dersom kursutviklingen har vært sterkere enn forventet kan det tyde på positiv selskapsutvikling. Dermed vil det nye kursmålet være høyere enn det foregående. Dette vil i så fall medføre at kolonne 2 er positiv, mens kolonne 3 er negativ. Altså, kursen økte mer enn forventet, så man setter et høyere kursmål for å forklare utviklingen. Det er viktig å bemerke seg at vi her ser på differansen ved neste kursmåloppdatering, uten å se på tidshorisont. Et nytt kursmål kan altså ha kommet flere år etter det foregående.

TPMeetEnd, som vi ser i kolonne 4, er parameteren som viser prosentandelen av analyser hvor markedsprisen har nådd kursmålet ved slutten av tidshorizonten. I vårt datasett har litt under halvparten (43,26%) av kursmålene blitt nådd av markedsprisen ved slutten av tidshorizonten. I datasettet til Bonini et al. (2010) ble ca. 20% av kursmålene nådd ved slutten av tidshorizonten.

Som nevnt tidligere er IS (ideell strategi) variablene utviklet for å fange opp nøyaktigheten når markedsprisen ikke perfekt sammenfaller med kursmålet i løpet av tidshorizonten. Ved bruk av IS variabler kan vi se på nøyaktigheten gitt av hvor nært kursmålet ligger den faktiske markedsprisen.

δ_1 er kontrollvariabel og viser den høyest mulige avkastningen. her fanger man opp forskjellen mellom maksimum/minimum pris over tidshorizonten og publiseringsdatoens aksjepris. δ_1 er altså den maksimale avkastningen en investor kan oppnå dersom han/hun perfekt kan forutse priser gjennom investeringens tidshorizont. Dersom man ser på alle kursmålene vi har analysert fra DNB Markets så ville investorer hatt mulighet til å oppnå en gjennomsnittlig avkastning på 19,31% dersom de perfekt kunne forutse maksimum/minimum priser i løpet av tidshorizonten. Til sammenligning var det mulig å oppnå en gjennomsnittlig avkastning på 9,10% i det italienske markedet i perioden studien tok for seg. Fra tabell 5 ser man at «strong-buy» er den grupperingen som ville gitt høyest avkastning på 35,44% dersom investorer perfekt kunne forutse prisene. «Strong-buy» grupperingen er også den som ville gitt høyest avkastning i det italienske markedet. At det nettopp er denne klassen som gjør det best er naturlig å forvente ut ifra analytikernes synspunkt, hvor de har predikert enn oppside på minimum 20% av selskapene som er inkludert i denne klassen.

δ_2 måler prediksjonsfeil på analysene som forskjellen mellom det utstedte kursmålet på t og maksimum/minimum markedspris i den relevante prediksjons tidshorizonten. Totalt har datasettet vårt en overoptimistisk oppside på 11,87%, som tilsier at kursmålene har predikert en høyere kurs enn hva som blir oppnådd i løpet av tidshorizonten. Vi ser overoptimistisk oppside på alle grupperingene utenom «hold», hvor kursmålene har predikert en lavere kurs enn hva som er oppnådd i perioden. Det er dog bare en forskjell på -1,25%, og blir sett på som et konservativt kursmål. Det er store forskjeller på hvor stor overoptimismen er i de ulike grupperingene, den høyeste finner vi i «strong-buy» på

28,16% i gjennomsnitt, mens den laveste er 3,13% i gjennomsnitt i klassen «buy». I det italienske markedet fant de en overoptimistisk oppside på ca. 5% i snitt basert på all data, hvor «strong-buy» grupperingen var den med høyest oppside overoptimisme med 22,26% i gjennomsnitt (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010).

4.3 Lav-kurs skjevhet

Avslutningsvis har vi gjennomført en meget forenklet analyse for å se om vårt utvalg peker i retning av en lav-kurs skjevhet. Vi grupperer kursmålene inn i ulike prisklasser, hvor prisklasser tar utgangspunkt i markedsprisen ved publisering av kursmålet. Vi vil da kunne se om det er forskjeller på implisitt avkastning i de ulike grupperingene. Denne analysen er inspirert av studien til Roger. et. al. (2018). Analysen vi gjennomfører er forenklet på flere områder sammenlignet med den ovennevnte studien. Vårt datasett er korrigert for aksjesplitter. Vi får dermed ikke undersøkt om kursmålene blir mer optimistiske etter splitter, som observert i arbeidet til Roger et. al. (2018). Datasettet er også korrigert for endringer i aksjemengden, noen kurser vil derfor være kunstig høye eller eventuelt lave når vi ser i et historisk perspektiv, sammenlignet med hva kursen faktisk var på tidspunktet. Dette vil medføre støy i datasettet, hvor noen kurser er feil kategorisert. Analysen er derfor relativt svak sammenlignet med studien, men kan allikevel være interessant å se om våre resultater peker i retning av en lav-kurs skjevhet.

Tabell 6:

Implisitt Avkastning	Under kr 100	100 - 200	200 -300	300 - 400	Over 400
Gjennomsnitt	26,08 %	10,47 %	5,27 %	5,54 %	1,66 %
Median	19,84 %	11,15 %	6,21 %	6,28 %	-2,28 %
Standardavvik	35,61 %	15,87 %	11,34 %	13,63 %	25,83 %
Observasjoner	491	217	71	33	47

Noter: Tabellen viser den implisitte avkastningen ved publisering av kursmål, fordelt basert på den nominelle aksjekursen ved publiseringstidspunktet.

I tabellen over ser vi at den implisitte avkastningen er nesten 25% høyere for aksjer med en kurs på under 100kr sammenlignet med aksjer som har en kurs på over 400kr. Totalt sett ser vi at den implisitte avkastningen er høyere for lave kurser, men i gruppen 200-300kr og

300-400kr så er den implisitte avkastningen faktisk 0,27% høyere for sistnevnte. Som forklart er dataene relativt svake, på grunn av ulike utfordringer. Det er likevel en indikasjon på at en lav-kurs skjevhet kan være eksisterende i vårt datasett.

4.4 Oppsummering av funn

I dette kapittelet har vi avdekket flere funn. Analysen av Kursmål-indeksen avdekket at kursmålene er signifikant ulik dagens kurs ved publisering og dermed bekreftet at analytikerne anser at dagens kurs ikke er beste estimat på verdien av en aksje. Videre undersøkte vi differansen mellom Kursmål-indeksen mot OBX-indeksen et år frem i tid. Formålet var å undersøke hvor nøyaktig analytikerne predikerte den fremtidige utviklingen til OBX-indeksen. Funnene her var varierte, basert på om man inkluderte observasjoner etter 1. mars. Ved det fullstendige datasettet var det signifikant forskjell mellom Kursmål-indeksen og faktisk OBX-indeksen. Når man ekskluderte Covid-19 derimot ble forskjellen mellom de to datasettene ikke signifikant.

