

MASTEROPPGAVE

Emnekode: BE305E

Navn: Linda Olsen Syversen

Sustainable Investments in the Scandinavian Stock Market

Dato: 25.05.2021

Totalt antall sider: 83

Abstract

The increasing demand for sustainability and social responsibility from companies have led to an increase of sustainable investing. Prior research has been contradictory on the relationship between financial and environmental performance. This paper contributes to existing research by investigating the relationship between environmental, social and corporate governance (ESG) ratings and financial performance in the Norwegian-, Swedish-, Danish- and Scandinavian stock market. Using Scandinavian stock data, I rank companies and construct portfolios based on their sensitivity towards the ESG factor using Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) in the time period 2011 to 2020. To evaluate the self-composed equity portfolios I use a multifactor framework, while I use a cross-sectional regression to examine whether the ESG factor is priced in the markets. For all markets, my empirical evidence does not state a significant return difference between the high-rated portfolio and the low-rated portfolio based on a high-low strategy using the positive screening technique. This is consistent with the “no-linkage” hypothesis. These findings are robust for market risk and investment style, but additional robustness tests are inconsistent. For Norway I find a significantly negative return difference for the best-in-class approach, while I for Sweden and Denmark found a significantly positive return difference in the sub-period 2011 to 2015 and 2016 to 2020, respectively. The cross-sectional analysis find no evidence that the ESG factor is priced in the markets. An exception from this result is for the Scandinavian market in the sub-period 2011 to 2015, where I find a significantly negative risk premium connected to the ESG factor.

Forord

Følgende masteroppgave er skrevet som en avsluttende del av siviløkonomutdanningen ved Handelshøgskolen Nord. Oppgaven utgjør 30 studiepoeng og er skrevet innenfor profileringen finansiering og investering. Jeg har valgt å skrive avhandlingen som en artikkel med tilhørende kappe, i motsetning til den mer tradisjonelle masteroppgaven. Dette med en målsetting om å komprimere innholdet og publisere arbeidet etter sensur.

Arbeidet med og rundt oppgaven har vært både utfordrende og lærerikt, og hadde ikke vært mulig uten støtte og hjelp. Først og fremst ønsker jeg å rette en stor takk til min veileder Øystein Gjerde, Professor ved Nord Universitet og Norges Handelshøyskole. Din kompetanse, veiledning og grundige tilbakemeldinger har vært til stor nytte under hele prosessen. Jeg ønsker også å takke Vu Le Tran, som har bidratt med data og stilt opp når jeg har trengt hjelp med tekniske utfordringer. I tillegg vil jeg takke Thomas Leirvik, førsteamanuensis ved Nord Universitet, som har stilt opp på kort tid og kommet med gode innspill.

Bodø, 25. mai 2021

Linda O. Syversen

Linda Olsen Syversen

Sammendrag

Den økende etterspørselen etter bærekraft og samfunnsansvar fra selskaper har ført til en økning i bærekraftige investeringer. Tidligere forskning har vært motstridende angående forholdet mellom den økonomiske og miljømessige ytelsen. Dette studiet bidrar til eksisterende forskning ved å ta for seg sammenhengen mellom miljø, samfunn og selskapsstyring (ESG) og den finansielle ytelsen i det norske-, svenske-, danske- og Skandinaviske aksjemarkedet. Ved å benytte Skandinaviske aksjedata, rangerer jeg selskapene basert på deres sensitivitet til ESG-faktoren ved å benytte Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) i tidsperioden 2011 til 2020. For å evaluere de egenkomponerte aksjeporteføljene brukes en flerfaktormodell, mens en tverrsnittsregresjon benyttes for å undersøke om ESG-faktoren er priset i markedene. For alle markedene indikerer mitt empiriske resultat ingen signifikant avkastningsforskjell mellom topp- og bunn-porteføljene basert på en high-low strategi ved å benytte en positiv screeningsteknikk. Dette er konsistent med “no-linkage” hypotesen. Funnene er robuste for markedsrisiko og investeringsstil, men ytterligere robusthetstester er inkonsistente. For Norge finner jeg en signifikant negativ avkastningsforskjell for screeningsteknikken best-i-klassen, mens jeg for Sverige og Danmark finner en signifikant positiv avkastningsforskjell i henholdsvis delperiodene 2011 til 2015 og 2016 til 2020. Tverrsnittsanalysen finner ingen bevis for at ESG-faktoren er priset i markedene. Et unntak fra dette resultatet er for det Skandinaviske markedet i delperioden 2011 til 2015, der jeg finner en signifikant negativ risikopremie knyttet til ESG-faktoren.

Innholdsfortegnelse

Abstract	i
Forord	ii
Sammendrag	iii
Kappe	1
1 Innledning	1
1.1 Bakgrunn for valg av oppgave	1
1.2 Formål og problemstilling	1
1.3 Oppgavens struktur	2
2 Teoretiske og empiriske bidrag fra litteraturen	2
3 Økonomisk teori	7
3.1 Porteføljeteori og kapitalforvaltning	7
3.1.1 Moderne porteføljeteori	8
3.2 Faktormodeller	9
3.2.1 Kapitalverdimodellen	10
3.2.2 Arbitrasjeteori	12
3.2.3 Fama og French tre-faktormodell	12
3.2.4 Carhart fire-faktormodell	13
3.2.5 Pastor-Stambaugh fire-faktormodell	14
3.2.6 Fama-French fem-faktormodell	14
3.3 Faktorinvestering	14
3.3.1 Størrelse	15
3.3.2 Momentum	15
3.3.3 Lav volatilitet	16
3.3.4 Verdi	16
3.3.5 Likviditet	16
3.3.6 ESG	17
3.3.7 Sentiment	18
3.3.8 Lønnsomhet	18
3.3.9 Investering	18
3.4 Indeks	19
3.4.1 Vekting	19
3.5 Avkastning	21
3.5.1 Enkel avkastning	21
3.5.2 Logaritmisk avkastning	21
3.6 Prestasjonsmål	22
3.6.1 Treynor-raten	22
3.6.2 Sharpe-raten	22
3.6.3 Jensens alfa	23
3.6.4 Informasjonsraten	23
3.6.5 Sortino-raten	24
3.6.6 Appraisal-raten	24
3.6.7 Modiglianis M^2	24
3.6.8 Treynor T^2	25
3.6.9 Value at Risk	25
3.6.10 Relasjoner mellom målene	26
3.7 Fama-MacBeth	27
4 Data	28
5 Metode	31
5.1 ESG porteføljekonstruksjon og ytelse	31
5.2 Risikopremie	33

5.3 Metodekritikk og begrensninger	34
5.3.1 DJSND	34
5.3.2 OMXN40	34
Litteraturliste	35
Vitenskapelig artikkel	44
1 Introduction	44
2 Data	46
3 Methodology	49
3.1 ESG portfolio construction and performance	49
3.2 Risk premium	51
4 Analysis and results	53
4.1 Regression analysis	53
4.1.1 The Norwegian market	53
4.1.2 The Swedish market	56
4.1.3 The Danish market	59
4.1.4 The Scandinavian market	62
4.2 Fama-MacBeth results	65
4.2.1 The Norwegian market	65
4.2.2 The Swedish market	66
4.2.3 The Danish market	67
4.2.4 The Scandinavian market	68
5 Conclusion	69
5.1 Further research	70
References	71
Appendix	74

Oversikt over figurer

1.1	Effisient front og kapitalmarkedslinjen.	9
1.2	Forholdet mellom antall aktiva og risiko for porteføljen.	10
1.3	Verdipapirmarkedslinjen.	11
1.4	Illustrasjon av forholdet mellom Jensens alfa og Treynor-raten.	26
1.5	Illustrasjon av forholdet mellom Modigliani M^2 og Sharpe-raten.	27
1.6	Utvikling av antall børsnoterte selskap.	29
1.7	Prisutvikling indekser, Januar 2011-Desember 2020.	30
2.1	Development of the number of listed companies.	47
2.2	Price development indices, January 2011-December 2020.	48

Oversikt over tabeller

1.1	Utvalgsfordeling ved år og sektor.	29
1.2	Markedskapitalisering per sektor.	32
2.1	Sample composition by year and by industry.	47
2.2	Market capitalization per sector.	50
2.3	Descriptive statistics for the Norwegian ESG-ranked portfolios, January 2011-December 2020.	54
2.4	Multifactor regression results for the Norwegian ESG-ranked portfolios.	55
2.5	Descriptive statistics for the Norwegian ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.	56
2.6	Multifactor regression results for the Norwegian ESG-ranked portfolios, best-in-class.	56
2.7	Descriptive statistics for the Swedish ESG-ranked portfolios, January 2011-December 2020.	57
2.8	Multifactor regression results for the Swedish ESG-ranked portfolios.	58
2.9	Descriptive statistics for the Swedish ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.	59
2.10	Multifactor regression results for the Swedish ESG-ranked portfolios, best-in-class.	59
2.11	Descriptive statistics for the Danish ESG-ranked portfolios, January 2011-December 2020.	60
2.12	Multifactor regression results for the Danish ESG-ranked portfolios.	61
2.13	Descriptive statistics for the Danish ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.	62
2.14	Multifactor regression results for the Danish ESG-ranked portfolios, best-in-class.	62
2.15	Descriptive statistics for the Scandinavian ESG-ranked portfolios, January 2011-December 2020.	63
2.16	Multifactor regression results for the Scandinavian ESG-ranked portfolios.	64
2.17	Descriptive statistics for the Scandinavian ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.	65
2.18	Multifactor regression results for the Scandinavian ESG-ranked portfolios, best-in-class.	65
2.19	Average risk premiums for the Norwegian individual stocks.	66
2.20	Average risk premiums for the Swedish individual stocks.	67
2.21	Average risk premiums for the Danish individual stocks.	68
2.22	Average risk premiums for the Scandinavian individual stocks.	69

Kappe

1 Innledning

I dette kapitlet vil jeg presentere bakgrunnen for oppgaven, oppgavens problemstilling og oppgavens struktur. Kapitlet skal være med på å introdusere og forklare bakgrunnen for valg av problemstilling og gi en forståelse av hvorfor dette er et tema som er viktig å belyse. Innledningen vil være en introduksjon til senere kapitler og består av tre delkapitler.

