

MASTEROPPGAVE

Emnekode: BE305E

Sondre Fiskerstrand & Susanne Fjeldavli

Sustainable Investments in the Norwegian Stock Market

Dato: 20.05.2019

Totalt antall sider: 58

Abstract

This thesis investigates the link between environmental, social and corporate governance (ESG) ratings and financial performance in the Norwegian stock market. We apply a sensitivity approach by using the Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) to measure firms' sensitivity and exposure to ESG factors from 2009-2018. The econometric framework applies a portfolio strategy, as well as a cross-sectional regression. The constructed ESG portfolios do not show any significant return difference based on a high-low strategy, which is robust for market sensitivity, investment style, and industry bias. Regarding the explanatory power and pricing of the ESG factor, we find no supporting evidence. Our results do not suggest any connection between ESG and stock returns in the Norwegian stock market.

Forord

Denne masteroppgaven er skrevet som en avsluttende del av masterstudiet ved Nord Universitet innen profileringen finansiering og investering. Oppgaven har vært krevende og utfordrende, men samtidig veldig lærerik. Vi har valgt å skrive avhandlingen som en artikkel med tilhørende kappe i motsetning til den mer tradisjonelle masteroppgaven. Motivasjonen og målsetningen for dette har vært å komprimere innholdet slik at det er mer tilgjengelig for leseren, og slik at vi kan publisere arbeidet etter sensur. I arbeidet med oppgaven har vi hatt mange gode støttespillere, som hver og én fortjener en stor takk. Først og fremst ønsker vi å takke vår veileder, Thomas Leirvik, som har bidratt med høy kompetanse og kunnskap, og god veiledning gjennom hele prosessen. Videre ønsker vi å takke Yevheniia Antoniuk og Oleg Nenadić, som har stilt opp når vi trenger det og hjulpet oss med tekniske utfordringer. Oppgave hadde helt klart ikke vært den samme uten dere.

Vi har valgt *Science of the Total Environment* som publiseringsjournal, og artikkelen er derav skrevet etter journalens retningslinjer.¹

Nord Universitet, 20 mai 2019



Sondre Fiskerstrand



Susanne Fjeldavli

¹[\[https://www.elsevier.com/journals/science-of-the-total-environment/0048-9697/guide-for-authors\]](https://www.elsevier.com/journals/science-of-the-total-environment/0048-9697/guide-for-authors)

Sammendrag

Dette studiet ser på sammenhengen mellom selskapers rating i forhold til miljø, samfunn og selskapsstyring (ESG) og deres finansielle prestasjon i det norske aksjemarkedet. Vi anvender en sensitivitets-tilnærming hvor Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) benyttes for å måle selskapers sensitivitet mot ESG-faktorer fra 2009 til 2018. Det økonometriske rammeverket består av en porteføljestrategi samt en tverrsnittsregresjon. ESG-porteføljene viser ingen signifikant over- eller underprestasjon i denne tidsperioden, noe som er robust i forhold til markedssensitivitet, investeringsstil og industri-skjevheter. Når det gjelder forklaringskraft og prising av ESG-faktoren, finner vi ingen underbyggende beviser. Våre resultater tyder ikke på noen sammenheng mellom ESG og aksjeavkastning på det norske aksjemarkedet.

Innholdsfortegnelse

Innholdsfortegnelse	iv
Oversikt over figurer	v
Oversikt over tabeller	v
Kappe	1
1 Teoretisk rammeverk	1
1.1 Kapitalforvaltning	1
1.2 Moderne porteføljeteori	2
1.3 Faktormodeller	3
1.4 Markedseffisiens	7
1.5 Aktiv versus passiv forvaltning	9
1.6 Indeks	10
1.7 Faktorinvestering	13
1.8 Fama-MacBeth	19
1.9 Prestasjonsmål	20
2 Data	22
3 Metode	25
3.1 Prestasjonsvurdering av ESG	25
3.2 Risikopremie	27
3.3 Metodekritikk og studiets begrensninger	29
Referanser	30
Vitenskapelig artikkel	37
1 Introduction	37
2 Data	39
2.1 Sustainability measure	41
3 Methodology	41
3.1 ESG performance	41
3.2 Risk premium	43
4 Empirical analysis	45
4.1 Regression results	45
4.2 Fama-MacBeth results	49
5 Conclusion	52
6 References	54
7 Appendix	57
7.1 Appendix A	57
7.2 Appendix B	58

Oversikt over figurer

1.1	Systematisk og usystematisk risiko	2
1.2	Kapitalverdimodellen	5
1.3	Faktorinvestering sett i sammenheng med passiv- og aktiv investering	14

Oversikt over tabeller

1.1	Markedsindekser	11
1.2	Sammensetning i utvalget per år og industrifordeling	23
2.1	Sample composition by year and by industry	40
2.2	Descriptive statistics for ESG-ranked portfolios, March 2009-December 2018	46
2.3	Multifactor regression results	47
2.4	Descriptive statistics, best-in-class, March 2009-December 2018	48
2.5	Multifactor regression results, best-in-class	48
2.6	Average factor exposure, portfolios	50
2.7	Average risk premiums, portfolios	51
2.8	Average risk premiums, individual stocks	51

Kappe

1 Teoretisk rammeverk

I følgende kapittel vil vi legge det teoretisk grunnlaget for oppgaven.

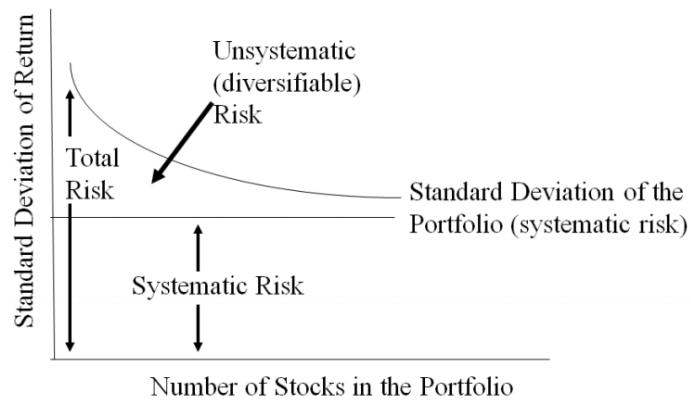
1.1 Kapitalforvaltning

En av de fremste utfordringene i kapitalforvaltning er å ta beslutninger om den optimale kapitalfordelingen (Sharpe, 1992). Målet med kapitalforvaltning er å justere prosentandelen i de underliggende aktiva i en portefølje for å minimere volatilitet og samtidig maksimere avkastning. Denne justeringen baseres ofte på flere faktorer, blant annet; størrelse på portefølje, holdning til risiko, investeringsmål og tidshorison.

En fundamental antakelse om kapitalforvaltning er at man ønsker å fordele de underliggende aktivaene i ulike kategorier slik at de ikke reagerer likt på markedskrefter, men heller diversifisere med hensyn på å redusere porteføljerisiko i forhold til risikopremie og volatilitet. Ideelt sett ønsker man en sammensetning av lavt/negativt korrelerte selskaper. Risikoreduksjon ved å spre eksponering over mange uavhengige risikokilder kalles ofte forsikringsprinsippet på grunn av tanken om at et forsikringsselskap avhenger av slik diversifisering når de skriver ut forsikringer for mange individuelle kilder til risiko.

Når felles kilder til risiko påvirker en portefølje, vil selv de mest diversifiserte porteføljer ikke være i stand til å eliminere all risiko. I teorien kan risiko elimineres hvis korrelasjonen mellom verdipapirer er perfekt negativ. I praksis er ikke dette mulig, spesielt om det er mange verdipapirer i porteføljen. Standardavviket reduseres desto flere selskaper som inkluderes, og risikoen som gjenstår selv etter omfattende diversifisering kalles ofte for markedsrisiko eller systematisk risiko (Bodie mfl., 2018). I kontrast, kalles risiko som kan elimineres ved hjelp av diversifisering usystematisk risiko eller idiosynkratisk risiko. Total risiko er lik systematisk risiko pluss idiosynkratisk risiko. **Figur 1.1** viser hvordan total risiko reduseres når antall verdipapirer øker, men at man ikke kan eliminere risiko. Total risiko konvergerer mot systematisk risiko når antall verdipapirer i porteføljen øker.

En studie fra 1987, med amerikanske aksjer fra NYSE, avdekket at selv med omfattende diversifisering med gjennomsnittlig vektete porteføljer vil det fremdeles eksistere risiko som ikke kan



Figur 1.1: Systematisk og usystematisk risiko

diversifiseres bort (Statman, 1987).

Diversifisering har blitt dratt inn som en ulempe ved ESG-baserte porteføljer. Blant annet har negativ ESG screening blitt ansett for å ha en negativ effekt på porteføljedi-versifisering gjennom at man avgrensner investeringsmulighetene (Barnett og Salomon, 2006; Renneboog mfl., 2008a). Porteføljedi-versifisering drives av tre komponenter: antall valgte verdipapirer, korrelasjon mellom verdipapirene og standardavviket til det valgte verdipapiret. På bakgrunn av dette er det noe i ut-sagnet om at ESG screening vil forværre diversifiseringen i de to første komponentene, men studier har vist at selskaper med høy ESG-rating har *ceteris paribus* lavere total- og selskapsspesifikk risiko enn andre identiske aksjer med lik systematisk risiko (Boutin-Dufresne og Savaria, 2004; Lee og Faff, 2009). Ifølge Boutin-Dufresne og Savaria (2004) kan dette skyldes at selskaper som implementerer etiske retningslinjer og tar samfunnsansvar reduserer den totale selskapsrisikoen, og derav forbedrer den langsiktige risikojusterte avkastningen. Gjennom en positiv eller best-in-class screening vil man bidra til å optimalisere risikohåndteringen i porteføljesammenheng og ifølge Hoepner (2010) vil dette kunne gi en diversifiseringsbonus.

1.2 Moderne porteføljeteori

Moderne porteføljeteori er teorien om hvordan investorer kan konstruere en portefølje for å optimalisere forventet avkastning basert på et gitt nivå av markedsrisiko, hvor man ønsker å fremheve at redusert risiko er en faktor for økt belønning i form av risikojustet avkastning. Denne teorien ble introdusert av Markowitz (1952), hvor forfatteren designet en effektiv portefølje som hadde til hensikt å minimere risiko for en gitt avkastning. Dette ble gjort ved hjelp av diversifisering og lav korrelasjon mellom aktivaene i porteføljen (Snopek, 2012). Han påpekte at det ikke var verdipapirets individuelle risiko som var viktig for en investor, men verdipapirets samvariasjon i eller med de andre verdipapirene i hele porteføljen. Han kunne dermed utlede formelen som estimerte

variansen til en portefølje bestående av flere aktiva, og viste at det var mulig å fjerne den usystematiske risikoen til et aktivum gjennom diversifisering slik at investoren kun hadde systematisk risiko. Avkastningen til porteføljen er gitt ved:

$$E(r_p) = \sum_{i=1}^n w_i E(r_i) \quad (1.1)$$

Hvor $E(r_p)$ er den forventede avkastningen til porteføljen, w_i er vekten aktivum i har i porteføljen, og $E(r_i)$ er den forventede avkastningen til det gitte aktivumet.

Videre er risikoen til porteføljen gitt ved variansen til porteføljen på følgende måte:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j Cov(r_i, r_j) \quad \sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2} \quad (1.2)$$

Hvor σ_p^2 representerer variansen til den forventede avkastningen i perioden, $Cov(r_i r_j)$ er kovariansen mellom aktivaene, og σ_p er standardavviket til porteføljen. Markowitz (1952) viste at siden risikoen til porteføljen er gitt ved variansen til porteføljen, kan man finne den optimale forventede avkastningen for ulike sammensetninger av aktiva. På bakgrunn av dette ble avkastning og risiko sett i sammenheng, og man gikk over fra å vurdere verdipapirer isolert, til å vurdere dem som en del av en portefølje. Kapitalverdimodellen er en konsekvens av dette.

1.3 Faktormodeller

1.3.1 CAPM

Kapitalverdimodellen (CAPM) er en periodisk likevektsmodell for forventet avkastning til et aktivum hvor man antar at investorer er risikoaverse, og dermed ønsker å spre investeringer over flere aktiva. Kapitalverdimodellen ble introdusert av Treynor (1962), og var dermed den første til å forklare sammenhengen mellom forventet avkastning og kovarians til markedsporteføljen (Fama og French, 2004). Samtidig utviklet Sharpe (1964), Lintner (1965) og Mossin (1966) videre på konseptet til kapitalverdimodellen, som var i likhet med teorien til Treynor. Bakgrunnen for teoriene var alle inspirert av Markowitz (1952) og Tobin (1958) teoretiske rammeverk rundt diversifisering og moderne porteføljeteori, noe som har siden den gang blitt fundamentet i teorien rundt kapitalverdimodellen. Modellen hviler på følgende forutsetninger (Bodie mfl., 2018):

1. Individuell adferd

- Investorer er rasjonelle.
- Planleggingshorisonten er for en enkel periode.
- Investorene har homogene forventninger.

2. Markedsstruktur

- Alle aktiva er offentlige og handles på offentlige børser.
- Investorer kan låne til risikofri rente.
- Ingen skatter eller transaksjonskostnader.

Ifølge modellen vil investoren holde markedsporteføljen, noe som innebærer at eneste relevante formen for risiko er den som ikke kan diversifiseres bort. Risikoen er bestemt av kovariansen mellom hvert enkelt aktivum og dens tilhørende markedsindeks. Kapitalverdimodellen viser sammenhengen mellom forventet avkastning og relevant risiko. Ligningen for modellen er som følger:

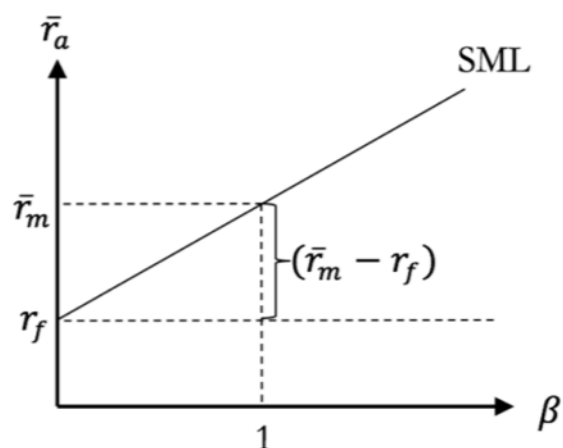
$$E(r_i) = r_f + \beta_i(E(r_m) - r_f) \quad (1.3)$$

Hvor $E(r_i)$ er forventet avkastning og inngår i ligning (1.1), r_f er risikofri rente, β_i representerer sensitiviteten til forventet avkastning av aktiva mot forventet markedsavkastning, $E(r_m)$ forventet markedsavkastning.

Teorien argumenterer for at forventet avkastning på et aktiva er avhengig av eksponeringen mot systematiske risikofaktorer. Forventet avkastning er derfor risikofri rente pluss en risikopremie som består av markedsbetaen multiplisert med premien per enhet beta-risiko. Den eneste måten en investor kan oppnå høyere avkastning er å ta på seg høyere risiko. Med andre ord forklarer CAPM mengden risikopremie ($r_m - r_f$) investoren krever for å investere i aktivum med ytterligere risiko.

Modellen tar for seg en situasjon hvor man har risikoaverse investorer som investerer eller låner til risikofri rente, r_f . Dette gjør det mulig å sikre deler av porteføljen til en gitt avkastning, og man setter med dette minimumskravet til avkastning for andre verdipapirer. Investeringer må dermed levere ytterligere avkastning for at det skal være attraktivt for investorer å investere i et usikkert alternativ. Risikonivået til et verdipapir fanges gjennom β verdien, hvor en høyere verdi representerer høyere avkastning på bekostning av høyere risiko relativt mot markedet m .

CAPM modellerer en lineær markedslinje (SML), som viser forventet avkastning gitt et risikonivå for hvert enkelt aktivum (**Figur 1.2**). Forutsetningen for modellen er at forventet avkastning på to aktiva er lineært knyttet til kovariansen av avkastningen på aktivaene med avkastningen på markedsporteføljen. En beta på 1 indikerer en forventet avkastning i likhet med markedet, og



Figur 1.2: Kapitalverdimodellen

skulle et selskap avvike fra SML linjen vil det oppstå arbitrasjemuligheter. Forholdet mellom risiko og avkastning burde føre til at risikojustert avkastning, eller sharpe-ratio, holdes konstant uavhengig av porteføljestrategi.

Utfordringene ved CAPM er som ved mange modeller antagelsene som ligger til grunn. CAPM forutsetter blant annet at det finnes risikofrie aktiva. I praksis er ikke dette tilfellet, men kortsiktige, likvide statsobligasjoner er sett på som risikofrie siden det er svært usannsynlig at stater vil misligholde gjelden sin. Inflasjon skaper derimot en viss usikkerhet rundt den faktiske avkastningen på slike investeringer (Rossi, 2016). En annen antagelse er at innlån- og utlånsrenten er lik, noe som ikke er tilfellet i praksis. Til slutt forutsetter modellen at betaen forblir stabil over tid. Flere studier viser derimot at betaen til ulike aktiva varierer med tiden, noe som gjør at historiske betaverdier er dårlige estimater for fremtidig risiko (Rossi, 2016).

1.3.2 Arbitrasjeringsteori

Stephen Ross (1976) utviklet arbitrasjeringsteorien (APT) som et alternativ til CAPM. Utgangspunktet for teorien er i stor grad det samme som ved kapitalverdimodellen. Ross mente likevel at det var flere svakheter med den tradisjonelle modellen; blant annet at det ikke var noen økonomisk forsvarlig grunn til å anta at systematisk risiko kan kalkuleres ved hjelp av én faktor, nemlig betaen mot markedsindeksen. I stedet antok han at systematisk risiko kan aggregeres i n felles faktorer og se på konsekvensene av denne antakelsen mot forventet avkastning. Derfor er grunnlaget for APT at et aktivas avkastning er konstruert basert på den lineære faktormodellen:

$$r_a = r_f + \beta_1 f_1 + \beta_2 f_2 + \dots + \beta_n f_n \quad (1.4)$$

Hvor r_a er avkastningen, r_f er risikofri rente, β_n er sensitiviteten til aktiva n , og f_n er risikopremien til faktor n . Dette fanger ideen om at variabler påvirker avkastningen av et aktivum i to trinn. Først

bestemmes hver bestemt faktor (inflasjon, arbeidsledighet m.m.). Deretter vurderes følsomheten for hver bestemt faktor, β_n .

Forutsetningene bak modellen er at det er tilstrekkelig med aktiva slik at man kan diversifisere vekk usystematisk risiko og at markedet er velfungerende slik at arbitrasjemuligheter ikke vedvarer. Dette skiller modellen fra CAPM ved antagelsen om at alle aktørene er mean-variance optimaliserende tas bort, og heller at et lite antall sofistikerte aktører utnytter arbitrasjemulighetene (Bodie mfl., 2018).