Ved bruk av metoden etablert av (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010) fant vi at våre funn samsvarte med funnene i den originale studien. I snitt predikerte analytikerne en oppside på 18,25%, med en gjennomsnittlig IS (ideell strategi) prediksjonsfeil på 9,80%. Samlet sett ble kursmålene oppjustert ved neste oppdatering, med henholdsvis 3,31% i snitt. Datasettet inneholdt også flest variabler innen «strong-buy» kategorien. Noe som videre forsterker antagelsen om overkonfidens blant analytikerne.

Undersøkelsen av lav-kurs skjevhet basert på (Roger, Roger, & Schatt, Behavioral bias in number processing: Evidence from analysts' expectations, 2018) ga indikasjoner på at dette kan være eksisterende i vårt datasett. Hvor vi så om den nominelle aksjekursen har betydning på den predikerte avkastningen i analysene. Resultatet ble at aksjekurser under 100 NOK hadde en markant høyere implisert avkastning enn aksjekurser over 400 NOK.

5.0 Diskusjon

Vi vil i dette kapitlet diskutere og drøfte resultatene vi gjennomgikk under kapitlet Funn. Diskusjonskapitlet er delt inn etter de respektive metodene vi benyttet for å analysere nøyaktigheten til kursmålene som ble produsert av DNB-Markets. Videre deler vi diskusjonen inn etter fundamentene vi bruker for å drøfte funnene. Det ene fundamentet vi bruker er standard økonomisk teori og det andre adferdsfinans.

5.1 Svakheter

Oppgaven har forsøkt å belyse svakheter underveis, men vi vil for ordens skyld ta det opp her for å gi en mer strukturert oppstilling av svakhetene.

Som vi tidligere har nevnt er det en svakhet ved at alle kursmålene vi har analysert er fra DNB Markets. Ideelt skulle vi gjerne hatt tilgang til historiske kursmål fra flere av de store meglerhusene, og vi har kontaktet flere meglerhus uten hell. Vi føler oss likevel trygge på at det omfattende datasettet vi har fått tilgang til kan være med på å belyse problemstillingen, særlig ettersom at DNB Markets er det største meglerhuset i det norske markedet.

Studien gjennomført av Bonini et al. (2010) er i større skala og mer omfattende enn hva vi har hatt mulighet til å gjennomføre, vi kan derfor ikke gjennomføre alle analysene som er blitt gjort i studien. Det er en svakhet i form av at vi ikke kan analysere dataene i like stort omfang som vi gjerne skulle hatt kapasitet til. Vi har derfor prioritert delene vi har funnet mest nyttige for å belyse problemstillingen basert på det datasettet vi har hatt tilgjengelig.

Datasettet er også preget av at selskaper som ble tatt av børsen av ulike grunner ikke er en del av den tilgjengelige dataen. Dermed vil ekstrem tilfeller, hvor selskapene går konkurs, ikke være en del av analysen. Det samme vil også gjelde selskaper som ble kjøpt opp og tatt av børs. Denne effekten påvirker våre to metoder ulikt. Ved analysen på aggregert nivå, medfører dette hull i datasettet som gjør at når vi vekter om analysene til OBX-indeksen, vil vi ikke til enhver tid ha et helt korrekt sammenligningsgrunnlag som diskutert tidligere. Ettersom deler av manglene er av selskaper som faller i verdi vil dette trekke OBX-indeksen ned, uten at Kursmål-indeksen blir påvirket. Ettersom at DNB-Markets sine kursmål ikke er korrigeret for utbytte, kan man spekulere i at de to effektene vil påvirke

resultatet i motgående retning og dermed reduserer effekten. Til hvilken grad er uvisst. Når det gjelder analysen av datasettet basert på Bonini et al. (2010) vil effekten være at de selskapene som falt mest i verdi blir utelatt. Samt, at selskapene som falt mye i verdi, fortsatt er notert. Dermed vil særlig «strong sell» kategorien bli påvirket av manglene på data.

En svakhet i vår analyse som er basert på Roger et. al. (2018) er at vårt datasett er korrigert for endringer i aksjemengden. Dermed vil noen kurser være kunstig høye eller eventuelt lave når vi ser i et historisk perspektiv, sammenlignet med hva kursen faktisk var på tidspunktet. Dette vil medføre støy i datasettet, hvor noen kurser er kategorisert feil. Datasettet er også korrigert for aksjesplitter, så vi får ikke undersøkt om kursmålene blir mer optimistiske etter splitter, som de observerte i arbeidet til Roger et. al. (2018).

5.2 Aggregert

I denne delen av kapitlet skal vi sette søkelys på resultatene fra analysen av DNB Markets sine kursmål omgjort til et estimat på OBX-indeksen som vi har navngitt Kursmål-indeksen.

5.2.1 Statistikk og standard økonomisk teori

I delkapitlene under vil vi diskutere de statistiske resultatene fra analysene som ble gjort i forbindelse med Kursmål-indeksen, for å videre diskutere resultatene opp mot standard økonomisk teori og adferdsfinans.

5.2.1.1 Statistikk

Når vi brukte T-test for å sammenligne Kursmål-indeksen med den faktiske OBX-indeksen ved tiden T, altså ved publisering, observerte vi en signifikant forskjell, både med og uten Covid-19 i datasettet. Dette innebærer at Kursmål-indeksen faktisk er ulik dagens kurs. Dette tyder på at analytikerne ikke anser aksjekursen ved T som beste estimat for den underliggende verdien til aksjen. Dette bekrefter dermed at formålet til aksjeanalyser er å avdekke feilprising i markedet. Noe som bekrefter formålet med oppgaven. Ettersom at dataene viser at analytikerne aktivt ønsker å finne feilprising i markedet, åpner dette for muligheten til å analysere og dokumentere til hvilken grad dette er mulig å oppnå.

Nå som vi har fått bekreftet at kursmålene ved T er signifikant ulike kursen ved T ønsker vi å diskutere nøyaktigheten til målene et år frem i tid. Funnene viser at kursmålene ved T imidlertid ikke er signifikant ulike faktiske kurser ved T+1 inkludert Covid-19. Det vil si at vi beholder null-hypotesen. Kursmål-indeksen klarer å predikere utviklingen til aksjemarkedet med et gjennomsnitt lik null og med et kjent standardavvik.

