



**Kristine Algrøy og Helle A. Landsverk**

---

# **Hvor godt treffer analytikerne?**

**En studie av aksjeanbefalinger på Oslo Børs i perioden  
2004 – 2018**

**Masteroppgave våren 2019  
OsloMet – storbyuniversitetet  
Handelshøyskolen (HHS)**

**Masterstudiet i økonomi og administrasjon**

# Sammendrag

I denne oppgaven undersøker vi om analytikerens konsensusanbefalinger kan benyttes til å utlede lønnsomme investeringsstrategier i det norske aksjemarkedet. Vi utvikler et Python-program for å simulere utviklingen av porteføljer som vi konstruerer på bakgrunn av analytikeranbefalinger. Simuleringen kjøres på 91.608 daglige konsensusanbefalinger over en femtenårig periode fra 2004 til 2018, med daglig rebalansering av porteføljene.

Vi finner at porteføljene vi bygger basert på kjøpsanbefalinger gir en risiko- og markedsjustert meravkastning, men vi finner ikke at resultatene er statistisk signifikante i vår regresjonsanalyse. I vår analyse finner vi at holdanbefalinger bør betraktes av investorer som salgsanbefalinger. Videre finner vi at den verdivektede porteføljen basert på salgsanbefalinger gir en signifikant risikojustert negativ avkastning på 24,9 %, og vi diskuterer hvorvidt slike porteføljer kan brukes til å utlede lønnsomme handelsstrategier ved å ta shortposisjoner. Til slutt evaluerer vi prestasjonen til et norsk meglerhus i samme periode.

# Abstract

We investigate whether analyst consensus recommendations of stock market analysts can be used to deduce profitable investment strategies in the Norwegian stock market. We implement a stock trading scheme in Python based in order to programmatically simulate the development of portfolios constructed from analyst recommendations. We run the simulation on 91.608 daily analyst recommendations over a fifteen-year period from 2004 to 2018, with daily portfolio rebalancing.

We find that the portfolio we construct from buy recommendations yields a risk and market adjusted excess return, but the results are not found to be statistically significant in our regression analysis. Our analysis shows that hold recommendations should be considered by investors as sell recommendations. Furthermore, we examine if we can use sell recommendations to construct portfolios with a risk adjusted negative return. We find that we can indeed construct such portfolios, and our regression analysis finds these the observed risk adjusted negative return on 24.9 % to be statistically significant. We discuss whether these portfolios can be used to derive profitable trading strategies by taking short positions. Lastly, we evaluate the performance of a Norwegian brokerage house during the same period.

# Forord

Aksjemarkedet interesserer oss begge, og interessen har vokst ytterligere gjennom tiden som økonomistudenter. Valg av tema for masteroppgaven falt derfor naturlig på å finne en aktuell problemstilling innen finans som vi kunne teste på det norske aksjemarkedet. Inntoget av teknologi for å analysere markedet var en medvirkende faktor til at valget av problemstilling falt på tolkning av analytikeranbefalinger. Vi synes det er interessant å undersøke om analytikere faktisk er så dyktig at de klarer å spå fremtiden, eller om det de driver med kan kategoriseres som synsing og eventuelt flaks. Signal som kjøp, hold eller selg kan enkelt analyseres ved å bygge opp en algoritme, og kan potensielt benyttes i en tradingstrategi, forutsatt at den gir risikojustert meravkastning.

Ved å skrive en slik oppgave har vi fått bruk for mye av finansteorien vi har lært tidligere, og det har vært både spennende og lærerikt å få fordype seg mer på feltet, i tillegg til at oppgaven har økt kompetansen vår innen programmering. Samtidig har arbeidet med masteroppgaven også vært krevende og utfordrende.

Vi vil gjerne rette en stor takk til veilederen vår Sturla Fjesme, for ditt engasjement, dine verdifulle innspill og for din raske responstid når vi har hatt behov for veiledning. Vi vil også takke Ståle Zerener Haugenæss for god hjelp når vi har stått fast med programmeringen, uten deg hadde ikke datasettet vårt blitt så omfattende som vi ønsket. Avslutningsvis ønsker vi å takke de ansatte i meglerhuset som vi har vært i kontakt med og besøkt, for at dere har tilgjengeliggjort data til oppgaven og for deres engasjement rundt vår masteroppgave.

Oslo, 30. mai 2019

---

Kristine Algrøy

---

Helle A. Landsverk

# Innholdsfortegnelse

1.0 Introduksjon	7
1.1 Bakgrunn og formål med oppgaven	8
1.2 Problemstilling	9
1.3 Oppgavens oppbygging	10
2.0 Litteratur	11
2.1 Teori	11
2.1.1 Den moderne porteføljeteorien	11
2.1.2 Prisingsmodeller	13
2.1.3 Markedseffisiens	17
2.1.4 Faktormodeller	19
2.2 Tidligere empiriske studier	21
2.2.1 Forskning på EMH	21
2.2.2 Tidligere studier om aksjeanbefalinger	21
2.3 Aksjeanalytikere	25
3.0 Data	28
3.1 Datainnhenting	28
3.3 Risikofri rente	29
3.4 Referanseindeks	29
3.5 Faktorpremier	30
3.6 Porteføljekonstruksjon	30
3.7 Transaksjonskostnader	31
3.8 Shorting	32
3.9 Deskriptiv statistikk av dataene	33
4.0 Metode	35
4.1 Programmering	35
4.2 Avkastning	37
4.3 Regresjonsanalyse	38
4.4 Tidsserie	39
4.5 Regresjonsligningen	40
4.6 Alfa	40
4.7 Risikofaktorene	41

4.8 R2	41
4.9 Forutsetninger for OLS	42
4.10 Statistiske tester	48
5.0 Analyse	52
5.1 Annualisert avkastning	52
5.2 Resultater prestasjonsmål	53
5.2.1 Sharpe-raten	53
5.2.2 Treynor-raten	55
5.2.3 Tracking Error	56
5.2.4 Informasjonsraten	57
5.3 Risikojustert avkastning	58
5.3.1 Sensitivitetsanalyser av estimert alfa	62
5.3.3 Robusthetstest	64
5.4 Månedlig rebalansering	67
5.4.1 Annualisert avkastning	67
5.4.2 Prestasjonsmål månedlig rebalansering	69
5.4.3 Risikojustert meravkastning ved månedlig rebalansering	70
5.5 Analytikeranbefalinger fra et anonymisert norsk meglerhus	72
5.5.1 Annualisert avkastning	73
5.5.2 Prestasjonsmål	74
5.5.3 Risikojustert meravkastning	75
6.0 Diskusjon av funn	79
7.0 Konklusjon	84
7.1 Forslag til videre studier	85
8.0 Litteraturliste	87
9.0 Vedlegg	92
Vedlegg A: Programmeringskode Python	92
Vedlegg B: STATA kommandoer	99

## Figuroversikt

Figur 1: Diversifiseringseffekten

Figur 2: Kapitalverdimodellen

Figur 3 (a, b, c, d): Normalfordeling for likevektede porteføljer

Figur 4 (a, b, c, d): Normalfordeling for verdivektede porteføljer

Figur 5 (a, b, c, d): Spredningsdiagram for likevektede porteføljer

Figur 6: Hovedporteføljenes annualiserte avkastninger

Figur 7: Annualisert avkastning ved daglig og månedlig rebalansering

Figur 8: Annualisert avkastning for meglerhusets porteføljer

## Tabelloversikt

Tabell 1: Deskriptiv statistikk

Tabell 2: Sharpe-raten og standardavvik for hovedporteføljer

Tabell 3: Treynor-raten for hovedporteføljer

Tabell 4: Tracking Error for hovedporteføljer

Tabell 5: Informasjonsraten for hovedporteføljer

Tabell 6: Regresjonsanalyse for likevektede hovedporteføljer

Tabell 7: Regresjonsanalyse for verdivektede hovedporteføljer

Tabell 8: Markedsjustert daglig avkastning og alfa estimer ved daglig rebalansering

Tabell 9 (a, b): Regresjonsanalyse for likevektede porteføljer ved delt datasett

Tabell 10 (a, b): Regresjonsanalyse for verdivektede porteføljer ved delt datasett

Tabell 11: Sharpe-raten og standardavvik ved månedlig rebalansering

Tabell 12: Markedsjustert månedlig avkastning og alfa estimer ved månedlig rebalansering

Tabell 13: Sharpe-raten og standardavvik for meglerhusets porteføljer

Tabell 14: Regresjonsanalyse for meglerhusets likevektede porteføljer

Tabell 15: Regresjonsanalyse for meglerhusets verdivektede porteføljer

# 1.0 Introduksjon

Analytikere utsteder stadig anbefalinger om hvilke aksjer man bør kjøpe og selge. Meglerhus bruker mye ressurser på analytikere og kunder betaler for deres tjenester, hvilket betyr at analytikerne bør ha en særskilt kunnskap om markedet. Analytikere kan også rammes av en interessekonflikt, da institusjonene de er ansatt i ofte har som mål å skape profitt ved å øke antall transaksjoner på sine handelsplattformer. Således kan det tenkes at analytikere har insentiv til å foretrekke å utstede kjøpsanbefalinger, da hold- og salgsanbefalinger går ut til nåværende kunder som allerede har en posisjon i et selskap. I denne masteroppgaven stiller vi spørsmål ved hvor godt analytikerne presterer på å analysere markedet.

Aksjeanbefalinger utstedes av meglerhus med anbefalinger av typen kjøp, hold eller selg for en aksje. Anbefalingene er et produkt av analyser som er utført av analytikerne i et meglerhus. Det utarbeides rapporter og prognoser for selskaper analytikerne følger, og de utsteder anbefalinger ut ifra om de mener at en aksje er for høyt, for lavt eller riktig priset.

I vår studie ser vi på anbefalinger basert på konsensusestimater for aksjer listet på Oslo Børs. For å sikre forutsetningen om likviditet har vi valgt å begrense utvalget til aksjer listet på OBX-indeksen, som normalt består av de 25 mest likvide aksjene på børsen. Vi konstruerer verdivektete og likevektede porteføljer basert på hvilken anbefaling aksjen har, og tidsvinduet er på totalt 15 år i tidsperioden fra 2004 til 2018, hvor vi benytter daglige observasjoner. For å analysere dataen benyttes statistisk regresjonsanalyse, hvor vi også inkluderer ulike prestasjonsmål som et supplement. Videre ser vi også på anbefalingene som et kjent norsk meglerhus har utstedt i samme periode, for å se hvilke resultater dette meglerhuset oppnår.

For våre hovedporteføljer finner vi at porteføljene som er konstruert basert på kjøpsanbefalinger, har hatt en høyere avkastning enn referanseindeksen. Våre resultater er derimot ikke signifikante for disse porteføljene, og vi kan således ikke konkludere med at analytikerne har klart å slå markedet, ei heller at det er mulig å profitere på å handle på kjøps signaler som en investeringsstrategi. Videre finner vi signifikante resultater for en mindreavkastning på enkelte av hold- og salgporteføljene. Dette betyr at analytikerne treffer på sine salgsanbefalinger og vi finner således en mulighet for investorer å tjene penger ved å ta shortposisjoner i slike selskaper når det kommer salgssignal.



En av oppgavens større utfordringer er at vi konstruerer porteføljer basert på anbefalinger, i tillegg til å hensynta om selskapene i datasettet vårt faktisk befant seg på OBX-indeksen i perioden. Som en del av oppgavens bidrag ønsker vi derfor å dele denne koden vi har utviklet, til hjelp og inspirasjon for andre som ønsker å gjøre lignende studier eller simuleringer. Vi finner ingen andre forskningsartikler eller masteroppgaver som simulerer resultater ut ifra periodiske endringer (indeks) i sitt datasett, som vil si å inkludere eller ekskludere selskap i datasettet basert på regler, som en indeks representerer.

## 1.1 Bakgrunn og formål med oppgaven

Formålet med denne masteroppgaven er å undersøke om aksjeanbefalinger har en verdi, og om en investeringsstrategi som baserer seg på bruk av megleranbefalinger kan gi en risikojustert meravkastning. Aksjemarkedet er av stor allmenn interesse, og det er interessant å se på mulighetene for å oppnå en meravkastning utover å investere i en passivt forvaltet portefølje som forsøker å følge aksjemarkedets utvikling. Temaet for masteroppgaven er blant annet aktuelt fordi meglerhus bruker store investeringer på innsamling, analysering og publisering av forskning og anbefalinger. Ifølge finanst teori sier markedseffisienshypotesen at det for en investor ikke vil være mulig å systematisk slå markedet gjennom smarte transaksjoner (Fama, 1970). Den moderne effisienshypotesen presentert av Fama i 1970, påstår at finansmarkedene er nær effisiente mesteparten av tiden, og at det er nødvendig med aktiv forvaltning for å dra markedene i retning av effisiens og eliminere feilprisinger.

Tidligere empiri som omhandler aksjeanbefalinger er motstridende. En av de mest kjente studiene på aksjeanbefalingers verdi er utført av Barber, Lehavy, McNichols og Trueman (2001), hvor de konstruerer verdivektede porteføljer basert på de ulike anbefalingene. De finner at analytikerne treffer med sine anbefalinger, men etter å ha tatt høyde for transaksjonskostnader forsvinner lønnsomheten ved å benytte konsensusanbefalinger som handelsstrategi. Park og Park (2018) tester i hovedsak de samme hypotesene som Barber m.fl. (2001), men gjør noen endringer hvor de eksempelvis utvider tidsvinduet til 15 år. Park og Park (2018) finner en meravkastning etter å ha hensyntatt transaksjonskostnader, hvor de blant annet peker på at nivået på transaksjonskostnader har hatt en vesentlig reduksjon i etterkant av studiet av Barber m.fl. (2001). Vår studie inkluderer anvendt metode i likhet med Barber m.fl. (2001)

og Park og Park (2018), som en videreførelse av deres studier. Da vi ikke finner noen andre studier med signifikante resultater for meravkastning etter å ha hensyntatt transaksjonskostnader slik som Park og Park (2018) for det norske markedet, ønsker vi å undersøke om vi kan få lignende funn på Oslo Børs ved å følge deres forslag til endringer av Barber m.fl. (2001). Sundnes og Leidland (2015) finner at anbefalinger på Oslo Børs har en verdi, og oppnår en risikojustert meravkastning i perioden 2005 til 2014. I likhet med Barber m.fl. (2001) finner de derimot ikke en meravkastning utover markedet justert for transaksjonskostnader.

En motivasjonsfaktor for valg av oppgave er at vi mener det er spesielt interessant å se på analytikeranbefalingers verdi i den teknologiske tiden vi lever i, blant annet da det finnes flere såkalte smarte fond i markedene. Det er følgelig naturlig å spørre seg hvorvidt analytikeranbefalinger kan benyttes for å utvikle enkle og effektive tradingalgoritmer. I de siste årene har man sett en fremvekst av tradingalgoritmer som benytter kunstig intelligens, for eksempel i form av prediktive modeller basert på såkalte nevralt nettverk. Disse modellene trenes typisk på historiske data, og målet er å kunne predikere endringer i markedet. En ulempe ved denne tilnærmingen er at en ofte ender opp med en meget begrenset forståelse for hvorfor en prediksjon er gjort, og i enkelte tilfeller kan en risikere at en tilsynelatende velfungerende modell plutselig helt uventet gjør en prediksjon som for et menneske vil ansees å være hinsides. En tradingalgoritme basert på analytikeranbefalinger vil være vesentlig mindre kompleks da kategoriene av anbefalinger i utgangspunktet kan fungere som faktorer som kan tolkes alene. Dette fordrer naturligvis at man klarer å slå markedet i form av økt risikojustert avkastning, sammenlignet med en passiv strategi. Vi ønsker derfor å kontrollere om dette har vært tilfelle ved å se på historiske data.

## 1.2 Problemstilling

I denne masteroppgaven studerer vi aksjeanbefalinger, og analyserer hvor godt analytikere og et enkelt meglerhus treffer med anbefalingene. Vi ser på konsensusanbefalinger for aksjer på OBX-indeksen på Oslo Børs fra 2004 til 2018. Vi har basert på teori og empiri på feltet utarbeidet en hovedproblemstilling som er som følger:

1. *“Hvor godt treffer analytikere på utstedte aksjeanbefalinger?”*

Videre vil vi se på om det er mulig å oppnå en risikojustert meravkastning ved å følge aksjeanbefalinger som en investeringsstrategi. I henhold til hypotesen om effisiente markeder (Fama, 1970) forventes det at en tradingstrategi basert på aksjeanbefalinger ikke vil gi en risikojustert meravkastning. Den reviderte hypotesen sier imidlertid at det skal være premier i markedet som skal dekke alternativkostnaden vunnet med annet arbeid (Fama, 1991). Dersom en antar at den reviderte markedseffisienshypotesen er sann, utelukker den altså ikke at en forventet risikojustert meravkastning kan oppnås gjennom aktiv forvaltning, for eksempel ved å handle basert på analytikeranbefalinger. Vi har derfor utarbeidet en problemstilling 2:

2. *“Er det mulig å profitere på å følge aksjeanbefalinger?”*

I tillegg til å se på konsensusanbefalinger ønsker vi å undersøke resultatene av anbefalingene som et kjent norsk meglerhus har utstedt i perioden 2004 til 2018. For å analysere dette har vi utarbeidet følgende problemstilling 3:

3. *“Hvilke resultater oppnår analytikere fra et norsk meglerhus på sine anbefalinger i en periode på 15 år?”*

### 1.3 Oppgavens oppbygging

Vår avhandling er delt inn i 7 kapitler, hvor første kapittel består av en introduksjonsdel. Videre presenteres relevant litteratur i kapittel 2, først med sentrale teorier som porteføljeteori, markedseffisiens, prisingsmodeller og faktormodeller. Tidligere relevante studier som omhandler aksjeanbefalinger vil også presenteres under litteraturdelen. I kapittel 2 skriver vi også om aksjeanalytikere for å få et innblikk i hvordan de jobber. Deretter presenterer vi datamaterialet vi bruker i studien vår og hvordan vi velger ut denne dataen i kapittel 3, før vi i kapittel 4 gjennomgår metoden vi bruker. I kapittel 5 kommer vår analyse, hvor vi har som formål å besvare våre problemstillinger samt presentere våre resultater. Videre vil vi diskutere funnene våre opp mot problemstillingene i kapittel 6. Avslutningsvis kommer vår konklusjon og forslag til videre studier i kapittel 7, hvorpå litteraturliste og vedlegg kommer i kapitlene etter dette.

## 2.0 Litteratur

### 2.1 Teori

#### 2.1.1 Den moderne porteføljeteorien

Markowitz introduserer i begynnelsen av 1950-årene starten på det som omtales som den moderne porteføljeteorien. Bakgrunnen var at han ønsket å studere diversifisering<sup>1</sup>, herunder risikoen knyttet til finansielle eiendeler og hvordan eiendelenes risiko korrelerer med hverandre. Markowitz (1952) viser at forholdet mellom risiko og forventet avkastning knyttet til finansielle eiendeler kan predikeres, og at man med de predikerte tallene kan regne ut forventet avkastning og risiko for en portefølje ved å benytte kovarians<sup>2</sup>. Markowitz kalkulerer mange unike verdier for kovarians basert på de ulike kombinasjoner av verdipapirene, og benytter resultatene til å tegne opp en graf over forholdet mellom risiko og avkastningen for ulike porteføljer. Dette gir mulighet til å lokalisere porteføljen som gir best avkastning for en gitt grad av risiko, som anses å være den optimale løsningen gitt at investor er rasjonell. Artikkelen baserer seg således på hva nyttemaksimerende investorer bør gjøre når de skal selektere eiendeler til en portefølje. Den banebrytende studien førte videre til at Markowitz kom med en bokutgivelse innen porteføljeteori, hvor forskningen fremkommer mer detaljert (Markowitz, 1959).

Markowitz sitt bidrag fra artikkelen anses å være at han påpeker at det ikke er et verdipapirs egen risiko som er viktig for en investor, men verdipapirets bidrag til variansen av hele porteføljen (Rubinstein, 2002).

Tobin (1958) er kjent for å være den første til å omtale at prosessen med å velge en portefølje bør deles inn i to uavhengige steg. Hans arbeid har i ettertid blitt omtalt som Tobins separasjons-teori og er en videreføring av arbeidet som Markowitz (1952) gjorde noen år tidligere. I det første steget konstrueres den optimale porteføljen basert på risiko og avkastning, slik Markowitz (1952) beskriver. Konstruksjonen av den optimale porteføljen er lik for alle investorer, og således uavhengig av deres risikopreferanse. I steg to benyttes den optimale

---

<sup>1</sup> Diversifisering defineres her som et forsøk på å redusere risiko ved å spre investeringer.

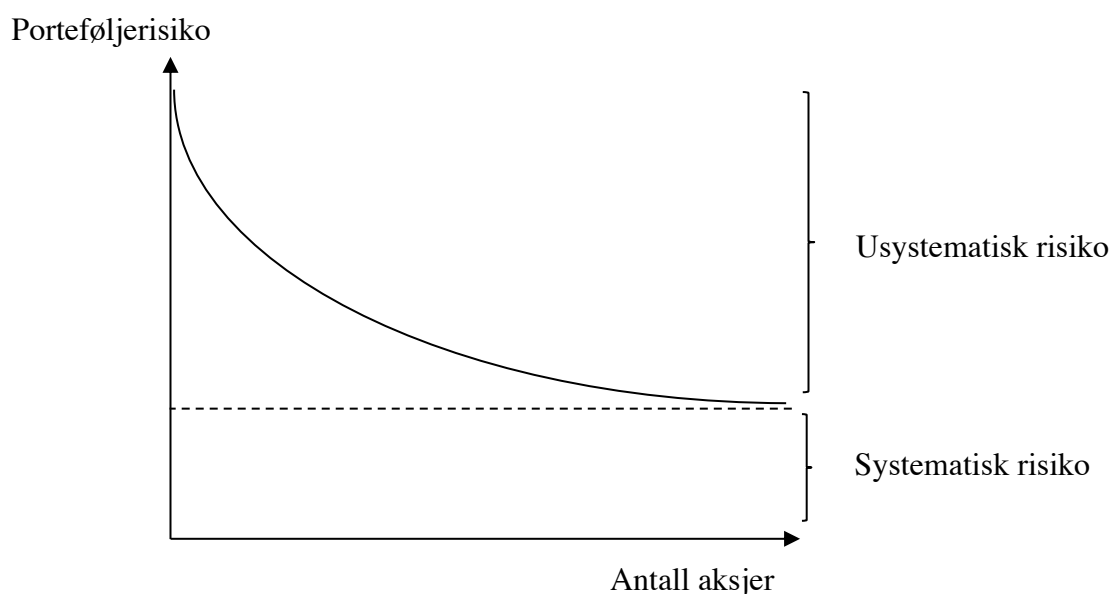
<sup>2</sup> Kovarians uttrykker graden av samvariasjon mellom ulike verdipapirer.

porteføljen til å finne den optimale andelen av risikofylt aktiva, og eventuelt en andel av risikofri aktiva basert på den enkelte investors preferanse. Tobin gir investoren to valg, i stedet for å velge investeringer etter hvor på kapitalallokeringslinjen investor ønsker å befinne seg, bør han investere en andel i risikofrie aktiva og den andre andelen i porteføljen som maksimerer avkastningen basert på risiko. Teorien hevder at en investor som er fullstendig risikoavers kun bør eie risikofritt aktiva, mens en risikosøkende person ikke bør ha risikofrie aktiva og eventuelt kan belåne porteføljen. Teoriene knyttet til den moderne porteføljeteorien forutsetter at kapitalmarkedene er perfekte og hensyntar således ikke forhold som skatt, tilgjengelighet av aktiva og transaksjonskostnader med mer.

Den totale risikoen til en portefølje kan deles inn i systematisk og usystematisk risiko. Systematisk risiko er markedsrisiko som det ikke er mulig å diversifisere bort uansett sammensetningen av aksjer i porteføljen. Eksempler på markedsrisiko-faktorer kan være makroøkonomiske forhold slik som resesjon, endringer i valutakurser, råvarepriser, renter og inflasjon. Usystematisk risiko, også omtalt som selskapsspesifikk risiko, kan på den andre siden diversifiseres bort ved å inkludere flere aksjer i en portefølje. Usystematisk risiko knytter seg således til selskapets iboende risiko eller risikoer ved industrien selskapet opererer i (Bodie, Kane og Marcus, 2014, s.206). Markowitz var ifølge Rubinstein (2002) den første som presenterte en matematisk formalisering av diversifisering av investeringer. For å illustrere sammenhengen mellom antall aksjer i en portefølje og porteføljerisikoen (standardavvik), se figur 1.

---

**Figur 1: Diversifiseringseffekten**



Figur 1 viser sammenhengen mellom antall aksjer (x-aksen) og porteføljerisikoen (y-aksen). Figuren illustrerer at ved å øke antall aksjer i en portefølje, vil den usystematiske risikoen reduseres og bli tilnærmet borte ved tilstrekkelig diversifisering. Den systematiske risikoen er det ikke mulig å diversifisere bort.