Ved å tillate flytende og utbyttbare faktorer, har Ross sin tilnærming banet vei for økonomer til å implementere multifaktortenkning i moderne aktiva-modeller. Den brede tilnærmingen gjorde det mulig for modellen å være mer fleksibel i sine forutsetninger og derfor mer anvendelig i et bredere spekter av scenarier enn forgjengeren, CAPM.

1.3.3 Fama og French 3-faktormodell med utvidelser

Fama og French (1993) introduserte hva som er kjent som hjørnesteinen i moderne faktorinvestering, nemlig Fama-French tre-faktormodell. Tanken bak modellen var å løse utfordringen rundt anomalier som gjorde at forklaringen på den tradisjonelle en-faktormodellen, CAPM, ikke var anvendelig i flere markeder. Fama og French viste på NYSE og NASDAQ i tidsperioden mellom 1962 og 1989 at gjennomsnittlig avkastning ikke er korrelert med markedsbetaen til selskaper, men i større grad korrelert med selskapsstørrelse og verdi (Fama og French, 1992). Ifølge deres forskning kan den forventede avkastningen på ethvert risikofylt aktivum forklares lineært gjennom tre uavhengige variabler som er; avkastningen på markedsporteføljen i likhet med CAPM-modellen i tillegg til selskapsstørrelse og verdi. Modellen er gitt ved den følgende ligningen:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_{iM}R_{Mt} + \beta_{iSMB}SMB_t + \beta_{iHML}HML_t + \varepsilon_{it} \quad (1.5)$$

Hvor: SMB = Små minus store (gjennomsnittlig avkastning til en portefølje av aksjer med lav markedsverdi, minus gjennomsnittlig avkastning på en portefølje av aksjer med høy markedsverdi)
 HML = Høy minus lav (gjennomsnittlig avkastning på en portefølje av aksjer med høy bok til markedsverdi minus gjennomsnittlig avkastning til en portefølje av aksjer med lav bok til markedsverdi).

Selv om disse faktorene nødvendigvis ikke er åpenbare risikofaktorer, argumenterte Fama og French for at de er gode alternativer for å fange mer fundamentale variabler. Eksempelvis mente de at små selskaper var mer utsatt for å havne i finansielt trøbbel og en slik faktor vil derfor kunne fange opp sensitiviteten til risikofaktorer i makroøkonomien. Liew og Vassalou (2000)

fant blant annet at en slik portefølje virket å predikere BNP vekst, og ville derfor kunne fange opp følsomheten rundt konjunktursykluser. En del av størrelse- og verdipremien vil derav kunne reflektere kompensasjonen for høyere risikoeksponering.

Vi kan oppsummere modellen ved å se at den tar for seg effekten av verdivurdering samt effekten av størrelse, nevnt i forskningen rundt anomalier (Goedhart mfl., 2015). Fama og French oppdaget til slutt at en porteføljes beta, altså eksponeringen mot markedsfaktoren, forklarte 70% av meravkastningen. Ved å legge til størrelse- og verdifaktorer, økte modellens forklaringskraft til 95% (Fama og French, 1993).

Siden tre-faktormodellen ble introdusert har også fire-faktormodeller kommet på banen. Jegadeesh og Titman (1993) oppdaget momentum-faktoren i 1993; aksjer som presterer bra (dårlig) i en periode vil fortsette å prestere bra (dårlig) i neste periode. Denne faktoren valgte Carhart (1997) å legge til den tradisjonelle tre-faktormodellen for å vurdere hvordan fond presterte. Resultatet var at faktoren kunne forklare mye av meravkastningen.

En annen utvidelse av tre-faktormodellen ble introdusert av Pástor og Stambaugh (2003). Deres modell inkluderte en likviditetsfaktor som bygger på et veletablert forhold om at investorer krever kompensasjon for å investere i aksjer som er mindre likvide (Bodie mfl., 2018). Ifølge forfatteren er likviditet definert som evnen til å kunne selge store kvantum raskt, til en lav kostnad, uten å påvirke prisen. Fra deres studie med data fra 1966 til 1999 viste det seg at gjennomsnittlig avkastning for aksjer med høy sensitivitet til likviditet overgikk aksjer med lav sensitivitet med hele 7,5% per år. Dette var etter justering for eksponering mot markedet, størrelse, verdi og momentum. Det har vært en enorm økning i antall faktormodeller, og det kan tyde på at noen faktorer består på grunn av data-mining (Barillas og Shanken, 2018; Feng mfl., 2017).

1.4 Markedseffisiens

Antagelsen om effisiente markeder har stått sentralt i forståelsen av finansmarkeder helt siden Fama og Malkiel (1970) publiserte «Efficient Capital Markets». Hypotesen har sine røtter tilbake til 1960-tallet hvor flere studier viste prisenes uforutsigbare mønster (Fama, 1965; Kendall og Hill, 1953; Samuelson, 1965). Dette resulterte i teorien om at aksjeprisene følger en «Random Walk» som økonomer senere forsøkte å forklare. Fama (1970) var en av disse og etablerte en sammenheng mellom hvordan uforutsigbar informasjon ble tilgjengelig i markedet og prisenes tilfeldighet. Ifølge han er et marked som effektivt reflekterer ny informasjon om individuelle aksjer og markedet som helhet effisient. Ny informasjon er av definisjon uforutsigbar og vil derfor resultere i uforutsigbar og tilfeldig prisendring (Malkiel, 2003). På bakgrunn av dette vil det ikke være noe hensikt å gjennomføre teknisk- eller fundamental analyse for å forsøke å predikere

fremtidige aksjepriser (Malkiel, 2003).

Hypotesen bygger på tre underliggende antagelse. I) Aktørene i markedet er rasjonelle, velinformerte og profittmaksimerende individer. II) All informasjon er kostnadsfri og lett tilgjengelig. III) Det er ingen skatter eller transaksjonskostnader.

Disse antagelsene har spesifikke teoretiske og empiriske implikasjoner noe som har vekket interesse blant økonomer og akademikere i tiden etter. Hvordan aktører handler når de står ovenfor usikkerhet er et eksempel på kritikken til markedseffisiens, også kalt behavioral bias. Overmot (Slovic mfl., 1980), overreaksjon (De Bondt og Thaler, 1985) og tapsaversjon (Odean, 1998) er noen eksempler som argumenter for at investorer ikke nødvendigvis handler rasjonelt men ofte kan foreta irrasjonelle handlinger. Andre mener derimot at selv om det finnes behavioral bias og lignende svakheter fra tid til annen har disse begrenset innvirkning på markedet som helhet (Lo, 2004). Le Tran og Leirvik (2019) utviklet et mål på markedseffisiens, og viser at den varierer over tid. Det er altså fremdeles ingen felles enighet rundt det empiriske studiet av markedseffisiens.

1.4.1 Ulik grad av effisiens

Fama (1970) kategoriserte markedseffisiens basert på informasjonen som reflekteres i aksjeprisen, og hvor lang tid det tar for markedet å tilpasse seg denne informasjonen. Det er vanlig å skille mellom tre versjoner av markedseffisiens; svak, semi-sterk og sterk effisiens.

Den svake markedshypotesen hevder at aksjekursene allerede reflekterer all informasjon som kan trekkes fra markedetsdata som historisk aksjepris, handelsvolum, eller interesse for shorting (Bodie mfl., 2018). Markedsdata er allerede tilgjengelig for alle aktørene og tilnærmet kostnadsfri å innhente. Informasjon vil derfor allerede være reflektert i prisen. Den eneste måten å endre prisen på en aksje er da å tilføre ny informasjon til markedet, (Fama, 1970).

Semi-sterk effisiens hevder at all offentlig og tilgjengelig informasjon allerede reflekteres i markedsprisen. Slik informasjon inkluderer i tillegg til historisk pris også fundamental data om selskapets produktportefølje, kvalitet på ledelsen, balansesammensetning, patenter, inntjeningsprognoser og regnskapspraksis m.m. (Bodie mfl., 2018). Igjen kan man anta at hvis denne informasjonen er tilgjengelig for allmenheten, vil den være reflektert i aksjeprisen.

Under den mest ekstreme formen for effisiens vil markedsprisen reflektere all informasjon som er relevant for selskapet, til og med informasjon kun innsidere har tilgang til. Dette innebærer i praksis at ingen investorer kan oppnå meravkastning. I 1991 kom Fama med en revidering av

denne formen for effisiens: en svakere og mer økonomisk fornuftig versjon hvor prisene reflekterer informasjon til det punkt der de marginale fordelene med å handle på bakgrunn av denne informasjonen ikke overstiger marginalkostnaden (Fama, 1991). Dette bekreftes også av funnene til Jensen (1968) som viste at fordelene til aktive forvaltere ble spist opp av kostnadene i forbindelse med forvaltningen. Med andre ord utelukker ikke hypotesen muligheten til å oppnå meravkastning før kostnadene blir tatt hensyn til, men gevinsten skal bare dekke kostnadene dersom hypotesen holder (Grossman og Stiglitz, 1980). Om man kan oppnå en meravkastning ut over dette vil det ifølge Malkiel (2005) oppstå arbitrasjemuligheter hvor aktive forvaltere vil være i stand til å skaffe meravkastning over gjennomsnittlig risiko.

1.5 Aktiv versus passiv forvaltning

Før en investor skal investere gjøres det ofte en vurdering om man skal benytte seg av passiv eller aktiv forvaltning. Ved aktiv forvaltning vil forvalteren forsøke å slå markedet, eller en benchmark, noe som vil si at forvalteren skal skape meravkastning eller alfa med subjektive valg av hvilke verdipapirer porteføljen skal bestå av. Ved passiv forvaltning, også kalt indeksforvaltning, skal forvalter, til dels objektivt, prøve å replikere referanseindeksen for å oppnå lik avkastning som referansen. Disse strategiene er fundamentalt forskjellige i deres syn på markedseffisiens. Treynor-Black modellen av Treynor og Black (1973) tar for seg akkurat dette. De antar at markedet er så godt som, men ikke fullstendig effisient. Noen investorer kan besitte informasjon som kan bli brukt til å generere meravkastning fra enkelte misprisede verdipapirer.

Aktiv forvaltning: Aktiv forvaltning danner grunnlaget for et tankesett hvor den effisiente markedshypotesen ikke holder. Forvaltere hevder derfor at det er mulig å oppnå meravkastning på investeringer gjennom fundamentale analyser hvor man finner ut om en aksje er over- eller underpriset i forholdet til markedets oppfatning, og dermed utnytter feilprising eller arbitrasjemuligheter. Investorer er, basert på dette tankesettet, villig til å betale porteføljeforvaltere for å finne meravkastning i markedet; positiv alfa.

Passiv forvaltning: Individuer som velger en passiv investeringsstrategi har et helt annet syn på markedseffisiens. De tolker markedet som effisient, og mener derfor at det ikke er mulig å slå markedet. På grunnlag av dette tankesettet investerer de i indeksfond som gjenspeiler markedsindekser, som for eksempel OSEBX, hvor hensikten er å oppnå samme avkastning som indeks. Som et resultat er avkastningen og risikoen lik markedet. Ved en forutsetning om et effisient marked vil en passiv forvaltningsstrategi oppnå høyere avkastning enn aktivt forvaltet grunnet lavere transaksjonskostnader og høyere grad av diversifisering. På grunn av dette kan kostnadene holdes til et minimum fordi forvaltere ikke behøver å betale analytikere til å gjennomføre analyser og

aksjeprognoser.

Kjerne-satellitt strategi: En kombinasjon av aktiv og passiv forvaltning omtales ofte som kjerne-satellitt strategi, hvor målet er å oppnå høyere avkastning, samtidig som man kontrollerer risikoen i samspill med indeksinvesteringer. Denne investeringsstrukturen er et nytt paradigme innenfor indeksinvestering og har fått stor oppmerksomhet de siste årene. Den passive investeringsstrategien omtales som kjernen, og består som ofte av den største vektningen i porteføljen hvor målet er å oppnå lik avkastning som referanseindeks gjennom speiling. Den aktive strategien i porteføljen omtales ofte som satellitt, og har som mål å generere alfa ved å velge investeringer som utkonkurrerer markedsindeksen.

1.6 Indeks

En indeks er en sammensetning av verdipapirer som skal representere et marked, en industri eller en sektor (FTSE, u.å). Hensikten er å kvantifisere bevegelsene i eksempelvis et marked og representere risiko/avkastningsprofilen til de underliggende verdipapirene. Samlingen av verdipapirene kalles ofte «basket» mens andelen den enkelte aktiva utgjør kalles «vektingen».

Disse målene er konstruert av flere årsaker, blant annet for å sammenligne historisk avkastning på penger investert i aksjemarkedet i motsetning til andre investeringsalternativer som råvarer eller statsgjeld (Sutcliffe, 2006). De har også en viktig rolle i finansmarkedet gjennom å være en benchmark, noe investorer anvender for å vurdere aktive forvalteres prestasjoner (FTSE, 2017; Sutcliffe, 2006). Dersom man ikke kan slå markedet og generere en høyere risikojustert avkastning gjennom en aktiv forvaltning vil ikke en slik strategi få gjennomslag hos investorene.

Markedets bevegelser har også fått en sentral rolle i mange modeller innen finansiell teori. Eksempelvis har markedsporteføljen en viktig rolle i kapitalverdimodellen (CAPM) av Sharpe (1964), Lintner (1965), Mossin (1966) og Black (1972). I praksis har man også anvendt dette markedsmålet for å konstruere produkter som skal følge markedet som helhet; indeks fond og ETF. Slike produkter har gitt investorene en mulighet til å investere i et bredt marked kontra individuelle aksjer og derav forenklet handelsprosessen.

1.6.1 Vekting

Den tradisjonelle tilnærmingen for vekting av selskaper i en indeks har vært markedskapitalisering. En slik vekting finner man i eksempelvis S&P 500 (**Tabell 1.1**). Bakgrunnen for den brede etableringen av en slik vekting er Sharpe's (1964) kapitalverdimodell som hevdet at denne

vektingen var den optimale. Dersom aksjeprisen til et selskap som inngår i en av disse indeksene øker, øker også deres andel i indeksen. Tanken bak er at de største selskapene har størst innflytelse på økonomien og derav høyest vekting.

Tabell 1.1: Markedsindekser

Indeks	Beskrivelse	Vekting
S&P 500	De 500 største børsnoterte amerikanske aksjeselskapene	Markedskapitalisering
DJIA	De 30 største idustrielle børsnoterte amerikanske selskapene	Pris
NASDAQ	De 100 største ikke-finansielle selskapene listet på Nasdaq børsen	Markedskapitalisering
OBX	De 25 mest likvide selskapene på Oslo børs	Likviditetsbasert
OSEBX	Et representativt utvalg av selskapene på Oslo børs	Likviditetsbasert

I nyere tid har likviditetsbasert markedskapitalisering blitt tatt i bruk av store aktører som FTSE, MSCI og Dow Jones. Beregningen fungerer på samme måte, foruten om at man ekskluderer aksjer som ikke er tilgjengelig for handel. Dette gjøres fordi man mener det reflekterer de faktiske handelsmulighetene i markedet og derav bevegelsene i markedet på en bedre måte (Norges Bank, 2014). De norske indeksene OSEBX og OBX er begge likviditetsbasert. Seifried og Zuft (2012) argumenter derimot for at denne likviditetsjusteringen ofte gir et signifikant etterslep (lag) og er vanskelig å rettferdiggjøre på et teoretisk grunnlag. De poengterer også at prosessen ofte blir gjennomført på en lite transparent måte og gir et feilaktig bilde av den relative markedsverdien til selskapene som utgjør indeksen (Seifried og Zuft, 2012).

Vektingen beregnes ved å multiplisere markedsprisen til aksjen med antall aksjer som er utstedt av selskapet for å få selskapets markedsverdi (eventuelt aksjene som er tilgjengelig for handel). Deretter deler man på den totale markedsverdien av alle selskapene i indeksen for å komme frem til vektingen av det aktuelle selskapet.

$$W_i = \frac{\text{MCAP}_i}{\sum_{j=1}^n \text{MCAP}_j} \qquad W_i = \frac{q_i \cdot p_i}{q_1 \cdot p_1 + q_2 \cdot p_2 + \dots + q_n \cdot p_n} \qquad (1.6)$$

Hvor MCAP_i er markedskapitaliseringen til selskap i , $\sum_{j=1}^n \text{MCAP}_j$ er summen av markedskapitaliseringen til alle selskapene, q_i er antall aksjer for selskap i , p_i er prisen per aksje for selskap i .

Selv om denne tilnærmingen virker intuitiv er det reist flere ulemper i litteraturen. Ifølge Rothschild (2017) kan denne type vekting føre til skjevheter i forhold til vekst og momentum i tillegg til at enkelte aksjer og sektorer kan bli svært konsentrert i indeksen. Gjennom vektingen vil man systematisk tvinges til å vekte populære og høyt prisede selskaper som potensielt kan ses på som

overpriset av markedet (Arnott mfl., 2005; Kalesnik og Beck, 2014; Sutcliffe, 2006). Dette har vist seg som en av de store svakhetene til slike indekser og ble illustrert i markedet under dot-com boblen hvor store tek-selskaper ble mer og mer overpriset, og dermed utgjorde en større og større andel av indeksen, helt til de kollapset og dro med seg indeksen i motsatt retning.

Ifølge Hsu (2014) er det fire hensikter bak markedskapitalisering:

1. Vekting basert på markedskapitalisering krever ingen eller lite aktiv håndtering og krever derfor ingen eller lave kostnader.
2. Porteføljen balanseres automatisk som prisene endres.
3. De høyeste vektingene tildeles de største selskapene, og ettersom markedskapitalisering er høyt korrelert med likviditet vil porteføljen bestå av likvide aksjer og redusere transaksjonskostnadene.
4. Under den standardiserte tolkningen av kapitalverdimodeller vil en markedskapitalisert portefølje være mean-variance optimal.

Punkt 4 følger argumentasjonene til Markowitz (1952), Tobin (1958) og Fama (1965) om at en risikoavers investor anvender mean-variance prinsippet for å maksimere nytte. Den etablerte indeksen må på bakgrunn av denne argumentasjonen være en mean-variance effektiv portefølje. Nyere forskning har i mange tilfeller forkastet antagelsen om at markedskapitalisering er den mest effektive allokeringen for indekser (Arnott mfl., 2005). Dette tilsier at det finnes en mer optimal allokering og flere tilnærminger har blitt etablert for å fange fordelene ved markedskapitalisering og forbedre svakhetene.

Prisbasert vekting er en av disse og er slik Dow Jones Industrial Average er vektet. Vektingen baseres på pris per aksjer, slik at selskaper med høyere pris tildeles høyere vekting. En slik vekting fører med seg samme ulempe som ved markedskapitalisering hvor de selskapene som potensielt kan være overpriset i markedet får en høyere vekting (return drag). Aksjesplitt er også problematisk ved en slik vekting. Ved en aksjesplitt deler selskapet utestående aksjer i eksempelvis forholdet 2 til 1 eller 3 til 1. Den totale verdien av aksjene er fortsatt den samme, men hver aksjer er nå mindre verdt.