I henhold til Semi-strong EMH er det ikke mulig å skape risikojustert meravkastning basert på fundamental analyse. Det vil si at man ikke kan regne seg frem til feilprisinger av selskap, ettersom all feilprising ville blitt korrigert av rasjonelle aktører. Aksjeutviklingen til enkeltsekskapet vil være tilfeldig ettersom at all informasjon allerede er priset inn. Ved å bygge en portefølje etter markedsporteføljen vil det innebære at tilfeldighetene i snitt over tid vil nøytralisere hverandre. Her skiller en analytiker seg fra en investor. Selv om en investor ikke vil ha muligheten ifølge EMH til å skape høyere risikojustert meravkastning enn markedsporteføljen, innebærer ikke det at investoren vet hva avkastningen vil være. Dermed vil det være en forskjell på å prøve å slå markedet og prøve å predikere hvilken avkastning markedet vil generere. Der en investor vil tenke relativt, vil en analytiker tenke mer nominelt. Således vil det være mulig for hvilken som helst investor å oppnå markedsavkastningen ved å kjøpe et indeksfond, men svært få vil klare å predikere hva avkastningen vil bli. Dette medfører at selv om vi beholder null-hypotesen om at i snitt klarer DNB-Markets å predikere avkastningen i aksjemarkedet, vil man ikke kunne handle på informasjonen ettersom den ikke inneholder noen kunnskap som kan skape meravkastning. Likevel vil informasjonen gi en indikasjon på avkastningen til det norske aksjemarkedet som man kan bruke til å sammenligne mot andre aksjemarkeder og finansielle aktiva.

En svakhet som oppstod for null-hypotesen, var at ved å anse Covid-19 som et ekstraordinært tilfelle og dermed fjerne hendelsen fra datasettet, faller P-verdien under signifikansnivået. Anser vi dette som en normal periode, vil man dermed ikke anse Kursmål-indeksen som å kunne predikere aksjemarkedet. En av utfordringene med denne tolkningen er at det ekskluderer datapunkter. Ved å fjerne data fra faktiske hendelser som alle aktører i finansmarkedet måtte håndtere, kan man argumentere for at man tilpasser dataene og analysen en ikke eksisterende relativitet. Dermed burde det heller ikke bidra til mer informasjon om det faktiske aksjemarkedet.

Likevel viser analysene at Kursmål-indeksen har en snitt-differanse er på +/- 2 % av faktisk avkastning med et standardavvik på rundt 11% og en P-verdi mellom 1 og 15. Særlig med en relativt kort tidshorisont er det stor usikkerhet knyttet til resultatene, og mer forskning må til for å si noe om hvorvidt null-hypotesen holder for kursmål på et aggregert nivå.

Uavhengig er det bemerkelsesverdig hvor lite gjennomsnittdifferansen var mellom Kursmål-indeksen ved T og OBX-indeksen ved T+1. En forklaring kan være at meglerne har et bevisst forhold til historisk avkastning på Oslo Børs. Noe som vil innebære at de verdsetter selskapene basert på historisk avkastning og vurderer selskapene relativt basert på om de anser selskapet enten som over- eller underpresterer relativt til markedet. Dermed baserer de seg på ex-ante data for å lage et estimat ex-post. Denne metodikken vil i så fall være i prinsippet lik CAPM.

5.2.1.2 Markedsporteføljen og verdsettelse

En viktig sammenheng ved å tolke resultatene fra analysen av kursmålene på et aggregert nivå er forutsetningene i kapitalverdimodellen. Den marginale investoren antas å ha en veldiversifisert portefølje og dermed kun være eksponert mot den systematiske risikoen i markedet. Formålet med å lage et estimat på OBX-indeksen basert på enkeltelskaper, var å lage en tilnærming til markedsporteføljen. For å gjøre sammenligningsgrunnlaget mest mulig realistisk valgte vi OBX-indeksen. Den inneholder som sagt de 25 mest likvide selskapene på Oslo Børs og vi anser dermed dette som den best mulige tilnærmingen til den markedsporteføljen man realistisk kan anta å eie. Ettersom at markedsporteføljen er tilstrekkelig diversifisert skal den i utgangpunktet bare inneholde systematisk risiko. Dette medfører at over tid vil hendelser for enkeltelskapet ikke påvirke resultat. Årsaken til dette er at gjennomsnittet av alle enkelthendelsene går mot null. Dermed blir man kun eksponert mot den systematiske risikoen. Hypotesen vår var at samme effekt også ville være gjeldende for kursmålene til det enkelte selskap som var en del av indeksen. Dermed, med å samle alle kursmålene som var en del av markedsporteføljen, kunne enkelt-målet ha en gjennomsnittsfeil som var ulik null og likevel vil de samlet kunne predikere retningen på markedet.

Risikoen til Kursmål-indeksen skal også være lik markedsporteføljen. Det er et resultat av at gjennomsnittlig betaen til porteføljen også må være 1, av den grunn at der er OBX-indeksen som er den markedsporteføljen selskapene beregner sin varians mot.

En av utfordringene ved bruk av verdsettelse er at selv om avkastningskravet i snitt er 1, betyr ikke det nødvendigvis at antagelsene i endringen i kontantstrøm i snitt er lik det estimerte. Selv om metoden er kvantitativ, er den likevel ikke objektiv (Damodaran, 2012). En annen utfordring er at markedets risikopremie er et historisk estimat. Årlig faktisk avkastning har varians og vil dermed sjelden være lik den historiske risikopremien i enkelt perioder. Likevel, ettersom at null-hypotesen holder ved bruk av hele datasettet, kan dette bety at DNB-Markets klarer å overkomme de nevnte utfordringene. En av årsakene kan være at selv om man har subjektive antagelser om inntjeningen til enkeltsekskapet, vil likevel endringene falle under usystematisk risiko. Dermed burde estimatene i snitt også ha null i avvik.

5.2.1.3 Adferdsfinans

Analysen av OBX mot Kursmål-indeksen ved T viser at analytikerne i snitt antar at dagens markedsprising ikke er korrekte estimat på verdien av selskapet. Dette kan antyde at analytikerne er preget av overkonfidens. De tror at deres estimater er bedre enn den informasjonen som allerede er priset inn i aksjekursen. Noe som er et brudd med semi-strong EMH. Som nevnt tidligere, har studier vist at overkonfidens også oppstår blant profesjonelle aktører innen eget fagfelt. En ekspert innen sitt fagfelt vil også ha mest kunnskap om sin egen kompetanse og det arbeidet som har blitt lagt ned for å nå kursmålet. Denne skjevheten i informasjonsgrunnlaget mellom seg selv og andre kan forklare hvorfor mennesker har en tendens til å rangere seg selv over gjennomsnittet. Dette kan dermed lede tilbake til at man anser sine egne kursmål som mer nøyaktige og gjennomtenkte enn dagens markedskurs.