---

## 2.1.2 Prisingsmodeller

### **Kapitalverdimodellen (CAPM)**

Sharpe (1964), Lintner (1965) og Mossin (1966) legger grunnlaget for kapitalverdimodellen. Kapitalverdimodellen ser på forholdet mellom systematisk risiko og forventet avkastning for en aksje eller portefølje, og modellen er hyppig brukt til beregning av forventet avkastning samt i prissetting av aksjer. CAPM er definert på følgende måte:

$$E(r_P) = r_f + \beta_P (E(r_M) - r_f) \quad (1)$$

Hvor,

$E(r_P)$  er forventet avkastning til portefølje  $P$

$\beta_p$  er beta til portefølje P

$E(r_M)$  er forventet avkastning til markedet

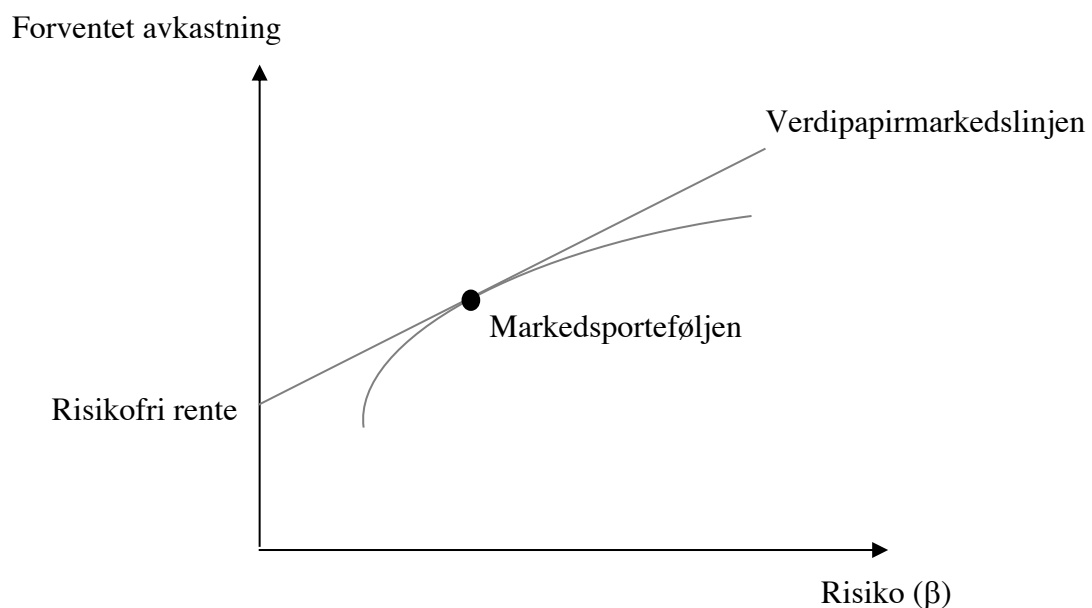
$r_f$  er den risikofrie renten

Beta beregnes ved å regne ut aksjens kovarians med markedet, for så å dele på variansen for markedet. Negativ kovarians vil bety at investeringene beveger seg i motsatt retning av hverandre ved endringer i markedet, mens positiv korrelasjon vil indikere at de beveger seg i lik retning. En kovarians lik null betyr at det ikke foreligger noe korrelasjon mellom markedet og aksjen. Kovarians benyttes også til å beregne samvariasjon mellom to aksjer i en portefølje (Bodie m.fl., 2014, s.253).

Kapitalverdimodellen kan fremstilles grafisk ved hjelp av verdipapirmarkedslinjen (se figur 2). En investor som forsøker å diversifisere mest mulig vil kunne tilpasse seg på verdipapirmarkedslinjen, som er gitt ved risikofri rente og forventet markedsavkastning. Det sentrale poenget med kapitalverdimodellen er at den enkelte investering må forventes å ligge på verdipapirmarkedslinjen. Dersom en investering avviker fra denne linjen, så vil investorer enten ønske å kjøpe eller selge den for å få et bedre forhold mellom forventet avkastning og risiko (beta).

---

**Figur 2: Kapitalverdimodellen**



Figuren viser sammenhengen mellom forventet avkastning (y-aksen) og risiko (x-aksen). Risiko er gitt ved beta. Verdipapirene forventes å ligge langs verdipapirmarkedslinjen, og fremstiller således et marked i likevekt. Dersom et verdipapir avviker fra denne linjen, vil en investor kunne gjøre det bedre eller dårligere enn markedsporteføljen. Risikofri rente ligger i bunn.

---

### **Sharpe-raten**

Sharpe (1966) konstruerte en ratio som benyttes til å måle en porteføljes forventede risikjusterte avkastning. Raten måles ved å beregne porteføljens meravkastning per enhet av totalrisiko, som vil si risiko målt ved standardavviket til meravkastningen (Eckbo og Ødegaard, 2015). Modellen har senere fått navnet Sharpe-raten, og er gitt ved ligning (2):

$$SR_P = \frac{E(r_P) - r_f}{\sigma_P} \quad (2)$$

Hvor,

$E(r_P)$  er forventet avkastning til portefølje  $P$

$r_f$  er den risikofrie renten

$\sigma_P$  er standardavviket til portefølje  $P$ .

Raten angir et forholdstall som kan brukes til å sammenligne ulike investeringer, og er ofte benyttet for å sammenligne risikjustert avkastning. En rasjonell investor vil søke å oppnå en høyest mulig Sharpe-rate. Sharpe-raten har dog noen svakheter, som for eksempel at den ikke forteller noe om hva totalrisikoen til porteføljen ( $\sigma_P$ ) består av, da den vil inneholde både systematisk og usystematisk risiko.

### **Standardavvik**

Standardavviket til avkastningen er et mål på risiko, og er definert som kvadratroten av variansen. Dersom standardavviket er lavt tyder det på at porteføljen har en lav volatilitet, som gir en indikasjon på lav risiko, og motsatt dersom standardavviket er høyt (Bodie m.fl., 2014, s. 129). Standardavviket er gitt ved ligning (3):



$$\sigma = \sqrt{\sum_s p(s)[r(s) - E(r)]^2} \quad (3)$$

Hvor,

$\sigma$  er standardavvik

$s$  står for utfall

$p(s)$  er utfallets sannsynlighet

$r(s)$  er utfallets avkastning

$E(r)$  er utfallets forventede avkastning

### Treynor-raten

Treynor-raten måler risikojustert avkastning i forhold til en referanseindeks eller benchmark. En portefølje med høyere Treynor-rate indikerer at porteføljen har en bedre risikojustert avkastning, sammenlignet med en portefølje med lavere Treynor-rate (Treynor, 1965; Bodie m.fl., 2014, s. 840). Treynor-raten til portefølje  $p$  er gitt ved ligning (4):

$$T_p = \frac{r_p - r_f}{\beta_p} \quad (4)$$

Hvor,

$r_p$  er avkastning til portefølje  $P$

$r_f$  er den risikofrie renten

$\beta_p$  er beta til portefølje  $P$

### Tracking Error

Det er vanlig å vurdere forvalteres prestasjon til å sette sammen en portefølje ved å sammenligne den mot en referanseindeks eller en benchmark. For å kunne utføre en slik sammenligning er det nødvendig å finne Tracking Error. Tracking Error beregnes ved å ta standardavviket til porteføljen og trekke fra standardavviket til referanseindeksen (Bodie m.fl., 2014, s. 840). Vi får da en indikasjon på hvor mye risiko som er forbundet med å holde en spesifikk portefølje, sammenlignet med referanseindeksen. Tracking Error er gitt ved ligning (5):

$$\sigma(T_E) = \sigma_p - \sigma_M \quad (5)$$

Hvor,

$\sigma_P$  er standardavviket til portefølje P

$\sigma_M$  er standardavviket til referanseindeksen

### **Informasjonsraten**

Informasjonsraten er forholdet mellom porteføljens avkastning, mot avkastningen til referanseindeksen, dividert på standardavviket (Tracking Error) til de to. Den måler således meravkastningen per enhet risiko, som i teorien kunne vært diversifisert bort ved å holde en indeks-portefølje. Informasjonsraten er relevant å bruke i analyse da den sier noe om en forvalters evne til å kunne slå markedet og generere meravkastning utover en referanseindeks (Bodie m.fl., 2014, s.274-276). Informasjonsraten er gitt ved ligning (6):

$$IR_P = \frac{\alpha_P}{\sigma(T_E)} \quad (6)$$

Hvor,

$\alpha_P$  er forholdet mellom porteføljens avkastning mot avkastningen til referanseindeksen

$\sigma(T_E)$  er Tracking Error

### **2.1.3 Markedseffisiens**

Hypotesen om effisiente markeder har stått sentralt i akademisk finans i rundt 50 år. Fama (1970) lanserer The efficient-market hypothesis (EMH) hvor han definerer et effisient marked som et marked der verdipapirer har priser som gjenspeiler all tilgjengelig informasjon. Ifølge denne definisjonen vil det for en investor ikke være mulig å systematisk slå et effisient marked gjennom smarte transaksjoner. I et effisient marked med informasjonssymmetri følger det derfor at det kun er mulig å systematisk oppnå en høyere avkastning enn markedet dersom en også tar en høyere risiko. Fama's teori er basert på arbeidet til Kendall (1953), hvor han presenterer en kontroversiell teori om oppførselen til aksje- og råvarepriser (Brealey, Myers og Allen, 2017, s. 329). I denne artikkelen påstår han at prisene i markedene oppfører seg tilfeldig (random walk) og justerer seg selv. For at man skal kunne slå markedet kreves det da innsideinformasjon, spesielle kjøpsprivilegier eller ren flaks.

Det er vanlig å dele effisiens i tre ulike grader, og skillet går på hvor mye informasjon som til enhver tid er priset inn i verdipapiret:

#### Svak form for effisiens:

Historisk pris- og finansiell informasjon om verdipapiret som aksjekurs og volum, er priset inn i markedets verdsettelse av verdipapiret. Hvis et marked har svak markedseffisiens vil det ikke være mulig å skape meravkastning ved å basere handelsstrategier på historisk markedsinformasjon.

#### Semi-sterk form for effisiens:

All offentlig informasjon er priset inn i verdien til et selskap, herunder historiske aksjekurser, selskapsrapporter og analytikerestimater. Tidligere priser (svak form) reflekteres også her. Ny informasjon fra selskaper, som for eksempel kvartalsrapporter, vil justere prisene så snart informasjonen blir offentliggjort.

#### Sterk form for effisiens:

Alt som foregår rundt selskapet og all offentlig og privat informasjon er priset inn i verdien til et selskap. I et slikt marked er det ingen som sitter alene på innsideinformasjon. Vi finner ingen overlegne investorer som kan slå markedet i den sterke formen for effisiens.

Den moderne effisienshypotesen påstår at finansmarkedene er nær effisiente mesteparten av tiden, og at det er nødvendig med aktiv forvaltning for å dra markedene i retning av effisiens og eliminere feilprisinger. Fama (1970) konkluderer med at modellen om markedseffisiens står sterkt, men at det finnes unntak.

Fama (1991) presiserer at da hypotesen om effisiente markeder ble publisert i 1970 var den strengt definert, og faktorer som transaksjonskostnader ble ikke inkludert. Fordelen med utgaven fra 1970, er at den kun fokuserer på justeringen av priser når forskjellig informasjon tilkommer markedet. Fama (1991) presiserer at ettersom det er kostnader i forbindelse med informasjonsinnhenting og transaksjoner, må deltakeren få kompensasjon for dette i form av høyere avkastning på sine investeringer i markedet.

## 2.1.4 Faktormodeller

Innen finans har det vært mye forskning på faktormodeller som forsøker å forklare ulike fenomener i markedet. Blant de mest kjente er Fama og French (1993) sin utvidelse av kapitalverdimodellen. Modellen fikk navnet trefaktormodellen på bakgrunn av at den konstrueres ved å inkludere to nye risikofaktorer, som et tillegg til den allerede hensyntatte markedsrisikoen. De nye faktorene korrigerer for risiko knyttet til verdi og selskapsstørrelse. Trefaktormodellen er hyppig benyttet i akademia og er blant de mest brukte modellene for å forklare forholdet mellom risiko og avkastning. Carharts momentumfaktor (1997) inkluderes også ofte som et supplement til trefaktormodellen.

### **Verdifaktoren**

Faktoren knyttet til selskapets verdi er basert på forholdet mellom bokført egenkapital og markedets verdsettelse av selskapets egenkapital. Historisk sett har verdiaksjer som er selskaper med høy bokført verdi mot markedsverdi, gitt høyere avkastning enn vekstaksjer, som er selskaper med lav bokført verdi mot markedsverdi. Det er flere som har studert dette, og forklaringene henføres både til psykologiske forklaringer og til risiko.

Ved å opprette 10 kategorier av selskaper, rangert etter størrelsesforholdet mellom bokført verdi og markedsverdi, finner Fama og French (1992) at gjennomsnittlig månedlig avkastning er proporsjonal med forholdstallet mellom bokført verdi og markedsverdi. Funnet indikerer enten en underprising som strider mot teorien om effisiente markeder, eller at det er en rasjonell bakenforliggende risikofaktor knyttet til investering i verdiaksjene (Bodie m.fl., 2014, s. 369).

Petkova og Zhang (2005) finner at betaen til verdiaksjer er lavere enn betaen til vekstaksjer i oppgangstider og at forholdet er motsatt i nedgangstider. Deres funn underbygger at forskjellen i avkastning delvis kan knyttes til en forklaring om at prisingen tar høyde for risikoen.

Når det gjelder de psykologiske forklaringene er det hevdet at investorene overvurderer verdien av vekstaksjer. La Porta, Lopez-de-Silanes, Shleifer og Vishny (1997) finner at vekstaksjer ser ut til å levere dårligere enn verdiaksjer i sin studie, hvor de ser på påvirkning på aksjekursen når resultatrapporter blir publisert. Investorene synes således oftere å ha høyere forventninger til resultatet enn hva vekstaksjene innfrir. Chan, Karceski, og Lakonishok (2003) finner at investorer tenderer til å overvurdere aksjer som har hatt vekst i en periode. Dette tyder på at

investorene overestimerer hvor lenge og hvor sikker veksten i fremtiden vil være basert på tidligere vekst.

### **Størrelsesfaktoren**

Risikofaktoren knyttet til størrelsen på selskapet inkluderes i faktormodeller på bakgrunn av at flere studier finner en vesentlig differanse i avkastning mellom små og store selskap. Banz (1981) er en av de som finner at små selskap har den høyeste avkastningen på investert kapital. Han konkluderer med at det er ukjent om størrelsen i seg selv er ansvarlig for effekten, eller om størrelsen skyldes en eller flere bakenforliggende faktorer som er korrelert med størrelsen.

Noe av den økte avkastningen for små selskap henskrives til den økte eksponeringen mot risiko et lite selskap er utsatt for, men etter å ha kontrollert for dette er trenden fremdeles at små selskap har en høyere avkastning på investert kapital. Blant faktorer angitt som mulige forklaringskilder til størrelsen, er at institusjonelle investorers hovedinteresse ikke er rettet mot de minste selskapene (Arbel og Streber, 1983). Dette fører til at de blir mindre synlige og at informasjon om disse selskapene er vanskeligere å få tak i, og således at risikoen ved å investere i selskapene øker på bakgrunn av det.

Liew og Vassalou (2000) studerer både størrelsesfaktoren og bokført verdi mot markedsverdi, og finner at faktorene muligens fanger opp noen aspekt ved risikoen knyttet til ulike steg i bedriftenes livssyklus.

### **Carharts momentumfaktor**

Jegadeesh og Titman (1993) finner at man kan oppnå risikojustert meravkastning ved å kjøpe aksjer som tidligere har hatt en økning i kurs, og selge aksjer som har hatt nedgang, ved å benytte holdingperioder i opptil ett år. Strategien benytter historiske priser til å predikere fremtidig retning i kurs og har fått navnet momentumeffekten. Carhart (1997) finner så at eksponeringen for momentum har en vesentlig innvirkning på alfa i forbindelse med at han studerte avkastning i fond. Som et resultat av dette utvidet han trefaktormodellen utarbeidet av Fama og French ved å legge til en faktor som korrigerer for risikoen knyttet til momentumeffekten. Ved å inkludere momentumfaktoren til Carhart i Fama og French sin modell, omtales den som firefaktormodellen.

## 2.2 Tidligere empiriske studier

### 2.2.1 Forskning på EMH

Ifølge Eckbo og Ødegaard (2015) er spørsmålet om prisdannelsen i aksjemarkedet er effisient, empirisk den mest testede hypotesen i den økonomiske vitenskapen. Det har vært særdeles vanskelig å forkaste hypotesen, og de siste førti år med empirisk forskning viser at effisiensstandarder i praksis er såpass høy at den ekskluderer så og si alle forvaltere. Det finnes unntak, men disse forvalterne kan ha hatt mer flaks enn de har vært strategisk dyktige. Videre presiserer Eckbo og Ødegaard (2015) at det er den sterke konkurransen mellom investorer som skaper effisiens i prissettingen, ved at de prøver å utnytte mulige feilprisinger. Grossman og Stiglitz (1980) observerer at markedsprisene ikke reflekterer all tilgjengelig informasjon perfekt, og dersom de gjør dette ville ikke analytikere kunne bli kompensert for jobben de gjør.

Ifølge EMH forventes det at meglerhusenes aksjeanbefalinger ikke vil gi en risikojustert meravkastning i forhold til markedet, men det kan ikke utelukkes.

### 2.2.2 Tidligere studier om aksjeanbefalinger

Tidligere har det blitt gjort flere studier på hvilken verdi aksjeanbefalinger har, og på hvilken effekt slike anbefalinger har på aksjekursen til den aktuelle aksjen. Flertallet av de tidligere studiene konkluderer med at det er vanskelig å oppnå en meravkastning utover markedet etter å ha hensyntatt transaksjonskostnader (se for eksempel Barber m.fl. 2001). I tråd med teorien om markedseffisiens underbygger disse studiene at det er vanskelig for en aktiv forvalter å realisere en positiv risikojustert meravkastning.

En av de første studiene på analytikeranbefalinger er Cowles (1933). Cowles undersøker 7500 anbefalinger fra 16 ulike meglerhus i perioden fra 1928 til juli 1932, og finner at 6 av meglerhusene oppnår en høyere avkastning enn markedet. Cowles konkluderer med at de som gjør det best individuelt mest sannsynlig har flaks, og han kan ikke garantere at de oppnår gode resultater basert på dyktighet.

**Womack (1996):**

Womack (1996) viser at aksjeanalytikere har evnen til å plukke aksjer. Studien tar for seg de 14 største meglerhusene i USA (1989 til 1991) hvor det totalt er 1573 observasjoner fordelt på 822 selskaper. Studien inkluderer også en analyse av markedsreaksjonen på salgsanbefalinger, og uttak av kjøp- og salgsanbefalinger. Womack finner at anbefalinger utstedt fra de store meglerhusene domineres av anbefalinger på store selskaper som blir fulgt nøye av mange.

Artikkelen er todelt, og først analyseres pris- og volumreaksjoner for forskjellige anbefalinger samt endringer i disse, både på tidspunktet for hendelsen (tre-dagers vindu) og i månedene før og etter hendelsen. Signifikante pris- og volumreaksjoner blir dokumentert. I tre-dagers vinduet finner man i gjennomsnitt en 3 % økning i pris for kjøpsanbefalinger, og en 4,7 % gjennomsnittlig nedgang i pris for salgsanbefalinger. Analytikerne tror og mener at aksjer som blir lagt til listen over kjøpsanbefalinger er underpriset og at de vil få en prisøkning. Noen aksjer stiger til de blir vurdert overpriset, og blir dermed fjernet fra listen. Womack finner at aksjeprisene stiger etter at de blir lagt til i kjøpslisten, og for salgsanbefalinger finner han at aksjeprisene reduseres. Med dette funnet viser Womack at aksjeanalytikere har evnen til å plukke aksjer.

Womack konkluderer med at den umiddelbare reaksjonen til anbefalingsendringer synes å være permanent. Dette impliserer at anbefalinger gir verdifull informasjon og at meglerhusene bør bli kompensert for denne informasjonen. Womack argumenterer for at de umiddelbare reaksjonene er et direkte bevis som støtter den utvidede definisjonen av markedseffisiens (Grossman og Stiglitz, 1980.) Til slutt finner han at kjøpsanbefalinger skjer syv ganger så ofte som salgsanbefalinger, noe som ifølge Womack tyder på at analytikere er motvillige til å utstede salgsanbefalinger.

**Barber, Lehavy, McNichols og Trueman (2001):**

Barber m.fl. (2001) konstruerer verdivektede porteføljer basert på de ulike anbefalingene sterk kjøp, kjøp, hold, salg og sterk salg. Studien er mer investororientert enn tidligere studier. I studiet benytter de en database bestående av over 360.000 anbefalinger fra 4.340 ulike analytikere på Wall Street i perioden fra 1985 til 1996.

Ved å studere årlig geometrisk gjennomsnitt på avkastningene for de ulike porteføljene, finner de at en portefølje bestående av sterke kjøpsanbefalinger oppnår en årlig gjennomsnittlig

avkastning på 18,8 %, hvor markedet har en årlig gjennomsnittlig avkastning på 14,5 % for samme periode. Avkastningene synker på de øvrige porteføljene satt sammen av kjøp-, hold- og salgsanbefalinger, og ender på en avkastning på 5,8 % for porteføljen med sterke salgsanbefalinger.

Etter å ha kontrollert for markedsavkastningen og de tre risikofaktorene til Fama, French og Carhart konkluderer de med at sterk kjøpsporteføljen i gjennomsnitt gir en årlig ekstraordinær avkastning på 4,13 %. Til sammenligning oppnår en sterk salgsanbefaling i gjennomsnitt en negativ årlig avkastning på 4,91 %. Ved å shorte aksjene som har sterk salgsanbefaling, og kjøpe aksjer med sterke kjøpsanbefalinger kommer forfatterne frem til at man kan oppnå en ekstraordinær gjennomsnittlig avkastning på 0,75 % på månedlig basis. De finner at det hovedsakelig er mindre selskap som bidrar til den ekstraordinære avkastningen.

Avkastningen på sterk kjøpsporteføljen forutsetter at investor rebalanserer daglig. Effekten av tipsene reduseres vesentlig ved å rebalansere ukentlig eller sjeldnere, samtidig som at transaksjonskostnadene øker ved hyppig rebalansering. Daglig rebalansering løses ved at rebalanseringen skjer på bakgrunn av konsensus ved handelsdagens slutt, og vil således ikke fange opp priseffekter som skjer gjennom den aktuelle dagen. Det påpekes at investorer som får tilgang til anbefalingene før de publiseres vil ha en enda større fordel av anbefalingene, noe som ikke fanges opp av studien. Forfatterne konkluderer med at avkastningen ved å rebalansere ukentlig eller sjeldnere har en ekstraordinær avkastning på mellom 2 % og 2,5 % for sterk kjøpsporteføljen. For sterk salgsporføljen er det en mindre reduksjon ved sjeldnere rebalansering, og de ender på mellom 4 % og 4,5 % i negativ ekstraordinær avkastning. Rebalanseringen er således viktigere for kjøpsanbefalinger enn hva det er for salgsanbefalinger.

I resultatene presentert ovenfor er det ikke transaksjonskostnader hensyntatt. Med daglig rebalansering var den gjennomsnittlige omløpshastigheten til tider over 400 % årlig. Når forfatterne tar høyde for transaksjonskostnader forsvinner lønnsomheten ved å benytte konsensus som handelsstrategi basert på deres forutsetninger. De tester ulike strategier som å utelukke store selskap, samt å rebalansere sjeldnere for å redusere transaksjonskostnadene. Dette uten at resultatet avviker signifikant fra 0 % ekstraordinær avkastning.

Forfatterne konkluderer med at analytikerne treffer med sine anbefalinger, og at de har informasjonsverdi for investorer som uansett har planer om å kjøpe eller selge aksjer, og som



allerede er forberedt på å betale transaksjonskostnadene. Forfatterne konkluderer med at muligheten for at det finnes profitable tradingstrategier basert på analytikerkonsensus derfor ikke kan utelukkes (Barber m.fl., 2001).

### **McKnight og Todd (2006):**

En av få studier som ser på norske data er studien av McKnight og Todd (2006), hvor de studerer handelsstrategier basert på analytikeranbefalinger for europeiske selskaper. I studien ser de på 3.084 selskaper fra 13 europeiske land i perioden fra 1988 til 2001, hvor 102 av selskapene er norske. De konstruerer likevektede porteføljer etter antall opp- og nedjusteringer på inntjeningsutsiktene til de inkluderte selskapene, og rebalanserer månedlig. McKnight og Todd finner at investorer ikke reagerer som forventet på positive analytikeranbefalinger. De mener dette kan skyldes at investorer opptrer rasjonelt og er skeptiske til analytikernes prediksjoner. Dette funnet er motstridende med funnene i studiet til Hong, Lim og Stein (2000), hvor de finner at investorer reagerer hurtig på positive anbefalinger, og har en avventende reaksjon til negative anbefalinger. I studiet til McKnight og Todd finner de at aksjer med størst antall oppjusteringer i inntjening (netto etter nedjusteringer) har en betydelig høyere avkastning enn lignende aksjer. Resultatene av studien viser derimot at det ikke finnes signifikant verdi i analytikeranbefalingene etter risikojustering. Studiet hensyntar ikke transaksjonskostnader.

### **Park og Park (2018):**

En ny studie som er inspirert av blant annet Womack (1996) og Barber m.fl. (2001) er Park og Park (2018). I denne studien har de utvidet tidsvinduet fra 10 til 15 år, og ser på alle aksjer listet på NYSE, AMEX og Nasdaq fra 1994 til 2016 hvor minst en analytiker har utstedt en anbefaling. Dataene er basert på over 700.000 anbefalinger fra 17.290 analytikere (1.008 ulike meglerhus) fra I/B/E/S databasen, og ved konstruksjon av porteføljene bruker de daglige rebalanseringer. For å finne ut om investorer kan dra nytte av konsensus anbefalinger, konstruerer de i likhet med Barber m.fl. (2001) fem porteføljer (sterk kjøp, kjøp, hold, salg og sterk salg) og en sammenslått portefølje med lange posisjoner i de mest favoriserte aksjene og korte posisjoner i de minst favoriserte aksjene. Strategien de bruker er å ta en lang posisjon i de mest anbefalte aksjene (strong buy), og ta en kort posisjon i de minst anbefalte aksjene (strong sell), og med den strategien finner de at nivået av aksjeanbefalinger kan være verdifull, til og med etter å ha hensyntatt transaksjonskostnader.

Park og Park finner at strategien med å kjøpe strong buy aksjer og korte strong sell aksjer gir en meravkastning på 4,7-5,8 % i perioden fra 2001 til 2016, etter å ha hensyntatt transaksjonskostnader. De finner at strong buy aksjer oftere er vekstselskap og kortsiktige vinnere, samt at strong sell aksjer oftere er kortsiktige tapere. Videre ser de også at transaksjonskostnader blir merkbart lavere fra 2001. Denne studien har mer positive resultater enn lignende kjente studier som har blitt gjort på aksjeanbefalinger. De gjennomfører også to robusthetstester og finner etter utførelse av begge disse testene en meravkastning etter transaksjonskostnader.