Lik vekting er en annen tilnærming hvor hvert selskap får identisk vekting og innflytelse på indeksen. Tilbydere av slike produkter er blant annet Russel og MSCI. Dette gjøres blant annet for å unngå konsentrasjonen av svært få selskaper. En bakside er derimot at den ikke fanger opp fordelene ved den tradisjonelle markedskapitaliseringen. Større vekting gis til middels og små selskaper som potensielt kan være mer volatile og mindre likvide. Dette kan øke usikkerheten ved

nedgangstider.

Et annet grunnlag for vekting er å anvende ulike kombinasjoner av fundamentale faktorer som inntekter, dividende, bokført verdi etc. Man bryter linken mellom pris og vekting med en tankegang om at det eksisterer feilprising og at prisene til slutt vil reversere tilbake til deres langsiktige gjennomsnitt. Transaksjonskostnader og rebalansering kan derimot føre med seg ekstra kostnader, og derav være en ulempe (Hsu, 2014). Eksempel på en slik vekting er:

$$W_i = \frac{\text{Earnings Per Share}_i \cdot \text{Shares Outstanding}_i}{\text{Total Earnings of All Stocks}} \quad (1.7)$$

Som formelen viser multipliserer man fortjeneste per aksje med utestående aksjer i teller. Utfordringen ved å legge fortjeneste til grunn er at selskaper med negativ fortjeneste per aksje vil få en negativ vekting; at man bør shorte aksjen. Dette vil selvsagt ikke være mulig for vanlige investorer, og ved slike tilfeller opplyser eksempelvis MSCI at vektingen settes til null. I svært dårlige år kan man også oppleve å få en nevner som nærmer seg null gjennom at selskapene i indeksen opplever sterk nedgang. Dette vil gi en unormal høy vekting for enkelte selskaper i denne perioden.

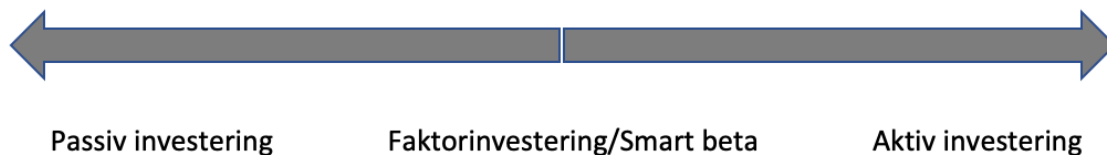
1.7 Faktorinvestering

Man skiller mellom tre typer avkastning: i) eksponering til markedsrisiko ii) eksponering til kjente faktorer iii) alfa eller forvaltningsferdigheter. Bevisene for at aktiv forvaltning gir en meravkastning ut over markedet er derimot svak og investorer har beveget seg over til replikasjon av markedsindekser til lave kostnader (Blitz, 2015). Fra litteraturen er det allment kjent at man mottar en risikopremie ved å investere i aksjer på bakgrunn av risikoen man utsetter seg for. Fra tidligere teorier som Kapitalverdimodellen (CAPM) mottar man en risikopremie for den totale markedsrisikoen, men i nyere tid har man derimot funnet andre risikopremier knyttet til ulike aksjer (Blitz, 2015).

Dette har ført til en økende interesse rundt faktorinvestering, også kalt smart beta, noe som er best definert som et forsøk på å fange systematiske risikopremier. Gjennom akademisk forskning har man funnet flere faktorer som skal gi alternative risikopremier; eksempelvis størrelse (Banz, 1981), verdi (Basu, 1977) momentum (Carhart, 1997), likviditet (Ibbotson mfl., 2013) og volatilitet (Ang mfl., 2006). Blant disse har det blitt identifisert flere hundre andre faktorer i anerkjente tidsskrifter og antallet er økende (Hsu, 2014). Forskere som Hsu mfl. (2015) anbefaler at man anvender robuste faktorer som holder over tid og er statistisk signifikant i flere land for å unngå at man anvender en faktor som bare er en datakonstruksjon.

Faktorinvestering ses gjerne på som en hybrid mellom passiv og aktiv forvaltning (**Figur 1.3**).

Gjennom faktorinvestering utøver man ikke en ren passiv strategi eller en ren aktiv strategi, men foretar en aktiv utvelgelse av faktorer man mener driver økonomien. På bakgrunn av disse faktorene går man systematisk til verks med å investere i selskaper med høy eksponering mot systematiske faktorer slik som størrelse, verdi, momentum osv. En slik strategi kan være alt fra svært aktivt forvaltet til mer passivt forvaltet. Den gjennomgående fellesnevneren er at den aktive delen av porteføljen består av å bruke økonomisk forankrede faktorer til å bestemme hvilke selskaper som skal inkluderes i porteføljen, og ikke en subjektiv analyse til den aktuelle forvalteren. Med denne tilnærmingen forsøker man å oppnå en meravkastning utover markedet til en lavere kostnad enn ved ren aktiv forvaltning.



Figur 1.3: Faktorinvestering sett i sammenheng med passiv- og aktiv investering

Ved å legge til denne type risikofaktorer til eksisterende markedsrisiko er målet å generere høyere avkastning i det lange løp. Følgende kommer de mest populære og anerkjente faktorene i litteraturen.

1.7.1 Størrelse

Størrelses-faktoren er en av de eldste faktorene og ble introdusert av Banz i 1981. Han rapporterte at små selskaper, målt ved markedsverdi, gir i snitt høyere risikojustert avkastning enn store selskaper. Dette begrunnes med at slike aksjer vanligvis er mindre likvide og har større nedsiderisiko (Banz, 1981; Liu, 2006). Andre forskere har derimot testet denne effekten på andre tidsperioder og bevisene har vært svake (Horowitz mfl., 2000; Kalesnik og Beck, 2014). Det kan antas at denne størrelsespremien er et typisk akademisk funn som er underbygget bevis fra «in sample» tester, men gir svake «out of sample» resultater (Horowitz mfl., 2000; Shumway og Warther, 1999).

1.7.2 Momentum

Momentum er i finans sett på som tendensen til at en aksjekurs fortsetter i samme retning som den har gjort tidligere. En momentum-strategi vil med andre ord si at man forsøker å predikere

fremtidig avkastning basert på historisk informasjon og legger til grunn at trenden fortsetter.

Et populært syn blant mange journalister, psykologer og økonomer er at individer har en tendens til å overreagere på informasjon. Ifølge De Bondt og Thaler (1985), gjelder dette også aksjemarkedet, noe som insinuerer en investeringsstrategi hvor man kjøper tapere og selger vinnere for å oppnå ekstraordinær avkastning. I kontrast til dette studiet kom Jegadeesh og Titman (1993) med motsatt strategi hvor de kjøpte vinnere og solgte tapere på det amerikanske markedet. Gjennom dette studiet ble det dokumentert at amerikanske aksjer som presterte best (verst) over en periode på 3-12 måneder hadde en tendens til å fortsette å prestere best (verst) over den kommende perioden; at det var momentum i aksjeprisene. Dette bygger på effekten av at markedet underreagerer på selskapsspesifikk informasjon (Chan mfl., 1996; Daniel mfl., 1998). Det vil derfor bli et etterslep som gjør at aksjer med lav avkastning i gjennomsnitt opplever lav avkastning også i perioden etter, og omvendt for vinneraksjer.

Lignende resultater har blitt dokumentert i andre studier og i andre tidsperioder noe som gjør faktoren robust. Blant disse er Rouwenhorst (1998) som testet denne antagelsen på 12 europeiske land og fant ut at avkastningen fortsatte i samme trend omtrent ett år etter. Nyere studier har også vist denne effekten, eksempelvis Chui mfl. (2010) og Griffin mfl. (2003). Dersom man aksepterer disse resultatene vil man i samme prosess forkaste hypotesen om at aksjeprisene følger en «Random Walk».

1.7.3 Lav volatilitet

Tradisjonell finansiell teori hevder at man får kompensasjon for den risikoen man utsetter seg for. Fra litteraturen har man derimot observert at mindre volatile aksjer genererer høyere risikojustert avkastning enn mer volatile aksjer noe som slår sprekker i denne tradisjonelle troen på forholdet mellom risiko og avkastning (Ang mfl., 2006; Haugen og Baker, 1991). Dette ble allerede oppdaget av Black i 1972 hvor forholdet mellom risiko og avkastning var flatere enn hva kapitalverdimodellen skulle tilsi (Black, 1972). I nyere tid har flere studier støttet denne anomalien, blant annet Jordan og Riley (2015). Gjennom deres analyse viste fond med lav-volatilitet å generere en alfaverdi på 1,8 % per år, mens høy-volatile fond genererte en alfa på -3.2 % per år. Historisk volatilitet kan derav ses på som en viktig prediktor for fremtidig avkastning.

1.7.4 Verdi

Warren Buffet står sentralt i filosofien rundt verdiinvestering, sammen med sin tidligere mentor Benjamin Graham. I utgangspunktet består verdiinvestering av å kjøpe aksjer med en markedsverdi som er lavere enn den tilhørende fundamentale verdien til et selskap, og på denne måten oppnå meravkastning i markedet.

Basu (1977) og Rosenberg mfl. (1998) viste at strategien basert på pris-bok raten har produsert meravkastning over en lang periode i aksjemarkedet (De Bondt og Thaler, 1987). Videre demonstrerte blant annet Merton (1973), og Fama og French (1992) at meravkastning skjer som en kompensasjon for risiko.

I motsetning argumenterte Lakonishok mfl. (1994) for at det var lite bevis for at høy bok-pris ratio og høy 'cash-flow-to-price' aksjer er mer risikable basert på den tradisjonelle tilnærmingen til systematisk risiko. Av ulike grunner konkluderte Lakonishok mfl. (1994) at 'verdi'-aksjer har vært underpriset i forhold til deres risiko og avkastning. Daniel og Titmaan (1996), hevder også at verdien av aksjer leverer meravkastning fordi det tar tid for markedene å innse at inntjeningsveksten for 'verdi'-aksjer er høyere enn forventet og motsatt i forhold til attraktive aksjer.

1.7.5 Likviditet

Likviditet er ofte definert som hvor enkelt det er å handle store mengder aksjer, raskt og til lave kostnader uten å påvirke prisnivået. Likviditet kategoriseres vanligvis i fire dimensjoner; volum, tid, kostnad og fleksibilitet. Videre definerte Mahanti mfl. (2008) likviditet som forskjellen mellom fundamental verdi av en aksje og hva aksjen faktisk ble handlet for. Denne definisjonen gir likviditet en lett forståelig tolkning.

I aksjemarkedene kan enkelte aksjer ofte være vanskelig å omsette, noe som gjør at investorer krever en kompensasjon for denne risikoen. Dette omtales ofte som en likviditetspremie. Et konkret mål på likviditet kan ofte være vanskelig å definere, men bid-ask spreaden er ofte et godt mål for å forklare denne sammenhengen (Amihud og Mendelson, 1986).

Forholdet mellom likviditet og avkastning har blitt studert ved flere anledninger. For å nevne noen, Roll (1984); Amihud og Mendelson (1986); Amihud (2002); Pástor og Stambaugh (2003); Acharya og Pedersen (2005); Spiegel (2008) og Amihud mfl. (2015) som alle fant klare bevis for prising av likviditet eller likviditetsrisiko i det amerikanske aksjemarkedet. I motsetning har forskere derimot testet denne effekten i andre markeder; blant annet Leirvik mfl. (2017) som

gjennomførte en studie på norske selskaper i perioden 1983-2015, og beviste med dette at det ikke foreligger noen likviditetspremie i det norske aksjemarkedet, noe som står i kontrast med funnene i det amerikanske aksjemarkedet.

1.7.6 ESG

Flere og flere investorer implementerer nå en form for etisk screening når de skal sette sammen en portefølje. Dette har ført til økende forskning rundt hvorvidt man kan få en meravkastning ved slik implementering eller om etiske hensyn straffer investors avkastning. I sammenheng med dette har det bunnet ut i ulike tilnærminger for integrering og dets effekt på avkastning. Følgende kommer de to mest omtalte strategiene, men det bør nevnes at det finnes flere begreper, eksempelvis impact-investing, temabasert investering, normbasert investering m.m. (Bugg-Levine og Emerson, 2011; Louche mfl., 2015; Scholtens, 2014).

Negativ screening: Negativ screening er en investeringstilnærming hvor man utelukker enkelte selskaper eller bransjer basert på fastsatte kriterier. Dette kan være bedrifter som deltar i aktiviteter som anses som uetisk: korrupsjon, barnarbeid eller produksjon av tobakk, kull eller pornografi. En slik negativ screening ble gjennomført av det norske oljefondet, Statens Pensjonsfond Utland (SPU) i 2006.

Positiv screening: I motsetning til negativ screening vil en positiv screening ikke utelukke enkelte selskaper eller sektorer, men heller rangere alle selskapene basert på valgte kriterier (slik som miljø, samfunn og ledelse). Deretter velger investoren selskaper som presterer i det høyeste sjiktet.

Best-in-class screening: Best-in-class screening er en investeringstilnærming hvor man velger ut de selskapene som presterer best i bransjen med tanke på valgte kriterier. I likhet med en positiv screening utelukkes ikke enkelte sektorer/bransjer og man kan fortsatt investere i eksempelvis oljesektoren. Fokuset skifter fra de som gjør det verst eller best totalt sett, over til de som scorer høyest på kriteriene innenfor hver sektor, og det er disse selskapene som vektlegges mest av investorene.

Bakgrunnen for denne type selskapsseleksjon relateres ofte til risiko og det langsiktige avkastningsaspektet til porteføljen. Reguleringer og restriksjoner som kan pålegges ulike bransjer samt protester fra en mer bevist befolkning er noen eksempler på risikomomenter som kan ha stor innvirkning på selskapers drift. Gjennom å ta hensyn til muligheter og risiko knyttet til økonomisk, samfunnsmessig og miljømessig utvikling vil investor tjene på en slik strategi i det lange løp

(Carhart, 1997).

Som tidligere nevnt i forbindelse med kapitalforvaltning vil en begrensning av investeringsuniverset kunne føre til en redusert diversifisering (Barnett og Salomon, 2006; Renneboog mfl., 2008a). I et studie på det Canadiske markedet viste Bauer mfl. (2007) derimot at avkastningen til etiske fond ikke var signifikant forskjellig fra konvensjonelle fond. Etiske restriksjoner vil med andre ord ikke svekke ytelsen til fondet. Dette støttes også av Schröder (2007) som viste at denne type screening heller ikke førte til dårligere prestasjoner relatert til benchmark. Selv om en slik screening skal redusere diversifiseringsmulighetene og derav redusere risikojustert avkastning ifølge optimal porteføljeteori, har ikke dette vist seg å være tilfellet.

Dette ble også et omdiskutert tema da det norske oljefondet, Statens Pensjonsfond Utland (SPU), ekskluderte det amerikanske selskapet Wal-Mart Stores Inc. i 2006. Bakgrunnen for salget var at selskapet hadde foretatt alvorlige systematiske brudd på menneskerettigheter og arbeidstakerrettigheter. Som et av de største fondene i verden og som en ledende aktør innen etisk investering, ble denne avgjørelsen umiddelbart lagt merke til, og av mange kritisert. Blant annet uttalte Benson Whitney, den amerikanske ambassadøren i Norge, at denne avgjørelsen var basert på upålitelig forskning og urettferdig utpekning av et amerikansk selskap (Ang, 2014). Selv om kritikken rundt hvorvidt denne avgjørelsen ville redusere diversifiseringsmuligheten viste Ang (2014) at risikoen til oljefondet ikke gikk opp, og at effekten av denne ekskluderingen var ubetydelig.

Hvilken type screening man benytter har også en innvirkning på hvorvidt man oppnår en meravkastning eller ikke ifølge Kempf og Osthoff (2007). Deres studie inkluderte aksjer fra S&P 500 og DS 400 for perioden 1992 til 2004 hvor de brukte ulike screeninger for å vurdere aksjenes prestasjon. Dersom man benyttet en positiv screening eller best-in-class tilnærming oppnådde man en signifikant meravkastning med en alfaverdi opp mot 8,7% per år. Denne alfaverdien forble signifikant selv etter at transaksjonskostnadene var tatt hensyn til. Disse resultatene gjaldt derimot ikke ved en negativ screening, noe som viser hvilken innvirkning den valgte tilnærmingen kan ha for avkastningen.

Om denne meravkastningen skyldes forskjeller i markedssensitivitet, investeringsstil eller industri-skjevheter viser Derwall mfl. (2005) at dette ikke var tilfellet i deres studie. Deres aksjeportefølje av large-cap selskaper som var merket mest "eco-efficient" presterte bedre enn mindre "eco-efficient" porteføljer over perioden 1995-2003. Deres resultater kunne ikke forklares av markedssensitivitet, investeringsstil eller industri-skjevheter, og selv etter transaksjonskostnader ble tatt hensyn til viste best-in-class tilnærmingen å generere en høyere risikojustert avkastning enn worst-in-class porteføljen.

Selv om mange studier viser at bærekraftige investeringer ikke presterer dårligere enn konvensjonelle investeringer er det derimot funn som viser at bærekraftige fond i Europa og Asia presterer dårligere enn benchmarkporteføljer (Renneboog mfl., 2008b).

1.8 Fama-MacBeth

Teorier om aksjeprising anvender ofte risiko-faktorer for å forklare avkastning. Fama-MacBeth prosedyren av Fama og MacBeth (1973) er en to-steps regresjon som tester hvordan ulike faktorer beskriver portefølje- eller aksjeavkastning. Hensikten med denne testen er å finne en eventuell premie for eksponering mot risikofaktorer. Første steg er en vanlig OLS-regresjon for å estimere eksponeringen for hver faktor:

$$\begin{aligned}
 r_{1,t} &= \alpha_1 + \beta_{1,F_1} F_{1,t} + \beta_{1,F_2} F_{2,t} + \dots + \beta_{1,F_m} F_{m,t} + \varepsilon_{1,t} \\
 r_{2,t} &= \alpha_2 + \beta_{2,F_1} F_{1,t} + \beta_{2,F_2} F_{2,t} + \dots + \beta_{2,F_m} F_{m,t} + \varepsilon_{2,t} \\
 &\vdots \\
 r_{n,t} &= \alpha_n + \beta_{n,F_1} F_{1,t} + \beta_{n,F_2} F_{2,t} + \dots + \beta_{n,F_m} F_{m,t} + \varepsilon_{n,t}
 \end{aligned} \tag{1.8}$$

hvor $r_{i,t}$ er meravkastningen til aksjen eller portefølje i ved tidspunkt t , α_n er konstantleddet og β_{i,F_m} er eksponeringen til faktor $F_{j,t}$ (m totalt). Hver regresjon kjøres med de samme faktorene mot hver aksje- eller porteføljeavkastning. Ved neste steg kjøres en tverrsnittsregresjon for hvert tidspunkt med avkastning mot de estimerte beta-verdiene.

$$\begin{aligned}
 r_{i,1} &= \lambda_{1,0} + \lambda_{1,1} \hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{1,2} \hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{1,m} \hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,1} \\
 r_{i,2} &= \lambda_{2,0} + \lambda_{2,1} \hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{2,2} \hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{2,m} \hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,2} \\
 &\vdots \\
 r_{i,T} &= \lambda_{T,0} + \lambda_{n,1} \hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{n,2} \hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{n,m} \hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T}
 \end{aligned} \tag{1.9}$$

Hvor $r_{i,T}$ er meravkastning til selskap eller portefølje i over risikofri rente, $\hat{\beta}$ er de estimerte betaverdiene fra første steg, λ er regresjonskoeffisientene som benyttes til å beregne risikopremiene og ε er feilledet. Steg to gir en tidsserie av estimerte risikopremier (λ). Den totale risikopremien for faktoren, standardavvikene og t -statistikk beregnes med følgende ligninger:

$$\hat{\lambda}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\lambda}_{j,t}, \quad \hat{\sigma}_j = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\lambda}_{j,t} - \hat{\lambda}_j)^2} \quad \text{og} \quad t_{\lambda_j} = \sqrt{T} \frac{\hat{\lambda}_j}{\hat{\sigma}_j} \quad (1.10)$$

Hovedproblemet med denne type to-steps regresjon er at standardavviket ikke korrigeres for autokorrelasjon. Ifølge Fama og MacBeth (1973) vil gruppering av aksjer i form av porteføljer redusere dette problemet.