Effekten vil videre bli forsterket av at selv om man får tilbakemelding fra markedet i form av kursutvikling, blir likevel sjeldent analyser etterprøvd. Dersom antagelsene slo feil, kan analytikeren korrigere sitt tidligere kursmål. Trolig forklarer dette hvorfor standardavviket til forskjellen mellom OBX mot Kursmål-indeksen ved T har et relativt lavt standard avvik på 5%.

Etterpåklokskap forsterker overkonfidens. Når man vet hvilke nyheter som har blitt lansert etter kursmålet ble satt og hvilken effekt det hadde på kursen, vil det ofte fremstå som opplagt hvorfor det ble som det ble. Utfordringen er at man vet ikke på forhånd hva som kommer til å hende i fremtiden, hvor av semi-strong EMH tilsier at all tilgjengelig informasjon er reflektert i kursen. Likevel vil man styrke sitt eget selvbilde ved at man forsto hendelsen ex-ante. Dette medfører dermed ikke at man har forbedret sine egenskaper til å lage kursmål for fremtiden.

En annen skjevhet som kan påvirke kursmålenes nøyaktighet, er neglisjering av grunnfrekvensen. Gjennomsnittsselskapet kan ikke gjøre det bedre enn markedet. Likevel er aksjemarkedet preget av flere kjøps- enn salg anbefalinger. Her må vi se på resultatene fra OBX mot Kursmål-indeksen ved T+1. Kursmålene samlet var ikke signifikant ulik kursen ett år frem i tid. Dette tyder på kursmålene i snitt tar høyde for grunnfrekvensen.

Størrelsen på datasettet øker også effekten Covid-19 har på resultatene. Dette blir særlig synlig i analysen av OBX-indeksen mot Kursmål-indeksen ved T+1. Hvor null-hypotesen holder i hele datasettet, men ikke når vi ekskluderer Covid-19. En årsak til dette kan være at DNB-Markets er overoptimistiske på sine egne evner og neglisjerer grunnfrekvensen. Konsekvensen er at de predikerer svakere kursutvikling på selskapene i OBX-indeksen, enn den faktiske utviklingen. Når det da kommer en utforutsett hendelse som drastisk reduserer utviklingen på indeksen som gjør estimatene mer korrekte. Dette vil da være et resultat av tilfeldigheter og ikke evnene til analytikerene.

5.3. Kursmålnøyaktighet

I denne delen av oppgaven skal vi gjennomgå og diskutere funnene fra analysen basert på Bonini et al. (2010) og Rogers et al. (2018). Vi vil først diskutere resultatene i kontekst av de statistiske resultatene og standard økonomisk teori, før vi avslutningsvis ser på effekter fra adferdsfinans.

5.3.1 Statistikk og standard økonomisk teori

Kursmålene vi analyserte har i helhet predikert en oppside på 18,25%, mens kursmålene i det italienske markedet predikerte en oppside på 14,9%. Dette er relativt nært med tanke på at italienerne hadde et mye større datasett enn oss. En oppside på 18,25% vil nok bli sett på

som relativt optimistisk av mange. En forklaring på den store oppsiden er at 37% av analysene var i «strong buy» kategorien. En klasse som predikerer en gjennomsnittlig oppside på hele 45,75%. Når man videre ser på oppdaterte kursmål, så oppjusteres kursmålene 3,31% i snitt. Dette kan stamme fra ny informasjon i markedet som gjør analytikerne mer optimistiske. En annen faktor kan være sentimentet i markedet, hvor aksjekursen beveger seg raskere enn analytiker antok. Økt optimisme grunnet reaksjoner fra investorer bør ikke påvirke analysen så fremt det ikke foreligger noe ny informasjon som fundamentalt tilsier det. Dermed kan det fremstå som om meglerne ønsker å holde kursmålet høyere enn dagens kurs. I den italienske studien ble kursmålene også oppjustert, her med 4,2% i snitt. Dette tyder på at det er en generell trend i meglerbransjen til å øke kursmålene over tid. En annen forklaring på dette funnet er at aksjemarkedet har i gjennomsnitt positiv avkastning. Dermed må kursen på selskapene i snitt også øke over tid. Det blir dermed vanskelig å konkludere med om kursmålene oppjusteres grunnet den generelle veksten i markedet, eller at analytikerne ønsker å fremlegge kjøpsanbefalinger.

Vi har også funnet at 43,26% av kursmålene blir nådd av markedsprisen ved slutten av tidshorisonten. Setter man økningen av kursmål i denne konteksten kan det indikere at formålet er å holde en konsekvent kjøpsanbefaling. Årsaken vil være at under halvparten av selskapene har nådd målet etter et år, og likevel er den neste analysen i snitt høyere. Usikkerheten til en slik konklusjon er likevel høy, ettersom at vi analyserer gjennomsnitt hvor ekstremtilfeller kan påvirke snittet. Hvis alle selskaper som ikke nådde målet heller ikke fikk høyere mål, mens de som faktisk nådde målet ble oppjustert, ville likevel gjennomsnittsmålet bli oppjustert. Når man deler opp kursmålene som nådde målet i løpet av et år, er den største andelen som ble nådd i «hold» klassen. I denne klassen blir 50,36% av kursmålene nådd i løpet av perioden. Det er kanskje ikke så imponerende at analytikerne har truffet rimelig greit på disse da predikert oppside/nedside på denne klassen er +5/-5%, men i «strong-buy» klassen nås faktisk 43,26% av markedsprisene kursmålet ved slutten av tidshorisonten. Denne klassen har som tidligere nevnt en predikert oppside på minimum 20%. Til sammenligning var det bare 7,32% av kursmålene i samme klasse fra den italienske studien som ble nådd av markedsprisen ved slutten av tidshorisonten (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010). Dette kan tyde på at analytikerne ved DNB-Markets har høyere treffsikkerhet, men også her gjør den betydelige mindre mengden data det mer usikkert hvor sikre konklusjoner vi kan trekke.