1.1 Bakgrunn for valg av oppgave

Dagens samfunn er sterkt preget av behovet for bærekraft og miljøvennlighet. Dette har ført til endring i kriterier som hensyntas når investorer setter sammen sin portefølje, og man ser en økende trend hvor flere er villige til å inkludere sosiale og etiske betraktninger i sin beslutningsprosess. Målet til selskapene er ikke lenger bare profittmaksimering, men mange kan også føle et sterkt press for å inkludere både sosiale og etiske faktorer. Dette er fordi disse faktorene potensielt kan påvirke både prisen og avkastningen til selskapene, og dermed påvirke den langsiktige ytelsen. Det økte fokuset på miljømessige, samfunnsansvarlige og etiske faktorer er kjent som sosialt ansvarlige investeringer. Sosialt ansvarlige investeringer har videre ført til grønne investeringer som benytter såkalte ESG-faktorer. Grønne investeringer har blitt mer attraktivt med årene som en følge av den økte bevisstheten, noe som har ført til at dette temaet har blitt svært attraktivt å forske på.

I løpet av de siste årene har det vært mye forskning på forholdet mellom bærekraftige investeringer og den finansiell ytelsen. De ulike studiene er gjennomført for individuelle markeder, på flere markeder samtidig og i ulike tidsperioder. Tidligere forskning har vært motstridende, noe som kan være forårsaket av forskjeller i metodikk, investeringshorisont, sammenligningsmetoder og valg av finansielle og bærekraftsmessige resultatindikatorer. En rekke empiriske studier har gitt bevis på et positivt forhold, mens andre gir bevis på et negativt forhold eller et fraværende forhold mellom de to faktorene. Det er også noen forskere som finner at forholdet forsvinner over tid. Videre er det få studier som vurderer ytelsen ved å uttrykkelig benytte en utvelgelse av aktiva basert på miljømessige utvelgelseskriterier.

Grunnet den økende interessen rundt grønne investeringer ønsker jeg å bidra til eksisterende litteratur med en studie av det norske-, svenske-, danske- og Skandinaviske markedet i tidsperioden 2011-2020. Jeg vil ta for meg forholdet mellom sosialt ansvarlige investeringer og den finansielle ytelsen ved å konstruere ulike porteføljer basert på en positiv screeningsteknikk. Porteføljekonstruksjonen vil være basert på selskapenes sensitivitet til det valgte ESG-målet, hvor fokuset vil være på porteføljene bestående av selskapene som er henholdsvis mest og minst sensitive. På bakgrunn av dette ønsker jeg å besvare om sosialt ansvarlige investeringer fører til signifikant forskjellig avkastning sammenlignet med mer tradisjonelle investeringer. Robustheten til resultatene vil testes ved å benytte ulike holdeperioder, delperioder, ulik vektning og screeningsteknikken best-i-klassen. Avslutningsvis utføres en analyse for å teste hvorvidt ESG-faktoren er priset i markedet.

1.2 Formål og problemstilling

Formålet med denne studien har vært å forske på hvorvidt bærekraftige investeringer fører til signifikant forskjellig avkastning sammenlignet med mer tradisjonelle investeringer i det norske-, svenske-, danske- og Skandinaviske markedet. De bærekraftige selskapene vil velges basert på den valgte screeningsteknikken og sensitiviteten til det valgte ESG-målet.

Dette har gitt meg følgende problemstilling:

Vil Skandinaviske selskap med høy rangering basert på det valgte ESG-målet, generere høyere risikojustert avkastning enn selskap med lav rangering?

For å besvare problemstillingen vil jeg rangere alle selskapene på Oslo Børs, Nasdaq Stockholm og Nasdaq Copenhagen. Dette vil gjøres for hvert enkelt land individuelt, i tillegg til en rangering basert på det Skandinaviske markedet som en helhet. Videre vil porteføljer med ulik vektning konstrueres ved å velge ut 20% av selskapene som har høyest rangering, og 20% av selskapene som har lavest rangering. For å evaluere ytelsen til porteføljene vil jeg benytte en faktormodell, for å teste hvorvidt porteføljene bestående av selskapene med høy rangering gir signifikant forskjellig

avkastning relativt til porteføljene bestående av selskapene med lav rangering. For å utføre analyser fra flere ulike perspektiv vil jeg benytte en tverrsnittsregresjon for å teste hvorvidt ESG-faktoren er priset i markedet.

1.3 Oppgavens struktur

Oppgaven er delt inn i en kappe og en vitenskapelig artikkel. Kappen starter med et innledningskapittel som redegjør bakgrunnen for valg av tema og problemstilling. I kapittel 2 vil jeg presentere eksisterende litteratur på området, før jeg i kapittel 3 skal legge det økonomiske rammeverket for oppgaven. Den økonomiske teorien som presenteres i dette kapittelet er teori jeg anser som nødvendig for å få sentral kunnskap og forståelse av oppgaven. Videre i kapittel 4 beskrives datasettet og de finansielle variablene benyttet i studien. Avslutningsvis i kapittel 5 beskriver metoden som benyttes for gjennomførelse av studiet. Etter kappen følger den vitenskapelige artikkelen som er skrevet på engelsk, med et mål om å komprimere innholdet og publisere arbeidet etter sensur. Den vitenskapelige artikkelen starter i kapittel 1 med en kort introduksjon om tema. Kapittel 2 og 3 er tilsvarende data og metode beskrevet i kappen. Videre presenterer kapittel 4 de empiriske funnene og kapittel 5 konkluderer og gir anbefalinger for videre forskning.

2 Teoretiske og empiriske bidrag fra litteraturen

Jeg vil i dette kapitlet gjennomgå både teoretiske og empiriske bidrag fra litteraturen som vil danne grunnlaget for oppgaven.

Selskap og individer har med årene fått økt bevissthet for miljømessige og etiske utfordringer, som i stor grad påvirker deres beslutninger og handlinger. Dette har ført til endring i kriterier som hensyntas når investorer setter sammen sine porteføljer. Verden kan sies å være i et grønt skifte, hvor miljøvennlighet og ansvarlighet er blitt svært sentralt. Dette fører til et skifte av fokus fra profittmaksimering alene, til et fokus hvor både profittmaksimering og bærekraft er i sentrum. Et fokus på bærekraft innebærer at man også hensyntar sosiale og etiske faktorer. Disse faktorene vil potensielt virke inn på både pris og avkastning, og dermed påvirke den langsiktige ytelsen til selskapene. Den økende populariteten til bærekraftige investeringer har vekket akademikernes interesse for å undersøke de underliggende årsakene som potensielt kan forklare effekten av slike investeringer på ytelsen.

Bærekraft er et bredt begrep og vektlegger hele verdikjeden til selskapet. For å definere bærekraftige selskap er det mange som benytter seg av den tredelte bunnlinjen. Dette er et rammeverk som forsøker å måle selskapenes nivå av forpliktelse til samfunnsansvar og innvirkningen på miljøet over tid. Hovedfokus er på mennesker, planeten og profitt. Alle disse tre fokusområdene er viktige både for selskapet selv, forbrukerne og miljøet. De tre ulike funksjonene i bunnlinjen er avhengige av hverandre, og alle er like viktige. Med profitt henvises det til et langsiktig perspektiv som skal skape økonomisk verdi. Fokus på planeten skal sikre det miljømessige eller økologiske perspektivet, hvor man kontinuerlig skal søke etter forbedringer. Den siste delen av den tredelte bunnlinjen består av menneskene, hvor man vektlegger det menneskelige aspektet (Rothaermel, 2016, s. 160).