1.9 Prestasjonsmål

1.9.1 Jensens alfa

Jensens alfa er et prestasjonsmål utviklet av Jensen (1968), hvor α_i er et mål på absolutt avkastning. Den måler den unormale avkastningen og brukes for å evaluere en portefølje eller fondsforvalters evne til å plukke aksjer. Modellen kan illustreres på følgende måte:

$$r_{i,t} - r_{f,t} = \alpha_i + \beta_i(r_{m,t} - r_{f,t}) + \varepsilon_{i,t} \quad (1.11)$$

Hvor:

$r_{i,t} - r_{f,t}$ = meravkastning til selskap i

$r_{f,t}$ = risikofri rente

β_i = beta for aktiva/portefølje

$r_{m,t}$ = markedsavkastning

Basert på CAPM skal porteføljens avkastning fullt ut bli forklart av risikoen til porteføljen, målt ved beta. Ved å trekke fra risikofri rente som er en konstant i CAPM, burde alfaverdien nå være lik null. Hvis dette ikke er tilfelle kan vi konkludere med at porteføljen har unormal avkastning. Alfaverdien kan enten være positiv eller negativ. En positiv alfa viser positiv meravkastning og god evne til å plukke aksjer, mens negativ alfa viser dårlig evne til å plukke aksjer.

1.9.2 Treynor-rate

Etter at CAPM ble introdusert, utviklet Treynor (1965) et mål på ytelse kalt Treynor-raten. Treynor-raten er kalkulert ved å dele meravkastningen til en portefølje på porteføljebetaen. Beta-verdien er et risikomål basert på systematisk risiko av porteføljen, og måler dermed meravkastningen per enhet systematisk risiko. En høy Treynor-verdi indikerer at porteføljen har en høy risikojustert

avkastning sammenlignet med en portefølje bestående av en lav Treynor-verdi. Generelt sett kan man si at desto høyere Treynor-rate, desto bedre har porteføljen prestert.

$$T_p = \frac{r_p - r_f}{\beta_p} \quad (1.12)$$

Hvor:

T_p = Treynor-raten for porteføljen

r_p = porteføljeavkastning

r_f = risikofri rente

β_p = standardavviket til porteføljen

Treynor-raten er ofte brukt som en indikasjon på ytelse sammenlignet med andre porteføljer, siden den er både relativt enkel å kalkulere og forstå. Den er avledet direkte fra CAPM og inneholder dermed de samme feilene.

1.9.3 Sharpe-rate

Dette målet ble introdusert av Sharpe (1966) etter lanseringen av Treynor-raten. Beregningen er relativt enkel noe som gjør den til det mest vanlige risikjusterte avkastningsmålet. Raten tar for seg både systematisk og usystematisk risiko, og gir en indikasjon på hvor høy avkastningen er ift. hvor risikabel en portefølje er. Når man trekker fra risikofri rente fra gjennomsnittlig avkastning isolerer man bedre avkastningen mot risikonivået. En høy rate indikerer at porteføljen har prestert godt relativt til risikoen den eksponerer seg for.

$$S_p = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \quad (1.13)$$

Hvor:

S_p = Sharpe-raten for porteføljen

r_p = porteføljeavkastning

r_f = risikofri rente

σ_p = standardavviket til porteføljen

Det er derimot viktig å huske at raten ikke er spesielt godt egnet for lite diversifiserte porteføljer uavhengig av porteføljeavkastningen. Et annet problem med Sharpe-raten er at den ikke tar hensyn til giring.

1.9.4 Informasjonsrate

Informasjonsraten kalkulerer investors evne til å generere meravkastning relativ til referanseindeks, og ønsker samtidig å identifisere om avkastningen er konsistent over tid. Positiv informasjonsrate tilsier at en forvalter har gitt meravkastning, og desto større verdi desto høyere har forvalter bidratt til meravkastning. Negative verdier tilsier at investor ikke har klart å generere risikjustert meravkastning eller tapt avkastning relativ til referanseindeks. Raten gir god innsikt i hvordan en fondsforvalter presterer i forhold til den valgte referanseindeks.

$$IR = \frac{r_p - r_m}{\sigma_{p-m}} \rightarrow \frac{\alpha_p}{\sigma_{p-m}} \quad (1.14)$$

Hvor:

α_p = forskjellen mellom porteføljeavkastning og indeksavkastning (meravkastning)

σ_{p-m} = Standardavviket til meravkastningen (feilledd)

Det er viktig å merke seg at det ikke finnes indekser som perfekt reflekterer sammensetningen av en gitt portefølje og valg av referanseindeks er svært viktig for å få et nøyaktig estimat.

2 Data

Datamaterialet anvendt i dette studiet omhandler norske aksjepriser for perioden 2009-2018 hentet fra TITLON, en finansiell database som tilbyr detaljert finansiell data for alle aksjer som handles på Oslo Børs. Vi anvender korrigerede aksjepriser og sektor klassifikasjoner for selskaper som er eller har vært på børsen i perioden, noe som sikrer et utvalg uten survivorship bias. For å redusere innvirkningen av aksjer med lav aksjepris; under 5 kroner, har vi behandlet disse observasjonene som “manglende” i datasettet. Dette gjøres fordi endring i svært lave aksjepriser vil gi store utslag som vil påvirke videre beregninger. Videre har vi i likhet med Hong mfl. (2018) filtrert datasettet for unormalt høye eller lave avkastninger. For vårt datasett har vi fjernet avkastninger for aksjer som har steget med 100% eller mer og de som har falt med 25% eller mer på en dag. Deretter har vi beregnet månedlig avkastning. Vi har valgt å benytte en enkel avkastning i motsetning til log-avkastning for å unngå u-økonomiske estimater som er mer sannsynlig når man ser på månedlige observasjoner. Dette er gjort gjennom å registrere aksjekurs for siste handelsdag i hver måned. Eksempelvis vil månedlig avkastning for OSEBX i mars 2009 være den prosentvise økningen i pris mellom 27. februar og 31. mars.

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.15)$$

hvor r_t er månedlig avkastning, P_t er aksjepris i perioden og P_{t-1} er aksjeprisen i forrige periode.

Selv etter korrigeringen på daglige aksjekurser, eksisterte det fortsatt ekstremverdier for de månedlige avkastningene. For å korrigere dette har vi gjort enda en filtrering hvor avkastninger for aksjer som har steget mer enn 300% på en måned eller falt mer enn 50% på en måned, er fjernet.

Tabell 1.2 presenterer sammensetningen i utvalget per år (Panel A) og industrifordelingen (Panel B). Datasettet består av totalt 360 selskaper hvor det i gjennomsnitt er 213 per år i perioden 2009-2018 med en høy vektning mot energisektoren. Industrifordelingen viser antall selskaper som har vært klassifisert innenfor hver sektor i perioden. Eksempelvis, har det vært totalt 24 selskaper klassifisert innenfor banksektoren på Oslo Børs i perioden 2009-2018. Grunnet svært få selskaper innenfor enkelte sektorer har vi kombinert de med like økonomiske drivere. Derav er telecom og informasjonsteknologi slått sammen, og ETF (Exchange Traded Funds) og finans.

Tabell 1.2: Sammensetning i utvalget per år og industrifordeling

Panel A: Sammensetning per år		Panel B: Industrifordeling	
2009	230	Bank	24
2010	229	Sykliske konsumvarer	16
2011	236	Ikke-sykliske konsumvarer	23
2012	215	Energi	108
2013	220	Finans	47
2014	217	Helse	23
2015	195	Industri	56
2016	190	Informasjonsteknologi	46
2017	203	Råvarer	17
2018	196		
2009-2018	360	Totalt	360

Note: Tabell 1.2 viser antall selskaper i utvalget per år (Panel A) og industrifordelingen (Panel B). Datasettet består av totalt 360 selskaper hvor det i gjennomsnitt er 213 per år i perioden 2009-2018 med en høy vektning mot energisektoren.

På grunn av manglende ESG-data for norske selskaper har vi valgt en annen tilnærming inspirert av Hong mfl. (2018). Hong mfl. (2018) så på hvordan aksjeprisene til matselskaper responderte til trender i tørketid over hele verden. Hva som skyldes tørketid er en kombinasjon av flere faktorer, men forfatterne anvendte en klimaindeks som et mål på selskapenes sensitivitet ovenfor tørketid. For vår del vil vi anvende denne tilnærmingen for å konstruere et mål på norske selskapers sensitivitet mot ESG-faktorer. Vi har valgt å anvende Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) for å konstruere et mål på selskapenes ESG-sensitivitet. DJSND er komponert av de 30% største nordiske selskapene fra S&P Global BMI (Broad Market Index) basert på langsiktige kriterier rundt økonomi, miljø og samfunnsmessige hensyn. For å beregne månedlige avkastninger

har vi anvendt daglige aksjepriser fra S&P Dow Jones Indices egen nettside¹. En grundigere beskrivelse av indeksen presenteres i avsnittet **Bærekraftsmål**.

Ettersom analysen gjøres på det norske markedet anvendes Oslo Stock Exchange Benchmark Index (OSEBX) som et anslag på markedet. OSEBX består av et representativt utvalg av alle aksjene som er på Oslo Børs hvor vektingen baseres på en likviditetsbasert markedskapitalisering. Indeksen rebalanseres på halvårlig basis og korrigerte aksjepriser er hentet fra TITLON. Som et anslag på risikofri rente har vi anvendt renten på norske 10års statsobligasjoner. Disse verdipapirene anses som svært sikre med en misligholdsrisiko nærme null. Gjenværende er da renterisiko.

For å analysere meravkastning anvender vi fire-faktormodellen av Carhart (1997). I litteraturen anvendes ofte risikofaktorene beregnet av Fama og French, men disse faktorene er beregnet på det amerikanske markedet. I følge Fama og French (2012) presterer regionale prisingsmodeller bedre en globale. Videre argumenterer Griffin (2002) at landsbaserte faktormodeller forklarer avkastningen bedre enn internasjonale. Vi vil derfor anvende risikofaktorene konstruert i samsvar med Fama og French av Ødegaard (2015) som er beregnet på det norske markedet.²

Videre i analysen anvender vi Fama-MacBeth prosedyren for å beregne hvorvidt det er en risiko-premie for ESG-faktoren i det norske markedet. I denne analysen benytter vi oss av test-porteføljer hentet fra Ødegaard (2015). Disse test-porteføljene er konstruert basert på ulike karakteristikker; størrelse (MCAP), verdi (B/M) og industri.³ Bakgrunnen for å anvende porteføljer diskuteres i analysedelen.

2.0.1 Bærekraftsmål

Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) er som tidligere nevnt en indeks komponert av bærekraftige selskaper i Norden. Utvelgelse av selskaper til Dow Jones bærekraftsindeks gjøres gjennom et samarbeid med RobecoSAM som er et investeringsselskap med fokus på bærekraft. RobecoSAM gjennomfører en vurdering av hvert individuelle selskap gjennom et spørreskjema som fylles ut av selskapene selv eller ved hjelp av offentlig tilgjengelig informasjon. Basert på denne vurderingen tildeles selskapene en rating som videre anvendes i en regelbasert utvelgelse. For å kvalifiseres må selskapets poengsum være blant topp 40% av alle selskapene som er med i vurderingsprosessen. Videre legges en best-in-class tilnærming til grunn hvor 20% av de beste selskapene i hver industri inkluderes med en margin på 0.3 poeng. Det vil si at selskaper som er innenfor 0.3 poeng fra topp 20% i hver industri tas med. Til slutt vil selskaper som inngikk i indeksen året før, og som har en poengsum som plasserer dem innenfor topp 30% av sin industri

¹<https://us.spindices.com/indices/equity/dow-jones-sustainability-nordic-index>

²http://finance.bi.no/~bernt/financial_data/ose_asset_pricing_data/index.html

³http://finance.bi.no/~bernt/financial_data/ose_asset_pricing_data/index.html

beholdes i indeksen. Dette gjøres for å redusere turnover. Indeksens vekting er likviditetsbasert markeds kapitalisering med en grense per selskap på 10%. Indeksen lanserte i november 2010, men det er tilgjengelig data tilbake til mars 2009. Data før lanseringstidspunktet er generert gjennom back-testing.

Dette med rating og vurdering av selskapers bærekraft er blitt reist som en utfordring i litteraturen. Vage standarder og ikke-eksisterende forskrifter for bærekraftsrapportering gjør frivillig vurdering et fremtredende problem (Gürtürk og Hahn, 2016). Dette gjør det vanskelig å gjøre en nøyaktig sammenligning mellom selskaper og deres prestasjon på området (Junior mfl., 2014). Siden DSJND er basert på en vurdering av selskaper opp mot hverandre og innenfor selskapenes respektive sektorer kan dette by på utfordringer. Dersom selskaper opplyser informasjon de ønsker selv, og legger den frem slik de finner mest hensiktsmessig vil det være krevende for interessenter å få et tydelig og objektivt bilde av selskapets drift. Forskning viser også at selskaper som presterer i det nedre sjiktet når det kommer til bærekraft bruker denne type rapportering som er verktøy for å lede vekk fokuset fra de dårlige områdene og heller fremheve andre områder (Braam og Peeters, 2018). I følge Nazari mfl. (2017) er en økt offentliggjøring av CSR informasjon og en mer lesbar CSR rapport knyttet til en bedre CSR-ytelse. I motsetning indikerer en mindre åpen og mer kompleks rapport dårligere ytelse. Det er altså ulik rapportering blant selskaper og hvordan denne legges frem varierer. RobecoSam gjør derimot konsistent vurdering av alle selskapene med like vurderingsområder. Det er altså ikke en individuell vurdering for hvert selskap basert på informasjonen de selv opplyser, men en undersøkelse med like spørsmål som skal besvares. Dette styrker vurderingen av selskapene som inkluderes i indeksen.

3 Metode

Dette kapittelet vil gi en beskrivende gjennomgang av den metodiske fremgangsmåten vi har benyttet i studiet.

3.1 Prestasjonsvurdering av ESG

Som en av de mest anvendte tilnærmingene for å undersøke forholdet mellom det finansielle og bærekraftige aspektet til bedrifter, konstruerer vi ESG-porteføljer. Årsaken til at vi benytter oss av en slik porteføljetilnærming er fordi avkastningen til individuelle aksjer er mer volatil, noe som gjør det vanskelig å forkaste hypotesen om at gjennomsnittlig avkastning er lik. Gjennom å se på porteføljenivå grupperes aksjer basert på like karakteristikk relatert til avkastning, og variansen til porteføljene vil reduseres slik at det er mulig å oppdage ulikheter i gjennomsnittlig avkastning. Denne metoden gjør det også mulig å anvende enkle prisingsmodeller.

Porteføljene konstrueres gjennom en rullende regresjon hvor avkastningen til hvert enkelt selskap er den avhengige variabelen og avkastningen til DJSND er den uavhengige variabelen. Hensikten er å generere et mål på selskapenes sensitivitet mot ESG-faktorer gjennom følgende ligning:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i DJSND_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3.16)$$

hvor $r_{i,t}$ er selskapets avkastning på tidspunkt t og β_i er beta-koeffesienten som representerer sensitiviteten mot ESG-faktorer. Vi anvender et 12 måneders vindu, som flyttes 1 måned for hver regresjon. Dette gir oss 117 delperioder. Basert på beta-koeffisientene grupperes selskapene inn i kvintiler. I denne prosessen har vi tatt hensyn til én måneds lag for å unngå look-ahead bias. Dette gir oss 5 porteføljer hvor selskaper med høyest sensitivitet (høyest beta) havner i topp-porteføljen (kvintil 1), og selskaper med lavest sensitivitet (lavest beta) havner i bunn-porteføljen (kvintil 5). Porteføljene konstrueres både med lik- og verdibasert vektning. Verdibasert vektning er gjennomført på følgende måte:

$$W_i = \frac{\log(MCAP_i)}{\sum_{j=1}^n \log(MCAP_j)} \quad (3.17)$$

Hvor $\log(MCAP_i)$ er den logaritmiske markedskapitaliseringen til selskap i og $\sum_{j=1}^n \log(MCAP_j)$ er summen av den logaritmiske markedskapitaliseringen til alle selskapene. Årsaken til at vi benytter oss av denne tilnærmingen er for å unngå at resultatene drives av økonomisk store enkeltaksjer. Som vist i **Tabell 1.2** har energi-sektoren stor innvirkning på det norske markedet, hvor selskaper som Equinor har en høy markedskapitalisering i motsetning til gjennomsnittet. I perioden 2009-2018 har Equinor en gjennomsnittlig markedskapitalisering på 318 mrd. mot utvalgets gjennomsnittlige markedskapitalisering på 7.2 mrd. Logaritme-transformasjonen vil dempe verdi-effekten ved porteføljekonstruksjonen, men vi anser metoden som bedre egnet til vårt datasett.

Fra denne prosessen vil vi undersøke hvilke selskaper som befinner seg i topp- og bunn-porteføljen for å få en dypere forståelse for neste steg som er vurderingen av deres prestasjon. For å vurdere hvordan de ulike porteføljene presterer anvender vi fire-faktormodellen av Carhart (1997). En fler-faktormodell inkluderer flere kontroll-variabler noe som reduserer muligheten for at resultatene våre skyldes ulike vektinger mot størrelse, momentum eller verdi versus vekst aksjer. Dette er et viktig aspekt ettersom tidligere forskning har vist at en forholdsvis stor andel av resultatene til porteføljer med en bærekrafts-profil skyldes investeringsstil (Bauer mfl., 2005; Gregory mfl., 1997). Risikojustert meravkastning er derfor kalkulert ved følgende ligning:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i MKT_{i,t} + s_i SMB_{i,t} + h_i HML_{i,t} + m_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3.18)$$

Hvor $r_{i,t}$ er porteføljens avkastning utover risikofri rente ved tidspunkt t , α_i er risikojustert

meravkastning, $MKT_{i,t}$, $SMB_{i,t}$, $HML_{i,t}$ og $MOM_{i,t}$ er avkastningen til markedet, størrelse, verdi og momentum faktorene ved tispunkt t , og $\varepsilon_{i,t}$ er feilledet. I samsvar med Bauer mfl. (2005), er porteføljens avkastning utover risikofri rente månedlig avkastning minus risikofri rente.