Resultatene i δ_1 variabelen viser at det ville vært mulig å oppnå en avkastning på 19,31% i snitt dersom investorer perfekt kunne forutse priser gjennom tidshorizonten.

Grupperingene er som nevnt fordelt på grunnlag av hvilken implisitt avkastning som er predikert av analytikerne, fra tabell 5 ser vi at det faktisk går i stigende rekkefølge fra «sell» til «strong-buy» i mulig avkastning dersom investorer perfekt hadde forutsett prisene. «Strong-sell» ville imidlertid gitt bedre avkastning enn «sell», selv om begge er negative. Dersom man hadde shortet aksjene i gruppen «sell», ville denne klassen gitt bedre avkastning enn «strong-sell» klassen. Analytikernes anbefalinger kan ved første øyekast se ut til å gi en indikasjon på hvilke aksjer som vil prestere best, ved å se på implisitt avkastning. Vi ser dog at resultatene har høyt standardavvik, spesielt i «strong-buy», «buy» og «hold» klassene, noe som tilsier at det er stor spredning fra snittet og at det sannsynligvis er noen få aksjer som har gjort det veldig bra i perioden.

Datasettet vårt har i snitt en oppside-overoptimisme på 9,8%, dette ser vi i δ_2 som er variabelen for analytikers prediksjonsfeil. Igjen har resultatene høye standardavvik, som tilsier at det er stor spredning i datasettet. Hvis vi ser på «strong-buy» så finner vi en oppside-overoptimisme på 28,16%, som tilsier at analytikerne har predikert en 28% høyere kurs i snitt enn hva som faktisk ble oppnådd i løpet av tidshorizonten. Her ser vi også et standardavvik på 110,52%. Altså vil man forvente at noen av kursmålene har vært særdeles overoptimistiske mens andre har vært konservative, men totalt sett utviser altså analytikerne en oppside overoptimisme på 28% i denne klassen. I motsetning ser vi at analytikerne opptrer konservativt i begge «sell» klassene, med henholdsvis -1,26% i «sell» og -13,48% i «strong-sell» klassen. Analytikerne har altså predikert mindre nedside enn hva som etter hvert blir observert i markedet innen tidshorizonten til kursmålene. «Hold» klassen som inneholder kursmål med en implisitt avkastning på $\pm 5\%$ gir en δ_2 på -5,81 som tilsier at analytikerne også her opptrer konservativt i forhold til hva som faktisk oppnås i løpet av tidshorizonten.

5.3.2 Adferdsfinans

Det er flere faktorer i analyseresultatene i metoden basert på Bonini et al. (2010) som kan tyde på at det er skjevheter involvert, det vil likevel være vanskelig å peke på konkrete skjevheter og hevde at det er nettopp dette som har spilt en rolle. Vi har mange usikkerhetsfaktorer som kan påvirke resultatene, og vil derfor peke på noen av skjevhetene som kan være i spill, uten å trekke noen konklusjoner.

Vi ser blant annet at kursmålene i helhet blir oppjustert med 3,31% i snitt, det kan være flere årsaker til dette. I kolonne 3 ser vi at det originale målet i snitt er overgått av faktisk markedskurs med 10% når det neste målet blir publisert. En mulig skjevhet som kan knyttes til dette er feilkalibrering, som er tendensen individer har til å overestimere presisjonen på egen kunnskap. Eventuelt kan det hende at kursmålene fundamentalt var riktig, men at investorer reagerte irrasjonelt og derfor drev kursene opp slik at prisen faktisk var overpriset? Det er ekstremt mange faktorer som spiller inn og det er nettopp derfor det er vanskelig å si hva som er grunnen. Kan oppjusteringen stamme fra en bekreftelsesfelle fra analytikerne? Hvor de ser at kursen blir nådd, som bekrefter at verdsettelsen er «rett», og dermed fører til at de overdriver verdsettelsen på eksempelvis ny teknologi, på grunn av bekreftelsen investorer i markedet gir når kursmålet blir nådd. Likevel er det viktig å påpeke at det kan være mer rasjonelle forklaringer på kolonne 3. Denne parameteren har ikke tidsbegrensning og oppdaterte kursmål kan komme lenge etter det opprinnelige kursmålet. Resultatene kan derfor være såpass høye på grunn av at noen selskaper eksempelvis har gått flere år uten å få oppdatert kursmål.

Når vi ser på resultatene fra δ_2 variabelen, så ser vi at oppside-overoptimismen er på 11,87% i snitt. Analytikerne har altså i snitt predikert enn oppside som er nesten 12% høyere enn hva som maksimalt blir oppnådd i løpet av tidshorizonten til kursmålet. Resultatene i δ_2 kan tyde på at analytikerne opptrer overkonfident. Som tidligere nevnt har vi mennesker en tendens til å opptre overkonfident, og man har i tidligere forskning sett at denne effekten er særlig fremtredende når vanskelighetsgraden er moderat til ekstrem (Slovic, Fischhoff, & Lichtenstein, 1977). Den predikerte oppsiden som altså ikke oppnås innen tidshorizonten kan skyldes en overestimering av presisjonen på egen informasjon, som ikke verdsettes av investorer, dette kan relateres til feilkalibrering. «Self-attribution» skjevheten kan også spille en rolle. Det kan tenkes at analytikere som har truffet godt på kursmål tidligere vektlegger egen påvirkning i hvordan markedet reagerer, og bidrar dermed til at overkonfidens utvikles. Det er som nevnt vanskelig å trekke konklusjoner, datasettet har relativt store standardavvik på denne variabelen. Vi har heller ikke mulighet til å undersøke dette nærmere ved å gjennomføre tester for å spesifikt undersøke ulike skjevheter.