Endringene i investorenes beslutningskriterier har ført til en økning i sosialt ansvarlige investeringer (SRI). Ifølge Barnett og Salomon (2006) er SRI en strategi hvor man velger aksjer på grunnlag av miljømessige, sosiale og etiske faktorer. Gjennom bevisste investeringsvalg vil investoren forsøke å oppnå langsiktig konkurransedyktig avkastning, samtidig som man bidrar til positive samfunnseffekter. Dette har videre ført til bærekraftige- eller grønne investeringer, som fokuserer på miljømessige, samfunnsmessige og selskapsstyrings (ESG) faktorer. Den økte interessen for bærekraftige investeringer har gitt en svært god posisjonering for bærekraftige selskap, hvor flere av de bærekraftige selskapene hadde en kraftig utvikling i finansmarkedene i 2020. Det ble derfor hevdet at man kunne se tegn til en boble (Nordnet.no, 2020), som viste seg å sprekke tidlig i 2021. En av de største utfordringene for bærekraftige investeringer er mangelen på en fullstendig og ensartet definisjon (Davidson, 2016), noe som gjør det til en subjektiv vurdering for investorer. Generelt refererer bærekraftige investeringer til å skapelsen av sosial- og økologisk verdi, sammen med økonomisk verdi i finansielle modeller, produkter og markeder, samtidig som man tilpasser investorer til deres bærekraftige investeringsmål (Gregory, Stead og Stead, 2020). Investeringene fokuserer ofte på selskap som bruker ressursene til fordel for samfunnet, som bidrar til reduserte utslipp, bruker alternative energikilder og produserer naturlige produkter. Dette er selskap som ser klimautfordringene og bidrar til omstilling. Her finner man blant annet elbilselskaper og aktører innen fornybar energi. Keefe (2007) definerer bærekraftige investeringer som en integrasjon av ESG-faktorer inn i finansiell analyse- og beslutningstaking, og argumenterer for at bærekraftige investeringer og sosialt ansvarlige

investeringer er ulikt. Forskjellen er at samfunnsansvarlige investeringer investerer ut fra sosiale og ikke-økonomiske retningslinjer.

Ifølge litteraturen kan motivasjonen for bærekraftige investeringer være både økonomisk og ikke-økonomisk (Beal, Goyen og Phillips, 2005; Hong og Kostovetsky, 2012). Investorer kan benytte bærekraftige investeringer som en alternativ kilde til å håndtere risiko og maksimere avkastning. Tidligere forskning demonstrerer at selskap med sosial- og bærekraftig praksis har signifikant lavere kapitalkostnad, noe som bidrar til økt avkastning (Borhesi, Houston og Naranjo, 2014; Crifo og Forget, 2015; Gregory, Stead og Stead, 2020). En slik praksis kan også potensielt bidra til en forbedring av selskapets rykte, noe som kan føre til et konkurransefortrinn og bidra til høyere avkastning (Aguirre og Ibikunle, 2014; Ibikunle og Steffen, 2017). Et ytterligere argument er at slike investeringer kan fungere som en forsikring i dårlige tider (Lins, Servaes og Tamayo, 2017). Maiti (2020) understreker den viktige rollen ESG-faktoren har for å forutsi avkastning, og burde derfor ikke ignoreres når man tar investeringsbeslutninger. Videre vil investorer som investerer grønt anses som etiske, fordi de hensyntar hvordan avkastningen skapes. De har et bredere fokus hvor man hensyntar både aksjonærene og andre interessenter som kunder, ansatte og samfunnet. På den andre siden er det mange selskap som føler et press fra politikere, regulatorer, interessegrupper og investorer for å være både samfunnsbevisst og miljøansvarlig. Investeringene kan derfor gjøres for å unngå høyere kostnader og andre ulemper som reduserte markedssandeler. Økte kostnader kan komme blant annet av økte skatter, handelsbegrensninger og bøter. Selskap som tar hensyn til sosiale bekymringer kan derfor oppleve mindre grad av rettsforfølgelse og mer stabile forhold til lokalsamfunn og myndigheter (Innes og Sam, 2008; Maxwell, Lyon og Hackett, 2000; McGuire, Sundgren og Schneeweis, 1988). Risiko handler derfor ikke lenger kun om å tape penger (Covin og Miles, 2000; Klassen og McLaughlin, 1996). Videre når selskap blir mer velstående og dermed mer fremtredende, kan eksterne forventninger om deres raushet eskalere, noe som fører til økt press. På bakgrunn av det ovennevnte er det ingen ensartede konklusjoner når det gjelder hvilke motiver som er årsaken til bærekraftige investeringer. I følge Winegarden (2019) burde det bemerkes at uansett om en ESG-strategi slår en bred indeks eller ikke, vil individuelle investorer som bryr seg om sosiale og miljømessige utfordringer prioritere disse bekymringene ovenfor ren finansiell avkastning.

Tidligere forskning har vært motstridende med hensyn til forholdet mellom sosialt ansvarlige- og bærekraftige investeringer og den finansielle ytelsen. Griffin og Mahon (1997) og Ullman (1985) trekker frem at de motstridende resultatene i tidligere forskning i hovedsak er knyttet til forskjeller i metodikk og valg av økonomiske og miljømessige ytelsesindikatorer. Videre viste Eccles og Viviers (2011) at konklusjonen vil avhenge av forskningsområde, region og tidshorisont. Konklusjonen kan også påvirkes av såkalt grønnvasking, hvor selskap hevder å være mer bærekraftige enn det de i realiteten er. Det eksisterer både teoretiske og empiriske grunner til denne mangelen på konsensus. Blant de teoretiske bidragene finner vi forskere som beskriver at det er mulig å “gjøre det bra” samtidig som man “gjør det godt”, og at sosialt ansvarlige investeringer kan føre til høyere risikojustert avkastning. Noen hevder at ESG investeringer kan være mer lønnsomme enn “vanlige” investeringer, og derfor at det ikke er noen ekstra kostnad knyttet til en slik investeringsstrategi (Kempf & Osthoff, 2007; Halbritter og Dorfleitner, 2015; Taylor, Vithayathil and Yim, 2018). Videre argumenterer Freeman og Evan (1990) at fokus på miljø og god praksis kan forbedre ytelsen ved å bidra til økt effektivitet, kostnadseffisient bruk av ressurser og generere nye markedsmuligheter, noe som videre åpner opp muligheter for et konkurransefortrinn. Det er her verdt å nevne at virkningene av bærekraftige handlinger vanligvis ikke er umiddelbare, som kan kreve at selskapene har en langsiktig orientering for å produsere fordeler (Li, Novy-Marx og Velikov, 2017). Kumar m.fl. (2016) er blant forskerne som hevder at aksjenes ytelse er nært relatert med ESG-faktorer. Dette fører til en redusert finansiell risiko, som gir en høyere risikojustert avkastning. I Beurden og Gössling (2008) sin litteraturgjennomgang finner de bevis på en positiv korrelasjon mellom bedriftens sosiale og økonomiske resultater, mens King og Lenox (2001) finner en sammenheng mellom lavere forurensning og høyere økonomisk verdsettelse. Dette resultatet støttes opp av både Montabon, Sroufe og Narasimham (2007) og Eccles, Ionnou og Serafeim (2014). Førstnevnte finner et forhold mellom miljøledelsespraksis og ytelse basert på bedriftsrapporter, mens sistnevnte finner at selskap med bærekraftig praksis har bedre ytelse sammenlignet med sine motparter, uavhengig av om de følger annen praksis eller har en annen investorbase. Dersom det viser seg å være et positivt forhold mellom bærekraftige investeringer og den finansielle ytelsen, kan bedrifter bli overtalt til å handle mer samvittighetsfullt, og vil derfor ønske å rydde opp i sin egen tvilsomme oppførsel (Campbell, 2006).

På den andre siden demonstrerer Sharpe (1964) at en portefølje som kun inkluderer noen av de tilgjengelige investeringene, ikke kan gi høyere risikojustert avkastning enn porteføljer som benytter alle de tilgjengelige investeringene. Det antas derfor at disse porteføljene er mindre effisiente og bærer høyere risiko, som er knyttet til at diversifiseringsmulighetene blir redusert. Dette støttes opp av forskere som hevder at en begrensning av investeringsuniverset

har negativ påvirkning på risikojustert avkastning (Barnett og Salomon, 2006; Renneboog, Ter Horst og Zhang, 2008). Bauer, Koedijk og Otten (2005) hevder at dersom bærekraftige selskap øker aksjeprisen langt over grunnleggende verdi, vil man få en overprising av aksjene. Dette burde føre til lavere forventet avkastning relativt til tradisjonelle investeringer. Denne hypotesen stemmer godt overens med utvidelsen av kapitalverdimodellen til Merton (1987), som tilsier at markedsporteføljen er den optimale risikofylte porteføljen. Adler og Kritzman (2008) hevder at sosialt ansvarlige investeringer øker kostnadene, fordi man ikke blir tilstrekkelig kompensert av høyere avkastning. De økte kostnadene kommer hovedsakelig som følge av høyere produksjonskostnader og innovative teknologikostnader. Dette indikerer at investorer må betale en premie for etiske valg, noe som gjør investeringene mindre finansielt attraktive. Cornell og Damodaran (2020) finner at handlinger tatt for å forbedre ESG-rangeringen må føre til enten høyere kontantstrøm eller lavere risiko for å øke selskapets verdi, og at det er en sannsynlighet for at det å være god kan gi lavere verdi for enkelte selskap. Videre mener Kurtz (1997) at slike investeringer kan tenkes på som en trade-off mellom fordelene og kostnadene ved diversifisering. En slik investeringsstrategi må derfor balansere høyere avkastning mot nivået på de sosialt ansvarlige investeringene.