Videre undersøker vi også en high-low strategi, også kalt differanse strategi, hvor vi inntar en lang posisjon med topp-porteføljen og en kort med bunn-porteføljen. En t -test på denne strategien vil teste hvorvidt avkastningen er signifikant forskjellig fra null. Vi anvender også ulike investeringshorisonter for å kontrollere robustheten til resultatene våre. Hvert år fra 2009-2018 rebalanserer vi porteføljene noe som resulterer i en investeringshorisont på 1 år i motsetning til vår første tilnærming hvor vi rebalanserte hver måned. Vi deler også inn undersøkelsesperioden i to perioder; april 2009 til mars 2014 og april 2014 til desember 2018. Gitt målet med oppgaven fokuserer alle testene våre på alfaverdien til porteføljene.

Som diskutert i teorikapittelet har tilnærmingen av ESG-integrering vist seg å være en viktig faktor for investors avkastning. Vi gjør derfor en ytterligere test hvor vi modifierer for sektor-spesifikke hensyn. Dette gjøres gjennom en best-in-class versjon av modellen vår. Vi gjør den samme rullende regresjonen for å generere beta-koeffisientene. Deretter filtrerer vi datasettet basert på sektor-klassifisering og velger topp 20% innenfor hver sektor for å konstruere vår topp-portefølje. De nedre 20% plasseres i bunnporteføljen. På denne måten blir selskapene innenfor hver sektor sammenlignet med hverandre kontra hele utvalget. Et resultat av dette er at selskaper som tilhører en sektor som er vanskelig i form av ESG-krav vil kunne bli plassert i en høyere portefølje enn tidligere. Med best-in-class modellen vil man med andre ord fortsatt kunne ha en diversifisert portefølje selv om ESG-krav integreres i investeringsprosessen.

For best-in-class modellen vil selskapene grupperes i ni sektorer for å sikre et tilstrekkelig antall selskaper innenfor hver sektor. Sektorene er som følger: råvarer, ikke-sykliske konsumvarer, sykliske konsumvarer, energi, helse, finans, industri og informasjonsteknologi. På grunn av Norges naturressurser er det norske markedet konsentrert innenfor enkelte sektorer. Dette gjør at sektor-distribusjonen er skjev som vist i **Tabell 1.2**. Ettersom dette er et kjennetegn ved det norske markedet, gjør vi ingen grep for å korrigere skjevheten.

3.2 Risikopremie

I denne delen anvender vi to-steps prosedyren av Fama og MacBeth (1973) for å analysere ESG-variablenes direkte effekt på avkastning. Hensikten med denne testen er å finne en eventuell premie for eksponering mot risikofaktorer, eller i vårt tilfelle, eksponering mot ESG. I følge Shanken (1992) er det et velkjent problem med disse type to-steps regresjonene kalt «errors-in-variables». «Errors-in-variables» kan føre til downward bias i feilledet noe som kan resultere i

en overestimert t -statistikk. Dette støttes også av Chen mfl. (1986) som argumenterer for at en konsekvens av dette problemet er bias factor loading. I følge Friend og Blume (1970), Blume (1970) og Fama og MacBeth (1973), kan man løse dette problemet med å gruppere aksjene i porteføljer som nevnt i teorikapittelet. Da den forrige tilnærmingen inkluderte selskaper med en høy eller lav ESG-sensitivitet, gjør denne tilnærmingen ingen ESG-relaterte antagelsen ved porteføljekonstruksjonen. Våre test-porteføljer er satt sammen av ulike karakteristikk; størrelse (MCAP), verdi (B/M) og industri.

For å konstruere vår ESG-faktor bruker vi data fra den rullende regresjonen hvor vi har en tidsserie av gjennomsnittlig månedlig avkastninger for topp og bunnporteføljen. I samsvar med Fama og French (2019) sin konstruksjon av faktorer, er porteføljene som anvendes til clean minus dirty (CMD) faktoren verdivektet. Faktoren, CMD, er derav en tidsserie av gjennomsnittlig avkastning for topp-porteføljen minus gjennomsnittlig avkastning for bunn-porteføljen.

I første steg kjører vi en regresjon på porteføljenes avkastning mot de ulike faktorene for å estimere faktor eksponeringen:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i MKT_{i,t} + s_i SMB_{i,t} + h_i HML_{i,t} + m_i MOM_{i,t} + c_i CMD_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3.19)$$

Hvor β_i , s_i , h_i , m_i , c_j er eksponeringen mot markedet, størrelse, verdi, momentum, og ESG. I neste steg kjører vi tværssnittregresjoner for hvert tidspunkt med avkastning mot de estimerte beta-verdiene ($\hat{\beta}$):

$$\begin{aligned} r_{i,1} &= \lambda_{1,0} + \lambda_{1,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{1,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{1,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,1} \\ r_{i,2} &= \lambda_{2,0} + \lambda_{2,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{2,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{2,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,2} \\ &\vdots \\ r_{i,T} &= \lambda_{T,0} + \lambda_{n,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{n,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{n,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T} \end{aligned} \quad (3.20)$$

hvor $r_{i,T}$ er avkastningen til portefølje i over risikofri rente, $\hat{\beta}$ er de estimerte beta-verdiene fra første steg, λ er regresjonskoeffisientene som vi benytter til å estimere risikopremiene og ε er feilleddet. Risikopremiene, standardavvik og t -statistikk er kalkulert med følgende ligninger:

$$\hat{\lambda}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\lambda}_{j,t}, \quad \hat{\sigma}_j = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\lambda}_{j,t} - \hat{\lambda}_j)^2} \quad \text{og} \quad t_{\lambda_j} = \sqrt{T} \frac{\hat{\lambda}_j}{\hat{\sigma}_j} \quad (3.21)$$

Hensikten med å benytte porteføljer er å redusere feilestimering av betaverdiene. Ifølge Ang mfl. (2018) fører anvendelsen av porteføljer til et økt standardavvik i tverrsnittsregresjonen som følge av redusert informasjon. Ang mfl. (2018) viste hvordan usikkerheten ved faktoreksponeringen ble reduserte ved gruppering av aksjer, men standardavvikene for beregning av risikopremiene ikke ble redusert. For å unngå dette problemet anvender vi individuelle aksjer. Vi benytter derfor samme prosedyre med alle aksjene som er eller har vært på børs i perioden som test-aksjer. I denne prosessen settes en grense på minimum 20 observasjoner per aksje noe som resulterer i 254 selskaper.

3.3 Metodekritikk og studiets begrensninger

3.3.1 DJSND

Indeksen vi har anvendt i studiet er svært sentral for bærekraftsmålet. Hvilke selskaper som inngår i indeksen er ikke tilgjengelig og har ikke vært mulig å anskaffe fra tilbyderne, Dow Jones. Vi vet derfor ikke hvor representativ indeksen er for det norske markedet. Siden indeksen representerer nordiske selskaper kan sammenligningen med norske selskaper skape mye støy. Et potensielt problem kan også være at indeksen består av store globale selskaper som er mer påvirket av globale faktorer som ikke nødvendigvis fanges opp i det norske markedet. Indeksen er det beste målet vi kunne oppdrive ved gjennomføringen av dette studiet og vi har derfor valgt å fortsette med indeksen gitt usikkerhetene rundt komposisjon av selskaper som inngår.

3.3.2 Verdivekting

Som nevnt i metodekapittelet har vi valgt en utradisjonell metode for å konstruere de verdivektete porteføljene. Ved å bruke den logaritmiske markedskapitaliseringen er forskjellen mellom de likevektede- og verdivektete porteføljene noe mindre ettersom verdi-effekten er dempet. Denne tilnærmingen er ikke utbredt i litteraturen og kan derfor ikke styrkes av annen forskning.

3.3.3 Fama-MacBeth

Å anvende porteføljer i en to-steps regresjon har blitt kritisert i litteraturen som nevnt i metodekapittelet. Porteføljekonstruksjon gjør at man får færre test-enheter enn enkeltaksjer, og selv om man reduserer standardavvikene for faktoreksponeringen, er det mindre variasjon ved tverrsnittsregresjon for å estimere risikopremiene. Våre test-enheter inkluderer 10 porteføljer, noe som gjør resultatene våre noe svakere. I tidligere studier har forskere som Fama og MacBeth (1973), Core mfl. (2008) og Gregory mfl. (2013) anvendt større test-enheter med 20-30 porteføljer.

Referanser

- Acharya, V.V., Pedersen, L.H., 2005. Asset pricing with liquidity risk. *Journal of financial Economics* 77, 375–410.
- Amihud, Y., 2002. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of financial markets* 5, 31–56.
- Amihud, Y., Hameed, A., Kang, W., Zhang, H., 2015. The illiquidity premium: International evidence. *Journal of Financial Economics* 117, 350–368.
- Amihud, Y., Mendelson, H., 1986. Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of financial Economics* 17, 223–249.
- Ang, A., 2014. *Asset management: A Systematic Approach to Factor Investing*. Oxford University Press.
- Ang, A., Hodrick, R.J., Xing, Y., Zhang, X., 2006. The cross-section of volatility and expected returns. *The Journal of Finance* 61, 259–299.
- Ang, A., Liu, J., Schwarz, K., 2018. Using stocks or portfolios in tests of factor models, i: AFA 2009 San Francisco Meetings Paper.
- Arnott, R.D., Hsu, J., Moore, P., 2005. Fundamental indexation. *Financial Analysts Journal* 83–99.
- Banz, R.W., 1981. The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of financial economics* 9, 3–18.
- Barillas, F., Shanken, J., 2018. Comparing asset pricing models. *The Journal of Finance* 73, 715–754.
- Barnett, M.L., Salomon, R.M., 2006. Beyond dichotomy: The curvilinear relationship between social responsibility and financial performance. *Strategic Management Journal* 27, 1101–1122.
- Basu, S., 1977. Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: A test of the efficient market hypothesis. *The journal of Finance* 32, 663–682.
- Bauer, R., Derwall, J., Otten, R., 2007. The ethical mutual fund performance debate: New evidence from Canada. *Journal of Business Ethics* 70, 111–124.
- Bauer, R., Koedijk, K., Otten, R., 2005. International evidence on ethical mutual fund performance and investment style. *Journal of Banking & Finance* 29, 1751–1767.
- Black, F., 1972. Capital market equilibrium with restricted borrowing. *The Journal of business* 45, 444–455.
- Blitz, D., 2015. Factor investing revisited. *Journal of Index Investing*, Forthcoming.
- Blume, M.E., 1970. Portfolio theory: a step toward its practical application. *The Journal of Busi-*

ness 43, 152–173.

Bodie, Z., Kane, A., Marcus, A.J., 2018. Investments, 11th ed. McGraw-hill.

Boutin-Dufresne, F., Savaria, P., 2004. Corporate social responsibility and financial risk. *The Journal of investing* 13, 57–66.

Braam, G., Peeters, R., 2018. Corporate sustainability performance and assurance on sustainability reports: Diffusion of accounting practices in the realm of sustainable development. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management* 25, 164–181.

Bugg-Levine, A., Emerson, J., 2011. Impact investing: Transforming how we make money while making a difference. *Innovations: Technology, Governance, Globalization* 6, 9–18.

Carhart, M.M., 1997. On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance* 52, 57–82.

Chan, L.K., Jegadeesh, N., Lakonishok, J., 1996. Momentum strategies. *The Journal of Finance* 51, 1681–1713.

Chen, N.-F., Roll, R., Ross, S.A., 1986. Economic forces and the stock market. *Journal of business* 383–403.

Chui, A.C., Titman, S., Wei, K.J., 2010. Individualism and momentum around the world. *The Journal of Finance* 65, 361–392.

Core, J.E., Guay, W.R., Verdi, R., 2008. Is accruals quality a priced risk factor? *Journal of Accounting and Economics* 46, 2–22.

Daniel, K., Hirshleifer, D., Subrahmanyam, A., 1998. Investor psychology and security market under-and overreactions. *the Journal of Finance* 53, 1839–1885.

De Bondt, W.F., Thaler, R., 1985. Does the stock market overreact? *The Journal of finance* 40, 793–805.

De Bondt, W.F., Thaler, R.H., 1987. Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *The Journal of Finance* 42, 557–581.

Derwall, J., Guenster, N., Bauer, R., Koedijk, K., 2005. The eco-efficiency premium puzzle. *Financial Analysts Journal* 51–63.

Fama, E.F., 1991. Efficient capital markets: II. *The journal of finance* 46, 1575–1617.

Fama, E.F., 1965. The behavior of stock-market prices. *The journal of Business* 38, 34–105.

Fama, E.F., French, K.R., 2019. [WWW Document]. URL http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_factors.html

Fama, E.F., French, K.R., 2012. Size, value, and momentum in international stock returns. *Journal of financial economics* 105, 457–472.

Fama, E.F., French, K.R., 2004. The capital asset pricing model: Theory and evidence. *Journal of*

economic perspectives 18, 25–46.

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

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

Fama, E.F., MacBeth, J.D., 1973. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *Journal of political economy* 81, 607–636.

Fama, E.F., Malkiel, B.G., 1970. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The journal of Finance* 25, 383–417.

Feng, G., Giglio, S., Xiu, D., 2017. Taming the factor zoo. Fama-Miller Working Paper 24070.

Friend, I., Blume, M., 1970. Measurement of portfolio performance under uncertainty. *The American Economic Review* 561–575.

FTSE, R., n.d. What is an index? [WWW Document]. URL <https://www.ftserussell.com/research-insights/education-center/what-index> (âpnet 05.2019).

FTSE, R., 2017. Indexes and benchmarks made clear [WWW Document]. URL https://www.ftserussell.com/sites/default/files/research/indexes_and_benchmarks_made_clear_na_final.pdf (âpnet 05.2019).

Goedhart, M., Koller, T., Wessels, D., 2015. *Valuation: Measuring and managing the value of companies*. JohnWiley & Sons.

Gregory, A., Matatko, J., Luther, R., 1997. Ethical unit trust financial performance: small company effects and fund size effects. *Journal of Business Finance & Accounting* 24, 705–725.

Gregory, A., Tharyan, R., Christidis, A., 2013. Constructing and testing alternative versions of the Fama–French and Carhart models in the UK. *Journal of Business Finance & Accounting* 40, 172–214.

Griffin, J.M., 2002. Are the Fama and French factors global or country specific? *The Review of Financial Studies* 15, 783–803.

Griffin, J.M., Ji, X., Martin, J.S., 2003. Momentum investing and business cycle risk: Evidence from pole to pole. *The Journal of Finance* 58, 2515–2547.

Grossman, S.J., Stiglitz, J.E., 1980. On the impossibility of informationally efficient markets. *The American economic review* 70, 393–408.

Gürtürk, A., Hahn, R., 2016. An empirical assessment of assurance statements in sustainability reports: smoke screens or enlightening information? *Journal of Cleaner Production* 136, 30–41.

Haugen, R., Baker, N., 1991. The efficient marked inefficiency of capitalization-weighted stock

portfolios. *The Journal of Portfolio Management*.

Hoepner, A.G., 2010. Portfolio diversification and environmental, social or governance criteria: Must responsible investments really be poorly diversified. Available at SSRN 1599334.

Hong, H., Li, F.W., Xu, J., 2018. Climate risks and market efficiency. *Journal of Econometrics*.

Horowitz, J.L., Loughran, T., Savin, N.E., 2000. Three analyses of the firm size premium. *Journal of Empirical Finance* 7, 143–153.

Hsu, J., 2014. Value Investing: Smart Beta versus Style Indexes. *The Journal of Index Investing* 5.

Hsu, J., Kalesnik, V., Viswanathan, V., 2015. A framework for assessing factors and implementing smart beta strategies. *The Journal of Index Investing* 6, 89.

Ibbotson, R.G., Chen, Z., Kim, D.Y.-J., Hu, W.Y., 2013. Liquidity as an investment style. *Financial Analysts Journal* 69, 30–44.

Jegadeesh, N., Titman, S., 1993. Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance* 48, 65–91.

Jensen, M.C., 1968. The performance of mutual funds in the period 1945–1964. *The Journal of Finance* 23, 389–416.

Jordan, B.D., Riley, T.B., 2015. Volatility and mutual fund manager skill. *Journal of Financial Economics* 118, 289–298.

Junior, R.M., Best, P.J., Cotter, J., 2014. Sustainability reporting and assurance: a historical analysis on a world-wide phenomenon. *Journal of Business Ethics* 120, 1–11.

Kalesnik, V., Beck, N., 2014. Busting the myth about size. *Research Affiliates: Simply Stated* research paper Retrieved November 1, 2015.

Kempf, A., Osthoff, P., 2007. The effect of socially responsible investing on portfolio performance. *European Financial Management* 13, 908–922.

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

Lakonishok, J., Shleifer, A., Vishny, R.W., 1994. Contrarian investment, extrapolation, and risk. *The Journal of Finance* 49, 1541–1578.

Le Tran, V., Leirvik, T., 2019. A simple but powerful measure of Market Efficiency. *Finance Research Letters*.

Lee, D.D., Faff, R.W., 2009. Corporate sustainability performance and idiosyncratic risk: A global perspective. *Financial Review* 44, 213–237.

Leirvik, T., Fiskerstrand, S.R., Fjellvikås, A.B., 2017. Market liquidity and stock returns in the Norwegian stock market. *Finance Research Letters* 21, 272–276.

Liew, J., Vassalou, M., 2000. Can book-to-market, size and momentum be risk factors that predict

- economic growth? *Journal of Financial Economics* 57, 221–245.
- Lintner, J., 1965. Security prices, risk, and maximal gains from diversification. *The journal of finance* 20, 587–615.
- Liu, W., 2006. A liquidity-augmented capital asset pricing model. *Journal of financial Economics* 82, 631–671.
- Lo, A.W., 2004. The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective.
- Louche, C., Van Liedekerke, L., Peeters, H., 2015. Responsible investment. *The Routledge Handbook of Responsible Investment* 287.
- Mahanti, S., Nashikkar, A., Subrahmanyam, M., Chacko, G., Mallik, G., 2008. Latent liquidity: A new measure of liquidity, with an application to corporate bonds. *Journal of Financial Economics* 88, 272–298.
- Malkiel, B.G., 2005. Reflections on the efficient market hypothesis: 30 years later. *Financial Review* 40, 1–9.
- Malkiel, B.G., 2003. The efficient market hypothesis and its critics. *Journal of economic perspectives* 17, 59–82.
- Markowitz, H., 1952. Portfolio selection. *The journal of finance* 7, 77–91.
- Merton, R.C., 1973. An intertemporal capital asset pricing model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society* 867–887.
- Mossin, J., 1966. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica: Journal of the econometric society* 768–783.
- Nazari, J.A., Hrazdil, K., Mahmoudian, F., 2017. Assessing social and environmental performance through narrative complexity in CSR reports. *Journal of Contemporary Accounting & Economics* 13, 166–178.
- Norges Bank, 2014. Free Float Adjustments in Global Equity Portfolios.
- Odean, T., 1998. Are investors reluctant to realize their losses? *The Journal of finance* 53, 1775–1798.
- Pástor, L., Stambaugh, R.F., 2003. Liquidity risk and expected stock returns. *Journal of Political economy* 111, 642–685.
- Renneboog, L., Ter Horst, J., Zhang, C., 2008a. The price of ethics and stakeholder governance: The performance of socially responsible mutual funds. *Journal of Corporate Finance* 14, 302–322.
- Renneboog, L., Ter Horst, J., Zhang, C., 2008b. Socially responsible investments: Institutional aspects, performance, and investor behavior. *Journal of Banking & Finance* 32, 1723–1742.
- Roll, R., 1984. A simple implicit measure of the effective bid-ask spread in an efficient market.