## 2.3 Aksjeanalytikere

Aksjeanbefalinger utstedes av meglerhus på bakgrunn av aksjeanalyser som utføres av analytikere. De utarbeider rapporter og prognoser på inntjeningen for ulike selskap som de følger, og basert på dette gir de anbefalinger for investeringsbeslutninger. Meglerhus bruker ifølge Womack (1996) store investeringer på innsamling, analysing og publisering av forskning og anbefalinger. Analytikerne utsteder anbefalinger av typen kjøp, hold eller selg ut ifra om de mener en aksje er for høyt eller for lavt priset (Jegadeesh og Kim, 2006).

Eckbo og Ødegaard (2015) viser ved notasjon hvordan en analytiker eller en forvalter vurderer prisdannelsen i aksjemarkedet. Vi har  $\phi^m$  som er informasjonen markedet har angående den fremtidige kontantstrømmen  $d_t$  som vil tilfalle aksjonærene i et selskap. Aksjens (ex dividende) markedspris på tidspunkt  $t$ ,  $p_t$ , er gitt ved nåverdien av den forventede verdien av denne kontantstrømmen, betinget på  $\phi^m$  i ligning (7):

$$p_t = \sum_{\tau=1}^{\infty} \frac{E[d_{t+\tau}|\phi^m]}{(1+E[r_{t+\tau}|\phi^m])^{(t+\tau)}} \quad (7)$$

hvor,

$E[*]$  indikerer forventning

$r$  er aksjens teoretiske likevekts avkastning (kapitalkravet gitt risiko)

Videre er  $p_t^*$  verdien av aksjen dersom en har full informasjon om selskapets aktiviteter og risiko (aksjens underliggende substansverdi). Markedet benytter informasjonen  $\phi^m$  til å estimere substansverdien  $p_t^*$ , gitt ved ligning (8):

$$p_t = E[p_t^* | \phi^m] + \varepsilon_t \quad (8)$$

hvor,

$\varepsilon_t$  er estimeringsfeilen

På ethvert tidspunkt  $t$  kan estimeringsfeilen være positiv (aksjen overvurderes av markedet) eller negativ (aksjen undervurderes av markedet). Det som er interessant her er om likevektsprisene i markedet er forventningsrette, dvs. om:

$$E[\varepsilon_t | \phi^m] = 0 \quad (9)$$

hvor ligningen kun holder dersom markedet er i likevekt. Dersom likevektsbetingelsen oppfylles, er markedet rasjonelt og prisingen er effisient (Eckbo og Ødegaard, 2015). Videre skriver Eckbo og Ødegaard at det er kostbart for en investor å finne informasjon som ikke markedet har (som ikke allerede er i  $\phi^m$ ).

I et perfekt effektivt marked vil ikke analytikere kunne legge til noen verdi, da markedsprisene allerede gjenspeiler eventuell informasjon analytikere kan ha. Hvis analytikere har unike ferdigheter i å samle og analysere verdirelatert informasjon, kan de imidlertid legge til verdi (Jegadeesh og Kim, 2006). Empirien er motstridende når det kommer til om det er mulig å oppnå en meravkastning ved å handle på grunnlag av aksjeanbefalinger. De siste tiårene har dog flere studier vist at analytikere kommer med verdifull informasjon. Womack (1996) finner at den umiddelbare reaksjonen til endringer i anbefalinger synes å være permanent. Dette impliserer ifølge Womack (1996) at anbefalinger gir verdifull informasjon og at meglerhusene derfor bør bli kompensert for denne informasjonen.

Womack (1996) finner at kjøpsanbefalinger skjer syv ganger så ofte som salgsanbefalinger, noe som ifølge han kan tyde på at analytikere er motvillige til å utstede salgsanbefalinger. Et insentiv til dette kan være at kostnadene ved å utstede salgsanbefalinger er større enn ved

kjøpsanbefalinger. Ved å utstede kjøpsanbefalinger kan man også trekke nye kunder til meglerhusene, mens salgsanbefalinger går kun ut til de investorene som har en posisjon allerede (Womack, 1996). Dersom en analytiker utsteder en salgsanbefaling på et selskap, kan det muligens påvirke forholdet (negativt) mellom analytikeren/meglerhuset og aksjeselskapet, og det kan således gjøre det vanskeligere for analytikerne å få tak i informasjon og signaler fra selskapet. Mange analytikere er ansatt i finansielle institusjoner hvor det også blir tilbudt produkter og tjenester til børsnoterte selskaper, og dersom et børsnotert selskap er en viktig kunde for institusjonen, vil det kunne føre til at analytikerne har insentiver til å forsøke å opprettholde et godt forhold til selskapet. Barber m.fl. (2001) finner også at det utstedes hyppigere kjøpsanbefalinger (47,1 %) enn salgsanbefalinger (5,7 %) i sitt datamateriale. Videre finner de også at det gis flere salgsanbefalinger til mindre selskap enn hva det utstedes til store selskap, som de mener underbygger at analytikerne i mindre grad er villige til å utsende dårlige anbefalinger til større selskaper på grunn av komplikasjoner for samarbeid eller kundeforhold. Ifølge Jegadeesh og Kim (2006) inneholder analytiker anbefalinger et element av partiskhet ved at de sjeldent utsteder salgsanbefalinger.

Jegadeesh og Kim (2006) finner at salgsanbefalinger forekommer sjeldnere i USA enn i de andre landene de undersøkte. De peker på at dette kan bety at interessekonflikter er mer utbredt i USA, og at dersom man bruker interessekonflikter som en faktor for å vurdere verdien av analytikernes anbefalinger, ville verdien av anbefalingene være lavest i USA. De fleste tidligere studier på aksjeanbefalingers verdi har benyttet nettopp amerikanske data.

## 3.0 Data

### 3.1 Datainnhenting

Vi benytter i likhet med Park og Park (2018) en tidsperiode på 15 år og vårt datamateriale dekker perioden fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Datamaterialet vi benytter i denne studien er hentet fra Thomson Reuters Datastream. For å begrense utvalget av aksjer og ekskludere illikvide aksjer bruker vi indeksen OBX på Oslo Børs som grunnlag. Det er en forutsetning for simuleringen at vi kan kjøpe og selge når vi vil, og illikvide aksjer vil kunne være et hinder for dette. Ifølge Oslo Børs (2018) er dette en indeks konstruert hovedsakelig for derivathandel, og består av svært likvide aksjer som også reflekterer sammensetningen av aksjer på Oslo Børs. OBX-indeksen består normalt av 25 selskaper som har de mest omsatte aksjene i kalkulasjonsperioden på 6 måneder. Indeksen blir rebalansert halvårlig, hvor rebalanseringen er basert på tall fra siste handelsdag i november og mai. I mai 2019 består OBX-indeksen av 74% av den totale markedsverdien til hovedindeksen på Oslo Børs (2019), og anses derfor for å være et representativt utvalg for vår studie på bakgrunn av ønsket om å ekskludere mindre illikvide aksjer. Ved hjelp av Thomson Reuters henter vi ut en liste over selskaper som har vært inne på OBX-indeksen mellom 01.01.2004 og 31.12.2018. Videre sjekker vi denne listen opp mot informasjon innhentet fra Oslo Børs sine nettsider, for å sikre at porteføljene vi konstruerer er riktige. Totalt er det 81 unike selskaper som har vært inne på indeksen i den tidsperioden vi studerer.

Vi utelater 4 selskaper fra listen over selskaper som har vært inkludert på OBX-indeksen i perioden vi ser på. Dette gjelder Cosl Holding (utgått 2008), Microsoft Dev / (Tidl. FAST) (utgått 2008), Seadrill Nor / (Tidl. Smedvig) (utgått 2006) og Ericsson TV / (Tidl. Tandberg television) (utgått 2007). Disse selskapene ekskluderes da vi ikke finner historiske aksjekurser for nedlastning på nevnte selskaper.

Etter utvelgelse av hvilke aksjer vi ønsker å inkludere i datasettet vårt, benyttes Thomson Reuters Datastream til å laste ned de historiske daglige aksjekursene til selskapene i tidsperioden. Aksjekursene er ifølge Thomson Reuters offisielle sluttpriser justert for ulike kapitalhendelser og dividendeutbetalinger. For å sette sammen de verdivektede porteføljene laster vi også ned selskapenes historiske daglige markedsverdier. Markedsverdien til et selskap

er aksjekursen multiplisert med antall ordinære utstedte aksjer. Verdiene oppdateres når nye aksjer utstedes, eller ved andre kapitalendringer.

I tidsperioden vi betrakter finner vi 51.446 kjøpsanbefalinger, 35.866 holdanbefalinger, 3.758 salgsanbefalinger og 538 sterke kjøpsanbefalinger. Vi finner ingen anbefalinger av typen sterk salg i vårt datasett. Ikke alle meglerhus utsteder sterke kjøpsanbefalinger. Dette kan delvis forklare den lave forekomsten av sterke kjøpsanbefalinger i datasettet. Aksjeanbefalingene vi bruker er også hentet ved hjelp av Thomson Reuters, som får anbefalingene fra I/B/E/S databasen. Vi bruker konsensusanbefalinger slik som blant annet Barber m.fl. (2001) hvor en anbefaling på et selskap representerer gjennomsnittet av alle utstedte anbefalinger fra alle analytikerne som følger selskapet.

### 3.3 Risikofri rente

Risikofri rente er den renten man kan oppnå ved å investere i et tilnærmet risikofritt alternativ, som for eksempel statsobligasjoner eller ved å ha penger i banken (Bodie m.fl., 2014, s.129). Når vi analyserer daglige observasjoner i oppgaven benytter vi daglige estimater for risikofri rente, og ved analyser av månedlig data benytter vi oss av månedlige estimater. Anslag på risikofri rente er hentet fra Ødegaard (u.å.). Disse rentene er fremtidsrettet og de er renten for å låne på den oppgitte datoen enten en dag (over natten) eller en måned. Den risikofrie renten er beregnet med NIBOR<sup>3</sup> som estimat, ifølge Ødegaard.

### 3.4 Referanseindeks

Som referanseindeks eller benchmark bruker vi OBX-indeksen, som normalt består av de 25 mest likvide aksjene, og reflekterer sammensetningen av aksjer på Oslo Børs. Indeksen er justert for kapitalhendelser på daglig basis og justert for utbytte. Indeksens avkastning er hentet fra Ødegaard (u.å.).

---

<sup>3</sup> Forkortelse for “Norwegian Interbank Offered Rate”

### 3.5 Faktorpremier

Vi bruker faktormodeller presentert av Fama og French (1993) og Carhart (1997) i vår studie. Dataen for faktorporteføljenes avkastning på det norske markedet har blitt beregnet av Bernt Arne Ødegaard, og vi har lastet ned denne dataen fra hans nettside (Ødegaard, u.å.). Faktorene vi benytter er som følger: liten minus stor faktoren (SMB) for analyse av størrelseseffekter, høy minus lav faktoren (HML) for analyse av verdi og vekst effekter samt momentum faktoren (MOM) for analyse av momentum effekter. Det finnes også en likviditets faktor (LIQ) for analyse av likviditetseffekter, som vi ikke benytter oss av ettersom vi kun ser på de 25 mest likvide selskapene på Oslo Børs.

### 3.6 Porteføljekonstruksjon

Hovedporteføljene i vår studie blir utarbeidet basert på konsensusanbefalinger ved handelsdagens slutt for de aksjene vi følger. I datasettet vi studerer angir konsensusanbefalinger som *sterk kjøp*, *kjøp*, *hold* og *salg*. Vi finner ingen observasjoner på sterk salg, og kan følgelig ikke kontrollere virkningen av denne anbefalingen. Vi velger å konstruere porteføljer som er direkte basert på konsensusanbefalingene, og har således fire likevektede porteføljer og fire verdivektede porteføljer.

Majoriteten av studier på analytikeranbefalinger benytter verdivektede porteføljer, men vi finner at McKnight og Todd (2006) benytter likevektede porteføljer. De fleste indekser og fond benytter verdivekting, herunder Standard & Poor's 500, Nasdaq Composite Index og OBX. Likevektede porteføljer gir større vekt til små selskaper, som er kjent for å bidra til større avkastning (Banz, 1981). Det største selskapet (Equinor) på OBX-indeksen 126 ganger så stort som det minste selskapet (Norwegian Air Shuttle) per 29. mai 2019. Effekten av anbefalingene på små selskaper kan derfor reduseres kraftig ved verdivekting av porteføljer. Vi mener derfor det er interessant å betrakte både likevektede og verdivektede porteføljer.

#### **Rebalansering**

I motsetning til Barber m.fl. (2001) har vi valgt å handle på daglige anbefalinger uavhengig av om anbefalingen representerer en endring i en tidligere konsensusanbefaling. Vi antar at aksjene er likvide, og at anbefalinger oppdateres hyppig for de største og mest likvide

selskapene på Oslo Børs. Vi finner vi støtte for at det ofte foreligger endringer i antall anbefalinger på selskapene ved kontroll av våre data. Ved å tolke anbefalingene daglig vil avkastningen vektet tyngre til lengre den samme anbefalingen står på et selskap. Dette er uheldig dersom anbefalingen på et selskap er utdatert. Ved å handle på daglige anbefalinger vil vi få med oss alle vurderingene til analytikerne, som vi mener er en bedre måte å kontrollere om analytikerne klarer å analysere informasjonen i markedet. Dette gjør at vi vil kunne få en forsterket effekt, spesielt på aksjene som har hatt den samme anbefalingen over en lengre tidsperiode. En oppdatert kjøpsanbefaling skal i realiteten bety at det er mer avkastning å hente på aksjen, selv om det også var positiv meravkastning i foregående periode, og vi inkluderer derfor alle anbefalinger da vi ønsker å inkludere effekten gjennom hele perioden.

En aksje i våre porteføljer holdes i porteføljen frem til endring i konsensusanbefaling, hvor den etter endring inkluderes i en annen av de fire porteføljene. Dette gjør at det forutsettes at investor må forholde seg til å kjøpe på kjøpsanbefalinger og selge på salgsanbefalinger, i tillegg til at han eller hun må rebalansere på hold. Dersom en aksje går ut av OBX-indeksen, vil aksjen fjernes fra samtlige porteføljer.

I våre likevektede porteføljer investerer vi en like stor andel i alle selskapene som til enhver tid er i de ulike porteføljene. Den verdivektede porteføljen er derimot konstruert ved å vekte avkastningen basert på den totale markedsverdien til selskapene. Vi har daglige tall på markedsverdiene som benyttes ved utarbeidelse av porteføljens avkastning, og rebalanserer således vektene daglig. Vi vokter ikke avkastningen ut ifra en indeks, men vi vokter den ut ifra aksjene som er inkludert i de ulike porteføljene. Det vil si at dersom det er kun to aksjer i en portefølje, vil summen av disse to aksjenes markedsvikt til sammen utgjøre 100 % av porteføljen.

### 3.7 Transaksjonskostnader

En viktig faktor ved aksjehandel er kostnader, og dette kan påvirke beslutningen om å utføre en transaksjon. Historisk sett har kurtasjekostnader vært vesentlig dyrere enn de er i dag, og ifølge Eckbo og Ødegaard (2015) har handelskostnader de senere årene blitt kraftig redusert i de største aksjemarkedene, spesielt for små handler. En investor vil være interessert i netto avkastning etter å ha hensyntatt kostnader, og det er dermed viktig å hensynta kostnader.



Kostnadsnivået kan påvirkes av ulike faktorer som kurtasjesats, verdi på porteføljen og turnover (rebalansering). I porteføljestudier hvor en har valgt å se bort fra transaksjonskostnader, vil en eventuell observert meravkastning gi et uriktig bilde av forventet lønnsomhet. For vår oppgave vil det være sentralt å kontrollere om vi oppnår en meravkastning etter å ha justert for transaksjonskostnader, forutsatt at en eller flere av våre porteføljer oppnår en signifikant meravkastning utover referanseindeks. Dersom porteføljene ikke klarer å oppnå en signifikant meravkastning utover referanseindeksen, vil det ikke være hensiktsmessig å kontrollere for kostnader. En rasjonell investor ville ikke investert i en slik portefølje, og påslaget av transaksjonskostnader vil redusere lønnsomheten ytterligere.

Ødegaard (2009) måler kostnadene ved å handle aksjer på Oslo Børs i perioden fra 1980 til 2008. Der deler han inn kostnadene i direkte og indirekte kostnader. Ifølge Ødegaard (2009) er de direkte kostnadene enkle å estimere, og kan eksempelvis bestå av kostnader i forbindelse med registrering av VPS, meglerkommisjon, med mer. Indirekte kostnader er videre beskrevet som alternativkostnader og prisseffekter. Ødegaard presiserer at det er vanskelig å beregne de totale handelskostnadene, og han har derfor brukt estimater på implisitte handelskostnader ved beregningen.

### 3.8 Shorting

Noen av de tidligere studiene som omhandler analytikeranbefalinger har blant annet konstruert en portefølje hvor man kombinerer å kjøpe vinnere og å shortselle tapere. Investorer som tar shortposisjoner inngår et veddemål om at en aksje vil falle i pris. Shorting forekommer vanligvis ved at en investor har tilgang på en aksje han ikke er eier av i en avtalt tidsperiode, for så å selge denne aksjen videre til noen andre og håpe at han kan kjøpe den tilbake til en lavere kurs før aksjen skal leveres til sin opprinnelige eier (Brealey m.fl., 2017, s11). I Norge er det forbud mot udekkede shortposisjoner, som tilsier at selger må ha sikret tilgang til aksjen slik at leveringen kan finne sted på oppgjørsdagen. For øvrig kan tilstrekkelig dekning oppnås gjennom enkelte avtaler eller ved innlån. I tillegg er investor pliktig til å rapportere inn kjøp av posisjoner som består av over 0,2 % av utstedte aksjer for et selskap (Finanstilsynet, 2016). Dette fører til at det å shorte aksjer er mer krevende enn å kjøpe aksjer.

### 3.9 Deskriptiv statistikk av dataene

Vi inkluderer en tabell over deskriptiv statistikk for dataene våre. Dette kan bidra til å avdekke feil eller ekstremverdier i dataene.

**Tabell 1: Deskriptiv statistikk**

	Median	Gjennomsnitt	Standardavvik	Min	Maks
OBX	0.00112	0.00052	0.01544	-0.10661	0.11650
SMB	0.00022	0.00017	0.01162	-0.11303	0.09891
HML	0.00006	0.00015	0.00935	-0.07197	0.11419
MOM	0.00061	0.00056	0.00963	-0.04636	0.06193
Rf	0.00007	0.00008	0.00006	0.00002	0.00033
Sterk kjøp EW	0.00000	-0.00007	0.02149	-0.18662	0.20747
Kjøp EW	0.00102	0.00061	0.01737	-0.10794	0.12682
Hold EW	0.00006	-0.00009	0.01962	-0.15467	0.16844
Salg EW	0.00000	-0.00075	0.03930	-0.43504	0.60329
Sterk kjøp VW	0.00000	-0.00006	0.02147	-0.18662	0.20747
Kjøp VW	0.00101	0.00065	0.01613	-0.09267	0.10043
Hold VW	0.00034	0.00004	0.01885	-0.13404	0.15571
Salg VW	0.00000	-0.00068	0.03921	-0.43504	0.60329
Kjøp meglerhus EW	0.00100	0.00059	0.01746	-0.11640	0.21947
Hold meglerhus EW	0.00063	0.00026	0.01846	-0.15183	0.12881
Salg meglerhus EW	0.00000	-0.00014	0.02259	-0.12903	0.18784
Kjøp meglerhus VW	0.00082	0.00043	0.01594	-0.10777	0.12446
Hold meglerhus VW	0.00031	0.00026	0.01793	-0.14524	0.14346
Salg meglerhus VW	0.00000	-0.00012	0.02210	-0.14127	0.17037

Verdiene i tabellen er desimaltall for daglig avkastning i perioden 2004 til 2018. *Min* står for datasettets laveste verdi, og *maks* står for den høyeste observerte verdien. *EW* står for likevektede og *VW* står for verdivektede porteføljer. *OBX* er referanseindeks, *SMB* er faktor for størrelsesforhold, *HML* er faktor for verdiforhold og *MOM* er faktor inkludert for å fange opp momentumeffekten. *Rf* står for risikofri rente. Porteføljene tilhørende meglerhuset er spesifisert, og de øvrige tilhører konsensusestimaterne (*sterk kjøp*, *kjøp*, *hold* og *salg*).

Vi observerer ingen ekstreme medianverdier. Porteføljene som har et mindre antall anbefalinger, som sterk kjøp- og salgsporføljene, har medianverdier på 0. *OBX* har den

høyeste medianverdien, etterfulgt av den likevektede og verdivektede kjøpsporteføljen. Videre observerer vi at alle kjøpsporteføljene, bortsett fra den verdivektede kjøpsporteføljen til meglerhuset, slår OBX-indeksen ved aritmetisk gjennomsnittsberegning. Porteføljen med den laveste gjennomsnittsverdien er den likevektede salgsporføljen av konsensusanbefalinger, etterfulgt av den verdivektede porteføljen av konsensusanbefalinger. Porteføljen som inkluderer salgsanbefalinger av konsensus (EW), oppnår det høyeste standardavviket på 0,03930. Det laveste standardavviket finner vi som ventet for risikofri rente, etterfulgt av risikofaktorene.

Som forventet ser vi at alle porteføljer og faktorer har negativ minimumsverdi, sett bort ifra risikofri rente. Vår likevektede og verdivektede salgsporfølje for konsensusanbefalinger viser en ekstrem nedgang på hele 43,5 %. Observasjonen stammer fra den 22. November 2011, hvor Frontline aksjen faller 43,5 %, som tilsvarer fallet i våre porteføljer. Den mest ekstreme oppgangen kan også tilskrives våre salgsporføljer for konsensusanbefalinger. Den 7. Mars 2016 finner vi at avkastningen stiger med hele 60,3 %, som i sin helhet skyldes hopp i Seadrill aksjen på tilsvarende prosentandel. Porteføljen består kun av Seadrill aksjen på denne datoen.

Vi finner ingen ekstremverdier i den deskriptive statistikken som vi ikke kan forklare. Dette er med på å underbygge at dataene er uten vesentlige feil som skyldes feilinntasting, eller feil ved simuleringen av våre porteføljer.

## 4.0 Metode

### 4.1 Programmering

Konstruksjonen av selve porteføljene er utført automatisk ved hjelp av programmering i Python. Programmering har vært avgjørende for å gjennomføre en presis simulering av porteføljenes avkastning på et stort datasett. Det bidrar dessuten til å redusere risiko for feil som kan oppstå ved feil inntasting, og sørger for at resultatene vi har kommet frem til er enkle å verifisere. Programkoden er også skrevet slik at den skal være enkel å modifisere dersom en ønsker å implementere andre strategier for porteføljekonstruksjon.

Designkriterier:

1. **God struktur**

Gjør det lettere å feilsøke koden, samt gjøre endringer dersom en senere ønsker å endre på parametere eller andre aspekter ved porteføljekonstruksjonen. Dette gjør det også lettere å verifisere at programkoden er korrekt.

2. **Etterprøvbarehet**

Programmet skal være enkelt å laste ned og kjøre for å gjøre det enkelt å etterprøve resultatene i oppgaven.

3. **Generalitet**

Det skal være mulig å kjøre programmet på nye datasett uten at koden behøver å endres i vesentlig grad.

For å kunne imøtekomme designkriteriene som beskrevet ovenfor, har vi brukt mye tid på å sette oss inn i følgende konstruksjoner i Python:

1. Variabler, datastrukturer og kontrollsetninger
2. Funksjoner
3. Klasser

#### **1. Variabler, datastrukturer og kontrollsetninger**

En variabel brukes for å midlertidig lagre informasjon i datamaskinen, og i Python har variabler en bestemt type (Lutz, 2013, s.176). Eksempler på dette er flyttall, heltall eller tekst. I tillegg

har man datatyper som for eksempel lister. En liste er et objekt som inneholder en eller flere objekter, og vi brukte lister blant annet til å lagre daglige avkastninger, kjøpsanbefalinger og OBX-indeksens avkastning.

I tillegg til å lagre informasjon, er det nødvendig å kunne gjøre valg basert på input til programmet. Eksempler på slike valg kan være at en kjøper en aksje på en kjøpsanbefaling, og at en selger en aksje ved en salgsanbefaling. For eksempel:

```
if recommendation == 'BUY':  
    buy_stock()
```

## 2. Funksjoner

Funksjoner kan betraktes som isolerte deler av programmet som utfører en helt bestemt oppgave (Lutz, 2013. s. 96-97). Det kan for eksempel være å kjøpe en aksje, beregne en avkastning, legge til noen tall i en liste og så videre. Funksjoner kan ta *argumenter* som input som brukes når funksjonen kjøres, og kan returnere en verdi eller et resultat etter at koden har kjørt:

```
def square_and_add(a, b):  
    c = a**2 + b**2  
    return c
```

En funksjon kan sees på som en “oppskrift”, og programkoden blir først kjørt når funksjonen *kalles*. For eksempel:

```
square_and_add(3, 5)  
square_and_add(2, 2)
```

Ved å dele opp programmet i mindre funksjoner, ble programmet kortere, lettere å lese og lettere å vedlikeholde.

## 3. Klasser

En klasse består av et objekt som har et sett med tilhørende funksjoner og verdier (Lutz, 2013, s. 784). De tilhørende funksjonene kalles gjerne for metoder, og verdiene kalles gjerne for

attributter eller medlemsvariabler. Klasser åpner for et høyere nivå av struktur ved at funksjoner og variabler som hører sammen kan grupperes sammen i en logisk enhet.

I programmet vårt har vi definert to klasser; `TradingSimulation` og `Index`. `TradingSimulation` har metoder som for eksempel `run`, `trade` og `buy_tickers` som henholdsvis kjører hele simuleringen (`run`), utfører et sett med handler basert på konsensusanbefalinger (`trade`) og som kjøper en eller flere aksjer (`buy_tickers`).

## 4.2 Avkastning

For å kunne avgjøre om en portefølje har vært mer lønnsom enn alternativt å eie en bredere indeks må vi måle porteføljens avkastning.