Analysen som blir gjort for å undersøke en eventuell lav-kurs skjevhet peker i retning på at dette kan være eksisterende i vårt datasett, med forbehold om svakheter som er poengtert. I studien til Roger et al. (2018) fant de at aksjer med en kurs på under \$10 ga en gjennomsnittlig implisitt avkastning på 31,78%, mens aksjer med en kurs på over \$40 ga en gjennomsnittlig avkastning på 17,00. De peker også på preferansen for avrundede tall som en mulig psykologisk faktor som kan være med på å påvirke den implisitte avkastningen. Hvis en optimistisk analytiker eksempelvis avrunder sitt «riktige» kursmål på 10,73 kr til den nærmeste hele krone (11kr), så vil avrundingen øke den implisitte avkastningen med 2,5%. Hvis analytikeren derimot gjør samme avrundning på et kursmål på 170,73kr opp til 171kr så vil den implisitte avkastningen bare øke med ca. 0,16%. Roger et al. (2018) fant at hele 92% av kursmålene var avrundet til nærmeste hele dollar, hvor det er variasjoner i de ulike prisgrupperingene. Det er naturligvis en lavere andel av kursmålene med lave kurser som blir avrundet, men likevel opp mot 70%. Som man ser fra eksempelet, gir det mye større utslag på implisitt avkastning ved å avrunde lave kursmål. Av de 82 330 kursmålene i studien til Rogers et al. (2018) som er en del av lav-pris grupperingen (\$0-\$10), blir 57 619 avrundet på dollaren, 14 357 på halv dollar, 4 378 på en kvart dollar «quater», 3 863 på en «dime» som er en tiendedel av en dollar, og 862 til nærmeste «nickel» som er en tjuendedel av en dollar (Roger, Roger, & Schatt, 2016). Likevel gir ikke avrundingen sterke nok beviser til å forklare lav-kurs effekten.

Så hva er det som forklarer lav-kurs effekten? I studien peker de på funn som er konsistente med forskning som er gjort i nevropsykologi, som viser at mennesker prosesser små tall på en lineær skala, og store tall på en logaritmisk skala. Ut ifra våre resultater vil det være naturlig å tenke seg at det samme kan være gjeldende for norske analytikere, det må dog en mer omfattende analyse til for å se på signifikansen til resultatene i et større datasett med flere variabler. Et datasett som ikke er korrigert for aksjesplitter ville absolutt vært å foretrekke for å se nærmere på lav-kurs skjevheten. Roger et al. (2016) fant at aksjesplitter gjør analytikerne mer optimistiske. De kategoriserer splittene med en ratio mellom 1,25 og 2 som type-1 splitter, og den andre kategorien som type-2 splitter hvor ratioen er større eller lik 2. Resultatene viser at implisitt avkastning øker med 4,53% for type-1, og 5,98% for type-2. Pre-split implisitt avkastning var henholdsvis 15,78% og 16,33%. Som vi har nevnt har ikke aksjesplitter noe effekt på markedsverdien, så den økte implisitte avkastningen kan ikke stamme fra høyere markedsverdi.

Det kan altså tyde på at analytikerne vi har undersøkt har en ubevisst adferdsskjevhet ved prosessering av tall, som observert i Roger et al. (2018) sine undersøkelser. For fremtidig forskning vil det være interessant å analysere et stort datasett for å se om resultatene tilsier at det er en lav-kurs skjevhet blant norske analytikere.

5.4 Sammenligning

Hvis man ser på δ_2 resultatene opp mot tabell 3 «*forskjellen mellom Kursmål-indeksen og faktisk indeks*», så ser vi at oppsiden analytikerne predikerer på δ_2 er mye høyere enn den faktiske oppsiden som blir observert når vi ser på Kursmål-indeksen målt opp mot den modifiserte OBX-indeksen. I Kursmål-indeksen mot den faktiske OBX-indeksen så er den predikerte oppsiden 0,08% lavere enn den faktiske OBX-indeksens avkastning. Mens i tabell 5 er δ_2 oppside overoptimismen på hele 9,8%. Intuitivt så virker disse resultatene svært motstridende, men i den estimerte OBX-indeksen så er aksjene vektet etter den faktiske OBX vektingen, hvor Equinor blant annet er opp mot 20% av vektingen, i motsetning er aksjene ikke vektet i variabelen δ_2 . I tillegg speiler Kursmål-indeksen bare selskapene som til enhver tid er del av den faktiske indeksen, δ_2 følger imidlertid alle selskapene som i løpet av perioden har vært del av indeksen. Så selskaper som blir tatt ut av OBX-indeksen vil også bli tatt ut av Kursmål-indeksen, men fortsatt være en del av datamaterialet for δ_2 variabelen.

Denne forskjellen i målemetode medfører at sammenligningsgrunnlaget mellom de to analysemetodene ikke er optimal. Særlig med tanke på de mer ekstreme analysene. Årsaken er at de selskapene som er en del av indeksen, og særlig de som vektes tungt, er mer modne selskaper, som er mer stabile og som blir dekket av et bredere investormiljø. Dette medfører at muligheten for feilprising i markedet blir mindre. Videre så kreves det mer overraskende nyheter og mer binære utfall for at det skal være et svært høyt standard avvik. Dermed er det trolig mindre selskaper som preger «strong buy», mens de har lav eller ingen påvirkning på analysen på aggregert nivå.

6.0 Konklusjon

Vi har i denne oppgaven prøvd å svare på spørsmålet; «Hvor treffsikre er analytikerens kursmål?». For å kunne svare på problemstillinger har vi brukt to ulike metoder for å analysere kursmålene samlet fra DNB-Markets. Først lagde vi Kursmål-indeksen, vi fant da at kursmålene ved tidspunkt T var signifikant ulik kursen. Dette innebærer at analytikerne ikke anser all tilgjengelig informasjon som priset inn i kursen. For å avdekke hvorvidt deres estimater samlet sett kunne predikerer kursutviklingen til indeksen sammenlignet vi Kursmål-indeksen ved T mot den fremtidige faktiske OBX-kursen ved T+1 år. Vi fant da at forskjellen mellom de to ikke var signifikant ulik. For å utdype dataen videre, valgte vi å også analysere datasettet ekskludert observasjoner etter 1. mars 2020. Hensikten var å redusere effekten fra Covid-19. Dette medførte at forskjellen ble en signifikant forskjell mellom faktisk OBX ved T+1 og Kursmål-indeksen ved T. Videre trakk vi inn flere dokumenterte fenomener fra adferdsfinans, hvor hovedfokuset ble lagt på årsaker til overkonfidens.

I den andre analysen fulgte vi studien til Bonini et al. (2010) tett, vi benyttet oss av samme filtreringer og parametere, men i et mindre omfang enn italienerne. Resultatene dette ga oss var konsistente med funnene til Bonini et al. (2010), hvor prediksjonsfeilen konsekvent var ulik null og positiv i signaler. Vi ser altså at analytikerne predikerer en større oppside enn hva som i snitt nås i løpet av tidshorizonten, og hvor under halvparten av kursmålene blir møtt av markedsprisen ved slutten av tidshorizonten. T-testen som blir gjennomført for å se på prediksjonsfeilen til analytikerne er signifikant, og viser at analytikerne ikke effektivt klarer å predikere fremtidige priser i markedet.