- The Journal of finance 39, 1127–1139.
- Rosenberg, B., Reid, K., Lanstein, R., 1998. market inefficiency. Streetwise: the best of the Journal of portfolio management 48.
- Ross, S.A., 1976. The arbitrage theory of capital asset pricing. Journal of Economic Theory 13, 341–360. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0022-0531\(76\)90046-6](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0022-0531(76)90046-6)
- Rossi, M., 2016. The capital asset pricing model: a critical literature review. Global Business and Economics Review 18, 604–617.
- Rouwenhorst, K.G., 1998. International momentum strategies. The Journal of Finance 53, 267–284.
- Samuelson, P.A., 1965. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. Industrial management review 6.
- Scholtens, B., 2014. Indicators of responsible investing. Ecological Indicators 36, 382–385.
- Schröder, M., 2007. Is there a difference? The performance characteristics of SRI equity indices. Journal of Business Finance & Accounting 34, 331–348.
- Seifried, S., Zuft, C., 2012. Pure Versus Float-Adjusted Value Weighting. Journal of Indexes.
- Shanken, J., 1992. On the estimation of beta-pricing models. The review of financial studies 5, 1–33.
- Sharpe, W.F., 1992. Asset allocation: Management style and performance measurement. Journal of portfolio Management 18, 7–19.
- Sharpe, W.F., 1966. Mutual fund performance. The Journal of business 39, 119–138.
- Sharpe, W.F., 1964. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. The journal of finance 19, 425–442.
- Shumway, T., Warther, V.A., 1999. The delisting bias in CRSP's Nasdaq data and its implications for the size effect. The Journal of Finance 54, 2361–2379.
- Slovic, P., Fischhoff, B., Lichtenstein, S., 1980. Facts and fears: Understanding perceived risk, i: Societal risk assessment. Springer, s. 181–216.
- Snopek, L., 2012. The complete guide to portfolio construction and management. John Wiley & Sons.
- Spiegel, M., 2008. Patterns in cross market liquidity. Finance Research Letters 5, 2–10.
- Statman, M., 1987. How many stocks make a diversified portfolio? Journal of financial and quantitative analysis 22, 353–363.
- Sutcliffe, C.M., 2006. Stock index futures. Ashgate Publishing, Ltd.
- Tobin, J., 1958. Liquidity preference as behavior towards risk. The review of economic studies 25,

65–86.

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

Treynor, J.L., 1962. Jack Treynor's 'Toward a Theory of Market Value of Risky Assets'. Available at SSRN 628187.

Treynor, J.L., Black, F., 1973. How to use security analysis to improve portfolio selection. *The Journal of Business* 46, 66–86.

Ødegaard, B.A., 2015. *Empirics of the Oslo Stock Exchange: Basic, descriptive, results 1980-2014*. University of Stavanger.

Vitenskapelig artikkel

SUSTAINABLE INVESTMENTS IN THE NORWEGIAN STOCK MARKET

Sondre Fiskerstrand & Susanne Fjeldavli

Nord University Business School

Abstract

This article investigates the link between environmental, social and corporate governance (ESG) ratings and financial performance in the Norwegian stock market. We apply a sensitivity approach by using the Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) to measure firms' sensitivity and exposure to ESG factors from 2009-2018. The econometric framework applies a portfolio strategy, as well as a cross-sectional regression. The constructed ESG portfolios do not show any significant return difference based on a high-low strategy, which is robust for market sensitivity, investment style, and industry bias. Regarding the explanatory power and pricing of the ESG factor, we find no supporting evidence. Our results do not suggest any connection between ESG and stock returns in the Norwegian stock market.

Keywords ESG; Financial performance; Corporate social performance; Portfolio strategy

JEL classification G10; G11; G12; M14

1 Introduction

This paper investigates the link between corporate social performance and financial performance based on environmental, social and corporate governance (ESG) ratings in the Norwegian stock market from 2009 to 2018. The case for sustainable investments has been quite contradictory, which may be caused by differences in the methodology and in the choice of financial and environmental performance indicators. Some researchers have provided evidence for a positive relationship between sustainability scores and financial performance (Servaes and Tamayo, 2013);

some suggest that there is a negative correlation (Baron et al., 2011); and some argue that there is no correlation at all (McWilliams and Siegel, 2000). However, research conducted on the Norwegian market has been limited primarily by the lack of availability of ESG scores. Our study, therefore, seeks to highlight and provide evidence on the link between social responsibility and financial performance based on a standard regression procedure. To this end, we apply an alternative method to rate companies as opposed to the traditional rating methodology used in many ESG-related studies. We apply a positive screening of the Norwegian stock market by examining the sensitivity of companies towards a sustainability index, representing ESG-related factors. Based on this measure, we rate the companies. Previous literature has highlighted the importance of screening choice when incorporating social, corporate governance, ecological or ethical criteria in investment strategies and its effect on return. The primary screening processes are explained in a paper by Kempf and Osthoff (2007). In addition to the positive screening, we also do a robustness check, where we apply a best-in-class version of the model.

To evaluate the performance, we compare the high and low portfolios and use a high-low strategy to provide evidence whether “good stocks” significantly outperform “bad stocks” in terms of sensitivity to the ESG factor. This method of evaluating performance is widely used in the literature. Statman and Glushkov (2009) constructed high and low portfolios on an equally weighted approach based on KLD rating data from 1992 to 2007, with findings suggesting that both the capital asset pricing model (CAPM) and the Carhart (1997) four-factor model indicate a significant positive abnormal return with a high-low strategy. Further, Lee et al. (2013) analyzed U.S. companies and their performances based on ESG ratings. Based on the Carhart (1997) four-factor model from 1998 to 2007, they found evidence in favor of a significant outperformance of high-low rated companies as well as of high-rated sectors. Kempf and Osthoff (2007) also compared the performance of high- and low-rated companies in the U.S. for the period of 1992 to 2004. As opposed to Lee et al. (2013), they constructed their portfolios based on a value-weighted approach and found a significant performance for the high-low portfolio, with an abnormal return of up to 8.7% per year. In accordance, we apply the Carhart (1997) four-factor model to evaluate the performance of the portfolios, which are constructed based on an equally weighted and value-weighted approach.

Several arguments have been made on the relationship between social responsibility and financial performance. One of the many views is that investors face a trade-off between higher returns and cost of social responsibility. Those holding this view believe that limiting the investment universe has a negative impact on risk-adjusted returns (Barnett and Salomon, 2006; Renneboog et al., 2008). A contrasting view is that socially responsible investments actually reduce financial risk and therefore yield higher risk-adjusted returns (Ashwin Kumar et al., 2016; Boutin-Dufresne and Savaria, 2004; Lee and Faff, 2009). At the same time, a number of metastudies have been constructed in attempts to provide a better picture of the link between sustainability and corporate

performance. Margolis et al. (2009) conducted a meta-study of more than 250 studies, finding a positive but very small empirical link between corporate social performance (CSP) and corporate financial performance (CFP). Further, a report based on more than 2000 empirical studies from 1970 to 2015 found that ESG and CFP had a non-negative relationship of 90% at the time and that most studies reported positive results (Friede et al., 2015). Others, Jin (2018) and Lioui (2018) have investigated whether ESG is systematically compensated by the broad market. According to their findings, ESG-related systematic risk is significantly priced in the U.S. We apply the same methodology by the two-step procedure of Fama and MacBeth (1973) to investigate if ESG-risk is priced in the Norwegian stock market.

In summary, the empirical literature does not provide conclusive evidence on the link between social responsibility and stock performance. Our research will, therefore, attempt to answer the question of whether sustainable investments are beneficial to shareholder value in the Norwegian market. Our paper proceeds as follows. Section 2 describes the dataset, as well as the financial variables used in this study. Section 3 outlines the statistical methodology and portfolio-construction procedure. Section 4 presents our empirical findings. Finally, section 5 offers a conclusion and recommends areas for further research on the topic.

2 Data

The dataset used in this study covers Norwegian stock data over the period 2009-2018, derived from TITLON, a financial database that contains detailed daily financial data for all stocks traded on the Oslo Stock Exchange. Our sample includes daily stock prices and sector classifications for all stock that is or has been listed during the period, providing a sample free of survivorship bias. The importance of a survivor bias-free sample is explained in a paper by Elton et al. (1996). The data is adjusted for all applicable splits and dividend distributions. To reduce the impact of market microstructures, we set a limit of 5 Norwegian kroner (NOK) per stock. The reason for setting a limit this low is because many stocks on the Norwegian market trade at a low price. In accordance with Hong et al. (2018), we set returns to “missing” for suspicious stock returns with large deviations from the typical outcome. For our dataset, we treat stocks that rise by 100% or more within a day and those that drop by 25% or more within a day as “missing”. We apply the same procedure when dealing with monthly returns, where stocks that rise by 300% or drop by more than 50% are treated as “missing”.

Table 2.1 presents the composition of our sample by year (Panel A) and by industry (Panel B). The dataset contains a total of 360 companies and a yearly average of 213 throughout the period 2009-2018, with a high weight in the energy sector. The composition of industries displays the number of companies that have been classified within each sector in the period 2009-2018.

Table 2.1: Sample composition by year and by industry

Panel A: composition by year		Panel B: composition by industry	
2009	230	Bank	24
2010	229	Consumer Discretionary	16
2011	236	Consumer Staples	23
2012	215	Energy	108
2013	220	Financials	47
2014	217	Healthcare	23
2015	195	Industry	56
2016	190	Information Technology	46
2017	203	Materials	17
2018	196		
2009-2018	360	Total	360

Note: Table 2.1 shows the composition of our sample by year (Panel A) and by industry (Panel B). Panel A presents the number of companies each year listed on the Oslo Stock Exchange (OSE), with a total of 360 listed companies throughout the period 2009-2018. Panel B presents the composition of industries on OSE in the period 2009-2018. For example, there have been a total of 24 listed companies in the banking industry from 2009-2018. Because of few listed companies in some sectors, we have combined those with similar economic drivers. Accordingly, telecom and information technology, and financials and ETF (Exchange Traded Funds) have been combined.

Because of the availability of ESG data, our measure for the sensitivity of companies towards sustainability factors is the Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND). This index represents the top 30% of the largest Nordic companies in the S&P Global BMI (Broad Market Index) based on ESG-criteria. In order to calculate monthly stock returns, we obtained daily prices from S&P Dow Jones Indices.¹ Further description of the index is presented in the section **Sustainability measure**.

As this analysis is done on the Norwegian market, the Oslo Stock Exchange Benchmark Index (OSEBX) is used as the market proxy. OSEBX contains a representative selection of all listed shares on the Oslo Stock Exchange and is rebalanced semi-annually. The daily adjusted prices are also provided by TITLON. The risk-free interest rate is represented by the Norwegian 10-year government bond, and all data are denominated in the Norwegian currency (NOK).

To analyze the excess return, we look at the three major factors that have been identified in the literature. The best-known explanatory variables in modern multi-factor models are arguably size and book-to-market ratios. The size factor implies that stocks with a low market capitalization (low value factor) outperform stocks with a high market capitalization (high value factor) (Banz, 1981). More recent studies have also focused on momentum, which is the idea that the past winners will continue to win, and the past losers continue to lose in the near future (Jegadeesh and Titman, 1993). Therefore, we apply the widely recognized four-factor model by Carhart (1997). In this context, we need risk premia related to size, value, and momentum. These risk factors are commonly used from Kenneth French's data library. However, these factors are constructed based

¹<https://us.spindices.com/indices/equity/dow-jones-sustainability-nordic-index>

on the U.S. market. According to Fama and French (2012), regional asset-pricing models perform better than global models. Further, Griffin (2002) notes that country-specific factor models explain the returns better than international versions. For this reason, we apply a dataset constructed by Ødegaard (2017) on the Norwegian market, which is calculated in accordance with those developed by Eugene Fama and Kenneth French ².

In the final section of our analysis, we apply the Fama-MacBeth procedure to analyze whether or not there is a risk premium for the ESG factor for stocks in the Norwegian market. For this process, we use portfolios constructed by Ødegaard (2017). These portfolios are sorted according to different characteristics, including size (MCAP), value (B/M) and industry ³. The reasoning behind using portfolios will be discussed in the section **Risk premium**.

2.1 Sustainability measure

Our key objective is to examine the relationship between stock return and ESG sensitivity in the Norwegian stock market. To measure this sensitivity, we use an index, which is an approach largely inspired by Hong et al. (2018), who measured the effect of drought on food companies' stock returns based on a climate index. The reason for this choice of method is predominantly due to the lack of available ESG ratings for Norwegian companies. For the index (DJSND), the rating is done by RobecoSAM, a company focused on sustainable investing. Based on these ratings, the construction is done by a rules-based constituent selection. To be qualified, ratings must be among the top 40% of all companies appraised. Further, a best-in-class approach is applied for the top 20% of companies in each industry, with a buffer rule of 0.3 points. Finally, the companies within the index that perform within the top 30% of their sector are kept to reduce turnover. The weighing of the index is based on float-adjusted market capitalization, with a constituent cap at 10%. Available information for the index runs back to March 2009, while it launched in November 2010. The performance prior to its launch is back-tested.

3 Methodology

3.1 ESG performance

Using one of the most common approaches to investigate the relationship between the social and financial performance of companies, we construct ESG portfolios. This method allows the application of basic asset-pricing models and a straightforward trading strategy to investors. Our portfolios are constructed by performing a rolling regression for each company against the DJSND index, with

²http://finance.bi.no/~bernt/financial_data/ose_asset_pricing_data/index.html

³http://finance.bi.no/~bernt/financial_data/ose_asset_pricing_data/index.html

March 2, 2009, as our starting point. Our objective is to generate a measure of their sensitivity towards ESG factors with the following equation:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i DJSND_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3.1)$$

where $r_{i,t}$ is the company return at time t and β_i is the beta coefficient representing the sensitivity towards ESG factors. We apply a 12-month window, rolling forward month by month. This results in 117 subperiods. Based on these estimates, we sort companies into quintiles based on the beta coefficient at $t - 1$, with the top, or quintile-1 group, comprised of companies with the highest sensitivity, and the bottom, or quintile-5 group, consisting of companies with the lowest sensitivity. Our focus is on the performance of the companies in the top and bottom, as opposed to the mean performance of the middle group (quintiles 2-4).

From this process, we do a sector-evaluation of which companies the top and bottom portfolios contain to get further insight concerning the next step, which is evaluating the performance. To evaluate the performance of our top and bottom portfolios, we apply the Carhart (1997) four-factor model. The abnormal risk-adjusted return of the portfolios is therefore estimated by:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i MKT_{i,t} + s_i SMB_{i,t} + h_i HML_{i,t} + m_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3.2)$$

where $r_{i,t}$ is the portfolio excess return at time t ; α_i is the abnormal risk-adjusted return; $MKT_{i,t}$, $SMB_{i,t}$, $HML_{i,t}$ and $MOM_{i,t}$ are the returns on the market, size, value and momentum factors at time t ; and ε_t is the error term. Following Bauer et al. (2005), excess returns (over a risk-free rate) are calculated by subtracting the risk-free rates from the monthly stock returns. We then test whether there is a statistically significant difference across time between the two portfolios. We also investigate a high-low strategy, which contains the top portfolio in a long position while the bottom portfolio is held in a short position. Furthermore, we apply a longer holding period by reducing the rebalancing to a yearly frequency. In each year from 2009 to 2018, we construct our portfolios and compare the performance in accordance with the prior approach. We also control for time consistency by splitting the data into two subperiods, April 2009 - March 2014 and April 2014 - December 2018. The portfolios are constructed by both value- and equally weighted versions. Given the main objective of this paper, all robustness checks focus on the alphas as a measure of the abnormal performance.

With respect to the value-weighted portfolios, the weighting is done by a different approach as opposed to the standard weighing procedure. We apply the logarithmic market capitalization to avoid a few economically large companies to drive our results. As shown in **Table 2.1**, the energy sector has a large impact on the market, with companies such as Equinor having a large market

capitalization in contrast to the mean market capitalization of the market. The weighting is therefore done via the following equation:

$$W_i = \frac{\text{Log}(\text{MCAP}_i)}{\sum_{j=1}^n \text{Log}(\text{MCAP}_j)} \quad (3.3)$$

where $\text{Log}(\text{MCAP}_i)$ is the logarithmic market capitalization of company i and $\sum_{j=1}^n \text{Log}(\text{MCAP}_j)$ is the sum of the sample's logarithmic market capitalization. The logarithmic transformation reduces the value-weighted effect in our portfolio construction but is arguably a better approach, given our dataset.

In order to gain further robustness, we also estimate the full sample model by modifying for sector-specific issues. This is done by testing a best-in-class version. The best-in-class score of a company is calculated by running the same regression of returns against DJSND and then filtering the data based on sector classifications. We then select the top 20% of companies in each sector based on their beta-coefficients (sensitivity towards ESG-related factors). The same procedure is done for the bottom portfolio. During the portfolio selection, firms are, by implication, ranked among their own peers. As a result, companies can be eligible for a high-level portfolio even if they are classified among companies that are difficult in terms of ESG requirements.

For the best-in-class test, companies are only grouped into nine sectors to ensure a sufficient number of firms in each sector. These sectors are basic materials, consumer staples, consumer discretionary, energy, financials, healthcare, industrials, and information technology. Because of Norway's natural resources, the Norwegian market is heavily concentrated in some specific sectors, e.g., the energy sector. This skews the distribution of sectors, as shown in **Table 2.1**. Due to this being a characteristic of the Norwegian market, no further steps are taken to correct this.

3.2 Risk premium

In this section, we apply a panel-based strategy using Fama and MacBeth (1973) regressions to analyze the direct impact of ESG variables on stock return. The Fama-MacBeth procedure is a two-step regression that tests how factors describe portfolio or asset returns. According to Shanken (1992), these types of two-pass approaches suffer from the well-known "errors-in-variables problem," and might cause a downward bias in the standard errors, resulting in an overestimation of the t -statistic. This is also supported by Chen et al. (1986), who argue that a consequence of this problem is biased factor loadings. In accordance with Friend and Blume (1970), Blume (1970) and Fama and MacBeth (1973), we address this problem by grouping stocks into portfolios and use these as test assets. While the previous approach only includes companies with a very high and

very low ESG score, this procedure does not make any ESG-related assumptions when forming portfolios. Our test asset portfolios are sorted according to different characteristics; size (MCAP), value (B/M) and industry. **Appendix A** outlines the descriptive statistics of the different test assets.