Aksjenes avkastning er beregnet ved hjelp av ligning (10):

$$R_{i,t} = \frac{K_{i,t} - K_{i,t-1}}{K_{i,t-1}} \quad (10)$$

Hvor,

$K_{i,t}$  er kursen til aksje  $i$  på tidspunkt  $t$

$K_{i,t-1}$  er kursen til aksje  $i$  på tidspunkt  $t-1$

Aksjens bidrag til porteføljens avkastning er gitt ved ligning (11):

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^{n_{p,t}} x_{i,t-1} * R_{i,t} \quad (11)$$

Hvor,

$x_{i,t-1}$  er porteføljevekten til aksje  $i$  på tidspunkt  $t-1$

$R_{i,t}$  er avkastning til aksje  $i$  på tidspunkt  $t$

Porteføljens gjennomsnittsavkastning beregnes ved hjelp av geometrisk gjennomsnitt. Den geometriske beregningen av avkastning er *tidsvektet*, og tar bedre høyde for negativ avkastning sammenlignet med aritmetisk. Et geometrisk gjennomsnitt reflekterer renters-rente-effekten på

avkastningen til porteføljene og vil tilsvarende også bedre reflektere nedgangstider i aksjemarkedet.

Geometrisk gjennomsnittsavkastning er gitt ved ligning (12):

$$R_{g,t} = [(1 + r_1)(1 + r_2) \dots (1 + r_T)]^{\frac{1}{T}} - 1 \quad (12)$$

Hvor,

$T$  er totalt antall perioder investeringen holdes

Våre data består av daglig og månedlig avkastning, og vi vil da også ha behov for å omregne resultatene i analysen til annualisert avkastning.

Omregning av desimaltall til annualisert avkastning i % utføres ved hjelp av ligning (13):

$$R_{p,a} = [(1 + R_{p,t})^n - 1] * 100 \quad (13)$$

Hvor,

$R_{p,a}$  er den annualiserte avkastningen

$R_{p,t}$  er gjennomsnittlig avkastning for portefølje  $p$  ved tid  $t$

$n$  er antall perioder investeringen holdes

Dersom man ønsker å benytte ligning (13) til omregning av gjennomsnittlig daglig avkastning, vil man måtte sette inn 251 børsdager for  $n$ .

### 4.3 Regresjonsanalyse

For å etablere statistisk signifikans har vi konstruert en lineær modell, og gjort lineær regresjon med minste kvadraters metode i statistikkprogrammet STATA. Minste kvadraters metode benyttes for å finne den lineære funksjonen som gir minst kvadratsum. Med kvadratsum menes summen av de kvadrerte avvikene mellom observasjonene og den lineære tilnærmingen. Det følger av Gauss-Markov teoremet (under enkelte rimelige antakelser om feilledet) at minste

kvadraters metode er den optimale estimatoren i den forstand at den gir lavest varians. Dette gjenspeiles i form av at modellen gir lavest samlingsvariens og standardfeil (Wooldridge, 2016, s. 89).

Vi inkluderer standardfeil og signifikansnivå målt med p-verdier ved presentasjon av regresjonsresultatene. P-verdien defineres som det minste signifikansnivået hvor nullhypotesen kan avvises, gitt den observerte t-verdien (Wooldridge, 2016, s. 118). Nullhypotesene i de presenterte regresjonsresultatene er at den uavhengige variabelen som testes (risikopremiene), ikke har påvirkning på den avhengige variabelen og således er lik 0, kontrollert for de andre variablene i modellen. Koeffisienten som angir porteføljens betaverdi har en nullhypotese om at beta for porteføljen er lik markedets beta, som er 1. For alfa vil nullhypotesen være at alfa er lik 0. Dersom variabelens t-verdi er større enn den kritiske sammenligningsverdien, vil vi forkaste nullhypotesen til fordel for alternativhypotesen. Alternativhypotesen er at de uavhengige variablene har en påvirkning på den avhengige variabelen (for beta koeffisienten at den er annerledes enn 1, og for alfa at den er annerledes enn 0), kontrollert for de andre variablene i modellen.

## 4.4 Tidsserie

Datasettet vårt består av tidsserier hvor vi måler avkastningen til hver enkelt portefølje ved mange ulike tidspunkt. Hver portefølje har en egen tidsserie som analyseres separat. En tidsserie defineres som observasjoner på en variabel eller enhet over en gitt periode som består av mange ulike tidsobservasjoner, gjerne på daglig, månedlig eller årlig basis (Wooldridge, 2016, s. 312). I vårt datasett observerer vi porteføljens avkastning over en gitt tidshorisont med unike observasjoner på daglig basis. Antall observasjoner i datasettet vårt er 3.769. Fordelt på 15 år gir dette oss i gjennomsnitt 251 dager hvert år, som benyttes ved omregning av daglige avkastninger til årlige. Tidsseriedata gir oss mulighet til å konkludere på den dynamiske kausaliteten, og er derfor ypperlig til å studere utvikling over tid, eller til å estimere fremtidig utvikling (Wooldridge, 2016, s. 312).



## 4.5 Regresjonsligningen

Regresjonsligningen vi benytter er den såkalte firefaktormodellen, som er basert på kapitalverdimodellen, i tillegg til risikofaktorene fra Fama og French, og Carhart. Ved å inkludere risikofaktorene får vi nyttig informasjon om porteføljens egenskaper til analyseformål. Koeffisientene angir forklaringer på grunner for eventuell mer eller mindre avkastning for porteføljene (Dahlquist og Ødegaard, 2018).

Datasettet vårt består av en tidsserie hvor den uavhengige variabelen er daglig avkastning for porteføljen, fratrukket risikofri rente. Regresjonsligningen er gitt ved ligning (14):

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t \quad (14)$$

Hvor,

$\alpha_p$  er ligningens konstantledd, definert som den gjennomsnittlige endringen i  $Y$  som ikke kan forklares av variasjonen i de andre faktorene i modellen

$\beta_p$  er regresjonsligningens helningskoeffisienter for porteføljen  $p$

$(R_{m,t} - r_{f,t})$  er avkastningen i markedet  $R_m$  på tidspunkt  $t$  fratrukket den risikofrie renten  $r_f$  på tidspunkt  $t$ , hvor produktet blir *markedsrisikopremien*

$SMB_t$  er risikofaktoren som beregnes ved å ta avkastningen for små selskaper, minus store selskaper

$HML_t$  er risikofaktoren som beregnes ved å ta avkastningen til selskap med høy bokført verdi minus selskap med lav bokført verdi

$MOM_t$  er risikofaktoren som fanger opp trenden med at avkastning foregående dag, reflekterer dagens avkastning

$e_t$  er regresjonsligningens feilledd

## 4.6 Alfa

Alfa er et vanlig rapporteringsmål for aksjeporteføljer, og defineres som andelen av porteføljens gjennomsnittlige avkastning som ikke kan forklares av en lineærkombinasjon av de inkluderte risikopremiene (Eckbo og Ødegaard, 2015). I denne oppgaven ønsker vi å kontrollere om alfa er større enn null, det vil si om man ved å følge analytikeranbefalinger kan

oppnå en positiv risikojustert meravkastning. En alfa lik null indikerer at porteføljen ikke oppnår en meravkastning sammenlignet med markedet, ergo at forvalteren ikke besitter ekstra informasjon utover den markedet har. Negativ alfa indikerer at man har mislykkes med å oppnå bedre avkastning enn markedet. For at beregningen av alfa skal være korrekt, forutsetter dette for øvrig at man inkluderer de riktige risikofaktorene, da alfa endrer seg ved endringer i antall faktorer. Dette kan anses som en svakhet ved modellen, og det er således viktig å vurdere hvilke faktorer som inkluderes og ekskluderes ved regresjon med faktormodeller (Eckbo og Ødegaard, 2015).

## 4.7 Risikofaktorene

Eckbo og Ødegaard (2015) presiserer at hovedformålet med faktor-modeller er å vise i hvilken grad gjennomsnittlig porteføljeavkastning kan beskrives som summen av de risikopremiene som følger av porteføljens eksponering mot risikofaktorene. Risikofaktorene inkluderes i regresjonen som rene empiriske forklaringsvariabler, og har ikke noe klart teoretisk fundament (Eckbo og Ødegaard, 2015). I vår regresjonsanalyse antas det at porteføljens eksponering mot risiko er konstant over hele tidsperioden. Antagelsen er muligens noe kraftig da vi maksimalt kan ha 25 aksjer i porteføljen, og i perioder vil ha vesentlig færre aksjer i porteføljene våre. Således kan det tenkes at risikoeksponeringen vil endres over porteføljens levetid. Vi har derfor inkludert en sensitivitetsanalyse for å fange opp de ulike faktorenes påvirkning på alfa, samt inkludert en robusthetstest ved å dele datasettet i to over den studerte tidsperioden.

## 4.8 $R^2$

Forklaringsgraden ( $R^2$ ) måler hvor stor andel av variasjonen i den avhengige variabelen ( $Y$ ) som blir forklart av den totale variasjonen i forklaringsvariablene. Verdien av  $R^2$  estimeres til et tall mellom 0 og 1, og blir som regel presentert i %. Dersom alle observasjonene ligger på regresjonslinjen vil OLS ha en perfekt forklaringskraft og verdien av  $R^2$  vil i dette tilfellet være 1. En verdi på 0 derimot vil bety at den totale variasjonen i forklaringsvariablene ikke forklarer noe av variasjonen i den avhengige variabelen ( $Y$ ). Dette vil si at en verdi nær 0 indikerer en dårlig forklaringskraft i modellen (Wooldridge, 2016, s. 84). Formelen for  $R^2$  er presentert ved ligning (15):

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} \quad (15)$$

Hvor,

SSR er summen av kvadrerte avvik fra regresjonslinjen

SST er summen av kvadrerte avvik fra gjennomsnittet

## 4.9 Forutsetninger for OLS

Regresjon ved minste kvadraters metode har flere forutsetninger som må være tilfredsstillt for at modellen skal være riktig, og at resultatene vi oppnår ikke er et resultat av feil. Gyldigheten av Gauss-Markov-teoremet er betinget av fem antakelser som angitt under (Wooldridge, 2016, s. 317-323):

1. Linearitet i parameterne
2. Ikke perfekt kolinearit
3. Feilleddet har forventet verdi lik 0 for alle kombinasjoner av verdier på uavhengig variabel
4. Homoskedastisitet
5. Ingen seriekorrelasjon
6. Normalfordelte feilledd

Forutsetning 1-3 må være tilfredsstillt for at modellen ikke inneholder bias. Hvis forutsetning 4 er oppfylt har vi i tillegg en effektiv estimator, som vil si at estimatoren er B.L.U.E. <sup>4</sup> Dersom forutsetning nummer 5 og 6 også er oppfylt kan vi være trygge på at verdier som benyttes til hypotesetesting er pålitelige.

### **Tidsserie (TS) 1. Linearitet i parameterne**

Med linearitet i parameterne forutsettes det av sammenhengen mellom den avhengige og den uavhengige variabelen er lineær. Det vil si om økning i Y, også er forbundet med økning i X, og omvendt. OLS kan også benyttes for ikke lineære sammenhenger, men krever da at man

---

<sup>4</sup> B.L.U.E. står for Best Linear Unbiased Estimator, og er økonometrisk terminologi.

legger til effekter i regresjonen som fanger opp denne sammenhengen. Dette for å unngå problemer med feilspesifikasjon av modellen (Wooldridge, 2016 s. 317).

### **TS 2. Ikke perfekt kolinearitet**

Dersom det er høy grad av kolinearitet i dataene, har vi problemer med at det er for høy korrelasjon mellom forklaringsvariabler. Dette problemet anses å være et lite problem for vårt datasett, men vi har likevel valgt å benytte VIF-tester for å kontrollere for kolinearitet. Ved utførelse av testen observerer vi ingen verdier som overstiger 2. Ved verdier over 10 konkluderer man vanligvis at man har problemer med kolinearitet, så våre resultater er trygt innenfor grenseverdiene. Beregning av VIF for en regresjonsligning er gitt ved ligning (16):

$$VIF = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (16)$$

Hvor,

$R^2$  er forklart varians for variabel  $j$

### **TS 3. Feilleddet har forventet verdi lik 0 for alle kombinasjoner av verdier på uavhengig variabel**

Brudd på forutsetning nummer tre er ofte skapt av feil i den funksjonelle formen i modellen, eller utelatelse av relevante forklaringsvariabler, men det kan være flere grunner utover de nevnte til at det oppstår brudd. For å kontrollere om vi har problemer med at feilleddet ikke har forventet verdi lik 0 i regresjonene våre har vi valgt å benytte oss av Durbin Watson testen. Dersom forutsetningen holder sier vi gjerne at vi har eksogene forklaringsvariabler, men dersom de uavhengige variablene er korrelert med feilleddet har vi et problem med endogene forklaringsvariabler. Durbin Watson testen er ingen garanti for at variablene er eksogene, men kan benyttes sammen med økonomisk teori. Ved å utelate bakenforliggende variabler vil koeffisientene enten over- eller underestimeres, som i økonometrien omtales som positiv eller negativ bias (Wooldridge, 2016, s. 80). I analysedelen vil vi også utføre flere regresjoner med ulike forklaringsvariabler for å teste konstantens (alfa) sensitivitet.

### **TS 4. Homoskedastisitet**

Med homoskedastisitet menes det at variansen skal være konstant ved at spredningen i residualene er de samme for alle  $x$ -verdier. Dersom variansen ikke er konstant har vi ulik

varians over og under regresjonslinjen, som kalles heteroskedastisitet. For å kontrollere for homoskedastisitet har vi benyttet ulike spredningsdiagram, i tillegg til Breusch og Pagan (1979) test og Whites (1980) test. Det er ikke intuitivt enkelt å se ut fra spredningsdiagrammene om vi har problemer med heteroskedastisitet, men ved kontroll av våre porteføljer har testen i syv av åtte tilfeller blitt statistisk signifikant på 5 %-nivå ved kontroll av Breusch og Pagan test. Det er kun på den verdivektede kjøpsporteføljen at vi kan beholde nullhypotesen om at det er homoskedastisitet. I tillegg har testen i alle kontrollerte tilfeller blitt statistisk signifikant ved utførelse av Whites test, også den verdivektede kjøpsporteføljen. Som følge av dette må vi forkaste nullhypotesen om at vi har homoskedastisitet. Vi mener at heteroskedastisitet kommer av andre faktorer enn årsaker til spesifikasjonsfeil, og kan således benytte oss av Whites heteroskedastiske standardfeil. Whites fremgangsmåte er å estimere standardfeil som er robuste mot heteroskedastisitet slik at statistiske tester blir forventningsrette. For øvrig må det nevnes at ved å benytte robuste standardfeil vil vi kunne få en mindre effektiv estimator, ofte med høyere standardfeil sammenlignet med OLS (Wooldridge, 2016 s. 246). Ved alle analyser utover avsnittet om metode vil vi på bakgrunn av våre funn benytte oss av robuste standardfeil.

### **TS 5. Ingen seriekorrelasjon**

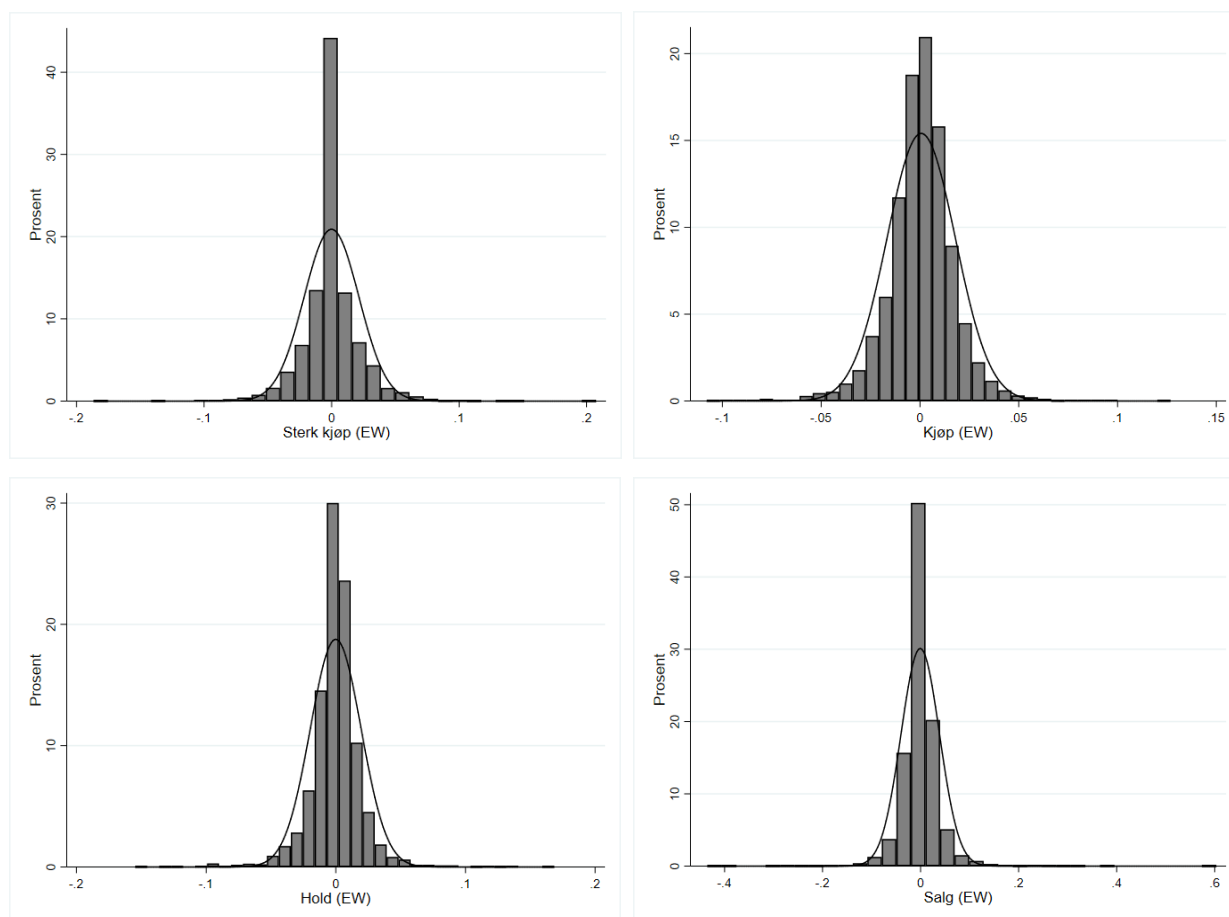
Betinget av den uavhengige variabelen, skal feilleddet i en periode være ukorrelert med feilleddet i neste periode. Dersom det er korrelasjon lider regresjonen av seriekorrelasjon, også omtalt som autokorrelasjon, da de er korrelert over tid. Aksjekurser sies å følge en random walk, hvor prisene i markedet oppfører seg tilfeldig og justerer seg selv. Forutsetning fem gjelder særskilt for tidsseriedata og omfatter ikke andre datatyper. Det må i forbindelse med seriekorrelasjon presiseres at midlertidig korrelasjon i den avhengige variabelen *ikke* har påvirkning på om denne forutsetningen holder. Vi benytter en Durbin Watson test for å kontrollere for autokorrelasjon, og resultatene fra testen gir ingen indikasjon forekomst av dette problemet i vårt datasett.

### **TS 6. Normalfordeling**

Ved test av residualenes fordeling finner vi at dataene ikke er normalfordelte. Avkastning på aksjer er kjent for å ha “tykkere haler” enn hva en normalfordeling vil tilsi, men ellers at gjennomsnittet er relativt normalfordelt. At normalfordelingen har “tykkere haler” vil si at vi har flere ekstreme verdier, også kalt outliers. Vi vet at finanskrisen i 2008 skapte ekstreme verdier, og disse observasjonene kan bidra til at residualene ikke er normalfordelt. Brudd på

normalfordelingen kan medføre usikre estimater av konfidensintervall, p-verdier og t-verdier som benyttes ved hypotesetesting.

**Figur 3 (a, b, c og d): Normalfordeling for likevektede porteføljer**

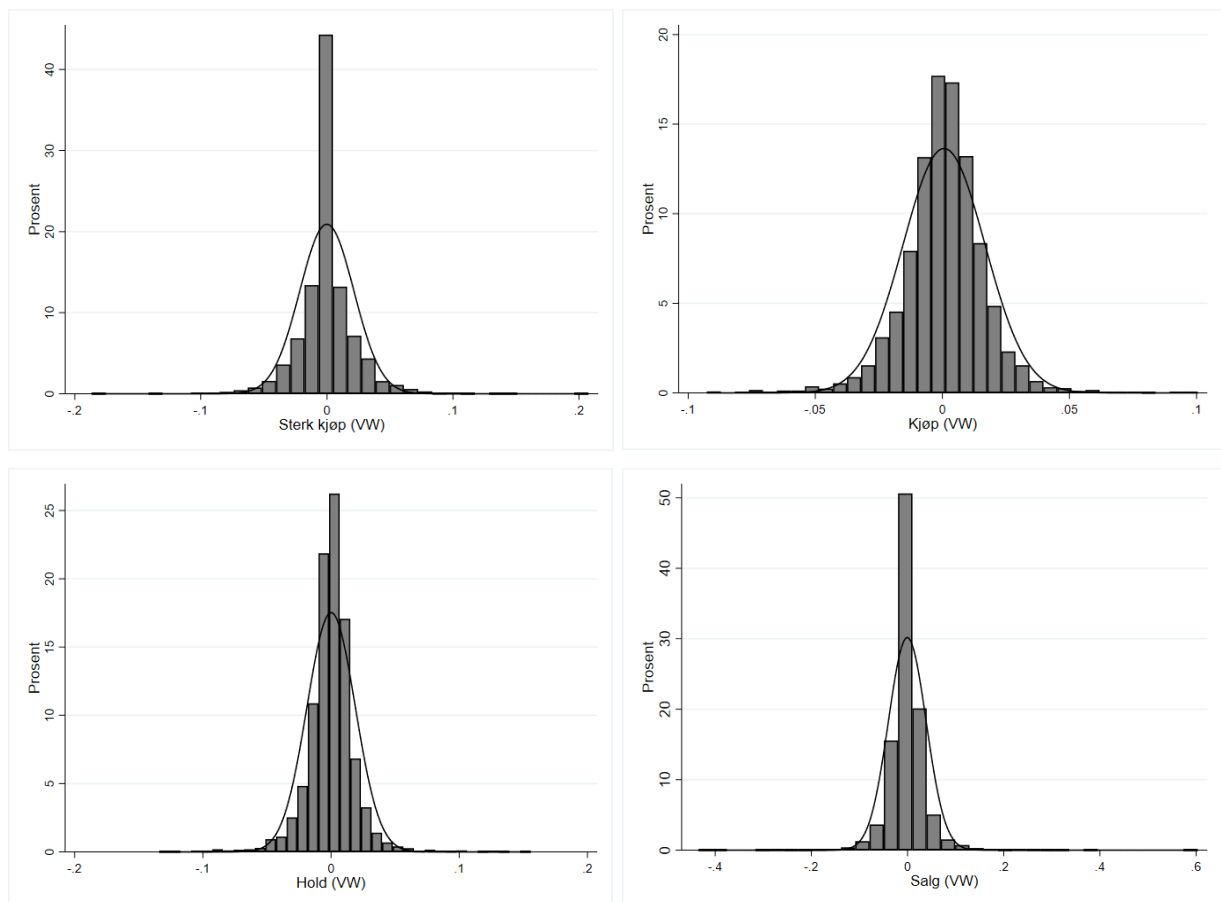


Histogram med normalfordeling plottet sammen med fordeling av avkastning for våre likevektede porteføljer, basert på daglig data i perioden 01.01.2004 - 31.12.2018. Y-aksen representerer prosentvis fordeling av observasjonene og X-aksen består av observert daglig avkastning. Inkluderes for å kartlegge hvor normalfordelte observasjonene våre er. Figur 3a viser normalfordelingen av sterk kjøpsporteføljen (EW), figur 3b viser kjøpsporteføljen (EW), figur 3c viser holdporteføljen (EW) og figur 3d viser salgporteføljen (EW). Antall observasjoner er 3.769.

I Figur 3 og Figur 4 har vi plottet fordelingen av avkastninger for våre likevektede og verdivektede porteføljer. Fordelingen av avkastningen varierer med porteføljene, og ser ikke

ut til å være normalfordelte. Prisutviklingen til aksjene synes som forventet å følge en random walk, slik det ofte konkluderes med ved å studere endring i aksjekurser. Siden vi ikke har normalfordelte avkastninger for våre porteføljer, har vi forsøkt å kompensere for dette ved å inkludere sensitivitetsanalyser og robusthetstester. Figuren 4 under har vi fremstilt våre verdivektede porteføljer på tilsvarende vis.