Det er en rekke metastudier som er blitt gjennomført i et forsøk på å få et bedre bilde av koblingen mellom bærekraft og finansiell ytelse. Metastudier utført av Margolis, Elfenbein og Walsh (2009) og Orlitzky, Schmidt og Rynes (2003) tok for seg henholdsvis 167 og 52 empiriske studier, hvor begge fant bevis på et lite positivt forhold mellom finansiell ytelse og sosial ytelse. Margolis, Elfenbein og Walsh (2009) understreker at ny informasjon om selskapets sosial ytelse kan tolkes som en indikator på kvalitet på ledelsen, lovnad om høyere eller lavere kostnader pådratt seg fra andre interessenter eller som en større forsikring mot negative hendelser (Freedman & Stagliano, 1991; Pelozo, 2006). Videre utvider Allouche og Laroche (2005) studien til Orlitzky, Schmidt og Rynes (2003) og tok for seg 82 empiriske studier, hvor de finner en sterk sammenheng mellom de to faktorene. Fulton, Kahn og Sharples (2012) analyserer over 100 empiriske studier og finner at ytelsen til SRI fond generelt er nøytral. Ved screening for ESG-rangering finner de at 89% av studiene viser bedre ytelse. Det understrekes at faktorene styresett og miljø- og sosiale faktorer er de viktigste, som er støttet opp av studien til Han, Kim og Yu (2016). I en nyligere metastudie utført av Friede, Busch og Bassen (2015) på 2200 empiriske studier fra 1970 til 2015, finner de at den største andelen rapporterer et positivt forhold mellom de to faktorene. Studien konkluderer med at forholdet mellom ESG og bedriftens ytelse er positivt på bedriftsnivå og nøytralt eller blandet på porteføljenivå. Som en oppsummering av metastudiene, avslører de ulike hendelsene og mellomliggende variablene hvor komplekst forholdet mellom bærekraft og finansiell ytelse kan være, og hvor vanskelig det er å måle og vurdere dette forholdet. Videre bidrar de blandede funnene som blir rapportert til å komplisere innsatsen ledere og akademikere gjør for å identifisere resultatene av samfunnsansvar.

Det er også noen tidligere studier som har benyttet eventstudier for å analysere effekten av aksjemarkedets reaksjoner for ESG hendelser. Jacobs, Singhal og Subramanian (2010) analyserer aksjemarkedets reaksjoner etter kunngjøring av blant annet miljøinitiativer, miljøstrategier, frivillige utslippsreduksjoner og miljøvennlige produkter. De finner for det meste ikke-signifikante resultater, mens de for miljøstrategier finner signifikant positiv avkastning. Mitsuyama og Shimizutani (2015) tar for seg aksjemarkedets reaksjoner for selskap som i fremtiden ønsker å gjøre en seriøs innsats til fordel for ESG-aspekter. Deres funn indikerer lite bevis på en positiv og betydelig endring i aksjekurs til en slik annonsering. Videre tar Krüger (2015) for seg over 2000 hendelser, og finner en negativ respons til både negative og positive ESG hendelser. I motsetning til dette finner Flammer (2013) og Klassen og McLaughlin (1996) en positiv reaksjon til positive ESG-hendelser. En nyere studie utført av Capelle-Blancard (2019) tar for seg 33 000 hendelser, og finner i gjennomsnitt at selskap som står ovenfor negative hendelser har et fall i markedsverdien på 0.10%, mens selskap ikke tjener noe på positive kunngjøringer. Resultatene deres indikerer også at sektorens omdømme demper tap. Avslutningsvis for eventstudiene som tar for seg koblingen mellom sosial ytelse og finansiell ytelse er det verdt å nevne at denne metodologien har blitt kritisert (McWilliams og Siegel, 1997). Dette skyldes at de bruker lange tidsperioder, som introduserer muligheten for at det er andre hendelser som forårsaker bevegelser i aksjeprisen.

En rekke studier tar for seg forholdet mellom den finansielle ytelsen og bærekraftige ytelsen, men langt færre studier vurderer ytelsen ved å uttrykkelig benytte en utvelgelse av aktiva basert på miljømessige utvelgelseskriterier. Dette gjelder både for forskning på bærekraftige indekser, obligasjoner, fond og aksjer. En stor andel av den empiriske forskningen knyttet til bærekraftige investeringer tar for seg ytelsen til bærekraftige obligasjoner eller bærekraftige aksjefond. Auer og Schuhmacher (2016) poengterer at en evaluering av effekten av å inkorporere sosial screening for å analysere ytelsen til bærekraftige fond har noen begrensninger. Begrensninger kommer av at resultatene vil være påvirket av både direkte og indirekte kostnader knyttet til forvaltningshonoraret (Hvidkjær, 2017), samt ikke-kvantifiserbare aspekter som forvaltningsferdigheter og screeningmetoder. En ytterligere begrensning kommer av at

det er gitt bevis for at merket “sosialt ansvarlig” kan være mer en markedsføringsstrategi for å tiltrekke seg kapital, og dermed er det ingen garanti for at fondet virkelig er samfunnsansvarlig. I studien til Utz og Wimmer (2014) finner de at bærekraftige fond i gjennomsnitt ikke består av flere etiske aksjer sammenlignet med konvensjonelle fond. Dette argumentet forsterkes av studien til Humphrey, Warren og Boon (2016), som finner at SRI-fond og konvensjonelle fond ikke er så forskjellige. Som et resultat av dette og fraværet av en ensartet definisjon på samfunnsansvarlige- og bærekraftige investeringer, blir det tvilsomt om SRI-produkter i det hele tatt er egnet for å undersøke sammenhengen mellom den sosiale og økonomiske ytelsen. I denne sammenheng tillater ESG-rangeringer en mer hensiktsmessig tilnærming, ettersom de gir et direkte mål på den sosiale ytelsen på et bedriftsnivå. Videre kan dette bidra til en mer presis forståelse av hvordan bærekrafts aspektet påvirker selskapenes avkastning. Nelson (2018) argumenterer likevel med at problemet med grønnvasking kan oppstå, på bakgrunn av de varierende metodologiene som benyttes av ESG-rangeringsbyråer. I tillegg ser ESG data bakover, er ofte selvrapportert og ikke standardisert. En slik inkonsistens kan resultere i at samme selskap får ulik rangering fra ulike byråer, som videre kan påvirke resultatet i studiet.

For litteraturen som tar for seg bærekraftige fond, er det gjort studier i flere ulike markeder. Studiene gir motstridende resultater. Noen forskere gir bevis på et negativt forhold mellom bærekraftige investeringer og finansiell ytelse, relativt til tradisjonelle investeringer. Blant disse finner man Chung, Nelson og Witte (2012) og Nofsinger og Varma (2014) som studerer ytelsen til bærekraftige fond i USA. Begge studiene finner at de bærekraftige fondene har gitt lavere risikojustert avkastning sammenlignet med tradisjonelle fond. Videre tar Nofsinger og Varma (2014) for seg kriseperioder, hvor de konkluderer med at bærekraftige fond som fokuserer på ESG-faktorer gjør det signifikant bedre enn konvensjonelle fond. Dette resultatet støttes opp av studien til Becchetti m.fl. (2015). På bakgrunn av dette hevdes det derfor at naturen til ESG investeringer reduserer nedsiderisikoen, og at dette går på bekostning av dårligere ytelse i normale tider. Det konkluderes med at det asymmetriske avkastningsmønsteret skyldes at ESG-fondene benytter en positiv screeningsteknikk. En lignende studie gjennomført av Silva og Cortez (2016) tar for seg ytelsen til bærekraftige fond i USA og Europa og får samme resultat som de ovennevnte. Det antydes at fremtiden til bærekraftige investeringer vil være avhengig av muligheten til å levere konkurransedyktig avkastning. Videre tar Chatterjee (2018) for seg 73 amerikanske fond og deler de inn i tre grupper basert på ESG rangering. Han finner at fondene som har lavest og middels ESG rangering gjøre det bedre enn de med høy ESG rangering. Han finner også bedre risikojustert avkastning ved markedsnedgang. Studien til Nofsinger og Varma (2014) ble bygget videre på av Lesser, Rößle og Walkshäusl (2016) som også tar for seg internasjonale fond. De konkluderer med at de bærekraftige fondene ikke gjør det bedre uavhengig av markedssituasjon, og at resultatene til Nofsinger og Varma (2014) ikke er overførbare til internasjonale markeder.

På en annen side er det flere forskere som finner en positiv kobling mellom bærekraftige investeringer og finansiell ytelse i normale tider. En tidlig studie utført av Mallin, Saadouni og Briston (1995) fant at etiske fond gjorde det bedre enn ikke-etiske fond. Videre tar Kumar m.fl. (2016) for seg selskapene som er inkludert i Dow Jones Sustainability Index, og sammenligner disse med de amerikanske selskapene som ikke er inkludert. For å eliminere skjevheter fra industrifordeling konstruerer de tolv industrispesifikke porteføljer. De finner at åtte av ESG-gruppene hadde bedre avkastning, hvor disse totalt for alle de tolv gruppene hadde 6.12% høyere avkastning i gjennomsnitt. Verheyden, Eccles og Feiner (2016) finner i sin studie risikojustert meravkastning for tre av de fire konstruerte ESG-porteføljene relativt til porteføljenes benchmarks. Ytterligere studier av Briec og Kerstens (2009) og Ito, Managi og Matsuda (2013) tar for seg USA og Europa og finner at SRI fond gjorde det bedre sammenlignet med konvensjonelle fond.