To construct our ESG factor, we use the data from the portfolio analysis, where we use monthly rebalancing, resulting in a time series of monthly average returns. In accordance with Fama and French (2019), the portfolios are value weighted. The clean minus dirty factor (CMD) is the average return of the top portfolio minus the average return of the bottom portfolio.

In the first step, we regress each portfolio's return against our different factors (MKT, SMB, HML, MOM and CMD) to determine the factor exposure. For the second step, we run T cross-sectional regressions of returns against the estimated β s ($\hat{\beta}$) to estimate the reward earned per unit of exposure:

$$\begin{aligned}
r_{i,1} &= \lambda_{1,0} + \lambda_{1,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{1,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{1,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,1} \\
r_{i,2} &= \lambda_{2,0} + \lambda_{2,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{2,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{2,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,2} \\
&\vdots \\
r_{i,T} &= \lambda_{T,0} + \lambda_{T,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{T,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{T,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T}
\end{aligned} \tag{3.4}$$

where $r_{i,T}$ is the excess return of portfolio i over the risk-free rate. $\hat{\beta}$ is the estimated betas, λ are regression coefficients used for estimating the risk premiums and ε is the error term. The risk premiums, standard deviations, and t -statistics are calculated via the following equations:

$$\hat{\lambda}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\lambda}_{j,t}, \quad \hat{\sigma}_j = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\lambda}_{j,t} - \hat{\lambda}_j)^2} \quad \text{and} \quad t_{\lambda_j} = \sqrt{T} \frac{\hat{\lambda}_j}{\hat{\sigma}_j} \tag{3.5}$$

The purpose of using portfolios is to reduce bias in the risk premium point estimate by grouping stocks and thus reducing beta measurement error. According to Ang et al. (2018), creating portfolios leads to larger standard errors of cross-sectional risk premia estimates because it destroys information. To avoid these problems, one can work with individual stocks as test assets. Therefore, we run the same Fama-MacBeth procedure for individual stocks, where our test assets are all stocks that are or have been listed during the period 2009-2018. In this process, we set a cap of a minimum of 20 observations per stock, resulting in a sample of 254 companies.

4 Empirical analysis

In this section, we analyze whether investors can expect a risk-adjusted return when investing in a portfolio comprised of sustainable companies. The analysis of our constructed portfolios is based on the multi-factor performance model by Carhart (1997). The use of three control variables mitigates potential bias that could result from tilts in stock portfolios (size, value versus growth, or momentum effects). This report is based on various holding periods, portfolio weightings and subperiods. For further robustness, we include a best-in-class version to account for potential industry effects.

We begin our analysis by dividing our data sample into subperiods to observe the sector distribution and trends across time. The subperiods are 2009-2010, 2011-2012, 2013-2014, 2015-2016, 2017-2018. We see a clear trend that companies within the banking industry are placed consistently in the bottom portfolio, while a larger amount of energy companies are placed in the top portfolio. Further investigation reveals that this difference is also statistically significant. When controlling other sectors, healthcare and industrials are also significantly different between the two portfolios, where a large number of companies classified within these sectors are placed in the bottom portfolio apposed to the top portfolio. Other sectors seem to have no particular pattern (**Appendix B**).

We also investigate the sector-based returns from our subperiods. In 2015, the oil price dropped significantly, down to a low of \$30 per barrel, causing the Norwegian energy sector to suffer. The effect carried over to the next subperiod. There is also a significant increase in returns for the technology sector and consumer staples in subperiod four (2015-2016). When we compare our portfolios across time, portfolio 2 (quintile-2) shows a turning point in 2015, with a high growth period from 2015 to 2018. Further investigation reveals that this effect comes from abnormal growth in technology stocks in portfolio 2, caused by unpredictable news with no connection to ESG. Our top and bottom portfolios are not affected by this.

4.1 Regression results

Table 2.2 presents the descriptive statistics for the two ESG portfolios, constructed based on both a value-weighted and an equally weighted method. These statistics suggest that the portfolio comprised of low-rated companies performed better than the portfolio comprised of high-rated companies after adjusting for volatility. The high volatility in the top portfolio may be caused by the high concentration in the energy sector, which is known to be volatile. Nevertheless, both portfolios substantially underperform compared to the market proxy, which has an annual return of 12.41%. Regardless, the skewness and kurtosis estimates indicate a moderate deviation from the normal distribution. It is worth mentioning that portfolio 2 generated a mean annual return of

17.70%, indicating a higher return for companies that are sustainable to some extent. However, we suspect that industry sectors drive some of these results.

Table 2.2: Descriptive statistics for ESG-ranked portfolios, March 2009-December 2018

		Mean (%)	Std. Dev. (%)	Sharpe Ratio	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Kurtosis	Difference of means	
									t-stat	p-value
Equally weighted	High	10.85	20.91	0.42	17.11	-15.75	0.09	0.32	0.58	0.56
	Low	7.35	12.18	0.69	10.93	-10.64	0.08	0.92		
	High-Low	3.29	17.54	0.19	17.18	-14.18	0.35	0.66		
Value weighted	High	11.89	20.81	0.45	17.30	-15.81	0.07	0.37	0.52	0.61
	Low	8.72	12.16	0.51	11.06	-10.21	0.12	0.28		
	High-Low	2.94	17.55	0.17	16.39	-15.12	0.26	0.69		
Market proxy		12.41	15.01	0.83	15.49	-10.41	0.09	1.08		

Note: This table presents the descriptive statistics for the two ESG portfolios constructed based on both a value-weighted and an equally weighted method, consisting of all stocks on the Norwegian market in the period 2009-2018. The Sharpe ratio is the ratio of the excess return to the standard deviation of returns. The mean return, the standard deviation, and the Sharpe ratio are annualized. Column eight and nine provide statistics of skewness- and kurtosis data. The two last columns report the t-statistics and p-values from the difference in means.

To analyze the differences in our two constructed portfolios, we apply the Carhart four-factor model (equation 3.2) to account for market risks. **Table 2.3** presents the results for our portfolios based on the high, low and high-low construction, providing results for the high-rated portfolios, the low-rated portfolios, and the long-short strategy. First of all, we can observe that the R^2 value is relatively acceptable, indicating incremental explanatory power of the multivariate framework, which supports our choice of model. However, according to the alpha estimates and corresponding t -statistics of the top and bottom portfolios, only the value-weighted portfolios in Panel C generate significant values. Even though it is significant at a 10% level, the results are not compelling.

Apart from this, the factor loadings on the additional determinants, SMB, HML, and MOM, are generally significant. However, we can see a difference between the betas of the high and low portfolios, where companies with a lower ESG rating are exposed to lower systematic risk, resulting in a lower beta. This contradicts Ashwin Kumar et al. (2016), who found that companies more related to ESG factors had lower volatility and risk. For both the high-rated and the low-rated rated portfolios, the SMB coefficient is significantly positive, indicating a bias towards small-cap stocks in the Norwegian market. The factor loadings on HML are negative for the high-ranked portfolios and positive for the low-ranked portfolios, indicating that the high-ranked portfolios was somewhat growth-stock oriented during the period and that low-ranked portfolios were tilted towards value stocks. We should also note the negative coefficients for the momentum factor, suggesting that both stocks with bad past-year performance and stocks with good past-year performance tend to have a low ESG score. These findings are similar to Derwall et al. (2005), who investigated the performance of ESG portfolios in the U.S. market in the period 1995-2003. When we look at the results regarding the high-low, for all periods, it is evident that the performance difference between

Table 2.3: Multifactor regression results

		Intercept	β_{MKT}	β_{SMB}	β_{HML}	β_{MOM}	R^2
Panel A: One month holding horizon							
Equally weighted	high	-0.003	1.255***	0.571***	-0.166*	-0.352***	0.73
	low	-0.002	0.612***	0.539***	0.019	-0.077	0.40
	high-low	-0.002	0.643***	0.032	-0.184	-0.275***	0.42
Value weighted	high	-0.003	1.267***	0.557***	-0.163**	-0.339***	0.74
	low	-0.001	0.613***	0.539***	0.024	-0.076	0.40
	high-low	-0.002	0.655***	0.019	-0.187	-0.263***	0.43
Panel B: 1 year holding horizon							
Equally weighted	high	-0.003	1.205***	0.467***	-0.191**	-0.364***	0.78
	low	-0.001	0.631***	0.590***	0.016	-0.207***	0.48
	high-low	-0.003	0.574***	-0.123	-0.206*	-0.157*	0.42
Value weighted	high	-0.003	1.224***	0.450***	-0.193**	-0.356***	0.79
	low	0.000	0.615***	0.563***	0.021	-0.212**	0.50
	high-low	-0.003	0.610***	-0.113	-0.213*	-0.144*	0.45
Panel C: Two period holding horizon							
Equally weighted	high	0.002	1.089***	0.384***	-0.220***	-0.313***	0.74
	low	0.003	0.510***	0.366***	0.085	-0.139**	0.49
	high-low	-0.001	0.580***	0.018	-0.304***	-0.174**	0.42
Value weighted	high	0.002	1.222***	0.366***	-0.220***	-0.299***	0.74
	low	0.003*	0.507***	0.359***	0.082	-0.140**	0.51
	high-low	-0.001	0.615***	0.007	-0.301***	-0.158*	0.45

Note: This table presents estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i MKT_{i,t} + s_i SMB_{i,t} + h_i HML_{i,t} + m_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$. Panel A represents a one-month holding period starting from March 2009 - December 2018. Panel B shows a rebalancing of the portfolios each year throughout the period March 2009 - March 2018. Panel C represents two subperiods from April 2009 to March 2014, and from April 2014 to December 2018. t -statistics were derived from Newey-West heteroscedasticity- and autocorrelation-consistent standard errors. *, **, and *** indicate significance at the 1%, 5%, and 10% level.

the two portfolios is limited, with no statistical significance.

We have now provided evidence that a portfolio comprised of companies ranking high and low on ESG is not able to generate any significant return difference after adjusting for market risk and investment style. In this section, we will, therefore, do an analysis to test whether the industry tilts have any substantial effect on companies' stock returns. We construct our portfolios based on a best-in-class approach, which is a common method in socially responsible investing analysis. As in the previous section, our portfolios are constructed both on an equally weighted and value-weighted approach. Summary statistics of the portfolios are given in **Table 2.4**, indicating that the worst-in-class portfolio outperformed the best-in-class portfolio, after adjusting for volatility, as shown by the Sharpe ratio.

Table 2.4: Descriptive statistics, best-in-class, March 2009-December 2018

		Mean (%)	Std.Dev. (%)	Sharpe Ratio	Maximum Monthly Return (%)	Minimum Monthly Return (%)	Skewness	Kurtosis
Equally weighted	Best-in-class	11.62	19.69	0.45	18.83	-15.08	0.16	0.69
	Worst-in-class	11.06	11.32	0.74	9.53	-10.45	-0.01	0.89
Value weighted	Best-in-class	11.69	19.62	0.46	18.83	-15.08	0.16	0.71
	Worst-in-class	11.11	11.29	0.76	9.53	-10.22	0.01	0.83
Market Proxy		12.41	15.01	0.83	15.49	-10.41	0.09	1.08

Note: This table presents the descriptive statistics for our best-in-class and worst-in-class portfolios constructed based on both a value-weighted and equally weighted methods, consisting of all stocks on the Norwegian market in the period 2009-2018. The Sharpe ratio is the ratio of the excess return to the standard deviation of returns. The mean return, the standard deviation, and the Sharpe ratio are annualized. The last two columns provide statistics of skewness and kurtosis data.

Table 2.5 reports performance results in the Carhart framework based on a best-in-class strategy. These findings are similar to those previously reported in **Table 2.3**, and we therefore conclude that our results are not caused by industry bias.

Table 2.5: Multifactor regression results, best-in-class

		Intercept	β_{MKT}	β_{SMB}	β_{HML}	β_{MOM}	R^2
Panel A: One month holding horizon							
Equally weighted	high	-0.003	1.223***	0.545***	-0.134*	-0.324***	0.76
	low	0.001	0.630***	0.449***	0.039	-0.075	0.49
	high-low	-0.004	0.593***	0.096	-0.173*	-0.248***	0.44
Value weighted	high	-0.002	1.234***	0.526***	-0.134*	-0.309***	0.78
	low	0.002	0.636***	0.450***	0.046	-0.071	0.49
	high-low	-0.004	0.598***	0.076	-0.1799*	-0.238***	0.45

Note: This table presents estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i MKT_{i,t} + s_i SMB_{i,t} + h_i HML_{i,t} + m_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ with one-month holding for our best-in-class strategy from March 2009 - December 2018. *, **, and *** indicate significance at the 1%, 5%, and 10% level.

Overall, we find that there is no significant relationship between companies that performs well along environmental dimensions and those who do not. The average return on the high-low strategy is economically small and not statistically significant on a risk-, style-, and industry-neutral basis.

4.2 Fama-MacBeth results

Our previous regression results were not able to document a relation between firm characteristics; sustainability, and expected return, which indicates that ESG-risk is not priced. To investigate this further, we do a two-stage procedure to simply evaluate if the ESG ratings help predict returns and if there is a risk premium for exposure to the CMD factor. **Figure 1** shows the cumulative return for the constructed CMD factor in the period from March 2009 to December 2018. The graph shows significant time variability, particularly during the period from 2009 to 2015. The ascending trend in the periods from 2009 to 2011 and 2012 to mid-2013 reflect outperformance of the high-rated portfolio compared to the low-rated portfolio, followed by a turning point at the start of 2011 to 2012 and mid-2013 to 2015. From there on out, it follows an upward trend.

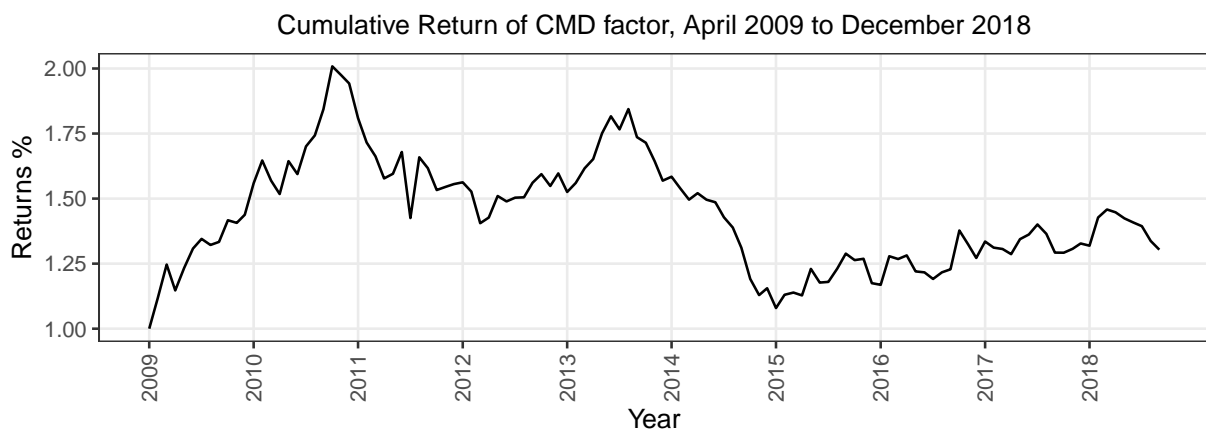


Table 2.6 summarizes the results from the first stage of the procedure where returns are regressed against our different factors. The factor exposure to MKT is close to one for both size portfolios and for the value-weighted B/M portfolio. This implies that these portfolios are sufficiently diversified, while the average exposure for all test-assets are 0.781, which deviates to some extent from the broad market. The exposure to SMB is, on average, positive, which means that the portfolios have been exposed to small-cap stocks during the period. The average exposure to HML is positive, implying that the sample portfolios have been tilted towards value stock. The table also shows that the exposure toward MOM and CMD is neutral, on average.

Table 2.7 reports the average coefficients (λ) and t -statistics in parenthesis. The average intercept (λ_C) is significant for the equally weighted portfolios sorted by size (MCAP) and value (B/M) and for all value-weighted portfolios. The industry-sorted portfolios have the lowest intercept in both equally weighted and value-weighted portfolios. In panel A (equally-weighted), the only portfolio with significant coefficients is the industry-sorted one, with 3.74%, -2.15% and 1.44% for the MKT-, SMB- and HML factors, respectively, at a significance level of 10% or less. Interestingly, panel A reports that the market factor is negative for the size (MCAP) and the value (B/M) portfolio, while it is positive and significant at a 1% level for the industry portfolio. In panel

Table 2.6: Average factor exposure, portfolios

Portfolios	α	β_{MKT}	β_{SMB}	β_{HML}	β_{MOM}	β_{CMD}
Size EW	0.003	1.048	-0.115	-0.015	-0.023	0.001
Size VW	0.006	0.926	-0.094	0.007	0.018	0.020
B/M EW	0.011	0.562	0.428	0.272	-0.149	0.027
B/M VW	0.008	1.122	0.196	0.699	-0.060	0.279
Industry EW	0.009	0.499	0.142	0.237	0.028	-0.082
Industry VW	0.006	0.529	0.152	0.241	0.004	-0.091
Average	0.006	0.781	0.118	0.240	-0.030	0.026

Note: This table presents factor exposure estimations of the time-series regression where returns are run against our different factors. MKT is the market exposure; SMB, HML, MOM and CMD are the size, value, momentum and ESG exposure. Portfolios that are value weighted are denoted VW, and those that are equally weighted are denoted EW.

B (value-weighted), the portfolio sorted by size (MCAP) has a significant market factor with a negative risk premium of -4.90% per month, while the value (B/M) portfolio has a positive SMB factor with a risk premium of 2.81% per month. All other coefficients are not significant at a 10% level or less. R^2 is lowest for the equally weighted portfolio sorted by value (B/M), with an R^2 of 0.59. The highest R^2 is for the equally weighted portfolio sorted by industry, with a value of 0.69.

We note that neither the momentum factor (MOM) nor the CMD is significantly different from zero for any of the test portfolios, implying that these risk factors are not priced in the Norwegian market. As our main objective is determining if exposure to the risk factor, CMD, is priced in the market, we find no supporting evidence.

We also use individual stocks instead of portfolios to check the robustness of our results. Examining individual stock returns allows us to address the potential concern that a portfolio approach may lead to larger standard errors of cross-sectional risk premia estimates (Ang et al., 2006). **Table 2.8** reports average coefficients and t -statistics. The model is estimated for the full period, as well as for two subperiods. The intercept (λ_C) is significant at a 1% level, while none of the coefficients are significant at a 10% level or less, with the exception of the momentum factor in Panel B. Contrary to the portfolio approach, the R^2 is lower for the whole period and both subperiods. To ensure that our Fama-MacBeth standard errors are not understated due to the error-in-variables problem, we apply the Newey-West standard errors. The t -statistics for our CMD factor are already small, and with the Newey-West standard errors, they become even smaller. Applying robust standard errors does not change our interpretation of the factor. However, because we are sensitive to the concern that our tests may have low power to find a significant relation between ESG and stock returns, the reported t -statistics are based on the Fama-Macbeth standard errors. In conclusion, the applied model does not indicate any risk premium for the CMD factor in accordance with the prior approach.