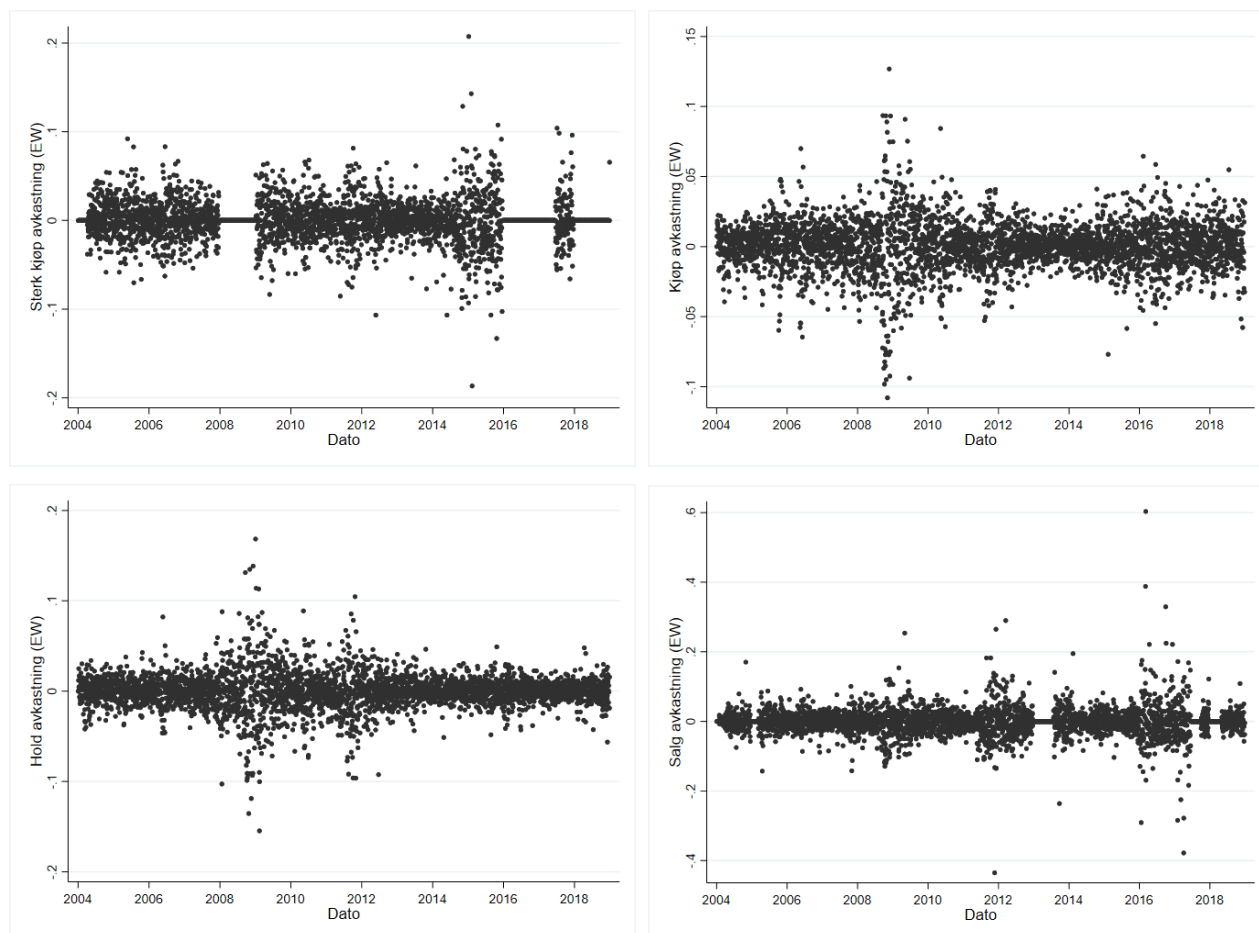
**Figur 4 (a, b, c og d): Normalfordeling for verdivektede porteføljer**



Histogram med normalfordeling plottet sammen med fordeling av avkastninger for våre verdivektede porteføljer, basert på daglig data i perioden 01.01.2004-31.12.2018. Y-aksen representerer prosentvis fordeling av observasjonene og X-aksen består av observert daglig avkastning. Inkluderes for å kartlegge hvor normalfordelte observasjonene våre er. Figur 4a viser normalfordelingen av sterk kjøpsporteføljen (VW), figur 4b viser kjøpsporteføljen (VW), figur 4c viser holdporteføljen (VW) og figur 4d viser salgporteføljen (VW). Antall observasjoner er 3.769.

Videre inkluderer vi spredningsdiagram for likevektede porteføljer i figur 5 (a, b, c, d) for grafisk fremstilling av observasjonene fordelt over perioden.

**Figur 5 (a, b, c, d): Spredningsdiagram for likevektede porteføljer**



Spredningsdiagram for våre likevektede porteføljer, som inkluderes for å kartlegge ekstreme observasjoner (uteliggere) i datasettet vårt. Avkastningen beregnes basert på daglig data i perioden 01.01.2004 - 31.12.2018. Y-aksen representerer observert daglig avkastning, og X-aksen viser tidspunkt for når vi observerer avkastningene i perioden. Figur 5a viser spredningsdiagram for sterk kjøpsporteføljen (EW), figur 5b viser spredningsdiagram for kjøpsporteføljen (EW), figur 5c viser spredningsdiagram for holdporteføljen og figur 5d viser spredningsdiagram for salgsporteføljen. Antall observasjoner er 3.769.



Ved grafisk fremstilling av observasjonene fordelt over tidsrommet vi studerer, ser vi at vi får ekstreme observasjoner i tidsperioden fra sent 2007 til starten av 2009 i vår hold og kjøpsportefølje. Dette kan antakelig forklares som en effekt av finanskrisen i 2008. De verdivektede porteføljene viser de samme trendene, og inkluderes derfor ikke. Vi ser perioder hvor avkastningen ligger lik 0 for sterk kjøp og salg. Dette forklares ved at for slike perioder finnes det ingen utstedte anbefalinger i kategoriene sterk kjøp og salg, og følgelig er porteføljene basert på disse signalene uten aksjer. Eksempelvis er det under finanskrisen i 2008 ingen anbefalinger utstedt i kategorien sterk kjøp, noe som kan antas å være påvirket av nedgangstiden i markedet i den perioden.

## 4.10 Statistiske tester

Som følge av forutsetningene som ligger til grunn for OLS vil vi benytte statistiske tester i oppgaven. De benyttede testene er redegjort for i avsnittene under.

### **Breusch og Pagan og Whites test**

Breusch og Pagan (1979) test og Whites (1980) test kontrollerer begge den samme forutsetningen for regresjonsanalyse. Testene utføres ved å beregne en f-verdi, som så sammenlignes med den kritiske verdien for gitt signifikansnivå.

Hypotesene for begge testene er som følger:

$H_0$ : Dataene er homoskedastiske

$H_1$ : Dataene er heteroskedastiske

Breusch Pagan testen undersøker om feilvariansen er en lineær funksjon av en eller flere uavhengige variabler i modellen, hvor de kvadrerte residualene benyttes som estimater på variansen til feilleddene. Testen utføres ved at man i første steg kvadrerer regresjonsmodellens residualer som betegnes ved  $\hat{u}^2$ , og benytter de til å estimere en modell som så sammenlignes med de uavhengige variablene. Dersom det ikke er sammenheng mellom kvadrerte residualer og modellen har vi homoskedastisitet. Formelen er gitt ved ligning (17):

$$F = \frac{\frac{R_{\hat{u}}^2}{k}}{\frac{(1-R_{\hat{u}}^2)}{(n-k-1)}} \quad (17)$$

Hvor,

$R_{\hat{u}}^2$  er den forklarte variansen av den estimerte verdien av de kvadrerte residualer

$k$  er antall variabler

$n$  er antall observasjoner i utvalget

Alle porteføljene våre ble statistisk signifikante ved utførelse av Breusch Pagan test, og vi kan følgelig forkaste  $H_0$  om at vi har homoskedastisitet.

### Whites test

Ved Whites test følger vi i stor grad samme fremgangsmåte som for Breusch Pagan testen, men vi utarbeider i tillegg kvadrerte predikerte verdier av  $\hat{y}^2$  som inkluderes i regresjonsligningen. Ved fire uavhengige variabler vil testen estimere 14 kombinasjoner av parametere i regresjonslinjen, som vil si at den baseres på flere estimater enn Breusch Pagan testen, som kun baseres på antall parametere i regresjonen. En fordel ved å benytte Whites test er at den gjør få antagelser om formen av heteroskedastisitet, og vi ønsker derfor å benytte denne i tillegg til Breusch og Pagan testen.

### Durbin Watson test

Forutsetning nummer fem er at feilleddene i ulike tidsperioder skal være ukorrelerte. Dersom verdiene er korrelerte, har vi autokorrelasjon. Dette kan testes ved å benytte en Durbin-Watson (DW) test. Resultatet på en DW-test være signifikant lavere enn en verdi på 2 for å kunne forkaste nullhypotesen om at det ikke er autokorrelasjon (Wooldridge 2016, s. 378-379). Våre verdier for våre porteføljer ligger på 1,951-2,053 for den likevektede porteføljen og 1,93-2,097 for den verdivektede, og dette indikerer at det ikke er autokorrelasjon. DW-statistikken er gitt ved ligning (18):

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^n (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \hat{u}_t^2} \quad (18)$$

Hvor,

$\hat{u}_t$  representerer feilledet på tidspunkt  $t$ .

Hypotesene er som følger:

$H_0$ : Ingen autokorrelasjon

$H_A$ : Det eksisterer autokorrelasjon

Vi gjennomfører en Durbin-Watson test ved bruk av STATA. Videre velger vi et signifikansnivå på 5 % og ut fra antall variabler og observasjoner vil vi få to kritiske verdier,  $d_{Lower}$  og  $d_{Upper}$ . Dersom testen viser at  $DW > d_U$ , beholder vi  $H_0$ , og ved  $DW < d_L$  forkaster vi  $H_0$ . Dersom  $d_L < DW < d_U$  er testen mangelfull og vi kan ikke konkludere med noe (Wooldridge, 2016 s. 379). I vårt tilfelle har vi følgende:

$K = 5$

Antall observasjoner = 3.769

$d_L = 1,718$

$d_U = 1,820$

Våre resultater fra de likevektede porteføljene har DW-verdier som ligger på 1,951-2,053.

På de verdivektete porteføljene varierer resultatet mellom 1,930-2,097. Siden vi har at  $DW > d_U$  for alle porteføljene, beholder vi vår nullhypotese om at det ikke eksisterer autokorrelasjon.

### **Dickey-Fuller test:**

Dickey og Fuller (1979) viser at analyser på ikke-stasjonære data ikke vil gi robuste resultater. Ved å bruke en Dickey-Fuller korrelasjonstest kan vi teste for stasjonaritet i den avhengige variabelen (porteføljen og avkastningen til porteføljen). Da sjekker vi hvorvidt avkastningen på tidspunkt  $t$  korrelerer med avkastningen på tidspunkt  $t-1$ . Dette er viktig når man ser på tidsseriedata. Dickey-Fuller testen kan beskrives ved ligning (19) (Wooldridge, 2016, s. 506):

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-1} + e_t \quad (19)$$

Hvor,

$\theta$  er den avhengige variabelen

Hypotesene er som følger:

$H_0: \theta = 0$  (Ikke-stasjonaritet)

$H_A: \theta < 0$  (Stasjonaritet)

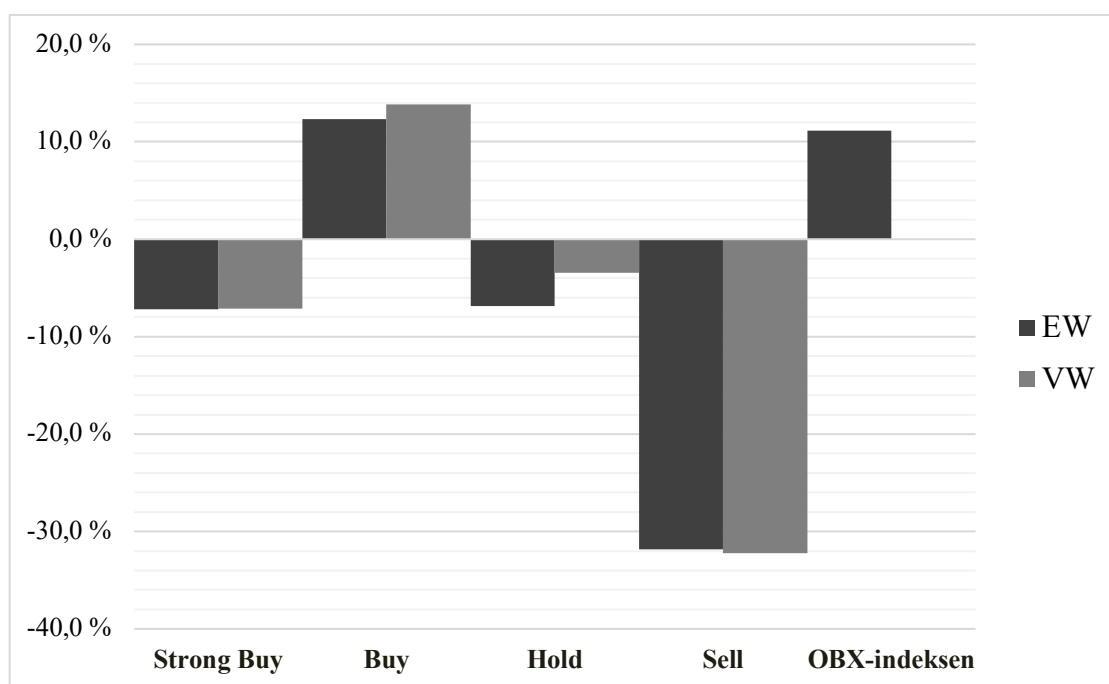
Alle porteføljene vi sjekker har en Durbin-Watson verdi som er høyere enn  $R^2$  verdien i regresjonen, noe som antyder at vi har stasjonaritet. Test-statistikken fra Dickey-Fuller er høyere enn kritiske verdier og dermed forkastes nullhypotesen for alle porteføljene. Vi har således ingen indikasjon på at vi har problemer med at den avhengige variabelen er ikke-stasjonær.

## 5.0 Analyse

### 5.1 Annualisert avkastning

Ved å beregne avkastningen for våre porteføljer og sammenligne resultatene med indeks, kan vi analysere hvordan analytikerne har prestert og se om de treffer på sine aksjeanbefalinger. Dersom analytikernes anbefalinger skal ha en verdi, bør porteføljene satt sammen av sterk kjøp- og kjøpsanbefalingene generere en positiv avkastning som er bedre enn markedet. Holdporteføljene bør ligge opp mot markedsavkastningen. Videre bør salgsporteføljen ha en svakere avkastning enn markedet. Vi finner først årlige avkastninger for våre porteføljer, som er presentert i figur 6.

**Figur 6: Hovedporteføljenes annualiserte avkastninger**



Figuren viser årlige avkastninger for våre hovedporteføljer og OBX-indeksen, for perioden 2004 til 2018. Avkastningen for porteføljene er beregnet ved å handle på daglige anbefalinger, og er gitt ved årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning. Antall observasjoner er 3.769.

Vi observerer at den verdivektete kjøpsporteføljen oppnår høyest årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning på 13,8 %. Den likevektete kjøpsporteføljen oppnår en avkastning på 12,3 %, noe som betyr at begge kjøpsporteføljene oppnår en høyere avkastning enn OBX-indeksen på 11,1 %. Den verdivektete salgspporteføljen oppnår en negativ årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning på 32,2 %, og den likevektete salgspporteføljen oppnår en negativ avkastning på 31,8 %. Disse funnene indikerer at analytikernes anbefalinger har en verdi. Videre finner vi for sterk kjøpsporteføljene de har en negativ avkastning på henholdsvis 7,1 % for den verdivektete og 7,2 % for den likevektete, noe som antyder at analytikerne bommer på sine anbefalinger for sterk kjøp. Dette funnet er overraskende, og er motstridende fra resultatene til andre lignende studier. Sterk kjøp er den porteføljen som inkluderer det laveste antallet av aksjer, og er dermed mer følsom for ekstremverdier, sammenlignet med en portefølje med flere aksjer.

Videre finner vi at en negativ avkastning på 6,8 % for den likevektete holdporteføljen, og en negativ avkastning på 3,4 % for den verdivektete holdporteføljen. Funnene avviker fra våre forventninger om at avkastningen fra holdanbefalingene ville ligge opp mot nivået til markedsavkastningen.

## 5.2 Resultater prestasjonsmål

Vi vil nå analysere prestasjonen til hovedporteføljene ved å se på ulike prestasjonsmål.

### 5.2.1 Sharpe-raten

---

**Tabell 2: Sharpe-raten og standardavvik for hovedporteføljer**

Portefølje	Standardavvik	Sharpe-rate
Sterk kjøp VW	34.70%	-0.028
Kjøp VW	25.51%	0.035
Hold VW	29.94%	-0.002
Salg VW	59.09%	-0.033
Sterk kjøp EW	38.50%	0.004
Kjøp EW	27.56%	0.030
Hold EW	31.05%	-0.009
Salg EW	60.84%	-0.015
OBX	24.40%	0.028

Tabellen viser porteføljenes prestasjoner gitt ved annualisert standardavvik og Sharpe-rate. Annualisert standardavvik ( $\sigma$ ) beregnes basert på daglige avkastninger og skaleres til årlige estimater. Sharpe-raten beregnes ved å trekke den risikofrie renten ( $r_f$ ) fra gjennomsnittlig avkastning ( $r_p$ ), for så å dele resultatet på porteføljenes standardavvik ( $\sigma_p$ ) som vist i ligning (2).

Sharpe-raten måler porteføljenes risikjusterte avkastning. Kjøpsporteføljen kommer best ut med høyest Sharpe-rate i både den verdivektete og likevektede porteføljen. Vi kan også si at kjøpsporteføljen har lavest totalrisiko og er mindre variabel enn de andre, noe som støttes av at standardavviket til porteføljen er lavere enn standardavviket til de andre porteføljene. Vi finner flere kjøpsanbefalinger og dermed består kjøpsporteføljen av flere aksjer enn de andre porteføljene, noe som betyr at den er mer diversifisert således kan forklare et lavere standardavvik. Sharpe-raten til kjøpsporteføljen kan således forklares av en høyere avkastning og lavere standardavvik (totalrisiko) enn de andre porteføljene.

Videre observerer vi at sterk kjøpsporteføljen har en positiv Sharpe-rate på 0,004 i den likevektede porteføljen, mens i den verdivektete er den negativ med 0,028. Dette antyder at det er større risiko ved å holde en verdivektet portefølje med sterke kjøpsanbefalinger. Funnet er overraskende ettersom man forventer at sterke kjøpsanbefalinger vil generere en positiv avkastning. Vi har få observasjoner av sterke kjøpsignal, noe som påvirker standardavviket til

å være relativt høyt. Som forventet kommer salgsporteføljen dårligst ut med lavest Sharpe-rate for begge porteføljetypene. Noe uventet, men likevel forventet etter å ha observert avkastningen presentert tidligere, har holdporteføljen negativ Sharpe-rate i begge porteføljetypene.

For å sammenligne med markedet, har vi beregnet Sharpe-raten til OBX-indeksen for perioden. Her ser vi at kjøpsporteføljen har en høyere Sharpe-rate ved både verdivektet og likevektet portefølje enn OBX, som vi bruker som referanseindeks. De andre porteføljene har alle lavere Sharpe-rate enn OBX. Siden OBX-indeksen er mer diversifisert enn vår kjøpsportefølje og følgelig har et lavere standardavvik, er det rimelig å anta at det er avkastningen som gjør at vi oppnår en høyere Sharpe-rate for kjøpsporteføljen. Ut ifra et totalrisiko-perspektiv har vi indikasjoner på at kjøpsporteføljene slår markedet i denne tidsperioden. En rasjonell investor vil velge porteføljen med høyest Sharpe-rate, og i dette tilfellet er det kjøpsporteføljen (verdivektet).

### 5.2.2 Treynor-raten

---

**Tabell 3: Treynor-raten for hovedporteføljer**

<u>Portefølje</u>	<u>Treynor-rate</u>
Sterk kjøp VW	0.002
Kjøp VW	0.001
Hold VW	0.000
Salg VW	-0.016
Sterk kjøp EW	0.000
Kjøp EW	0.001
Hold EW	0.000
Salg EW	-0.014

Tabellen viser våre estimater for Treynor-raten til porteføljene. Treynor-raten beregnes ved å trekke den risikofrie renten ( $r_f$ ) fra gjennomsnittlig avkastning ( $r_p$ ) delt på porteføljenes beta ( $\beta_p$ ) som vist i ligning (4).

---



Treynor-raten måler i likhet med Sharpe-raten også risikojustert avkastning. I motsetning til Sharpe-raten som bruker total risiko, måler Treynor-raten meravkastning hensyntatt systematisk risiko. Vi observerer av tabell 3 at porteføljen med best resultater er kjøpsporteføljene, i likhet med resultatene for Sharpe-raten. Vi finner at den verdivektete sterk kjøpsporteføljen oppnår høyest Treynor-rate. Dette indikerer at disse porteføljene genererer den høyeste avkastningen, hensyntatt markedsrisikoen de tar. Videre observerer vi som forventet at salgporteføljene har dårligst Treynor-rate, noe som skyldes at porteføljene har en dårlig (negativ) risikojustert avkastning.

### 5.2.3 Tracking Error

**Tabell 4: Tracking Error for hovedporteføljer**

Portefølje	Tracking Error
Sterk kjøp VW	0.007
Kjøp VW	0.001
Hold VW	0.003
Salg VW	0.022
Sterk kjøp EW	0.009
Kjøp EW	0.002
Hold EW	0.004
Salg EW	0.023

Tabellen viser våre estimater for porteføljenes Tracking Error. Tracking Error beregnes ved å trekke standardavviket til referanseindeksen ( $\sigma_M$ ) fra standardavviket til porteføljen ( $\sigma_P$ ) som vist i ligning (5).

For å sammenligne en portefølje opp mot en referanseindeks er det interessant å finne Tracking Error. Da Tracking Error beregnes ved å ta standardavviket til porteføljen og trekke fra standardavviket til referanseindeksen, får vi en indikasjon på hvor mye risiko som er forbundet med å holde en spesifikk portefølje sammenlignet med referanseindeksen. Vi finner at kjøpsporteføljene har lavest Tracking Error, dette er som ventet da noe som vil si at utover å

holde en markedsportefølje er det disse porteføljene som har lavest risiko. Dette er konsekvent med funnene i de andre prestasjonsmålingene og det er rimelig å anta at kjøpsporteføljene har et lavere standardavvik enn de andre porteføljene fordi den har flere observasjoner. Vi observerer også her at salgporteføljene har høyest risiko.

## 5.2.4 Informasjonsraten

---

**Tabell 5: Informasjonsraten for hovedporteføljer**

<u>Portefølje</u>	<u>Informasjonsrate</u>
Sterk kjøp VW	-0.163
Kjøp VW	0.168
Hold VW	-0.143
Salg VW	-0.077
Sterk kjøp EW	-0.038
Kjøp EW	0.044
Hold EW	-0.148
Salg EW	-0.044

Tabellen viser våre estimater for porteføljenes Informasjonsrate. Informasjonsraten beregnes ved å beregne forholdet mellom avkastningen til porteføljen mot avkastningen til referanseindeksen ( $\alpha_p$ ) og dele det på beregnet Tracking Error ( $\sigma(T_E)$ ) som vist i ligning (6).

---

Vi finner at kjøpsporteføljene har en positiv informasjonsrate og at den verdivektete kjøpsporteføljen har høyest verdi. Dette indikerer at porteføljene har hatt en meravkastning utover referanseindeks. Dersom  $IR < 0$ , indikerer dette at porteføljen har oppnådd en mindrevkastning utover referanseindeks, som vil være tilfelle for våre resterende porteføljer basert på beregningen.

### 5.3 Risikojustert avkastning

Ved å benytte oss av regresjonsanalyse vil vi måle hvorvidt funnene våre kan forklares ved endringer i risikoprofil, eller om meglernes anbefalinger faktisk slår markedet. Regresjonen kontrollerer for ulike risikofaktorer som gjør at vil vi kunne se om de enkelte porteføljene er vektet mot spesielle selskapskarakteristikker, som videre kan sammenlignes med funn fra tidligere studier.

**Tabell 6: Regresjonsanalyse for likevektede hovedporteføljer**

	Sterk kjøp	Kjøp	Hold	Salg
OBXrf	-0.39956*** (0.05476)	1.02836*** (0.01692)	1.01941*** (0.03204)	0.09147 (0.07565)
SMB	0.01943 (0.06486)	0.06770*** (0.02295)	0.07505* (0.04106)	0.10256 (0.09862)
HML	-0.04334 (0.05391)	-0.05187*** (0.01777)	0.07252** (0.03098)	0.00242 (0.08218)
MOM	0.02310 (0.05498)	0.00737 (0.01634)	-0.05534* (0.03112)	-0.33917*** (0.09847)
Alfa	0.00028 (0.00038)	0.00007 (0.00013)	-0.00062*** (0.00021)	-0.00045 (0.00063)
R-kvadrert	0.06717	0.78121	0.58068	0.00743

Regresjonsanalysen i denne tabellen viser avkastningen for våre likevektede porteføljer, basert på daglige data fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Porteføljene heter Sterk kjøp, Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Regresjonen er gitt ved følgende ligning:

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t$$

Avhengig variabel  $(R_{p,t} - r_{f,t})$  er porteføljenes avkastning  $R_p$  på tidspunkt  $t$  fratrukket risikofri rente  $r_{f,t}$ .  $\alpha_p$  er ligningens konstantledd alfa, som vi betrakter som den gjennomsnittlige differansen mellom porteføljens og markedets avkastning, og som dermed ikke kan forklares av variasjonen i de andre markedsfaktorene i modellen som vi justerer for.  $\beta_p$  er regresjonsligningen helningskoeffisienter for porteføljen  $p$ .  $(R_{m,t} - r_{f,t})$  er avkastningen i markedet  $R_m$  fratrukket den risikofrie renten  $r_f$ , hvor produktet blir markedsrisikopremien på tidspunkt  $t$ .  $SMB_t$  er risikofaktoren knyttet til selskapsstørrelse som beregnes ved å ta avkastningen for små selskap, minus store.  $HML_t$  er risikofaktoren som beregnes ved å ta avkastningen til selskap med høy bokført verdi minus selskap med lav bokført verdi.  $MOM_t$  er risikofaktoren som fanger opp momentum, trenden med at avkastning foregående dag, reflekterer

dagens avkastning.  $e_t$  er regresjonsligningens feilledd. Koeffisientene er angitt i desimaler og antall observasjoner er 3.769.

---

CAPM OBX angir porteføljenes beta, og vi finner at porteføljene har signifikante resultater på 1 %-nivå, bortsett fra salgsporteføljen som ikke er signifikant. Vi observerer at kjøp- og holdporteføljene er mer volatile enn hva markedet er. Sterk kjøp viser en noe overraskende negativ beta, som tilsier at porteføljen beveger seg i motsatt retning av hva markedet gjør. Forklaringen til denne betaverdien vil mest sannsynlig være knyttet til at det er få aksjer i denne porteføljen, og at de enkelte aksjene derfor har stor innflytelse på resultatene.

Der resultatene i analysen ikke er signifikante må vi beholde nullhypotesen vår om at de uavhengige variablene ikke har en påvirkning på den avhengige variabelen. Det kan likevel være at det er en sammenheng, men vi finner ikke bevis for det med ønsket styrke. Signifikansnivå betyr å sette en kritisk grenseverdi for sannsynligheten for å forkaste nullhypotesen når den er sann. Ved signifikansnivå på 10 % er det da opp til 10 % sannsynlighet for at vi forkaster en nullhypotese som er sann. Følgelig ønsker vi ikke å analysere funn som ikke er signifikante.

Videre ser vi at alle porteføljene har positive koeffisienter på størrelsesfaktoren, men at det kun er kjøp- og holdporteføljen som oppnår en signifikant forskjell. Dette funnet betyr at porteføljene har en overvekt av små selskaper. I utgangspunktet strider dette mot våre forventninger da OBX-indeksen stort sett inneholder de største selskapene i markedet, og derfor at porteføljene våre oftere er vektet mot store selskap.