I tillegg til de ovennevnte studiene, finner man også en rekke empiriske studier gjennomført i ulike markeder som viser at ytelsen ikke er signifikant forskjellig (Bauer, Derwall og Otten, 2007; Cortez, Silva og Areal, 2008; Mill, 2006; Scholtens, 2005). En nærliggende studie er studien til Steen, Moussawi og Gjolberg (2020) som tar for seg forholdet mellom ESG-rangering og ytelsen til 146 fond som er kategorisert som norske. I deres studie finner de ingen signifikante forskjeller mellom selskapene som får henholdsvis høy og lav rangering basert på deres ESG-kriterie gitt av Morningstar. De finner heller ingen unormal risikojustert avkastning. Videre deler de studien opp i geografiske områder, og finner at europeiske fond har høyere avkastning og positiv meravkastning for selskapene som er sensitive for ESG-faktoren. De finner også at selskapene som har økt rangering mest, har positiv meravkastning. Dette tilsier at momentum effekten eksisterer for ESG-faktorer og at selskapene burde jobbe for forbedret rangering. Det er verdt å bemerke at fondene har tilhørighet til Norge, men at dette ikke begrenser deres geografiske investeringsområde. Auran og Kristiansen (2016) studerer forholdet mellom Morningstars Sustainability Rating og risikojustert ytelse, for fond som har minst 50% av verdien investert i det Europeiske marked. De benytter seg også av rangering for konstruksjon av porteføljer, hvor den første porteføljen består av 10% av selskapene med høyest ESG rangering, mens den siste

porteføljen består av 10% av selskapene med lavest ESG rangering. De finner ingen bevis på signifikant forskjellig avkastning mellom porteføljene. Som en oppsummering av det enorme antallet studier som tar for seg fond, kan man si at disse ikke kan gi noen endelig konklusjon, da alle forholdene er støttet opp av ulike studier hvor ulike tidsperioder og markeder er betraktet. Videre tilbyr Renneboog, Ter Horst og Zhang (2008) en omfattende gjennomgang av litteraturen om SRI.

For aksjemarkedet er det også langt færre studier som benytter miljømessige utvelgelseskriterier for å velge de mer miljøvennlige investeringene. De fleste av disse studiene definerer bærekraftige selskap utelukkende kun basert på den bærekraftige screeningen, som ofte er basert på sosiale rangeringer tilbudt av spesialiserte rangeringsbyråer. For litteraturen på dette området finner man også motstridende resultater. Diltz (1995) tar for seg det amerikanske markedet og benytter flere ulike screeningsteknikker. Ved å benytte en positiv screeningsteknikk finner han en forbedret ytelse i perioden 1989 til 1991. I motsetning til Diltz (1995) finner Guerard (1997) ingen signifikant avkastningsforskjell mellom porteføljen basert på en positiv screeningsteknikk og porteføljen som ikke benytter noen screeningsteknikk i tidsperioden 1987 til 1994. Videre tok Kempf og Osthoff (2007) for seg aksjedata fra S&P 500 og DS 400 i perioden 1992 til 2004. Resultatene deres viste at man oppnådde signifikant positiv meravkastning ved å velge en positiv eller best-i-klassen screeningsteknikk. Meravkastningen utgjorde en alfaverdi tilnærmet opp mot 8,7% per år. Ved å benytte en negativ screeningsteknikk fikk de ikke samme resultat. Resultatet bekreftes av Statman og Glushkov (2009) som benytter data i perioden 1992 til 2007. Begge de to sistnevnte studiene bekrefter også at porteføljer som baserer seg på fellesskap og forhold mellom ansatte gir høyest avkastning, mens mangfold, miljø, produkter og menneskerettigheter ikke ser ut til å påvirke avkastningen. En ytterligere studie utført av Lee, Faff og Rekker (2013) benyttet KLD rangeringsdata for amerikanske selskap og en positiv screeningsteknikk for å konstruere porteføljer. De finner ingen signifikant forskjell i risikjustert ytelse mellom de to porteføljene. Dette resultatet støttes opp av Halbritter og Dorfleitner (2015) som tar for seg amerikanske selskap i tidsperioden 1991 til 2012. Resultatene deres antyder at investorer ikke lenger bør forvente unormal avkastning ved å kjøpe mer sensitive aksjer og selge mindre sensitive aksjer med hensyn til ESG-aspekter.

Det er flere forskere som støtter opp resultatene til Halbritter og Dorfleitner (2015), ved at man ikke lenger burde forvente positiv meravkastning ved å investere i bærekraftige selskap. Bebchuk, Cohen og Wang (2013) finner signifikant positiv meravkastning for SRI i USA fra 1990 til 1999, men som viser seg å være ikke-signifikant fra 2000 til 2008. Studiet finner derfor at den korresponderende feilprisingen av sosialt ansvarlige selskap har forsvunnet over tid, og hevder at dette skyldes markedsaktører som er blitt mer opplyste. Dette er en påstand som støttes opp av studien til Borgers m.fl. (2013) som konstruerte en interessent-forholds indeks (SI) og fant at indeksen var positivt assosiert med langsiktig risikjustert avkastning, avkastning på inntjening og feil i analytikernes inntjeningsprognoser i perioden 1992 til 2004, hvorav den positive assosiasjonen ble betydelig redusert når kunnskapen til investorene på området økte. Dette samsvarer med ideen om at økt kunnskap til slutt eliminerer feilprising. Videre hevdes det at ESG-investeringsstrategier har blitt utkonkurrert av markedet, og at tidligere fordeler knyttet til en slik strategi ikke lenger eksisterer (Taylor, Vithayathil and Yim, 2018).

To svært nye studier er gjennomført av Su (2020) og Pyles (2020). Su (2020) tar for seg det kinesiske aksjemarkedet med et datasett som strekker seg fra 2012 til 2017. Han finner i sin studie at bærekraftige selskap gjorde det signifikant dårligere relativt til mer tradisjonelle selskap. Dette indikerer at investorer må betale en premie for å investere grønt i det kinesiske aksjemarkedet. Han finner også at bærekraftige aksjer har større nedsiderisiko, mens oppside risikoen er den samme som de tradisjonelle aksjene. Videre benytter Pyles (2020) markedsdata fra Bloomberg i perioden 2011 til 2017. Resultatene deres viser at porteføljene konstruert ved positiv screeningsteknikk av Bloomburghs ESG-rangering gjør det dårligere sammenlignet med porteføljene med selskap som har lav score. Han finner også at større bedrifter med lavere lønnsomhet og høyere utbytte har høyere ESG-rangering, som normalt reduserer markedsgevinstene. Resultatene foreslår derfor at en positiv screeningsteknikk ikke er en strategi som øker verdi.

Cohen, Fenn og Konar (1997) konstruerte industri-balanserte porteføljer med ulik karakteristikk knyttet til bærekraftsansvar. De fant i sin studie at det ikke var noen forskjell mellom selskap som forurenser mindre og de som forurenser mer. På en annen side, finner Yamashita, Sen og Roberts (1999) at porteføljen med bærekraftig selskap gjorde det signifikant bedre enn porteføljen med selskapene som var minst bærekraftige. Derwall m.fl. (2005) sin studie benyttet data fra 1995 til 2003 og screeningsteknikken best-i-klassen. Her fikk de samme resultat som Kempf og Osthoff (2007) for porteføljer som var mer "øko-effisiente", relativt til porteføljer som var mindre "øko-effisiente". Videre tok studiet deres for seg ulike faktorer som kunne påvirke meravkastningen. De fant her at type investeringsstil, industri-skjevheter og sensitivitet i markedet ikke kunne forklare resultatene. En ytterligere studie er gjennomført av Cunha m.fl. (2019),

som også benyttet seg av screening basert på best-i-klassen. Denne studien benytter derimot et bredere ESG-kriterie og tar for seg Asia, Europa, utviklede markeder og USA. Resultatene deres tilsier at ytelsen til bærekraftige investeringer er heterogen, men antyder muligheter i fremtiden for å oppnå meravkastning i visse regioner.

I tillegg til de ovennevnte studiene, er det flere studier som analyserer bærekraftige investeringer ved å benytte en negativ screeningsteknikk. I finansiell litteratur hevdes det avkastningen til selskap basert på en negativ screeningsteknikk er høyere enn for mer tradisjonelle selskap i en rekke internasjonale markeder (Fabozzi, Ma and Oliphant., 2008; Filbeck, Holzauer og Zhao, 2014; Trinks og Scholtens, 2015). Hong og Kacperczyk (2009) finner i sin studie av det amerikanske markedet i perioden 1926 til 2006, at aksjer basert på en negativ screeningsteknikk gir høyere forventet avkastning relativt til mer tradisjonelle aksjer. Dette er konsistent med Merton (1987) som argumenter for at aksjer som er utelatt i et stort segment tenderer til å ha depresierte priser og dermed høyere fremtidig avkastning. Videre hevder Hoepner og Zeume (2013) at dette kan være et resultat av overvektning av små selskap, fremfor et resultat av den negative screeningen. En motsetning til Hong og Kacperczyk (2009) sitt resultat, fremkommer i studien til Hoepner og Schopohl (2016). Denne studien tar for seg ytelsen til norske og svenske aksjer som er ekskludert fra de svenske og norske pensjonsfondene. Her benyttes hovedsakelig en norm-basert screeningsteknikk. Resultatene deres viser at porteføljen med ekskluderte selskap ikke genererer meravkastning.