For å videre supplere de to analysene gjennomførte vi en forenklet analyse for å se om datasettet vårt ga indikasjoner på om en lav-kurs skjevhet kunne være til stede. Analysen indikerte at dette kunne være tilfellet, men resultatene er svake på grunn av datasettet vårt som er filtrert for å tilpasses hovedanalysene våre.

Vi bygger vår null-hypotese på antagelsene fra standard økonomisk teori. De tilsier at aktørene i markedet er rasjonelle og ønsker å maksimere egen vinning. Dermed er vår null-hypotese at kursmålene klarer å predikere fremtidig kursutvikling med en gjennomsnittlig differanse på null og et kjent standardavvik. Alternativ-hypotesen er at gjennomsnittlig

differanse mellom kursmål og faktisk kurs er ulik null. Vi finner i vår analyse resultater som stemmer overens med metoden vi har replikert. Våre funn er signifikant og viser at analytikere ikke er treffsikre ved utstedelsen av sine enkelt kursmål. De har en gjennomsnittlig differanse konsistent ulik null og kursmålene er preget av oppside skjevhet, hvor analysene er overoptimistiske. Dermed forkaster vi null-hypotesen og konkluderer med at enkelte kursmål ikke er treffsikre.

Når vi derimot tar Kursmål-indeksen, finner vi at kursmålene ikke er signifikant ulike den faktiske OBX-indeksen et år frem i tid. Dermed beholder vi null-hypotesen om at kursmålene har en gjennomsnittlig differanse på null og et kjent standardavvik på et aggregert nivå. Dette funnet blir likevel motbevist dersom man fjerner observasjoner knyttet til Covid-19. Dermed kreves videre forskning for å komme med en mer sikker konklusjon.

6.1 Videre forskning

Oppgaven har hatt som formål å belyse nøyaktigheten til kursmål og prøvd å analysere resultatene med et adferdsfinans perspektiv. Resultatet er at selv om vi har noen funn, har vi også avdekket enda flere spørsmål. For å utvide forståelsen innenfor fagfeltet kreves det derfor videre forskning. Det burde undersøkes muligheten for å bruke samme metode, men med et datasett som strekker seg lengre bak i tid og som har analyser fra flere meglerforetak. Det burde også inkorporeres oppdateringsfrekvens for å øke forståelsen av hvilken effekt etterpåklokskap har på analysene.

I forhold til analysen vi har gjennomført for å undersøke lav-aksjekurs skjevheten så ville det vært interessant med videre forskning hvor man tar utgangspunkt i et større datasett og bruker tilsvarende filtreringer og parametere som i studien til Rogers et al. (2018). Ved å gjøre dette vil man kunne se om lav-kurs skjevheten gir resultater som tyder på at effekten er til stede i det norske markedet med mer tyngde enn hva vi får presentert i vår analyse.

For å styrke forståelsen av kursmål kreves det også en dypere forståelse metodene som blir anvendt av analytikeren for å komme frem til de respektive kursmålene. Vi foreslår å kartlegge metodene som blir brukt for verdsettelse av selskaper. Et formål vil være å undersøke avkastningskravet som blir brukt for å sette analysene inn i konteksten av

grunnfrekvensen som blir lagt til grunn. Dette kan utvider med en spørreundersøkelse av analytikere. Hvor man måler implisitt avkastning for indeksen, mot hva deres beste estimat på OBX utviklingen om et år. Dermed undersøke hvorvidt analytikeren tar høyde for hvordan de tror aksjemarkedet som selskapene er en del av kommer til å utvikle seg. Dette gir også en mulighet for å analysere forskjellen på system 1 og 2 tenking ved predikasjoner av aksjemarkedet. Etter som at man kan anta at man bruker system 2 ved utforming av en analyse, men heller system 1 ved svar på en spørreundersøkelse.

Table 4
Reports Accuracy Summary Statistics

	$[TP_t/P_t]-I$	$[TP_{t+n}/TP_t]-I$	TPmetANY	TPmetEND	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4
Strong buy								
Mean	36.93%***	5.31%***	11.61%	7.32%	13.54%***	22.26%***	2.97%***	36.85%***
Median	28.62%	0.00%	32.41%	26.33%	7.60%	18.72%	1.79%	26.82%
Std. Dev.	55.04%	36.73%	1,896	1,896	18.39%	50.27%	21.53%	58.63%
N. of obser.	1,896	1,574				1,896		
Buy								
Mean	19.25%***	7.48%***	25.51%	15.14%	13.19%***	6.98%***	2.96%***	20.52%***
Median	16.53%	0.00%	43.35%	35.67%	7.61%	8.11%	1.52%	14.97%
Std. Dev.	12.86%	111.93%	4,295	4,295	18.71%	15.37%	20.44%	31.07%
N. of obser.	4,295	3,642				4,295		
Hold								
Mean	5.73%***	2.61%	50.62%	30.71%	7.03%***	-3.37%***	2.00%***	9.58%***
Median	5.00%	0.00%	50.01%	46.07%	3.58%	-0.12%	0.69%	6.15%
Std. Dev.	12.67%	85.48%	3,795	3,795	20.39%	21.52%	21.94%	29.62%
N. of obser.	3,795	3,336				3,795		
Sell								
Mean	-9.92%***	-8.76%***	46.34%	27.94%	-9.93%***	-8.99%*	-0.56%***	6.99%***
Median	-9.86%	-2.67%	49.91%	44.78%	-6.25%	1.50%	-0.95%	11.52%
Std. Dev.	13.20%	34.67%	852	852	21.60%	46.27%	24.92%	41.90%
N. of obser.	852	743				852		
Strong Sell								
Mean	-31.99%***	20.62%***	15.29%	7.06%	-10.74%***	19.75%***	-0.43%***	29.14%***
Median	-29.37%	0.00%	36.34%	26.01%	-6.01%	24.29%	-1.04%	31.94%
Std. Dev.	15.15%	229.92%	97	97	14.83%	32.77%	20.04%	24.21%
N. of obser.	97	91				97		
TOTAL			33.12%	20.00%				

Notes: This table shows summary statistics for implicit returns, target price revisions and accuracy metrics. In Column 1 we report predicted implicit returns computed as the difference between target price and the market price at the issue date. In Column 2 we report the quantitative change in Target Price revisions measured as the percentage difference between a target price and its closest revision. Columns 3 and 4 report figures for the binary metric introduced by Bradshaw and Brown (2006), to allow comparison with previous studies. TPmetANY indicates the percentage of reports for which the market price reaches the target price at any point during the TP prediction window. TPmetEND indicates the percentage of reports for which the market price has reached the TP at the end of the TP prediction window. Columns 5 and 6 report figures for the Ideal Strategy (IS) accuracy control metric and variable respectively. Columns 5 and 6 report figures for the Feasible Strategy (FS) accuracy control metric and variable respectively.