Verdifaktoren har negative koeffisienter for sterk kjøp- og kjøpsporteføljen, samt positive koeffisienter for hold- og salgsporteføljen, hvor kjøp- og holdporteføljen har signifikante resultater. Dette er i overensstemmelse med funn av Jegadeesh, Kim, Krische, og Lee (2004) og Barber m.fl. (2001), som finner den samme trenden i sine analyser på verdivektede porteføljer. Funnet indikerer at analytikerne oftere sender ut positive analytikeranbefalinger til vekstaksjer fremfor verdiaksjer.

Momentumeffekten er signifikant negativ på hold- og salgspoteføljen, som er i tråd med våre forventninger om at disse porteføljene er vektet mot negativ momentum. Analytikerne har således i større grad gitt negative anbefalinger til selskap som har opplevd kursfall.

Den eneste porteføljen som har en signifikant alfa er holdporteføljen som har oppnådd negativt resultat. Det vil si at holdporteføljen er den eneste porteføljen som vi kan konkludere med at oppnår en avkastning som er høyere eller lavere enn markedet, etter vi har kontrollert for risikofaktorene. Omregning fra daglig avkastning til annualisert avkastning beregnes ved hjelp av ligning (13), hvor beregningen viser at holdporteføljen oppnår en annualisert negativ avkastning på 14,4 %.

$R^2$  angir hvor stor andel av den totale variasjonen i den avhengige variabelen som regresjonsmodellen redegjør for. Kjøpsporteføljen har høyest forklart varians med 78,1 %, og holdporteføljen har en forklart varians på 58,1 %. Sterk kjøp- og salgspoteføljen har en lav andel av forklart varians med henholdsvis 6,7 % og 0,7 %. Den lave andelen av forklart varians synes å ha sin forklaring i at det er få anbefalinger på sterk kjøp og salg i datasettet vårt. Dette fører til at mange observasjoner i regresjonsanalysen kun består av fratrekking for risikofri rente, da det ikke eksisterer aksjer i porteføljen på disse tidspunktene. Den lave andelen av forklart varians må videre ses i sammenheng med at sterk kjøpsporteføljen kan oppnå en negativ beta på grunn av lite diversifisering, og således at enkelthendelser for et selskap vil kunne få stor påvirkning. Basert på  $R^2$  vil det være kjøp- og holdporteføljen som vil gi mest pålitelige resultater.

**Tabell 7: Regresjonsanalyse for verdivektede hovedporteføljer**

	Sterk kjøp	Kjøp	Hold	Salg
OBXrf	-0.30468*** (0.04445)	0.92427*** (0.01573)	1.00299*** (0.03055)	0.17856** (0.07275)
SMB	0.08306 (0.05488)	0.01134 (0.02374)	0.02852 (0.03876)	0.16911* (0.09388)
HML	0.02916 (0.04316)	0.00048 (0.01735)	0.13187*** (0.02895)	0.08317 (0.07600)
MOM	-0.04298 (0.04608)	0.01181 (0.01486)	-0.07297*** (0.02694)	-0.40231*** (0.09365)
Alfa	-0.00048 (0.00035)	0.00014 (0.00013)	-0.00047** (0.00019)	-0.00114* (0.00062)
R-kvadrert	0.06419	0.76963	0.63838	0.01250

Regresjonsanalysen i denne tabellen viser avkastningen for våre verdivektede porteføljer, basert på daglige data fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Porteføljene heter Sterk kjøp, Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Regresjonen er gitt ved følgende ligning:

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t$$

Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Koeffisientene er angitt i desimaler og antall observasjoner er 3.769.

CAPM OBX er signifikant for alle de verdivektede porteføljene, og til forskjell fra de likevektede porteføljene har nå også salgsporteføljen blitt signifikant. Kjøpsporteføljen har gått fra å være medsyklisk, til å ha en svakere bevegelse enn markedet.

Størrelsesfaktoren er positiv for alle porteføljene, men har for verdivektede porteføljer kun signifikant koeffisient på salgsporteføljen. Dette funnet tolkes som at den verdivektede salgsporteføljen har en overvekt av små selskaper. På våre likevektede porteføljer får vi positive signifikante koeffisienter på denne risikofaktoren på vår kjøp- og holdportefølje. Således synes overvektingen av små selskap å komme på både positive og negative porteføljer.

Vi observerer at holdporteføljen har en positiv signifikant koeffisient for verdifaktoren, som er i overensstemmelse med funnet fra våre likevektede porteføljer. For øvrig ser vi her at

koeffisientene for sterk kjøp- og kjøpsporteføljen har endret fortegn sammenlignet med funnene for den likevektede porteføljen, men at resultatene for disse porteføljene ikke er signifikante.

Momentumeffekten er negativt signifikant for våre hold- og salgspporteføljer, som er i overensstemmelse med funnene fra våre likevektede porteføljer, hvor disse porteføljene også der hadde negativt signifikante porteføljer.

Vi oppnår en negativ signifikant alfa for både hold- og salgspporteføljen. Omregning til annualisert avkastning beregnes ved hjelp av ligning (13), og viser at holdporteføljen oppnår en negativ avkastning på 11,13 % og at salgspporteføljen oppnår en negativ avkastning på 24,9 %. Ved å verdivekte porteføljene våre har også salgspporteføljen blitt signifikant negativ. For øvrig har vi ingen signifikant positive koeffisienter som tilsier at strategien med å trade på anbefalinger faktisk er lønnsom etter å ha kontrollert for risiko. Resultatene indikerer at det kan være mulighet for å oppnå meravkastning ved å ta shortposisjoner, men vi får ikke støtte for at strategien fungerer for lange posisjoner.

$R^2$  for den verdiveide holdporteføljen øker fra 58,1 % for likevektede, til 63,8 % for verdivektede. Samtidig ser vi en mindre reduksjon i forklart varians for sterk kjøp- og kjøpsporteføljen. Salgspporteføljen har en mindre økning sammenlignet med resultatene fra likeveide porteføljer.

### 5.3.1 Sensitivitetsanalyser av estimert alfa

Alfa-estimatet er følsomt for endringer, og dersom man endrer antall risikofaktorer vil alfa-estimatet også endres. Vi velger å utføre og inkludere en regresjonsmodell for alle porteføljene hvor vi kontrollerer for CAPM, deretter legges Fama og French faktorene til, før vi også inkluderer Carharts momentumfaktor. Dersom alfa-estimatet er positivt i en regresjonsmodell som inneholder markedsindeksen (i dette tilfellet er OBX-indeksen inkludert som markedsindeks), kan det tolkes som at forvalteren har slått markedet, eller gjort det bedre enn det en ren eksponering mot aksjemarkedet ville gitt. Hvis alfa-estimatet er signifikant negativt tolkes det som at forvalteren har gjort det dårligere enn markedet. Dersom vi får en positiv eller negativ alfa ved flere kontroller vil dette øke sannsynligheten for at det opprinnelige resultatet

faktisk er plausibelt, samtidig som vi kan se hvilke utslag på alfaestimatet de ulike kontrollvariablene gir. Sensitivitetsanalysen presenteres under i tabell 8:

**Tabell 8: Markedsjustert daglig avkastning og alfa-estimer ved daglig rebalansering**

Porteføljer	Avkastning	CAPM	Fama French	Carhart
Sterk Kjøp EW	-0.00059	0.00029 (0.00038)	0.00029 (0.00039)	0.00028 (0.00038)
Kjøp EW	0.00009	0.00009 (0.00013)	0.00007 (0.00013)	0.00007 (0.00013)
Hold EW	-0.00062	-0.00060*** (0.00020)	-0.00065*** (0.00021)	-0.00062*** (0.00021)
Salg EW	-0.00128	-0.00060 (0.00062)	-0.00062 (0.00062)	-0.00045 (0.00063)
Sterk kjøp VW	-0.00015	-0.00046 (0.00034)	-0.00050 (0.00035)	-0.00048 (0.00035)
Kjøp VW	0.00056	0.00015 (0.00013)	0.00015 (0.00013)	0.00014 (0.00013)
Hold VW	-0.00005	-0.00048*** (0.00019)	-0.00051*** (0.00019)	-0.00047** (0.00019)
Salg VW	-0.00077	-0.00128** (0.00061)	-0.00134** (0.00061)	-0.00114* (0.00062)

Tabellen viser markedsjustert daglig avkastning angitt ved aritmetisk gjennomsnitt ( $R_p - R_m$ ), og alfa-estimatene fra regresjonsanalysen av daglig data ved CAPM, Fama French og Carhart. Porteføljene er sammensatt av data fra 01.01.2004 til 31.12.2018, og heter Sterk kjøp, Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder, samt EW eller VW etter navnet for å angi om porteføljen er likevektet eller verdivektet. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Koeffisientene er angitt i desimaler og antall observasjoner er 3.769. Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Alfa er ligningens konstantledd, som vi betrakter som den gjennomsnittlige differansen mellom porteføljens og markedets avkastning, og som dermed ikke kan forklares av variasjonen i de andre markedsfaktorene i modellen som vi justerer for. Ligningen for CAPM er gitt ved  $(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + e_t$ . Ligningen for Fama og French er  $(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + e_t$ . Ligningen for Carhart er  $(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t$



Som vi ser av tabell 8 er det kun vår likevektede holdportefølje, og vår verdivektede hold- og salgsporfølje som oppnår signifikante resultater. Alfa-estimatet er følsomt for økning i antall koeffisienter, og ved å inkludere færre kontrollvariabler ville det kunne være mulig å oppnå signifikante koeffisienter for våre positive anbefalingsporteføljer ved å utelate kontrollfaktorer i regresjonsanalysen. Dette har for øvrig ikke forekommet i analysen. Det at vi ikke ser signifikante endringer i sensitivitetsanalysen indikerer at vi ikke har gjort noen feil av vesentlig betydning for konklusjonen, ved å inkludere ekstra kontrollfaktorer.

For de signifikante porteføljene øker den negative avkastningen ved å inkludere størrelse og verdifaktoren, for så å reduseres etter at vi kontrollerer for momentumfaktoren. Av alle de inkluderte porteføljene er det den verdivektede salgsporføljen som leverer det dårligste resultatet med en risikojustert negativ annualisert avkastning på 27,4 % ved CAPM, 28,5 % ved Fama og French og 24,9 % ved Carhart. Denne omregningen er utført ved hjelp av ligning (13). Den verdivektede holdporteføljen oppnår det signifikante resultatet som gjør det best ved å kontrollere for Carhart, med en risikojustert negativ avkastning på 11,1 %, sammenlignet med den likevektede holdporteføljen som oppnår 14,4 %.

Den markedsjusterte avkastningen vi har beregnet er positiv for kjøpsporteføljene og negativ for de resterende. Dette er som forventet basert på beregningen av geometrisk gjennomsnitt tidligere i oppgaven. Kjøpsporteføljene oppnår således en høyere avkastning enn hva markedet gjør målt i kroner, men de oppnår denne avkastningen ved å ta høyere risiko enn hva man ville gjort sammenlignet med å eie referanseindeks. Ved å ta høyde for økningen i risiko vil ikke investor få tilsvarende meravkastning tilbake som gjør det verdt å velge alternativet med å trade på analytikeranbefalinger.

### 5.3.3 Robusthetstest

Vi ønsker å utføre en robusthetstest på datasettet vårt, ved å dele tidsperioden i to. Testen utføres på bakgrunn av at vi synes det er interessant å finne ut om datasettet vårt er signifikant annerledes ved ulike tidsperioder, eller om resultatene er tilnærmet like, i tillegg til at testen kan underbygge validiteten av resultatene. Denne testen er også utført av Barber m.fl. (2001) i deres studie av analytikeranbefalinger.

**Tabell 9 (a, b): Regresjonsanalyse for likevektede porteføljer ved delt datasett**

	Sterk kjøp	Kjøp	Hold	Salg
a) Regresjon for likevektede porteføljer fra 2004-2011				
OBXrf	-0.54431*** (0.06014)	0.99988*** (0.01950)	1.07482*** (0.04216)	-0.21274*** (0.08197)
SMB	-0.07318 (0.07260)	0.00611 (0.02688)	0.09119* (0.05511)	-0.04197 (0.10875)
HML	-0.09691* (0.05779)	-0.00870 (0.02002)	0.13833*** (0.03980)	-0.03986 (0.08214)
MOM	0.32374*** (0.06303)	0.00927 (0.01949)	-0.12996*** (0.04318)	-0.03111 (0.09437)
Alfa	0.00122** (0.00052)	0.00006 (0.00017)	-0.00101*** (0.00035)	-0.00039 (0.00074)
R-kvadrert	0.15345	0.86541	0.60036	0.01066
b) Regresjon for likevektede porteføljer fra 2012-2018				
OBXrf	-0.13008 (0.08994)	1.08152*** (0.03205)	0.87567*** (0.03110)	0.82703*** (0.14700)
SMB	-0.00035 (0.10285)	0.18253*** (0.04153)	0.05239 (0.03964)	0.06969 (0.17600)
HML	-0.06359 (0.10171)	-0.12609*** (0.03567)	-0.04677 (0.03193)	-0.17531 (0.17562)
MOM	-0.56887*** (0.08841)	0.01250 (0.02953)	0.07424** (0.03075)	-0.91920*** (0.22011)
Alfa	-0.00052 (0.00055)	0.00007 (0.00021)	-0.00018 (0.00020)	-0.00030 (0.00108)
R-kvadrert	0.03954	0.57837	0.53077	0.07007

Regresjonsanalysen i denne tabellen viser avkastningen for våre likevektede porteføljer, basert på daglige data fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Porteføljene heter Sterk kjøp, Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksje anbefalinger de inneholder. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Regresjonen er gitt ved følgende ligning:

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t$$

Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Koeffisientene er angitt i desimaler og antall observasjoner er 3.769.

**Tabell 10 (a, b): Regresjonsanalyse for verdivektede porteføljer ved delt datasett**

	Sterk kjøp	Kjøp	Hold	Salg
a) Regresjon for verdivektede porteføljer fra 2004-2011				
OBXrf	-0.38059*** (0.04523)	0.90991*** (0.01921)	1.03638*** (0.04169)	-0.05872 (0.07970)
SMB	0.04110 (0.05704)	-0.02561 (0.03014)	0.04063 (0.05392)	0.07576 (0.10279)
HML	-0.01955 (0.04149)	0.06232*** (0.02115)	0.14901*** (0.03861)	0.04832 (0.07297)
MOM	0.21480*** (0.04794)	-0.01762 (0.01830)	-0.11706*** (0.03914)	-0.13501 (0.08703)
Alfa	0.00018 (0.00042)	0.00001 (0.00017)	-0.00082** (0.00033)	-0.00127* (0.00069)
R-kvadrert	0.15510	0.83681	0.62430	0.00686
b) Regresjon for verdivektede porteføljer fra 2012-2018				
OBXrf	-0.20796** (0.09193)	0.95385*** (0.02907)	0.92316*** (0.02165)	0.74549*** (0.14915)
SMB	-0.00396 (0.10573)	0.05996 (0.03837)	0.03684 (0.02772)	0.05991 (0.17738)
HML	0.02287 (0.10124)	-0.13416*** (0.03251)	0.12316*** (0.02332)	-0.09207 (0.17971)
MOM	-0.56842*** (0.09076)	0.07021*** (0.02559)	0.00856 (0.01915)	-0.92054*** (0.21761)
Alfa	-0.00095* (0.00055)	0.00028 (0.00019)	-0.00011 (0.00014)	-0.00076 (0.00107)
R-kvadrert	0.04235	0.60734	0.72881	0.06325

Regresjonsanalysen i denne tabellen viser avkastningen for våre verdivektede porteføljer, basert på daglige data fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Porteføljene heter Sterk kjøp, Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Regresjonen er gitt ved følgende ligning:

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t$$

Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Koeffisientene er angitt i desimaler og antall observasjoner er 3.769.

De mest spennende endringene i testen synes å være at sterk kjøpsporteføljen er positiv i tidsperioden fra 2004 til 2011, og at alfa er signifikant for den likevektede porteføljen i perioden. Den annualiserte avkastningen av den likevektede sterk kjøpsporteføljen gir oss en

risikojustert meravkastning på hele 35,8 % i første tidsperiode. Sterk kjøp har for øvrig få anbefalinger sammenlignet med de andre porteføljene, som reflekteres i en lav  $R^2$ , og er mer følsom for anbefalinger som treffer særskilt godt eller dårlig. Vi ser også endringer i størrelsesfaktoren, som nå oppnår negative koeffisienter for enkelte av porteføljene, i motsetning til når datasettet er analysert samlet. Videre finner vi ingen nye trender eller andre funn som er gjenstand for å svekke studiens interne validitet ved analyse av delt datasett.

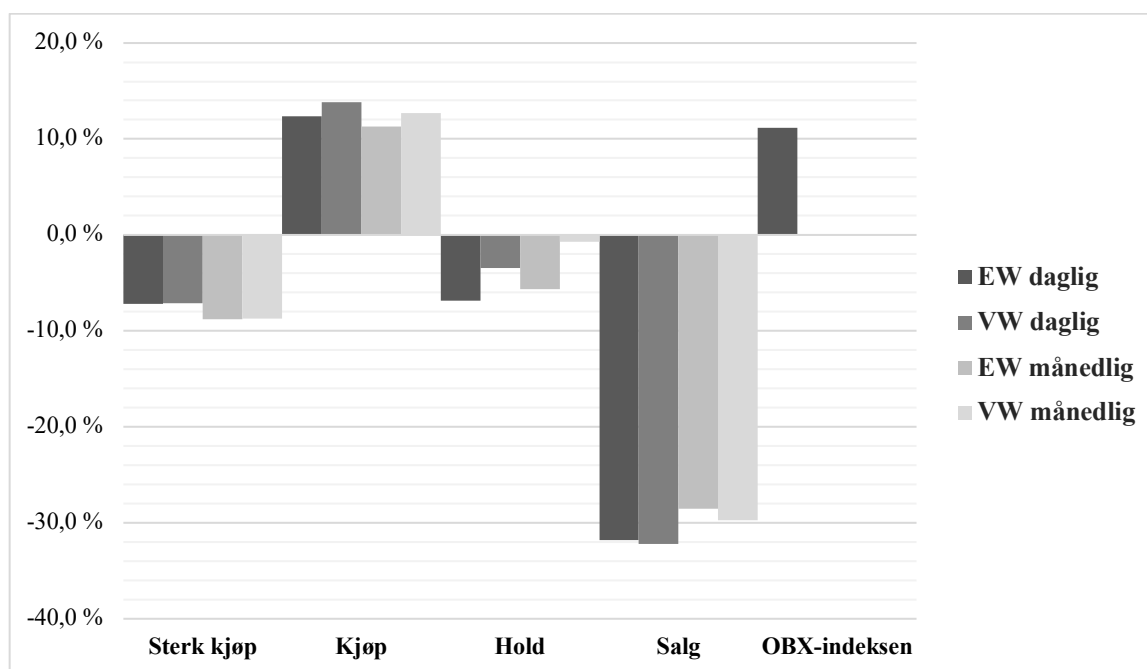
## 5.4 Månedlig rebalansering

Vi ønsker å rebalansere porteføljene basert på månedlige anbefalinger for å sammenligne resultatene. Tidligere studier har dokumentert at man oppnår størst effekt av anbefalingene om man handler raskt (se for eksempel: Barber m.fl., 2001). I praksis kan det være vanskelig for investorer å handle på daglige signaler, da det krever at man bruker tid på å finne informasjon og handle aksjene. Ved å rebalansere våre porteføljer sjeldnere vil vi også kunne fange opp eventuell effekt en investor mister ved å rebalansere mindre hyppig. Antall observasjoner i datasettet for denne øvelsen er redusert til 26 anbefalinger for sterk kjøp, 2.459 kjøpsanbefalinger, 1.720 holdanbefalinger og 177 salgsanbefalinger.

### 5.4.1 Annualisert avkastning

Årlig avkastning for de ulike porteføljene er presentert i figur 7.

**Figur 7: Annualisert avkastning ved daglig og månedlig rebalansering**



Figuren viser årlige avkastninger for våre hovedporteføljer ved daglige rebalanseringer, for porteføljene konstruert ved månedlig rebalansering og OBX-indeksen, for perioden 2004 til 2018. Avkastningen for porteføljene er beregnet ved å handle på daglige anbefalinger og ved å handle på månedlige anbefalinger. Avkastningen er gitt ved årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning.

For å sammenligne porteføljene med månedlig rebalansering mot hovedporteføljene våre med daglige rebalanseringer, ser vi først på årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning. Siden datagrunnlaget er likt, men hyppighet på rebalanseringen er endret, får vi lignende resultat som tidligere, men vi ser at ved en sjeldnere rebalansering reduseres effekten (avkastningen) noe. Vi kan se av figur 7 at kjøpsporteføljene med månedlig rebalansering oppnår en avkastning på 11,3 % for likevektet portefølje og 12,7 % for verdivektet portefølje, noe som er lavere enn avkastningen kjøpsporteføljene oppnår ved daglig rebalansering. Ved å bruke månedlige rebalanseringer reagerer man tregere på ny informasjon i markedet. Resultatene antyder at dersom man reagerer tregere på ny informasjon i markedet vil avkastningen man oppnår reduseres for kjøpsanbefalingene. Videre finner vi at den negative avkastningen for hold- og salgporteføljene reduseres ved månedlig rebalansering, sammenlignet med daglig

rebalansering. Dersom en investor shortsolger salgsanbefalinger som en investeringsstrategi, vil avkastningen således reduseres ved å benytte månedlige rebalanseringer sammenlignet med daglige rebalanseringer. For sterk kjøpsporteføljene observerer vi at den negative avkastningen øker noe ved månedlig rebalansering, hvor de ender på en negativ avkastning på 8,8 % for likevektet portefølje og 8,7 % for verdivektet portefølje.

#### 5.4.2 Prestasjonsmål månedlig rebalansering

**Tabell 11: Sharpe-raten og standardavvik ved månedlig rebalansering**

Portefølje	Standardavvik	Sharpe-rate
Sterk kjøp VW	29.93%	-0.069
Kjøp VW	24.14%	0.160
Hold VW	25.98%	0.005
Salg VW	55.56%	-0.118
Sterk kjøp EW	29.93%	-0.070
Kjøp EW	24.56%	0.142
Hold EW	28.86%	-0.040
Salg EW	55.56%	-0.109
OBX	19.88%	0.158

Tabellen viser porteføljenes prestasjoner gitt ved annualisert standardavvik og Sharpe-rate. Annualisert standardavvik ( $\sigma$ ) beregnes basert på månedlige avkastninger og skales til årlige estimater. Sharpe-rate beregnes ved å trekke den risikofrie renten ( $r_f$ ) fra gjennomsnittlig avkastning ( $r_p$ ), for så å dele på porteføljenes standardavvik ( $\sigma_p$ ) som vist i ligning (2).

For å evaluere de månedlige porteføljene har vi beregnet Sharpe-raten for hver enkelt, i tillegg til for OBX-indeksen månedlig. I likhet med det vi observerte for de daglige porteføljene er det kjøpsporteføljene som har høyest Sharpe. Vi observerer her at den verdivektete

kjøpsporteføljen har en høyere Sharpe-rate enn OBX som vi bruker som referanseindeks. Den likevektede kjøpsporteføljen har en Sharpe-rate som er like under OBX.

### 5.4.3 Risikojustert meravkastning ved månedlig rebalansering

Ved å sammenligne forskjellen på å rebalansere månedlig og daglig vil det være alfaverdiene i regresjonsanalysen som er av størst interesse. Vi vil derfor benytte en sensitivitetsanalyse av alfaverdiene hvor vi benytter ulike modeller med ulike kontrollfaktorer for å analysere resultatene. Sensitivitetsanalysen presenteres under i tabell 12:

**Tabell 12: Markedsjustert månedlig avkastning og alfa estimater ved månedlig rebalansering**

Portefølje	Avkastning	CAPM	Fama French	Carhart
Sterk Kjøp EW	-0.01505	-0.01037* (0.00619)	-0.01053 (0.00640)	-0.00824 (0.00664)
Kjøp EW	0.00105	0.00098 (0.00310)	0.00087 (0.00321)	0.00085 (0.00342)
Hold EW	-0.01236	-0.01311*** (0.00420)	-0.01387*** (0.00433)	-0.01243*** (0.00458)
Salg EW	-0.02650	-0.02692** (0.01125)	-0.02943** (0.01164)	-0.02087* (0.01207)
Sterk kjøp VW	-0.01503	-0.01035* (0.00619)	-0.01052 (0.00640)	-0.00824 (0.00664)
Kjøp VW	0.00212	0.00236 (0.00315)	0.00277 (0.00326)	0.00342 (0.00349)
Hold VW	-0.00864	-0.00880** (0.00355)	-0.00846** (0.00364)	-0.00812** (0.00380)
Salg VW	-0.02801	-0.02833** (0.01127)	-0.03143*** (0.01164)	-0.02325* (0.01212)

Tabellen viser markedsjustert månedlig avkastning gitt ved aritmetisk gjennomsnitt ( $R_p - R_m$ ), og alfa-estimaterne fra regresjon av månedlige data ved CAPM, Fama French og Carhart. Porteføljene settes sammen av data fra 01.01.2004 til 31.12.2018, og heter Sterk kjøp, Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder, samt EW eller VW etter navnet for å angi om porteføljen er likevektet eller verdivektet. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Koeffisientene er angitt i desimaler og antall observasjoner i

datasettet er 179. Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Alfa er ligningens konstantledd, som vi betrakter som den gjennomsnittlige differansen mellom porteføljens og markedets avkastning, og som dermed ikke kan forklares av variasjonen i de andre markedsfaktorene i modellen som vi justerer for. Ligningen for CAPM er gitt ved  $(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + e_t$ . Ligningen for Fama og French er  $(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + e_t$ . Ligningen for Carhart er  $(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t$

---

Som vi ser av tabell 12, oppnår vi kun negativt signifikante resultater i likhet med vår sensitivitetsanalyse på daglige data. Porteføljene som var signifikante ved kontroll av daglige data er også signifikant ved benyttelse av månedlige data. I tillegg ser vi at vår likevektede salgsporfølje nå har blitt signifikant, og at sterk kjøpsporteføljen har blitt signifikant ved kontroll av CAPM.