Table 2.7: Average risk premiums, portfolios

	λ_C	λ_{MKT}	λ_{SMB}	λ_{HML}	λ_{MOM}	λ_{CMD}	R^2
Panel A: Equally weighted							
Size (MCAP)	2.22 (3.01)***	-1.04 (-1.22)	-0.32 (-0.43)	0.48 (0.49)	-1.12 (-0.60)	0.69 (0.49)	0.63
Value (B/M)	1.67 (2.44)**	-0.92 (-0.75)	1.67 (1.43)	-0.11 (-0.14)	2.38 (1.51)	1.73 (0.91)	0.59
Industry	-0.53 (-0.79)	3.74 (3.09)***	-2.15 (-1.88)*	1.44 (1.67)*	2.00 (1.53)	-0.49 (-0.37)	0.69
Panel B: Value weighted							
MCAP	6.46 (3.59)***	-4.90 (-2.64)***	0.31 (0.65)	-2.11 (-1.47)	-1.28 (-0.89)	-3.89 (-1.62)	0.67
B/M	3.03 (2.93)***	-1.46 (-1.21)	2.81 (2.02)**	0.68 (1.15)	1.51 (1.43)	-2.41 (-1.64)	0.60
Industry	1.78 (3.32)***	0.10 (0.14)	-1.71 (-1.28)	0.91 (1.01)	-0.16 (-0.15)	-0.11 (-0.10)	0.66

Note: Table 2.7 reports the results of the Fama-MacBeth regression. For each month t , we conduct the following cross-sectional regression for each stock: $r_{i,T} = \lambda_{T,0} + \lambda_{n,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{n,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{n,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T}$, where $i = 1, 2, \dots, N$ and $t = 1, 2, \dots, T_i$. λ s are the average factor premiums in percent, MKT is the market risk premium; SMB, HML and MOM are the size, value and momentum premium. The last column reports the R^2 . *, **, and *** indicate significance at the 1%, 5%, and 10% level.

In summary, the findings of the cross-sectional analysis suggest that the CMD factor has no significant influence on returns. These results are robust for different subperiods and with different test assets. However, regarding the Fama-MacBeth analysis, it should be noted that the portfolio approach only includes ten portfolios for each test asset, which makes the power of these results weak. Previous studies have used larger test assets, with 20-30 portfolios (Fama and MacBeth, 1973; Gregory et al., 2013).

Table 2.8: Average risk premiums, individual stocks

	λ_C	λ_{MKT}	λ_{SMB}	λ_{HML}	λ_{MOM}	λ_{CMD}	R^2
Panel A: 2009-2018							
Estimate	1.00 (5.23)***	0.20 (0.47)	-0.54 (-1.37)	0.37 (0.91)	0.72 (1.58)	0.16 (0.27)	0.15
Panel B: 2009-2014							
Estimate	1.15 (4.31)***	-0.80 (-1.57)	-0.04 (-0.08)	-0.16 (-0.31)	1.44 (2.24)**	0.09 (0.13)	0.22
Panel C: 2014-2018							
Estimate	1.12 (4.34)***	0.27 (0.38)	-0.29 (-0.49)	0.34 (0.69)	-0.03 (-0.05)	0.54 (0.67)	0.18

Note: See notes to Table 2.7. Panel B and C represents the subperiods April 2009 to March 2014, and April 2014 to December 2018.

5 Conclusion

The contribution of this article is to offer an insight into the world of socially responsible investing and to investigate whether investors can expect an abnormal risk-adjusted return when investing in portfolios comprised of sustainable companies. Because of the availability of ESG ratings for the Norwegian market, we apply a sensitivity approach by using the Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) to measure the firm's sensitivity and exposure to ESG factors. Our portfolios were constructed in the period from March 2009 to December 2018. To provide evidence from different perspectives, we apply a portfolio strategy by Carhart (1997), as well as a cross-sectional approach by Fama and MacBeth (1973).

The portfolios based on ESG rating do not show any significant return difference based on a high-low strategy. This finding is robust for various holding periods, as well as for different portfolio weightings. When testing for industry bias through a best-in-class approach, our results remain consistent. These results firmly contradict previous studies, which provide evidence of abnormal return through the use of an ESG portfolio strategy (Kempf and Osthoff, 2007; Lee et al., 2013; Statman and Glushkov, 2009), and support those who find no relationship (Cohen et al., 1995; Guerard Jr, 1997; McWilliams and Siegel, 2000). Based on the Fama-MacBeth (1973) regression, it is evident that the CMD factor does not provide any explanatory power of returns and is not priced in the Norwegian market.

In summary, the results of the empirical analysis based on market sensitivity, investment style, and industry bias give no base for the presence of any connection between ESG and stock returns in the Norwegian market. The portfolio comprised of high-rated companies in terms of our ESG measure does not perform statistically better or worse than the portfolio comprised of low-rated companies. From an investor perspective, our results indicate that one does not have to sacrifice return for investment opportunities that are in line with their personal values.

These results heavily rely on the index applied to generate our sustainability measure. We, therefore, leave our findings open for interpretation and encourage further research to apply different rating-methods to the Norwegian market. Further research may also apply different factors than the ones constructed by Ødegaard (2017). The Norwegian market is a small, less liquid market, making the variability large. This affects the constructed factors and our results. Regionally based factors may, therefore, be applied in future studies.

Acknowledgments

First, we would like to share our gratitude to TITLON and Bernt Arne Ødegaard for providing data for this paper. We are immensely grateful to our supervisor, Thomas Leirvik, for guidance and helpful discussions. We would also like to thank Oleg Nenadić and Yevheniia Antoniuk for computational and technical support throughout the process.

6 References

- Ang, A., Hodrick, R.J., Xing, Y., Zhang, X., 2006. The cross-section of volatility and expected returns. *The Journal of Finance* 61, 259–299.
- Ang, A., Liu, J., Schwarz, K., 2018. Using stocks or portfolios in tests of factor models, in: AFA 2009 San Francisco Meetings Paper.
- Ashwin Kumar, N., Smith, C., Badis, L., Wang, N., Ambrosy, P., Tavares, R., 2016. ESG factors and risk-adjusted performance: A new quantitative model. *Journal of Sustainable Finance & Investment* 6, 292–300.
- Banz, R.W., 1981. The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of financial economics* 9, 3–18.
- Barnett, M.L., Salomon, R.M., 2006. Beyond dichotomy: The curvilinear relationship between social responsibility and financial performance. *Strategic Management Journal* 27, 1101–1122.
- Baron, D.P., Harjoto, M.A., Jo, H., 2011. The economics and politics of corporate social performance. *Business and Politics* 13, 1–46.
- Bauer, R., Koedijk, K., Otten, R., 2005. International evidence on ethical mutual fund performance and investment style. *Journal of Banking & Finance* 29, 1751–1767.
- Blume, M.E., 1970. Portfolio theory: A step toward its practical application. *The Journal of Business* 43, 152–173.
- Boutin-Dufresne, F., Savaria, P., 2004. Corporate social responsibility and financial risk. *The Journal of investing* 13, 57–66.
- Carhart, M.M., 1997. On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance* 52, 57–82.
- Chen, N.-F., Roll, R., Ross, S.A., 1986. Economic forces and the stock market. *Journal of business* 383–403.
- Cohen, M.A., Fenn, S., Naimon, J.S., 1995. Environmental and financial performance: Are they related? Citeseer.
- Derwall, J., Guenster, N., Bauer, R., Koedijk, K., 2005. The eco-efficiency premium puzzle. *Financial Analysts Journal* 51–63.
- Elton, E.J., Gruber, M.J., Blake, C.R., 1996. Survivor bias and mutual fund performance. *The review of financial studies* 9, 1097–1120.
- Fama, E.F., French, K.R., 2019. [WWW Document]. URL http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/Data_Library/f-f_factors.html
- Fama, E.F., French, K.R., 2012. Size, value, and momentum in international stock returns. *Journal*

of financial economics 105, 457–472.

Fama, E.F., MacBeth, J.D., 1973. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *Journal of political economy* 81, 607–636.

Friede, G., Busch, T., Bassen, A., 2015. ESG and financial performance: Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment* 5, 210–233.

Friend, I., Blume, M., 1970. Measurement of portfolio performance under uncertainty. *The American Economic Review* 561–575.

Gregory, A., Tharyan, R., Christidis, A., 2013. Constructing and testing alternative versions of the fama–French and carhart models in the uk. *Journal of Business Finance & Accounting* 40, 172–214.

Griffin, J.M., 2002. Are the fama and french factors global or country specific? *The Review of Financial Studies* 15, 783–803.

Guerard Jr, J.B., 1997. Is there a cost to being socially responsible in investing? *Journal of forecasting* 16, 475–490.

Hong, H., Li, F.W., Xu, J., 2018. Climate risks and market efficiency. *Journal of Econometrics*.

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

Jin, I., 2018. Is esg a systematic risk factor for us equity mutual funds? *Journal of Sustainable Finance & Investment* 8, 72–93.

Kempf, A., Osthoff, P., 2007. The effect of socially responsible investing on portfolio performance. *European Financial Management* 13, 908–922.

Lee, D.D., Faff, R.W., 2009. Corporate sustainability performance and idiosyncratic risk: A global perspective. *Financial Review* 44, 213–237.

Lee, D.D., Faff, R.W., Rekker, S.A., 2013. Do high and low-ranked sustainability stocks perform differently? *International Journal of Accounting & Information Management* 21, 116–132.

Lioui, A., 2018. Is esg risk priced? Available at SSRN 3285091.

Margolis, J.D., Elfenbein, H.A., Walsh, J.P., 2009. Does it pay to be good... and does it matter? A meta-analysis of the relationship between corporate social and financial performance.

McWilliams, A., Siegel, D., 2000. Corporate social responsibility and financial performance: Correlation or misspecification? *Strategic management journal* 21, 603–609.

Renneboog, L., Ter Horst, J., Zhang, C., 2008. The price of ethics and stakeholder governance: The performance of socially responsible mutual funds. *Journal of Corporate Finance* 14, 302–322.

Servaes, H., Tamayo, A., 2013. The impact of corporate social responsibility on firm value: The role of customer awareness. *Management science* 59, 1045–1061.

Shanken, J., 1992. On the estimation of beta-pricing models. *The review of financial studies* 5,

1–33.

Statman, M., Glushkov, D., 2009. The wages of social responsibility. *Financial Analysts Journal* 65, 33–46.

Ødegaard, B., 2017. Empirics of the oslo stock exchange: asset pricing results. 1980–2016. University of Stavanger.

7 Appendix

7.1 Appendix A

Descriptive statistics of portfolios sorted on size, value, and industry

Size								
Statistics	Equally weighted				Value weighted			
	Mean	St. Dev.	Min	Max	Mean	St. Dev.	Min	Max
s1 (small)	0.02	0.041	-0.063	0.135	0.032	0.069	-0.065	0.435
s2	0.015	0.046	-0.101	0.218	0.026	0.053	-0.081	0.257
s3	0.014	0.038	-0.083	0.193	0.028	0.069	-0.143	0.403
s4	0.012	0.038	-0.083	0.136	0.019	0.04	-0.078	0.147
s5	0.014	0.042	-0.095	0.156	0.021	0.048	-0.075	0.268
s6	0.016	0.048	-0.11	0.188	0.03	0.051	-0.073	0.209
s7	0.015	0.048	-0.127	0.15	0.022	0.049	-0.13	0.202
s8	0.014	0.046	-0.118	0.193	0.02	0.046	-0.119	0.153
s9	0.009	0.051	-0.126	0.133	0.018	0.048	-0.109	0.15
s10 (large)	0.013	0.051	-0.115	0.193	0.015	0.043	-0.088	0.155
Average	0.014	0.045	-0.1	0.17	0.025	0.052	-0.096	0.238

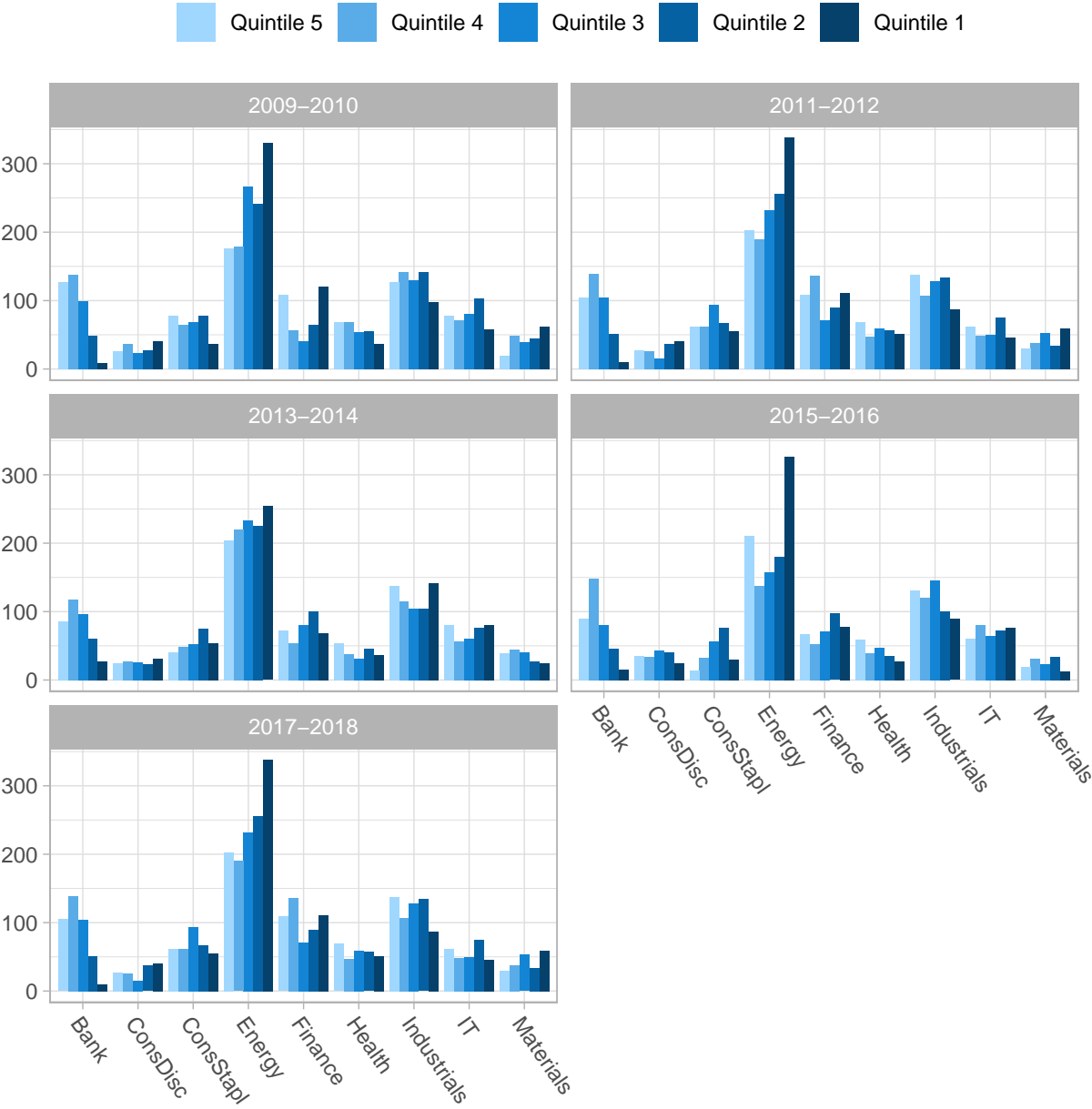
B/M								
Statistics	Equally weighted				Value weighted			
	Mean	St. Dev.	Min	Max	Mean	St. Dev.	Min	Max
b1 (low)	0.01	0.052	-0.122	0.131	0.012	0.074	-0.172	0.202
b2	0.019	0.049	-0.093	0.156	0.015	0.063	-0.187	0.17
b3	0.011	0.043	-0.103	0.115	0.013	0.047	-0.151	0.144
b4	0.013	0.05	-0.164	0.164	0.018	0.049	-0.084	0.2
b5	0.012	0.041	-0.074	0.187	0.019	0.057	-0.109	0.207
b6	0.013	0.046	-0.136	0.166	0.02	0.065	-0.181	0.194
b7	0.021	0.053	-0.084	0.253	0.028	0.064	-0.158	0.18
b8	0.018	0.037	-0.073	0.157	0.012	0.06	-0.137	0.324
b9	0.016	0.038	-0.073	0.12	0.023	0.06	-0.1	0.253
b10 (high)	0.015	0.035	-0.063	0.21	0.017	0.081	-0.222	0.38
Average	0.014	0.045	-0.079	0.17	0.018	0.062	-0.15	0.225

Industry								
Statistics	Equally weighted				Value weighted			
	Mean	St. Dev.	Min	Max	Mean	St. Dev.	Min	Max
i10 Energy	0.007	0.062	-0.132	0.193	0.011	0.054	-0.109	0.141
i15 Materials	0.03	0.165	-0.182	1.49	0.031	0.168	-0.182	1.49
i20 Industry	0.013	0.039	-0.104	0.124	0.016	0.056	-0.154	0.163
i25 ConsDisc	0.021	0.064	-0.133	0.433	0.03	0.101	-0.22	0.658
i30 ConsStapl	0.026	0.062	-0.126	0.209	0.02	0.053	-0.107	0.16
i35 Health	0.018	0.047	-0.15	0.154	0.023	0.056	-0.146	0.293
i40 Finan	0.013	0.031	-0.057	0.145	0.018	0.065	-0.15	0.283
i45 IT	0.019	0.052	-0.086	0.22	0.017	0.064	-0.129	0.241
i50 Telecom	0.012	0.052	-0.133	0.146	0.018	0.057	-0.103	0.285
i55 Util	0.013	0.047	-0.125	0.226	0.013	0.049	-0.125	0.226
Average	0.017	0.062	-0.123	0.334	0.020	0.072	-0.143	0.394

Note: Table 8 outlines the descriptive statistics of the different test-assets applied to the two-stage Fama-MacBeth procedure. Returns run from april 2009 to desember 2018. The analysis includes both equally weighted and value weighted portfolios. Test-assets sorted by size incorporates s1 which is a portfolio of small size firms, while s10 i a portfolio of large size firms. The same applies to the B/M portfolios.

7.2 Appendix B

Sector distribution, quintiles



Note: *Sector distribution, quintiles* shows the industry distribution across our different ESG portfolios from 2009 to 2018, divided into five subperiods. Quintile-1 represents the top portfolio, and Quintile-5 represents the bottom portfolio. The y-axis denotes the number of monthly observations for each sector and the x-axis denotes the different sectors.