Mer nærliggende til denne studien er studien til Ziegler, Schröder og Rennings (2007), som tar for seg det Europeiske markedet og konstruerer porteføljer ved basert på en positiv screeningsteknikk. De skiller mellom selskap med god gjennomsnittlig bærekraftig ytelse og selskap med god gjennomsnittlig sosial ytelse. Resultatene indikerer at selskap med god bærekraftig ytelse genererer porteføljeverdi, mens selskap med god sosial ytelse ødelegger porteføljeverdi. Ved å benytte screeningsteknikken best-i-klassen finner de ingen meravkastning. Videre former Boateng (2016) porteføljer ved å benytte en positiv screeningsteknikk med de ti største bærekraftige selskapene i Norden. Ved å vekte selskapene ut fra deres miljøvennlige score fant han signifikant avkastning med Carhart (1997) sin fire-faktormodell. Den bærekraftige porteføljen fant han derfor til å ha høyere avkastning og lavere risiko enn markedsindeks. En annen svært relevant studie er Fiskerstrand m.fl. (2019), som har gjennomført en studie på det norske aksjemarkedet. De finner i sin analyse av bærekraftige investeringer, basert på en positiv screeningsteknikk, at porteføljen med høy ESG-rangering ikke viser noen signifikant forskjellig avkastning fra porteføljen med lav ESG-rangering. De konkluderer basert på markedssensitivitet, investeringsstil og industriskjevhet at det ikke er en kobling mellom ESG og avkastning i det norske aksjemarkedet. De foreslår videre forskning for det norske aksjemarkedet ved å benytte andre metoder for rangering av selskapene og ulike faktorer. Videre foreslår de også bruk av mer regionale faktorer.

Som en oppsummering av studiene som tar for seg aksjer, kan man heller ikke si at disse gir noen endelig konklusjon. De ulike forholdene er støttet opp av studier som tar for seg ulike markeder og tidsperioder, hvor disse studiene også benytter ulike fremgangsmåter, metoder og modeller. Denne artikkelen utfyller tidligere forskning og evaluerer de finansielle konsekvensene av å investere basert på sosiale kriterier i aksjemarkedet i de ulike landene i Skandinavia, samt det Skandinaviske markedet som en helhet. Dette vil danne grunnlaget for fire individuelle analyser og en sammenligning mellom markedene, som kan være av interesse for investorer som fokuserer sine investeringer i det Skandinaviske aksjemarkedet. Det vil også være svært interessant å sammenligne funnene med andre lignende empiriske studier. I neste kapittel vil jeg ta for meg den økonomiske teorien som vil legge grunnlaget for en god forståelse av oppgaven.

3 Økonomisk teori

I dette kapitlet vil jeg legge det økonomisk-teoretiske grunnlaget for oppgaven. Kapitlet er delt opp i syv delkapitler med tilhørende underkapitler som skal redegjøre for teori som vil være relevant og nødvendig for både forståelse og teorianvendelse av problemstillingen. Første delkapittel tar for seg teori knyttet til portefølje og kapitalforvaltning, hvor jeg i neste delkapittel vil ta for meg de mest kjente faktormodellene. Videre går jeg over på faktorinvestering, hvor de mest kjente faktorene som driver avkastning til aktiva vil beskrives. I de påfølgende delkapitlene beskrives det hva en indeks er, ulike beregninger av avkastning og en rekke prestasjonsmål. Siste delkapittel tar for seg teori og beskriver fremgangsmåten knyttet til Fama-MacBeth (1973) to-steps regresjon.

3.1 Porteføljeteori og kapitalforvaltning

Det er bredt akseptert at aktivaallokering står for en stor andel av variabiliteten i avkastningen i en typisk investors portefølje. Derfor er en av de største avgjørelsene for en investor knyttet til konstruksjon av den optimale porteføl-

jen. Aktivaallokeringen benyttes oftest om allokeringen til en rekke større aktivaklasser som aksjer, pengemarkedet, obligasjonsmarkedet, eiendom eller andre aktivaklasser. Dette muliggjør beregningen av den forventede avkastningen på bakgrunn av vektene i de ulike klassene (Sharpe, 1992). Et kriterium for valg av optimal portefølje for rasjonelle investorer innebærer å justere vektene i de underliggende aktivaklassene i en portefølje, slik at man minimerer risikoen samtidig som man maksimerer avkastningen. For å beskrive avkastning benyttes ofte faktormodeller, som kan inkludere flere ulike faktorer som eksempelvis størrelse og tidshorisont.

Ønsket om å fordele investeringene over flere aktivaklasser som reagerer ulikt på endringer i markedsfaktorer legger grunnlaget for risikoreduksjon, også kjent som diversifisering. I følge Cochrane (1999) vil den endelige aktivaallokeringen for en investor avgjøres på bakgrunn av investorens risikovillighet og den valgte tidshorizonten for investeringer.

3.1.1 Moderne porteføljeteori

Markowitz (1952) introduserte teorien om moderne porteføljeteori (MPT). MPT omhandler hvordan risikoaverse investorer kan konstruere porteføljer bestående av flere aktiva, med et mål om å maksimere forventet avkastning for et gitt nivå av markedsrisiko. Man kan også benytte MPT for å minimere risiko for et gitt nivå på forventet avkastning. Dette impliserer at verken risiko eller avkastning skal ses på separat, men skal evalueres ut fra et porteføljeperspektiv ved å se på både den totale risikoen og avkastningen. Dette muliggjorde en beregning av variansen til porteføljen, og beviste videre at det var mulig å fjerne usystematisk risiko ved hjelp av diversifisering.

Basert på MPT, er avkastningen til en portefølje sammensatt av flere aktiva gitt av:

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

Hvor:

$E(r_p)$ = Forventet avkastning for porteføljen p .

w_i = Andel av porteføljen p i aktiva i .

$E(r_i)$ = Forventet avkastning for aktiva i .

Beregning av risiko for en portefølje skjer med utgangspunkt i de enkelte verdipapirs risiko og samvariasjonen mellom de. Risikoen er gitt ved varians og kan uttrykkes på følgende måte:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{i,j} \quad (2)$$

Hvor:

σ_p^2 = Variansen til avkastningen til porteføljen p .

w_i = Vekt aktiva i .

w_j = Vekt aktiva j .

$\sigma_{i,j}$ = Kovariansen mellom aktiva i og j .

Kovariansen er gitt som:

$$\sigma_{i,j} = \rho_{i,j} \sigma_i \sigma_j \quad (3)$$

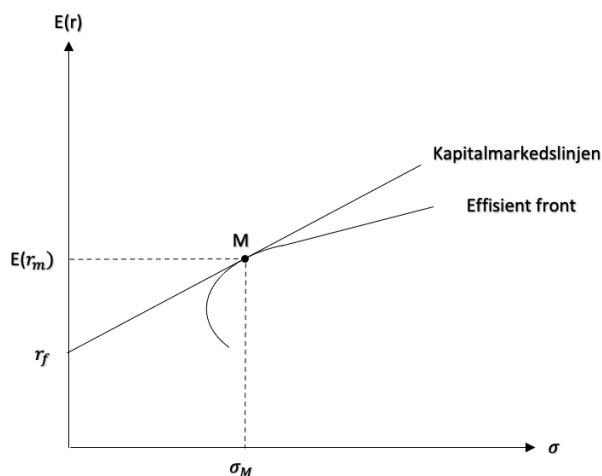
Hvor:

$\rho_{i,j}$ = Korrelasjonen mellom aktiva i og j .

σ_j, σ_i = Standardavviket for henholdsvis aktiva i og j .

Markowitz (1952) muliggjorde ved å vise at risikoen er gitt av variansen, at man kan beregne avkastningen for en portefølje. Ved å løse Markowitz porteføljeallokeringsproblem med ulik forventet avkastning, kan man illustrere de optimale porteføljene langs den effisiente fronten. Kurven kobler alle de varians-minimerende porteføljene, og rasjonelle investorer vil ønske velge porteføljer representert på denne fronten (Brooks, 2019, s. 84). Videre er alle de ulike kombinasjonene av risikofritt aktivum og optimal risikofylt portefølje som er tilgjengelige for en investor, gitt ved kapitalallokeringslinjen (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 169). Det antas i følge Markowitz (1952) at alle investorer optimaliserer porteføljene sine ved hjelp av samme data for å finne optimale risikofylte porteføljer. Gitt at investorene har samme investeringsmuligheter, vil de ende opp med samme kapitalallokeringslinje. Om alle investorer velger samme risikofylte portefølje vil dette være markedsporteføljen, fordi denne er en kombinasjon av alle aktiva. Man får derfor at kapitalallokeringslinjen er kapitalmarkedslinjen (Bodie Kane og Marcus, 2018, s. 278-279). På bakgrunn av dette og vektorer som fremkommer av Markowitz optimaliseringsprosess, vil rasjonelle investorer tilpasse seg i punktet hvor den effisiente fronten og kapitalmarkedslinjen tangerer hverandre. Dette punktet er illustrert i Figur 1.1 og er merket med M .

Figur 1.1: Effisient front og kapitalmarkedslinjen.



Dette innebærer at man gikk over til en ny måte å se aktiva på. Man gikk over fra å se aktiva isolert, til å se de i porteføljesammenheng. Basert på dette ble det konstruert mange nye modeller, blant annet har kapitalverdimodellen sitt opphav basert på denne teorien.