En sensitivitetsanalyse kan bidra til å underbygge regresjonsresultatene plausibilitet, i tillegg til å vise endringer i alfaestimatet. Alfa er sensitiv for antall inkluderte variable og det er derfor viktig å inkludere de rette kontrollvariablene i regresjonsanalysen. I denne analysen vil det derfor være firefaktormodellen som angir det mest konservative estimatet av alfa. Det at vi får signifikante resultater på den likevektede sterk kjøpsporteføljen ved å benytte CAPM fremfor de andre kan objektivt sett indikere at man bør ta en ekstra vurdering av hvorvidt den valgte faktormodellen er den mest riktige modellen å benytte. Vi finner ikke indikasjoner på feil bruk av faktormodeller, da våre daglige data ikke oppnår signifikante resultater på samme portefølje samtidig som en løsning med å kun kontrollere for CAPM vurderes av oss til å være for snever.

Av våre porteføljer er det igjen den verdivektede salgsporføljen som leverer det dårligste risikojusterte resultatet med en negativ annualisert avkastning på 29,2 % ved CAPM, 31,8 % ved Fama og French og 24,6 % ved Carhart. Sammenlignet med daglige data gjør porteføljen det marginalt bedre ved å benytte månedlige data på Carhart modellen, men gjør det dårligere ved CAPM og Fama French. Den verdivektede holdporteføljen oppnår det beste resultatet av de signifikante porteføljene med en annualisert negativ avkastning på 9,3 % ved Carhart, sammenlignet med den likevektede holdporteføljen som her oppnår 13,9 %. Trenden i dataene er som forventet at den negative alfaen reduseres ved å benytte månedlige data.



Den markedsjusterte avkastningen vi har beregnet er positiv for kjøpsporteføljene og negativ for de resterende. Dette er som forventet basert på beregningen av geometrisk gjennomsnitt tidligere i oppgaven og sensitivitetsanalysen på daglige data. Kjøpsporteføljene oppnår høyere avkastning enn markedet målt i kroner, men de oppnår denne avkastningen ved å ta høyere risiko enn hva man ville gjort sammenlignet med å eie referanseindeks.

## 5.5 Analytikeranbefalinger fra et anonymisert norsk meglerhus

Avhandlingen har frem til nå basert seg på konsensusanbefalinger, og vi ønsker videre å undersøke hvordan et av meglerhusene i Norge har prestert i forhold til gjennomsnittet. anbefalingene fra meglerhuset fikk vi tilsendt på forespørsel, og meglerhuset er anonymisert i avhandlingen etter eget ønske. For å analysere anbefalingene deres vil vi benytte samme fremgangsmåte som ved analysen av våre hovedporteføljer, hvor vi konstruerer porteføljer basert på anbefalingene og deretter måler de opp mot OBX-indeksen som vi også her benytter som benchmark.

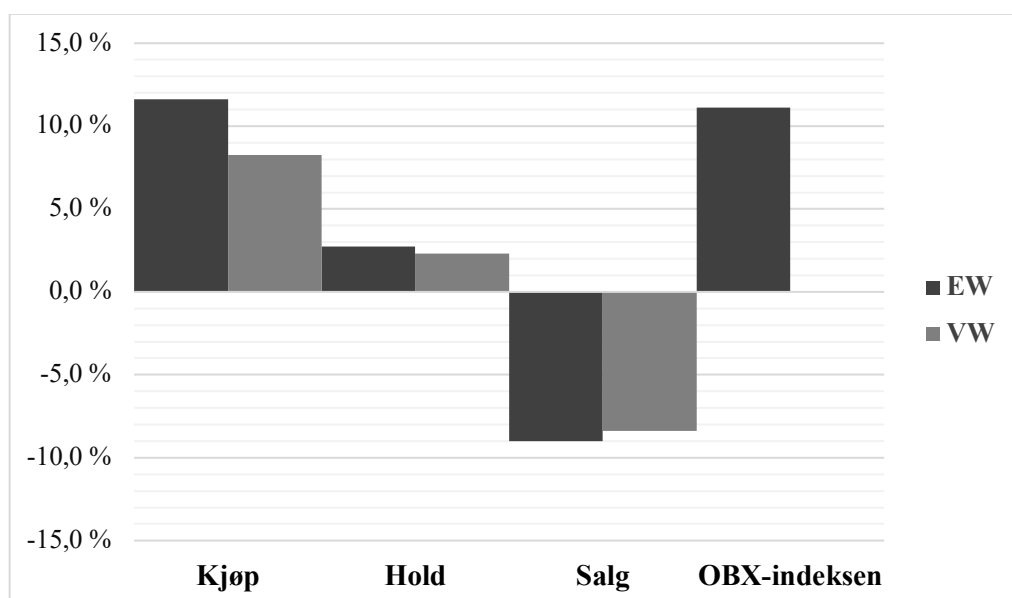
Vi utarbeider en ny programmeringskode for å kunne behandle dette datasettet, da dataene er strukturert annerledes. Det er de samme prinsippene som tidligere som ligger til grunn for den nye koden, men den krever noen tilpasninger. Vi konstruerer porteføljer ut ifra anbefalinger som meglerhuset har utstedt i perioden 01.01.2004-31.12.2018. For å begrense utvalget velger vi ut anbefalinger utstedt på selskaper som har vært inne på OBX-indeksen i nevnte tidsrom, i likhet med våre hovedporteføljer. Det benyttes daglige observasjoner og vi har valgt å ta ut selskapene etter et år i porteføljen på bakgrunn av anbefalingenes gyldighet. Jegadeesh og Titman (1993) benytter i sin studie en holdingperiode på ett år, og vi anser ikke anbefalingene til å være ment å holde for en lengre tidsperiode enn dette, med mindre det gis nye anbefalinger. Dette datasettet består naturligvis av et mindre antall anbefalinger sammenlignet med datasettet vi benytter til å kontrollere konsensusestimaterne. Meglerhuset utsteder anbefalinger innen de tre kategoriene: kjøp, hold, selg, og vi har således konstruert tre verdivektede og tre likevektede porteføljer. Totalt gir meglerhuset i perioden ut 871 anbefalinger, hvorav 481 av de er kjøp, 282 er hold og 108 er salgsanbefalinger.

Datasettet fra meglerhuset er behandlet med den samme metodiske tilnærmingen som våre hovedporteføljer. Vi finner ingen avvikende resultater for dataene ved kontroll av VIF, Breusch

og Pagan test, Whites test, Durbin Watson test eller Dickey Fuller test. Vi ser den samme trenden for meglerhusets porteføljer som med hovedporteføljene, med at observasjonene ikke er normalfordelte og at vi må forkaste nullhypotesen vår om at vi har heteroskedastisitet. Således benytter vi også heteroskedastiske standardfeil for dette datasettet.

### 5.5.1 Annualisert avkastning

**Figur 8: Annualisert avkastning for meglerhusets porteføljer**



Figuren viser årlige avkastninger for meglerhusets hovedporteføljer og OBX-indeksen, for perioden 2004 til 2018. Avkastningen for porteføljene er beregnet ved å handle på daglige anbefalinger, og er gitt ved årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning.

Vi finner som illustrert i figur 8 at den likevektede kjøpsporteføljen oppnår en årlig geometrisk gjennomsnittsavkastning på 11,6 %, noe som er høyere enn avkastningen til OBX-indeksen på 11,1 %. Den verdivektede kjøpsporteføljen oppnår en avkastning på 8,2 %. I motsetning til våre hovedporteføljer basert på konsensus, oppnår den verdivektede kjøpsporteføljen en lavere årlig avkastning enn OBX-indeksen. Salgsporteføljene har en negativ avkastning på 9 % for den likevektede og en negativ avkastning på 8,4 % for den verdivektede.

Et interessant funn er at hold-porteføljene basert på meglerhusets anbefalinger oppnår en positiv avkastning på 2,7 % for den likevektede og 2,3 % for den verdivektete, noe som står i motsetning til våre hovedporteføljer basert på konsensus, som hadde en negativ avkastning på hold-porteføljene. Funnet indikerer at meglerhuset treffer bedre på sine holdanbefalinger enn gjennomsnittet (konsensus).

### 5.5.2 Prestasjonsmål

**Tabell 13: Sharpe-raten og standardavvik for meglerhusets porteføljer**

Portefølje	Standardavvik	Sharpe-rate	Treynor-rate	Tracking Error	Informasjonsrate
Kjøp EW	27.73%	0.0288	0.0005	0.0020	0.0332
Hold EW	29.31%	0.0096	0.0002	0.0030	-0.0853
Salg EW	35.81%	-0.0100	-0.0003	0.0071	-0.0925
Kjøp VW	25.19%	0.0217	0.0004	0.0005	-0.1790
Hold VW	28.35%	0.0097	0.0002	0.0025	-0.1049
Salg VW	35.01%	-0.0090	-0.0002	0.0067	-0.0955
OBX	24.40%	0.0282			

Tabellen viser prestasjonen til meglerhusets porteføljer gitt ved annualisert standardavvik, Sharpe-rate, Treynor-rate, Tracking Error og Informasjonsrate. Annualisert standardavvik ( $\sigma$ ) beregnes basert på daglige avkastninger og skaleres til årlige estimater. Sharpe-raten beregnes ved å trekke den risikofrie renten ( $r_f$ ) fra gjennomsnittlig avkastning ( $r_p$ ), for så å dele resultatet på porteføljenes standardavvik ( $\sigma_p$ ) som vist i ligning (2). Treynor-raten beregnes ved å trekke den risikofrie renten ( $r_f$ ) fra gjennomsnittlig avkastning ( $r_p$ ) delt på porteføljenes beta ( $\beta_p$ ) som vist i ligning (4). Tracking Error beregnes ved å trekke standardavviket til referanseindeksen ( $\sigma_M$ ) fra standardavviket til porteføljen ( $\sigma_p$ ) som vist i ligning (5). Informasjonsraten beregnes ved å beregne forholdet mellom avkastningen til porteføljen mot avkastningen til referanseindeksen ( $\alpha_p$ ) og dele det på beregnet Tracking Error ( $\sigma(T_E)$ ) som vist i ligning (6).

For å måle prestasjonen til porteføljene har vi beregnet Sharpe-raten for de enkelte porteføljene samt for OBX-indeksen i samme periode. Vi observerer at den likevektede kjøpsporteføljen oppnår en marginalt bedre Sharpe-rate enn OBX som eneste portefølje. Den verdivektete kjøpsporteføljen oppnår en lavere Sharpe-rate enn OBX. Videre observerer vi at holdporteføljene til meglerhuset har en positiv Sharpe-rate for både likevektet og verdivektet portefølje. Porteføljene basert på konsensus oppnår negativ Sharpe-rate.

For å kontrollere våre funn beregner vi også Treynor-rate, Tracking Error og Informasjonsrate for porteføljene til meglerhuset. Ved beregning av Treynor-raten finner vi at den likevektede kjøpsporteføljen oppnår høyest estimat av porteføljene, noe som tyder på at denne porteføljen oppnår høyest avkastning hensyntatt markedsrisikoen den tar.

Som ventet finner vi at kjøpsporteføljene har lavest Tracking Error, noe som vil si at utover å holde en markedsportefølje er det disse porteføljene som har lavest risiko. Vi finner at salgspporteføljene har høyest Tracking Error, og de er følgelig de porteføljene med høyest risiko i forhold til å holde en markedsportefølje.

Videre finner vi at den likevektede kjøpsporteføljen har hatt en positiv meravkastning sammenlignet med referanseindeks, mens alle de resterende porteføljene har en negativ informasjonsrate og således har de hatt en negativ avkastning sammenlignet med referanseindeksen.

### 5.5.3 Risikojustert meravkastning

For å måle risikojustert meravkastning utfører vi en regresjonsanalyse av porteføljene satt sammen av meglerhusets anbefalinger. Resultatene presenteres i tabell 14.

**Tabell 14: Regresjonsanalyse for meglerhusets likevektede porteføljer**

	Kjøp	Hold	Salg
OBXrf	0.98905*** (0.01875)	1.02108*** (0.02906)	0.95156*** (0.05079)
SMB	0.00962 (0.02371)	0.07989** (0.03667)	0.19842*** (0.05936)
HML	-0.09254*** (0.01866)	-0.00294 (0.02740)	0.01841 (0.04686)
MOM	0.05954*** (0.01723)	-0.04448* (0.02501)	0.04183 (0.04737)
Alfa	0.00005 (0.00014)	-0.00026 (0.00018)	-0.00070** (0.00030)
R-kvadrert	0.77422	0.66548	0.32461

Regresjonsanalysen i denne tabellen viser avkastningen for meglerhusets likevektede porteføljer, basert på daglige data fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Porteføljene heter Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Koeffisientene er angitt i desimaler. Regresjonen er gitt ved følgende ligning:

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t.$$

Meglerhusets kjøp- og salgsporfølje har betaverdier mindre enn 1, som tilsier at porteføljene har en litt svakere bevegelse enn hva markedet har. Holdporteføljen er for øvrig medsyklisk, som vil si at den beveger seg sterkere enn markedet. Alle verdiene er statistisk signifikante på 1 %-nivå.

Alle porteføljene har positive koeffisienter på størrelsesfaktoren, hvor hold- og salgsporføljen oppnår en signifikant forskjell. Dette funnet betyr at porteføljene har en overvekt av små selskaper sammenlignet med referanseporteføljen.

Verdifaktoren har negative signifikante koeffisienter for kjøpsporteføljen. Dette er i overensstemmelse med funn av Barber m.fl. (2001) og Jegadeesh m.fl., (2004), som finner den samme trenden i sine analyser på verdivektede porteføljer. Funnet indikerer at analytikerne oftere sender ut positive analytikeranbefalinger til vekstaksjer fremfor verdiaksjer. Vi finner også denne trenden ved vår regresjonsanalyse av konsensusanbefalinger.

Momentumeffekten er signifikant negativ på holdporteføljen som er i tråd med våre forventninger om at hold- og salgspoteføljene er vektet mot negativ momentum. Salgspoteføljen er for øvrig positiv som er motstridende til våre forventninger, men porteføljen har ikke oppnådd signifikante resultater. En negativ koeffisient betyr at porteføljen er mer vektet mot selskap som har opplevd kursfall.

Den eneste porteføljen som har en signifikant alfa ved justering for risiko er salgspoteføljen som har oppnådd en negativ annualisert avkastning på 16,1 %. Det vil si at salgspoteføljen er den eneste porteføljen som vi kan konkludere med at oppnår en avkastning som er høyere eller lavere enn markedet, etter at vi har kontrollert for risikofaktorene. I dette tilfellet har man en dårligere avkastning enn referanseindeksen.

Kjøpsporteføljen har høyest  $R^2$  med 77,4 %, etterfulgt av holdporteføljen som har en forklart varians på 66,5 %. Salgspoteføljen har en lavere andel av forklart varians med 32,4 %. Andelen av forklart varians synes å synke med antall anbefalinger. Salgspoteføljen er den porteføljen som har færrest anbefalinger og er flere ganger i løpet av tidsperioden helt tom for aksjer. Dette fører til at mange observasjoner i regresjonen kun består av fratrekke for risikofri rente.

## Regresjon av meglerhusets verdivektede portefølje

**Tabell 15: Regresjonsanalyse for meglerhusets verdivektede porteføljer**

	Kjøp	Hold	Salg
OBXrf	0.96819*** (0.01212)	0.98697*** (0.02702)	0.91993*** (0.05063)
SMB	0.02606* (0.01544)	0.03130 (0.03301)	0.14061** (0.05910)
HML	-0.05297*** (0.01286)	0.02171 (0.02615)	0.05448 (0.04677)
MOM	0.05375*** (0.01156)	-0.06905*** (0.02425)	0.07839* (0.04677)
Alfa	-0.00010 (0.00010)	-0.00023 (0.00017)	-0.00068** (0.00029)
R-kvadrert	0.86157	0.69567	0.33654

Regresjonsanalysen i denne tabellen viser avkastningen for meglerhusets verdivektete porteføljer, basert på daglige data fra 01.01.2004 til 31.12.2018. Porteføljene heter Kjøp, Hold og Salg etter hvilke aksjeanbefalinger de inneholder. Avhengig variabel er porteføljenes avkastning fratrukket risikofri rente. Koeffisientene er angitt i desimaler. I tabellen er signifikansnivå indikert ved: \*:  $p < 0.1$ ; \*\*:  $p < 0.05$ ; \*\*\*:  $p < 0.01$ . Robuste standardfeil er angitt i parentes. Regresjonen er gitt ved følgende ligning:

$$(R_{p,t} - r_{f,t}) = \alpha_p + \beta_{1,p}(R_{m,t} - r_{f,t}) + \beta_{2,p}SMB_t + \beta_{3,p}HML_t + \beta_{4,p}MOM_t + e_t .$$

---

Alle de verdivektete porteføljene har en betaverdi mindre enn 1. Dette tilsier at porteføljene har en litt svakere bevegelse enn hva markedet har. Alle verdiene er statistisk signifikante på 1 %-nivå.

Videre har samtlige porteføljer positive koeffisienter på størrelsesfaktoren, hvor kjøp- og salgsporteføljen oppnår en signifikant forskjell. Funnet indikerer at porteføljene har en overvekt av små selskaper sammenlignet med referanseporteføljen.

Verdifaktoren har negative signifikante koeffisienter for kjøpsporteføljen, i likhet med funn på meglerhusets likevektede portefølje.

Ved regresjonsanalyse av de verdivektete porteføljene finner vi signifikante resultater på momentumfaktoren for alle porteføljene. Salgsporteføljen er motstridende til våre forventninger om at negative anbefalinger gis til selskap med negativ momentum. Kjøpsporteføljen er tyngre vektet mot selskap som tidligere har opplevd positiv kursutvikling og holdporteføljen er vektet mot selskap som har hatt negativ utvikling, i tråd med våre forventninger.

Salgsporteføljen er den eneste porteføljen som har en signifikant alfa. Annualisert negativ avkastning for porteføljen er 15,7 %, som betyr at den har oppnådd en dårligere avkastning enn referanseindeksen.

I likhet med meglerhusets likevektede porteføljer er det kjøpsporteføljen som har høyest  $R^2$ , etterfulgt av holdporteføljen og til sist salgsporteføljen. Dette kan ses i sammenheng med antall anbefalinger de ulike porteføljene består av.

## 6.0 Diskusjon av funn

### *1. "Hvor godt treffer analytikere på utstedte aksjeanbefalinger?"*

For å sjekke om analytikere i det norske aksjemarkedet treffer på sine aksjeanbefalinger, har vi konstruert porteføljer basert på anbefalingene og målt porteføljene basert på avkastning og risiko. Forutsetningene vi legger til grunn for at analytikerne treffer med sine anbefalinger er følgende: anbefalinger av typen sterk kjøp og kjøp må ha positiv markedsjustert avkastning. Videre må avkastningene for holdanbefalingene ikke avvike signifikant fra markedsavkastning for perioden, da investorer i realiteten rådes til å beholde sine posisjoner i disse aksjene. Salgsanbefalingene må ha negativ risikojustert avkastning for perioden, da investorer rådes til å selge disse aksjene. For å kunne konkludere med om analytikerne treffer på utstedte kjøp- og salgsanbefalinger må funnene våre være signifikant.

Ved å beregne årlig gjennomsnittlig avkastning og de ulike prestasjonsmålene for porteføljene, finner vi at analytikerne treffer med sine kjøp- og salgsanbefalinger. Vi finner imidlertid ikke signifikant risikojustert meravkastning for kjøpsporteføljene, og vi kan følgelig ikke konkludere med at analytikerne treffer på sine kjøpsanbefalinger. For den verdivektete salgsporføljen oppnår vi negativ avkastning som er signifikant på 10 %-nivå.

I perioden vi studerer observerer vi videre at analytikerne bommer på sine anbefalinger av typen sterk kjøp og hold. På holdporteføljene oppnår vi en negativ risikojustert avkastning som er signifikant på henholdsvis 1 %- og 5 %-nivå for den likevektede og den verdivektete porteføljen. Ved robusthetstest med delt datasett finner vi en signifikant meravkastning for den likevektede sterk kjøpsporteføljen i perioden 2004 til 2011. I perioden 2012 til 2018 er den verdivekte sterk kjøpsporteføljen signifikant negativ. Sterk kjøpsporteføljen består av et relativt lite antall anbefalinger og er derfor forbundet med større usikkerhet.

Holdporteføljene oppnår en signifikant negativ avkastning. Boni og Womack (2002) finner at 79 % av amerikanske, profesjonelle investorer tolker en holdanbefaling som en salgsanbefaling. Vi observerer at for det norske markedet er salgsanbefalinger sjeldent utstedt sammenlignet med antall kjøpsanbefalinger. I vårt datasett er det kun 4,1 % av de 91.608 anbefalingene som er kategorisert som salgsanbefalinger, noe som i seg selv støtter Womack



(1996) i at analytikere synes å være motvillige til å utstede salgsanbefalinger. Våre resultater antyder at holdanbefalingene burde vært utstedt som salgsanbefalinger. Barber m.fl. (2001) hevder at analytikere er mer tilbøyelige til å utstede salgsanbefalinger for små selskaper enn for større selskaper. Vi finner ikke støtte for dette, på bakgrunn av manglende signifikans.

Ved å inkludere Carharts momentumfaktor i regresjonsanalysen vår, finner vi at analytikerne i større grad gir negative anbefalinger til selskap som tidligere har prestert dårligere i våre data. Dette er som forventet basert på tidligere studier, blant annet Barber m.fl. (2001) og Park og Park (2018). De finner også at positive analytikeranbefalinger i større grad assosieres med vekstaksjer, og tilsvarende at negative anbefalinger i større grad forbindes med verdiaksjer. Vi finner den samme trenden i våre data ved at holdporteføljen er vektet mot verdiaksjer, og at kjøpsporteføljen er tyngre vektet mot vekstaksjer.

Womack (1996) finner i sin studie av anbefalinger sin påvirkning på aksjekursen at det er en verdi i analytikeranbefalinger. Han finner også at verdien av anbefalingene synes å være permanente. Vi dokumenterer endring i avkastning ved å gå fra å rebalansere daglig til månedlig ved hjelp av regresjonsanalyse i tillegg til prestasjonsmål. Vår verdivektede salgsporfølje basert på daglig handel oppnår en negativ risikojustert annualisert avkastning på 24,9 %, og tilsvarende salgsporfølje for månedlig handel er marginalt dårligere med en negativ risikojustert annualisert avkastning på 24,6 %. Tilsvarende finner vi for månedlige holdporteføljer en negativ avkastning på 9,3 % og 13,9 % for henholdsvis verdivektet og likevektet portefølje, og ved daglig rebalansering finner vi 11,1 % og 14,4 % for verdivektet og likevektet portefølje. Vi observerer altså at verdien av daglige anbefalinger er høyere enn månedlige anbefalinger, og at forskjellen er statistisk signifikant. Dette er konsistent med Womack (1996).

## 2. *“Er det mulig å profitere på å følge aksjeanbefalinger?”*

For å finne ut om det er mulig for en investor å profitere på å følge aksjeanbefalinger, undersøker vi om det er mulig å oppnå risikojustert meravkastning ved hjelp av regresjonsanalyse.

Vi kontrollerer resultatet av regresjonsanalysen for statistisk signifikans, og utfører i tillegg supplementære analyser av nøkkeltall. Ved å beregne ulike prestasjonsmål kan vi analysere

våre funn i forhold til risiko. Både den likevektede og den verdivektede kjøpsporteføljen oppnår en høyere Sharpe-rate enn OBX-indeksen, som vi bruker som referanseindeks. Dette indikerer at porteføljen kan slå markedet kontrollert for risiko. Samtlige av de andre porteføljene har lavere Sharpe-rate enn OBX-indeksen, som indikerer at de ikke overpresterer sammenlignet med OBX-indeksen. Videre finner vi ved å måle Informasjonsraten at kjøpsporteføljene har hatt en positiv meravkastning sammenlignet med referanseindeks. Av de to porteføljene er det den verdivektede som kommer ut med best resultat ved å måle Sharpe-raten og Informasjonsraten.

Våre porteføljer oppnår kun statistisk signifikans for enkelte av hold- og salgsporføljene. Resultatene har i alle tilfeller vært negative, som vil si at vi oppnår en risikojustert lavere avkastning sammenlignet med OBX-indeksen. I studiene til Barber m.fl. (2001) og Park og Park (2018) finner de at deres porteføljer basert på sterke kjøpsanbefalinger oppnår en signifikant risikojustert meravkastning, samt at deres porteføljer basert på sterk salgsanbefaling oppnår en signifikant negativ avkastning justert for risiko. Våre resultater for negative anbefalinger er i tråd med deres funn.

Siden ingen av porteføljene vi konstruerer har hatt signifikant meravkastning, har vi valgt å unnlate å beregne avkastning hensyntatt transaksjonskostnader. Dette er i tråd med McKnight og Todd (2006) som også ekskluderer transaksjonskostnader på bakgrunn av ikke-signifikante funn. Flere studier (se for eksempel Barber m.fl. 2001) som har signifikante funn for porteføljer som viser risikojustert meravkastning, finner at investeringsstrategien ved å følge anbefalinger ikke er profitabel etter å ha hensyntatt transaksjonskostnader.

En risikojustert negativ avkastning for vår verdivektede salgsporfølje på 24,9 %, antyder at det kan være mulig for en investor å benytte negative anbefalinger i en tradingstrategi ved å ta shortposisjoner. Shorting er mer krevende enn ordinære longposisjoner, som eksempelvis skyldes reguleringer om forbud mot udekkede shortposisjoner og meldeplikt til Finanstilsynet dersom posisjonen overstiger 0,2 % (Finanstilsynet, 2016). Forbudet mot udekkede posisjoner bidrar til illikviditet ved at tilgjengeligheten av aksjer kan bli en faktor som ytterligere begrenser muligheten til å ta en shortposisjon. Transaksjonskostnadene ved shorting blir også beregnet annerledes enn transaksjonskostnader for lange posisjoner. På bakgrunn av dette er shorting som strategi ekskludert i denne oppgaven, da det strider mot vår forutsetning om likviditet.