Note: Vedlagt er original tabell fra (Bonini, Zanetti, Bianchini, & Salvi, 2010, s. 18). Som vår tabell 5 baseres på.

Referanser

- Ackert, L. F., & Deaves, R. (2010). *Behavioral Finance: Psychology, Decision-Making, and Markets*. Mason, Ohio: South-Western Educational Publishing.
- Alexandersen, M. A. (2020, Desember 15). "Hvordan kjøpe aksjer" er et av de mest søkte spørsmålene i år. *Finansavisen*. Hentet fra <https://finansavisen.no/nyheter/finans/2020/12/15/7598420/hvordan-kjope-aksjer-var-noe-av-det-nordmenn-googlet-mest-i-2020>
- Andersen, S. Q. (2002, Oktober 10). Nobelpris til "psykologisk" økonomi. *Forskning.no*. Hentet 2021 fra <https://forskning.no/forskningspriser-om-forskning-okonomi/nobelpris-til-psykologisk-okonomi/1089436>
- Barber, B., Lehavy, R., McNichols, M., & Trueman, B. (2001, April). Can Investors Profit from Prophets? Security Analyst Recommendations and Stock Returns. *The Journal of Finance*.
- Bar-Hillel, M. (1980). The base-rate fallacy in probability judgements. *Acta Psychol.*
- Bernoulli, D. (1954). Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk. *Econometrica*, 22(1), ss. 23-36.
- Bonini, S., Zanetti, L., Bianchini, R., & Salvi, A. (2010, November). Target Price Accuracy in Equity Research. *Journal of Business Finance and Accounting*, ss. 1177-1217.
- Bradshaw, M. (2002). The use of target prices to justify sell-side analysts' stock recommendations. *Accounting Horizons*, 16(1).
- Bradshaw, M., & Brown, L. (2006). Do Sell-Side Analysts Exhibit Differential Target Price Forecasting Ability? *Working paper*.
- Confidence*. (u.d.). Hentet fra Psychology Today: <https://www.psychologytoday.com/intl/basics/confidence>
- Damodaran, A. (2012). *Investment Valuation : Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset*. John Wiley and Sons, Inc.
- Dun and Bradstreet, i. B. (1967). *Patterns for Success in Managing a Business*. Crowell.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, vol. 25, ss. 383-417.
- Glaser, M., Nöth, M., & Weber, M. (2007). *Blackwell Handbook of Judgement and Decision Making*. Wiley-Blackwell.

- Kahneman, D. (2012). *Tenke, fort og langsomt*. PAX forlag .
- Kahneman, D., & Morewedge, C. K. (2010). Associative processes in intuitive judgment. *Trends in cognitive science, Vol.14, No.10*, ss. 435-440.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1973). On the psychology of prediction. *Psychological Review*.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1992). Conflict Resolution: A Cognitive Perspective. *Preference, Belief, and Similarity*, ss. 746-764.
- Lichtenstein, S., Fischhoff, B., & Phillips, L. D. (1982). Calibration of probabilities: The state of the art to 1980. *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases*, ss. 306-334.
- Liu, P., Smith, S., & Syed, A. (1990). Stock price reactions to the Wall Street Journal's securities recommendations. *Journal of financial and Quantitative Analysis*, ss. 399-410.
- Lundeberg, M. A., Fox, P. W., & Punčohař, J. (1994). Highly confident but wrong: Gender differences and similarities in confidence judgments. *Journal of Educational Psychology, 86(1)*, ss. 114-121.
- Markowitz, H. (1952, April 1). The Utility of Wealth. *Journal of Political Economy*.
- Nicholson, W., & Christopher, S. (2008). *Microeconomic Theory Basic Principles and Extensions (10. utg)*. South-Western College Publishing.
- Odean, T. (1998). Volume, volatility, price, and profit when all traders are above average. *The journal of finance, 53(6)*, 1887-1934.
- Odean, T. (1999). *Do investors trade too much?* American economic review, 89(5).
- Oslo Børs. (2021, 15 02). *Oslo Børs*. Hentet fra Newsweb:
<https://newsweb.oslobors.no/search?category=&issuer=&fromDate=2011-01-01&toDate=&market=&messageTitle=Constituents%20OBX>
- Ottaviani, M., & Sørensen, P. N. (2006). Reputational cheap talk. *The Rand journal of economics, 37(1)*.
- Ritter, J. (2006). Security analysts and conflicts of interest. *Keynote Speech, 30th Journal of Banking and Finance Conference Proceedings*. Beijing, Kina.
- Roger, P., Roger, T., & Schatt, A. (2016). Behavioral biases in number processing: The case of analysts' target prices. *Working paper 6th, Helsinki Finance Summit*.

- Roger, P., Roger, T., & Schatt, A. (2018, Mai). Behavioral bias in number processing: Evidence from analysts' expectations. *Journal of Economic Behavior & Organization*, Volume 149, ss. 315-331.
- Sharpe, W. F. (1963, January 1). A Simplified Model for Portfolio Analysis. *Management Science*, ss. 277 -293.
- Shefrin, H. (2010). Behavioralizing Finance. *Foundations and Trends in Finance*, Vol. 4, Nos. 1-2, pp. 1-184, s. 4.
- Slovic, P., Fischhoff, B., & Lichtenstein, S. (1977, November). Knowing with Certainty: The Appropriateness of Extreme Confidence. *Journal of Experimental Psychology Human Perception & Performance* 3(4).
- Stotz, O., & Nitzsch, R. v. (2005). The Perception of Control and the Level of Overconfidence: Evidence from Analyst Earnings Estimates and Price Targets. *The Journal of Behavioral Finance*, ss. 121-128.
- Svenson, O. (1981). Are We All Less Risky and More Skillful than our Fellow Drivers? *Acta Psychologica* 47 , ss. 143-148 .
- Thaler, R., & Sunstein, C. R. (2009). *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*. New York: Penguin Books.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1995). Conflict Resolution: A Cognitive Perspective. *Barriers to the Negotiated Resolution of Conflict*, (49–67).
- Varian, H. (1993). A Portfolio of Nobel Laureates: Markowitz, Miller and Sharpe. *Journal of Economic Perspectives*, ss. 159-169.
- Weinstein, N. D. (1980). Unrealistic Optimism About Future Life Events. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.39, No.5, ss. 806-820.