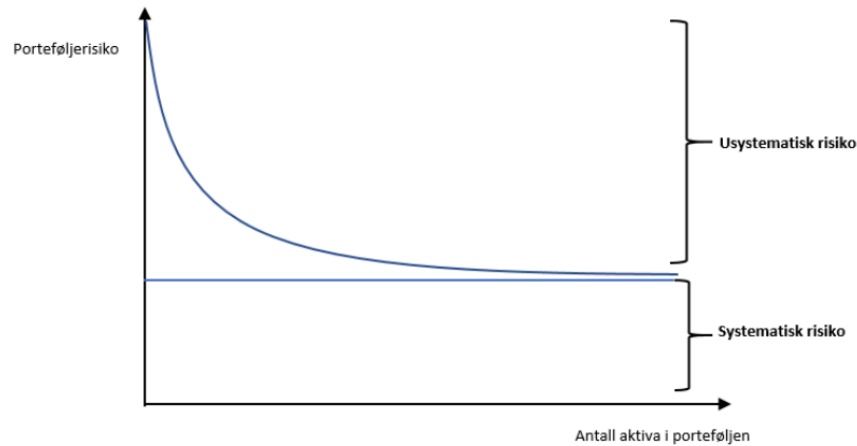
Markowitz (1952) viste at risikoen til porteføljen er gitt av variansen, hvor variansen er gitt av korrelasjonen mellom de ulike aktiva som finnes i porteføljen. Det er korrelasjonen som avgjør muligheten til å oppnå en risikoreduksjon. Korrelasjonskoeffisienten varierer mellom -1 og 1. I teorien, dersom det skulle vise seg å være en perfekt negativ korrelasjon hvor aktiva beveger seg likt i motsatte retninger, vil det være mulig å oppnå en risikofri portefølje. Dette tilsier at aktiva med lav korrelasjon vil kunne redusere risikoen, mens aktiva som har høy korrelasjon vil kunne øke risikoen i porteføljen. I praksis vil det ikke være mulig å eliminere all risiko selv for svært diversifiserte porteføljer.

Figur 1.2 viser sammenhengen mellom antall aktiva i porteføljen og tilhørende risiko. Figuren får frem viktigheten av sammenhengen mellom standardavviket, korrelasjonen og diversifiseringseffekten. Når antall aktiva øker, ser man av figuren en reduksjon i risikoen. Effekten på reduksjon i risiko ved økning i antall aktiva er avtagende. For et gitt antall aktiva vil korrelasjonen kunne redusere risikoen slik at man kun står igjen med den systematiske risikoen. Den systematiske risikoen er andelen av risikoen som ikke kan diversifiseres bort. Moderne porteføljeteori tilsier derfor at det potensielt vil være mulig å eliminere all usystematisk risiko ved aktivavalg. Man kan derfor si at den totale risikoen konvergerer mot den systematiske risikoen (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 254).

3.2 Faktormodeller

Faktormodeller er blitt et viktig konsept i moderne finans. Det var MPT som dannet grunnlaget for utviklingen av flere faktormodeller ved antagelsen om at ulike risikofaktorer påvirker avkastningen. I akademisk finansiell forskning, kan

Figur 1.2: Forholdet mellom antall aktiva og risiko for porteføljen.



faktormodeller beskrives som modeller som forsøker å forklare avkastningen basert på én eller flere risikokilder. Faktormodeller bidrar til en bedre forståelse av hva som driver avkastningen, som videre bidrar til forbedret risikostyring. Jeg vil i dette delkapitlet gjennomgå flere modeller som forsøker å forklare avkastningen. Disse modellene er godt kjent og benyttet mye i finansiell litteratur.

3.2.1 Kapitalverdimodellen

Kapitalverdimodellen (CAPM) har vært revolusjonerende i finans, og er en modell som har blitt benyttet mye for å beregne avkastningskrav. Dette er den mest grunnleggende av de ulike faktormodellene og ble introdusert av Treynor (1962), Sharpe (1964), Lintner (1965) og Mossin (1966) som alle bygde videre på konseptet. Bakgrunnen for teorien for alle de nevnte forskerne var inspirert av Markowitz (1952) og Tobin (1958) sitt rammeverk om diversifisering og moderne porteføljeteorier. De ønsket å finne en teoretisk forklaring på hvorfor en risikopremie eksisterer.

Én-faktormodellen CAPM beskriver forholdet mellom forventet avkastning og risiko, hvor det antas at disse to forholdene har en lineær sammenheng. Avkastningen kan deles inn i en risikofri komponent og en komponent for å bære markedsrisiko. Modellen foreslår at det kun er systematisk risiko som er av betydning (Secru og Uppal, 1995, s. 463). Siden den relevante formen for risiko er systematisk risiko, vil investorer ifølge denne modellen ønske å holde markedsporteføljen. Det relevante risikomålet er bestemt av kovariansen mellom hvert enkelt aktivum og den valgte markedsindeksen.

CAPM er gitt av følgende:

$$E(r_p) = r_f + \beta_p[E(r_m) - r_f] + \varepsilon_i \quad (4)$$

Hvor:

$E(r_p)$ = Forventet avkastning for porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

$E(r_m)$ = Forventet avkastning for markedsporteføljen.

β_p = Sensitiviteten til porteføljens avkastning relativt til markedsporteføljen.

ε_i = Stokastisk feilledd.

Modellen tilsier at forventet avkastning er avhengig av én systematisk risikofaktor. Den forventede avkastningen er derfor lik risikofri rente pluss en risikopremie for markedsrisikoen man påtar seg. Det er i modellen lagt til et feilledd som antas å være null i gjennomsnitt. Feilleddet består av alle andre faktorer som forklarer avkastningen, som ikke er inkludert i modellen. Dette indikerer at modellen ikke fullstendig beskriver avkastningen i alle perioder.

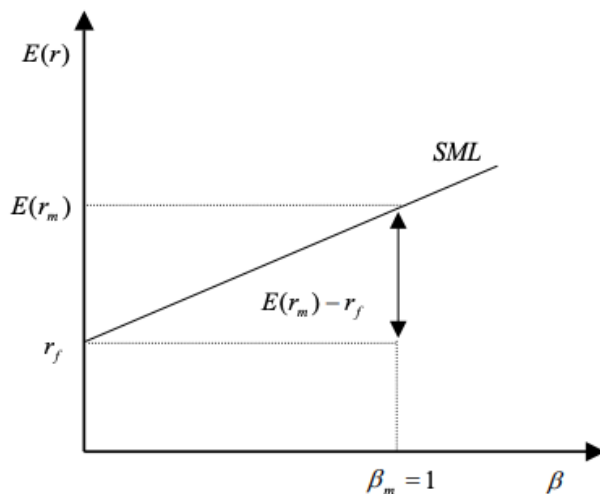
Risikopremien ganges opp med beta, som tilsier at de to faktorene er proporsjonale. Beta sier noe om risikonivået relativt til markedsporteføljen. CAPM hevder at den systematiske risikoen er beregnet som porteføljens bidrag til kovariansen til markedsporteføljen relativt til variansen til markedsporteføljen, og er gitt ved følgende ligning:

$$\beta_p = \frac{\sigma_p \cdot \rho_{p,m}}{\sigma_m} \quad (5)$$

Det er derfor kun én måte å øke den forventede avkastningen på i følge CAPM, som er ved å påta seg høyere risiko i markedet. $[E(r_m) - r_f]$ er markedets risikopremie og forteller hvor mye investoren må kompenseres, i gjennomsnitt, for å påta seg ytterligere risiko. Dette betyr at aktiva med høyere risiko og dermed større usikkerhet, må tilby høyere avkastning for at disse skal bli attraktive for investorene (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 284).

CAPM kan illustreres grafisk ved hjelp av en lineær markedslinje (SML), også kjent som verdipapirmarkedslinjen. Denne linjen viser den forventede avkastning for ulike nivå av systematisk risiko for ulike verdipapir, som er illustrert i Figur 1.3. En betaverdi lik 1 indikerer en gjennomsnittlig markedssensitivitet, og man vil da forvente å tjene markedets risikopremie. En betaverdi lik 0 indikerer at aktiva er risikofritt, tolket som at aktiva ikke bidrar noe til markedsporteføljens avkastning (Fama og French, 2004). Dersom aktiva ikke ligger på verdipapirmarkedslinjen, vil det eksistere arbitrasjemuligheter.

Figur 1.3: Verdipapirmarkedslinjen.



Det er knyttet en rekke antagelser eller forutsetninger for både for individuell atferd og for markedsstrukturen til CAPM. For investorenes individuelle atferd antas det at investorer er rasjonelle, at de har en én-periodisk tidshorisont og at de har homogene forventninger. Førstnevnte antyder at investorer er risikoaverse, noe som betyr at man ønsker å spre investeringene over flere aktiva. Sistnevnte kommer av det faktum at all relevant informasjon er tilgjengelig for alle. Det antas også perfekte kapitalmarked og at man kan kjøpe de mengdene man selv ønsker. Det andre settet med antagelser gjelder markedsstrukturen. Det antas her at alle aktiva er omsettelige i markedet og handles på offentlige børser, at investorene kan låne og låne ut til risikofri rente og at det verken eksisterer skatter eller transaksjonskostnader. At man kan låne til risikofri rente tilsier at risikofritt aktivum eksisterer (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 278). På bakgrunn av de ovennevnte antagelsene stilles det spørsmål til hva som skjer dersom én eller flere forutsetninger brytes.