Våre funn kan sees i sammenheng med markedseffisienshypotesen. Den originale markedseffisienshypotesen postulerer at det ikke skal være mulig å systematisk kunne slå markedet gjennom smarte transaksjoner. Den reviderte hypotesen sier imidlertid at det skal være premier i markedet som skal dekke alternativkostnaden vunnet med annet arbeid (Fama, 1991). Dersom en antar at den reviderte markedseffisienshypotesen er sann, utelukker den altså ikke at en forventet risikojustert meravkastning kan oppnås gjennom aktiv forvaltning, for eksempel ved å handle basert på analytikeranbefalinger. Ifølge Eckbo og Ødegaard (2015) har for øvrig empirisk forskning vist at effisiensstandarder i praksis er så høy at den ekskluderer tilnærmet alle forvaltere.

3. *“Hvilke resultater oppnår analytikere fra et norsk meglerhus på sine anbefalinger i en periode på 15 år?”*

For å besvare denne problemstillingen har vi i analysen inkludert gjennomsnittlig årlig avkastning, måling av prestasjon ved bruk av ulike prestasjonsmål, samt beregnet risikojustert avkastning ved regresjonsanalyse av porteføljene. Vi finner ved å se på årlig avkastning at kjøpsporteføljene til meglerhuset oppnår en marginalt høyere avkastning enn markedet, samt lavere årlig avkastning enn kjøpsporteføljene basert på konsensusanbefalinger. En forklaring på dette kan være at konsensusanbefalinger er mindre robuste når antall observasjoner de er beregnet ut ifra er lavere, som vil være tilfellet når en begrenser utvalget til analytikeranbefalinger fra ett meglerhus. Holdporteføljene leverer positiv avkastning som er svakere enn markedets avkastning, i motsetning til de negative holdporteføljene basert på konsensusanbefalinger. Salgsporteføljene til meglerhuset har hatt negativ årlig avkastning, men salgsporteføljene basert på konsensusanbefalinger har hatt rundt tre ganger så høy negativ avkastning. Dette indikerer at konsensusanbefalingene egner seg bedre til å predikere hvilke aksjer som vil gjøre det dårlig i fremtiden.

Videre finner vi at meglerhuset oppnår høyere Sharpe-rate enn markedet for den likevektede kjøpsporteføljen. Dette indikerer at analytikerne fra meglerhuset oppnår høyere avkastning enn markedet i perioden for denne porteføljen ut ifra et totalrisikoperspektiv. Porteføljene basert på konsensus har høyere Sharpe-rate for begge kjøpsporteføljene.

Vi finner ved beregning av risikjustert avkastning at den eneste porteføljen som er konstruert på bakgrunn av meglerhusets anbefalinger og som har en signifikant risikjustert avkastning er salgsporføljen. Denne har negativ avkastning som er signifikant lavere enn markedet etter at vi har kontrollert for risikofaktorene. Den risikjusterte annualiserte negative avkastningen for salgsporføljene er på 16,1 % for den likevektede og 15,7 % for den verdivektede porteføljen. Samtlige andre porteføljer har en alfa som ikke er signifikant, og vi kan følgelig ikke benytte disse resultatene til å konkludere. Oppsummert finner vi ikke bevis for at meglerhuset klarer å slå markedet, og vi anser deres prestasjoner som sammenlignbare med konsensusanbefalinger.

## 7.0 Konklusjon

Formålet med denne avhandlingen er å undersøke verdien av aksjeanbefalinger ved å konstruere porteføljer basert på analytikerens konsensusanbefalinger for det norske aksjemarkedet i perioden fra 2004 til 2018. Vi undersøker om analytikerne har truffet på sine anbefalinger, og videre hvorvidt det er mulig å profitere på å bruke aksjeanbefalinger som en tradingstrategi. Avhandlingen er en indirekte kontroll av grad av effisiens på Oslo Børs, da vi sjekker om det er mulig å slå markedet.

Ved å handle aksjer på utstedte kjøpssignaler, skal man ifølge analytikere kunne forvente å oppnå meravkastning. Våre analyser viser imidlertid at dette er vanskelig. Vi finner ikke støtte for at en tradingstrategi basert på analytikeranbefalinger vil gi risikojustert meravkastning, men utelukker heller ikke at dette er mulig. For analytikernes holdanbefalinger finner vi en signifikant negativ annualisert avkastning, og vi konkluderer med at analytikerne ikke treffer på sine holdanbefalinger. I realiteten bør en holdanbefaling derfor tolkes som en salgsanbefaling.

Vi finner at analytikerne treffer med sine salgsanbefalinger, og at de følgelig har en informasjonsverdi for investorer som eier aksjer. Funnet antyder at det kan være mulig for en investor å benytte salgsanbefalinger i en tradingstrategi ved å ta shortposisjoner. Ettersom shorting er mer krevende enn ordinære long-posisjoner, blant annet på grunn av reguleringer som forbudet mot udekkede shortposisjoner, har vi ikke gått videre inn i disse mulighetene i denne oppgaven.

Barber m.fl. (2001) finner at analytikere tenderer til å være mindre villige til å sende ut salgsanbefalinger til større selskap enn små selskap. Vi konkluderer imidlertid med at vi ikke finner støtte for at analytikere unngår å sende ut negative anbefalinger for større selskaper i utvalget vårt. Dette gjør vi på bakgrunn av manglende statistisk signifikans i våre regresjonsanalyser.

Barber (2001) og Park og Park (2018) finner at positive analytikeranbefalinger i større grad assosieres med vekstaksjer, og tilsvarende at negative anbefalinger i større grad forbindes med

verdiaksjer. Vi finner den samme trenden i våre data ved at holdporteføljen er vektet mot verdiaksjer, og at kjøpsporteføljen er tyngre vektet mot vekstaksjer.

Vi konkluderer videre med at analytikerne i større grad utsteder salgsanbefalinger til selskap som tidligere har prestert dårligere ved å inkludere Carharts momentumfaktor i regresjonsanalysen vår. Dette er i tråd med tidligere studier, blant annet Barber m.fl. (2001) og Park og Park (2018) som finner at kjøpsanbefalinger i større grad gis til selskap som har gjort det bra tidligere, og salgsanbefalinger til selskap som har gjort det dårligere.

I vår oppgave har vi også inkludert en analyse av prestasjonen til et norsk meglerhus for samme periode. Vi finner at dette meglerhuset treffer på sine salgsanbefalinger da porteføljene basert på deres anbefalinger oppnår en signifikant negativ avkastning. På bakgrunn av ikke signifikante koeffisienter kan vi ikke konkludere på hvorvidt meglerhuset treffer på sine kjøp- og holdanbefalinger. Verdien av anbefalingene til meglerhuset er altså sammenlignbar med verdien av konsensusanbefalingene.

## 7.1 Forslag til videre studier

I vår avhandling konkluderer vi med at det kan være mulig å oppnå gevinst ved å shorte selskaper med salgsanbefalinger. Tidligere studier har vist at investorer reagerer langsommere på negative anbefalinger enn hva de gjør på positive anbefalinger (Hong m.fl., 2000), noe som kan knyttes til teorier om investeringspsykologi, slik som tapsaversjon omtalt av (Kahneman, 2013). Funn som indikerer at investor reagerer saktere på negativ informasjon, er i utgangspunktet i strid med et marked med semi-sterk effisiens form, og kan således være en interessant problemstilling for videre forskning på området. Shortposisjoner kan også være mer krevende, men langt fra umulig å benytte i en tradingstrategi.

Et forslag til videre studier som omhandler aksjeanbefalinger kan være å undersøke prestasjonen til de ulike meglerhusene eller eventuelt individuelle analytikere, og analysere hvem som har prestert best. Det kan være interessant å se om noen meglerhus presterer bedre enn andre over tid. En annen vinkling kan være en problemstilling som kan knyttes til markedets oppgangs- og nedgangstider, for å se om det er noen forskjell på analytikernes

prestasjoner ved de ulike bevegelsene i markedet. Analytikere følger gjerne selskaper fra en spesiell sektor, og setter seg godt inn i dette markedet. Det kan følgelig også være interessant å se på hvordan analytikernes prognoser stemmer for forskjellige sektorer.

Ved å utvide antall selskaper man ser på i en slik studie, vil man kunne inkludere flere anbefalinger og følgelig oppnå et større utvalg. I vår avhandling har vi valgt å se på selskaper som har vært inkludert på OBX-indeksen for perioden, noe som gjerne betyr at vi har en overvekt av større selskaper i vårt datasett. En mulighet for å utvide vår studie vil være å inkludere flere selskaper i utvalget, slik at man kan inkludere flere mindre selskaper. Banz (1981) og Barber m.fl. (2001) påpeker at små selskaper er de som har levert høyest avkastning, og det vil således være interessant å inkludere flere små selskaper for å måle effekten. Ved inkludering av små selskaper vil det kunne være hensiktsmessig å inkludere likviditetsfaktoren ved utførelse av regresjonsanalyser.

Vår studie omhandler det norske aksjemarkedet, og det kan være aktuelt for andre å utføre lignende analyser i andre markeder i andre land. Vi belager oss også på kurser på handelsdagens slutt, som fører til at vi mister den delen av avkastningen som blir priset inn i løpet av dagen, fra anbefalingen kommer og frem til børsens stengetid. Markeder reagerer raskt på ny informasjon, noe vår avhandling underbygger ved at man får størst effekt av anbefalingene ved å benytte daglige kurser. Vi forslår derfor at man hensyntar denne effekten i videre studier, dersom datagrunnlagene muliggjør det.

## 8.0 Litteraturliste

Arbel, A., og Strebel, P. (1983). Pay attention to neglected firms!. *The Journal of Portfolio Management*, 9(2), 37-42.

Banz, R. W. (1981). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of financial economics*, 9(1), 3-18.

Barber, B., Lehavy, R., McNichols, M., og Trueman, B. (2001). Can investors profit from the prophets? Security analyst recommendations and stock returns. *The Journal of finance*, 56(2), 531-563.

Bodie, Z., Kane, A. og Marcus, A. J. (2014). *Investments* (10<sup>th</sup> global ed. utg.). Berkshire: McGraw-Hill Education

Boni, L., og Womack, K. (2002). Solving the sell-side research problem: Insights from buy-side professionals. *Anderson Schools of Management/Tuck School Of Business*

Brealey, R. A., Myers, S. C., og Allen, F. (2017). *Principles of Corporate Finance* (12<sup>th</sup> edition). McGraw-Hill Education.

Breusch, T. S., og Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1287-1294.

Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, 52(1), 57-82.

Chan, L. K., Karceski, J., og Lakonishok, J. (2003). The level and persistence of growth rates. *The Journal of Finance*, 58(2), 643-684.

Cowles 3rd, A. (1933). Can stock market forecasters forecast? *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 309-324



Dahlquist, M., og Ødegaard, B. A. (2018). A Review of Norges Bank's Active Management of the Government Pension Fund Global. Swedish House of Finance Research Paper (18-7).

Dickey, D. A., og Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, 74(366a), 427-431.

Eckbo, B. E., og Ødegaard, B. A. (2015). Metoder for evaluering av aktiv fondsforvaltning. *Praktisk økonomi & finans*, 31(04), 343-360.

Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.

Fama, E. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617.

Fama, E. F., og French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *the Journal of Finance*, 47(2), 427-465.

Fama, E. F., og French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1), 3-56.

Finanstilsynet. (2016, 9. desember). Nytt regelverk om shortsalg og rapporteringsplikt. Hentet fra: <https://www.finanstilsynet.no/nyhetsarkiv/pressemeldinger/2016/nytt-regelverk-om-shortsalg-og-rapporteringsplikt/>

Grossman, S., og Stiglitz, J. (1980). On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. *The American Economic Review*, 70(3), 393-408

Hong, H., Lim, T., og Stein, J. C. (2000). Bad news travels slowly: Size, analyst coverage, and the profitability of momentum strategies. *The Journal of Finance*, 55(1), 265-295.

Jarque, C. M. og Bera, A. K. (1987). A Test for Normality of Observations and Regression Residuals. *International Statistical Review*, 55(2), 163-172.

Jegadeesh, N., Kim, J., Krische, S. D., og Lee, C. M. (2004). Analyzing the analysts: When do recommendations add value? *The journal of finance*, 59(3), 1083-1124.

Jegadeesh, N., og Kim, W. (2006). Value of analyst recommendations: International evidence. *Journal of Financial Markets*, 9(3), 274-309.

Jegadeesh, N., og Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.

Kendall, M. G., og Hill, A. B. (1953). The analysis of economic time-series-part i: Prices. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 116(1), 11-34.

Kahneman, D. (2013). Tenke, fort og langsomt. Pax Forlag.

La Porta, R., Lopez-de-Silanes, F., Shleifer, A., og Vishny, R. W. (1997). Legal determinants of external finance. *The journal of finance*, 52(3), 1131-1150.

Liew, J., og Vassalou, M. (2000). Can book-to-market, size and momentum be risk factors that predict economic growth? *Journal of Financial Economics*, 57(2), 221-245.

Lintner, J. (1975). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. In *Stochastic optimization models in finance* (pp. 131-155). Academic Press.

Lutz, M. (2013). *Learning python: Powerful object-oriented programming*. O'Reilly Media, Inc.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The journal of finance*, 7(1), 77-91.

Markowitz, H. (1959). Portfolio selection: efficient diversification of investments. In *Monograph (Yale University. Cowles Foundation for Research in Economics)*, Vol. 16.

McKnight, P. J., og Todd, S. K. (2006). Analyst forecasts and the cross section of European stock returns. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 15(5), 201-224.

Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 768-783.

Oslo Børs, 2018. Index Methodology - Equities. Hentet fra: <https://www.oslobors.no/Oslo-Boers/Produkter-og-tjenester/Markedsdata/Aksjeindekser>

Oslo Børs, 2019. OBX Total Return Index. Hentet fra: <https://www.oslobors.no/markedsaktivitet/#/details/OBX.OSE/overview>

Park, S. J., og Park, K. Y. (2018). Can Investors Profit from Security Analyst Recommendations? Available at SSRN 3230454.

Petkova, R., og Zhang, L. (2005). Is value riskier than growth? *Journal of Financial Economics*, 78(1), 187-202.

Porta, R. L., Lakonishok, J., Shleifer, A., og Vishny, R. (1997). Good news for value stocks: Further evidence on market efficiency. *The Journal of Finance*, 52(2), 859-874.

Rubinstein, M. (2002). Markowitz's "Portfolio Selection": A Fifty-Year Retrospective. *The Journal of Finance*, 57(3), 1041-1045.

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.

Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *The Journal of business*, 39(1), 119-138.

Sundnes, A., og Leidland, Ø. (2015). *Megleranbefalingers verdi: en studie av analytikerkonsensus på Oslo børs* (Masteroppgave). Norges Handelshøyskole, Bergen.

Tobin, J. (1958). Liquidity Preference as Behavior Towards Risk. *Review of Economic Studies*, 25(2), 65-86.

Treynor, J. L. (1965). How to rate management of investment funds. *Harvard business review*, 43(1), 63-75.

White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *econometrica*, 48(4), 817-838.

Womack, K. L. (1996), Do Brokerage Analysts' Recommendations Have Investment Value? *The Journal of Finance*, 51: 137-167

Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics: A modern approach*. Nelson Education.

Ødegaard, B. A. (2009). Hva koster det å handle aksjer på Oslo Børs? *Praktisk økonomi & finans*, 25(01), 93-99.

Ødegaard, B. A. (2019). Norges Banks aktive forvaltning av Statens Pensjonsfond Utland (Oljefondet). Kommer i *Samfunnsøkonomen*.

Ødegaard, B. A. (u.å.). Asset pricing data at OSE. Hentet fra:

[http://www1.uis.no/ansatt/odegaard/financial\\_data/ose\\_asset\\_pricing\\_data/index.html](http://www1.uis.no/ansatt/odegaard/financial_data/ose_asset_pricing_data/index.html)

## 9.0 Vedlegg

### Vedlegg A: Programmeringskode Python

Vedlagt er programmeringskode som har blitt benyttet på konsensusanbefalinger.

#### **main.py:**

```
import argparse
import collections
import datetime
import openpyxl as xls

from portfolio.simulate import TradingSimulation
from portfolio import dataset as ds
from portfolio import index

def extract_data(xls_path):
    workbook = xls.load_workbook(xls_path)
    recom_sheet = workbook['Anbefalinger daglig']
    prices_sheet = workbook['Pris daglig']
    obx_sheet = workbook['OBX indeks']
    weight_sheet = workbook['Markedsvekt daglig']

    recommendations = dict(map(ds.filter_recom, ds.extract_datapoints(recom_sheet)))
    prices = dict(map(ds.filter_price, ds.extract_datapoints(prices_sheet)))
    weights = dict(map(ds.filter_weight, ds.extract_datapoints(weight_sheet)))

    index_updates = collections.defaultdict(list)
    for timestep, datapoints in map(ds.filter_obx, ds.extract_datapoints(obx_sheet)):
        index_updates[timestep] += [datapoints]

    return recommendations, prices, weights, index_updates

def main(args):
    recommendations, prices, weights, obx_updates = extract_data(args.xls_path)

    portfolios = {
        'strong_buy': (['STRONG BUY'], ['BUY', 'SELL', 'STRONG SELL', 'HOLD']),
        'buy': (['BUY'], ['SELL', 'STRONG SELL', 'HOLD', 'STRONG BUY']),
        'hold': (['HOLD'], ['SELL', 'STRONG SELL', 'BUY', 'STRONG BUY']),
        'sell': (['SELL'], ['STRONG SELL', 'STRONG BUY', 'BUY', 'HOLD']),
    }

    for name in portfolios:
        buy_cond, sell_cond = portfolios[name]

        def buy_predicate(rec, ticker):
```

```

    return rec[ticker] in buy_cond

def sell_predicate(rec, ticker):
    return rec[ticker] in sell_cond

print(f'Running simulation for {name}...')

simulation = TradingSimulation(
    recommendations=recommendations,
    prices=prices,
    weights=weights if args.weight == 'vw' else None,
    index=index.Index(obx_updates, logfile='index.csv'),
    buy_predicate=buy_predicate,
    sell_predicate=sell_predicate,
    start_time=datetime.datetime(year=2004, month=1, day=1))

summary = simulation.run(f'{name}_portfolio.csv')

daily_growth = summary['growth/day']
with open(f'{name}.csv', 'w') as f:
    f.write(f'date,growth ({name})\n')
    for timestep, roi in daily_growth:
        t = timestep.strftime('%Y%m%d')
        f.write(f'{t},{roi}\n')

print('growth/total:', summary['growth/total'])
print('growth/avg:', summary['growth/avg'])
print('growth/avg (geo):', summary['growth/avg (geo)'])
print('trades/total:', summary['trades/total'])
print('frequencies:', summary['frequencies'])

if __name__ == '__main__':
    parser = argparse.ArgumentParser()
    parser.add_argument('xls_path')
    parser.add_argument('weight', choices=['vw', 'ew'])
    main(parser.parse_args())

```

### **dataset.py:**

```

import datetime

def xldate_to_datetime(xldate):
    temp = datetime.datetime(1899, 12, 30)
    delta = datetime.timedelta(days=xldate)
    return temp + delta

def datetime_to_xldate(date):
    temp = datetime.datetime(1899, 12, 30)
    delta = date - temp
    return delta.days

def extract_datapoints(sheet):

```

```

def get_value(cell):
    return cell.value

rows = list(sheet.rows)

header = list(map(get_value, rows[0]))
for row in rows[1:]:
    yield list(zip(header, list(map(get_value, row))))

def filter_recom(datapoints):
    timestep = datapoints[0][1]

    # Filter out bad/missing values
    datapoints = datapoints[1:]
    datapoints = list(filter(lambda t: t[0] and t[1], datapoints))
    datapoints = list(filter(lambda t: t[1] != 'NULL', datapoints))

    return timestep, dict(datapoints)

def filter_price(datapoints):
    timestep = datapoints[0][1]

    # Filter out bad/missing values
    datapoints = datapoints[1:]
    datapoints = list(filter(lambda p: p[1] != 'N/A', datapoints))
    datapoints = list(filter(lambda p: p[1] != 'NA', datapoints))

    return timestep, dict(datapoints)

def filter_obx(datapoints):
    timestep = datapoints[0][1]
    return timestep, dict(datapoints[1:])

def filter_weight(datapoints):
    timestep = datapoints[0][1]

    # Filter out bad/missing values
    datapoints = datapoints[1:]
    datapoints = list(filter(lambda p: p[1] != 'NA', datapoints))

    return timestep, dict(datapoints)

```

### **index.py:**

```

from . import dataset

class Index(set):
    def __init__(self, index_updates, logfile=None):
        super().__init__()
        self.last_updated = dataset.xldate_to_datetime(0)
        self.index_updates = index_updates
        self.logfile = logfile

```

```

self.index = set()

def update(self, timestep):
    if not timestep:
        return [], [], []

    comp_in = []
    comp_out = []

    for t in sorted(t for t in self.index_updates if t):
        if self.last_updated <= t <= timestep:
            for event in self.index_updates[t]:
                if event['Change'] == '+':
                    comp_in += [event['Name']]
                if event['Change'] == '-':
                    comp_out += [event['Name']]

    comp_in = set(comp_in)
    comp_out = set(comp_out)

    self.last_updated = timestep
    self.index |= comp_in
    self.index -= comp_out

    if self.logfile:
        with open(self.logfile, 'a') as f:
            f.write(f'{timestep} {list(sorted(self.tickers))}\n')

    return comp_in, comp_out

def filter(self, tickers):
    return {t: tickers[t] for t in tickers if t in self.index}

@property
def tickers(self):
    return self.index

simulate.py:

import numpy as np
import collections

from . import utils

class TradingSimulation:
    def __init__(self, recommendations, prices, weights, index, buy_predicate, sell_predicate, start_time=None):
        self.recommendations = recommendations
        self.prices = prices
        self.weights = weights
        self.index = index
        self.buy_predicate = buy_predicate
        self.sell_predicate = sell_predicate

```



```

self.trades = collections.defaultdict(list)
self.start_time = start_time

def run(self, portfolio_outfile):
    growth = []
    frequencies = collections.defaultdict(int)
    prev_prices = None
    num_trades = 0

    with open(portfolio_outfile, 'w') as g:
        timesteps = filter(lambda t: self.start_time < t, self.prices.keys())

        for timestep in sorted(timesteps):
            in_comp, out_comp = self.index.update(timestep)
            prices = self.prices[timestep]

            if prev_prices:
                growth += [(timestep, utils.portfolio_growth(self.trades, prices, prev_prices))]

            prev_prices = prices

            # Sell all stocks in companies that go out of OBX
            self.sell_all(prices, out_comp)

            if timestep in self.recommendations:
                recommendations = self.index.filter(self.recommendations[timestep])
                self.record_frequencies(recommendations, frequencies)
                buy_tickers = self.buy_tickers(recommendations, prices)

                # Value weighted or equal weighted portfolios
                weights = self.weights[timestep] if self.weights else self.equal_weight(buy_tickers)

                num_trades += self.trade(
                    timestep=timestep,
                    prices=prices,
                    recommendations=recommendations,
                    weights=weights)

            if prev_prices:
                g.write(f'{timestep} {set(self.trades.keys())}\n')

    daily_growth = [g for _, g in growth]
    timespan = (growth[-1][0] - growth[0][0]).days

    return {
        'growth/day': growth,
        'growth/total': np.prod(daily_growth),
        'growth/avg': np.average(daily_growth),
        'growth/avg (geo)': np.power(np.prod(daily_growth), 1 / timespan) if len(daily_growth) else None,
        'trades/total': num_trades,
        'frequencies': frequencies,
    }

```

```

def trade(self, timestep, prices, recommendations, weights):
    num_trades = 0
    total_weight = sum([weights[ticker] for ticker in weights])

    for ticker in recommendations:
        if ticker not in prices:
            continue

        if self.buy_predicate(recommendations, ticker):
            weight = weights[ticker] / total_weight
            num_shares = weight / prices[ticker]
            self.trades[ticker] += [(num_shares, prices[ticker], timestep)]
            num_trades += 1

        if self.sell_predicate(recommendations, ticker) or self.has_expired(timestep, ticker):
            self.sell_all(prices, [ticker])
            num_trades += 1

    return num_trades

def sell_all(self, prices, stocks):
    realized_cap = 0
    for ticker in stocks:
        if self.trades[ticker]:
            realized_cap += utils.present_value(self.trades[ticker], prices[ticker])

    del self.trades[ticker]

    return realized_cap

def has_expired(self, timestep, ticker):

expiry_days = 365

    if ticker in self.trades:
        last_trade = self.trades[ticker][-1]
        *_ , last_timestep = last_trade
        return (timestep - last_timestep).days > expiry_days

    return False

def buy_tickers(self, recommendations, prices):
    result = []
    for ticker in recommendations.keys() & prices.keys():
        if self.buy_predicate(recommendations, ticker):
            result += [ticker]

    return result

@staticmethod
def record_frequencies(recommendations, frequencies):

```

```

    for ticker in recommendations:
        frequencies[recommendations[ticker]] += 1

    @staticmethod
    def equal_weight(tickers):
        return {t: 1 for t in tickers}

utils.py:

def present_value(trades, price):
    num_shares = sum([shares for shares, p, t in trades])
    return num_shares * price

def portfolio_value(trades, prices, tickers):
    total_value = 0

    for ticker in tickers:
        total_value += present_value(
            trades=trades[ticker],
            price=prices[ticker])

    return total_value

def portfolio_growth(trades, prices, prev_prices):
    tickers = trades.keys() & prices.keys() & prev_prices.keys()

    curr_pv = portfolio_value(trades, prices, tickers)
    prev_pv = portfolio_value(trades, prev_prices, tickers)

    if curr_pv and prev_pv:
        return curr_pv / prev_pv

    return 1

```

## Vedlegg B: STATA kommandoer

Vedlagt finnes kommandoer vi har brukt i forbindelse med utførelse av tester og regresjon i STATA. Y byttes ut med variabelnavn for avhengig variabel.

### Tester:

- **histogram Y, percent normal:** Normalfordelingen
- **twoway (scatter Y Dato):** Fordeling av Y over tid
- **estat vif:** VIF-test, som kalkulerer “variance inflation factor” for den avhengige variabelen.
- **imtest, white:** White test, som sjekker for heteroskedastisitet
- **estat hettest:** Breusch-Pagan test, undersøker om feilvariansen er en lineær funksjon av en eller flere uavhengige variabler i modellen
- **dwstat:** Durbin-Watson test, som tester for autokorrelasjon
- **dfuller:** Dickey Fuller test, som tester for unit root (stasjonaritet)

### Regresjon:

- **regress:** regresjon
- **regress, robust:** regresjon med robuste standardfeil