CAPM er en enkel og mye benyttet modell, til tross for at modellen har store feil i praksis. De empiriske resultatene av modellen er dårlige nok til å ugyldiggjøre benyttelsen av modellen. Dette kan være et resultat av alle de forenklete antagelsene som ligger til grunn ved benyttelse av modellen, som kan antas å være urealistiske (Fama og French, 2004). Blant antagelsene som anses som urealistiske, finner man antagelsen om tilgjengeligheten av risikofrie aktivum og renten på risikofrie lån. Det er svært vanskelig eller umulig å finne risikofrie aktivum, og i praksis vil dette være kortsiktige, svært likvide statsobligasjoner. Det er svært usannsynlig at disse vil misligholde, men inflasjonen skaper usikkerhet rundt den endelige avkastningen knyttet til slike investeringer. En annen urealistisk antagelse er antagelsen hvor CAPM antar at lån og utlån skjer til samme rate, noe man sjeldent opplever i praksis. En ytterligere begrensning

kommer av at betaverdien ikke er stabil over tid, som indikerer at historisk beta er en dårlig indikator for å predikere fremtidig risiko (Rossi, 2016). Videre er det urealistisk at investorer har samme tidshorisont på sine investeringer og at skatte- og transaksjonskostnader ikke eksisterer.

3.2.2 Arbitrasjeringsteori

Arbitrasjeringsteorien (APT) ble utviklet av Ross (1976) og betrakter for det faktum at CAPM ikke fullstendig beskriver risikoen. Modellene har det samme utgangspunktet, men i motsetning til CAPM som kun legger til risikopremie for markedsrisiko, ivaretar APT at også andre faktorer kan representere systematiske risikokilder. APT modellerer avkastningen i likevekt og sier at avkastningen er en lineær kombinasjon av avkastningen fra flere systematiske risikofaktorer. Man legger her til ytterligere k faktorer som man antar aggregerer den systematiske risikoen for å beskrive avkastningen til aktiva. Modellen sier derfor ingenting om hvilke eller antall risikofaktorer, men gir det generelle uttrykket for den forventede avkastningen (DeFusco m.fl., 2015, s. 527). På bakgrunn av dette kan avkastningen for aktiva i beskrives ved en lineær faktormodell:

$$E(r_p) = r_f + \beta_{p,1}\lambda_1 + \beta_{p,2}\lambda_2 + \dots + \beta_{p,k}\lambda_k + \varepsilon_i \quad (6)$$

Hvor:

$E(r_p)$ = Forventet avkastning for porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

$\beta_{p,k}$ = Sensitiviteten til aktiva i for faktor k .

λ_k = Risikopremie faktor k .

ε_i = Stokastisk feilledd.

Med denne modellen man må derfor først bestemme faktorene som kan påvirke avkastningen, for deretter å vurdere følsomheten av hver faktor på porteføljen. Dersom to porteføljer skulle vise seg å ha identisk eksponering for alle k typer risiko i modellen, må deres forventede avkastning være identisk.

APT har også noen forutsetninger, derimot langt færre sammenlignet med CAPM. APT antar at en faktormodell beskriver avkastningen til aktiva, at investorer kan forme diversifiserte porteføljer som eliminerer usystematisk risiko og at det ikke eksisterer noen ingen arbitrasjemuligheter. Sistnevnte impliserer velfungerende kapitalmarkeder.

Utgangspunktet til Ross (1976) har gitt opphavet til en rekke flerfaktormodeller, noe som har ført til at APT har til en viss grad blitt forbigått. Ved å gi muligheten til å bytte ut faktorer har det blitt introdusert modeller som beskriver avkastningen mer fullstendig, sammenlignet med enkeltfaktormodellen CAPM. Flerfaktormodeller gir rom for å beskrive avkastningen til aktiva på en bedre måte og er mer fleksible.

3.2.3 Fama og French tre-faktormodell

Fama og French (1993) utviklet en ny modell for å løse svakhetene knyttet til CAPM, ved at den ikke anses som et fullverdig risikomål. Dette kommer av at markedsrisikoen ikke er tilstrekkelig for å forklare avkastningen alene. Faktormodellen har blitt en hjørnestein i empirisk forskning på aktivaavkastning og moderne faktorinvestering. For å få et mer fullverdig risikomål tar de inn ytterligere to risikofaktorer, som på bakgrunn av empirisk forskning har vist seg å være gode prediktorer for avkastningen. De bidrar også til høyere forklaringsgrad og bedre forklaring av uregelmessigheter i priser (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 324). Modellen benytter dermed disse faktorene som vektorer for den systematiske risikoen et selskap eksponeres for. Fama og French (1992) viste i sin studie at avkastningen i større grad er korrelert med størrelsen på selskap og selskapsverdi. De fant her at små selskap hadde månedlig avkastning på 1.47%, relativt til store selskap som hadde avkastning på 0.90%. De fant videre at verdiaksjer hadde månedlig avkastning på 1.63%, mens vekstaksjene hadde 0.64%. I sin forskning finner de et fraværende eller svakt forhold mellom forventet avkastning og markedets betaverdi. De viste derfor at små selskap eller selskap med høy bokført verdi relativt til markedsverdi (verdiaksjer), gir høyere risikojustert avkastning. Ifølge modellen kan avkastningen beskrives som et lineært forhold mellom de tre ulike faktorene, som er markedsporteføljens avkastning, selskapets størrelse og selskapets verdi.

Fama og French tre-faktormodell er gitt ved følgende:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i^{RMRF} RMRF_t + \beta_i^{SMB} SMB_t + \beta_i^{HML} HML_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

Relativt til CAPM er det i denne modellen lagt til en faktor for størrelse og en for selskapets verdi, med tilhørende faktorsensitiviteter:

SMB_t = Størrelsesfaktoren og står for små minus store. Faktoren er kalkulert som gjennomsnittlig avkastning på en portefølje med lav markedsverdi, minus gjennomsnittlig avkastning på en portefølje med høy markedsverdi. Faktoren representerer derfor en risikopremie for små bedrifter.

HML_t = Verdifaktoren og står for høy minus lav. Denne er kalkulert som gjennomsnittlig avkastning på en portefølje av aksjer med høy bokført verdi relativt til markedsverdien minus gjennomsnittlig avkastning på en portefølje med lav bokført verdi relativt til markedsverdien. Faktoren representerer derfor en risikopremie for verdiaksjer, altså selskap med høy bokført verdi relativt til markedsverdien (Pinto m.fl., 2015, s. 69).

$\beta_i^{SMB}, \beta_i^{HML}$ = Sensitiviteten til aktiva i overfor de respektive faktorene.

Fama og French (1993) ser på selskapets størrelse og verdi som en tilnærming for et sett av underliggende risikofaktorer. Dette begrunner de med at små selskap kan ha risikofaktorer som knytter seg til det faktum at de har tilgang til færre private og offentlige markeder, og at de har konkurransemessige ulemper. En høy bokført verdi kan representere aktiva med nedtrykte priser grunnet eksponeringen i finansiell krise (Pinto m.fl., 2015, s. 70). Lakonishok, Shleifer og Vishny (1994) kritiserer modellen og mener at en risikopremie fremkommer som et resultat av markedsineffisiens, og ikke som en kompensasjon for systematisk risiko. Videre hevder Skinner og Sloan (2002) at den relativt høye avkastningen for verdiaksjer ikke skyldes høyere risiko, men snarere store prisfall på vekstaksjer som svar på negative inntjeningsoverraskelser.

Tre-faktormodellen til Fama og French (1993) ble starten på en rekke forskning som forsker på nye faktorer som forklarer den ufullstendige én-faktormodellen CAPM. Blant tidligere litteratur finner man McLean og Pontiff (2016), som identifiserte 97 faktorer som tidligere har vist seg å være signifikante faktorer for å forklare avkastningen. En ytterligere studie av Harvey, Liu og Zhu (2016) rapporterer 316 anomaliteter som er foreslått som potensielle faktorer i faktormodeller.

3.2.4 Carhart fire-faktormodell

Carhart (1997) videreutviklet tre-faktormodellen til Fama og French (1993) ved å inkludere en ytterligere faktor som han fant ut at forklarte mye av meravkastningen til fond. I tillegg til å ta inn størrelsen på selskapene og selskapets bokførte verdi relativt til markedsverdien, betrakter denne faktormodellen også momentumsfaktoren. Det var Jegadeesh og Titman (1993) som først oppdaget faktoren og viste at aksjer som presterer bra (dårlig) i en periode vil fortsette å prestere bra (dårlig) i neste periode. Momentumsfaktoren sier derfor at om prisen har hatt en økende (fallende) trend, vil den med stor sannsynlighet øke (falle) også i neste periode.

Carhart fire-faktormodell er gitt ved følgende:

$$r_i = r_f + \beta_i^{RMRF} RMRF_t + \beta_i^{size} SMB_t + \beta_i^{value} HML_t + \beta_i^{MOM} MOM_t + \varepsilon_i \quad (8)$$

Modellen har utvidet Fama og French (1993) sin tre-faktormodell ved å legge til momentumsfaktoren med tilhørende faktorsensitivitet:

MOM_t = Momentumsfaktoren ved tidspunkt t , beregnet som vinneraksjer i topp 30% persentil minus taperne i bunn 30% persentilen.

β_i^{MOM} = Sensitiviteten til aktiva i for momentumsfaktoren.

3.2.5 Pástor-Stambaugh fire-faktormodell

En annen utvidelse av Fama og French (1993) sin tre-faktormodell ble introdusert av Pástor og Stambaugh (2003). Denne modellen utvider tre-faktormodellen ved å legge til en likviditetsfaktor for å forklare avkastningen. Den bygger på et forhold som sier at investorer krever kompensasjon for å investere i aksjer som er mindre likvide. Likviditet er definert som evnen til å kunne selge store kvantum raskt, til en lav kostnad, uten å påvirke prisen. Modellen sier dermed at aktiva med positiv eksponering for denne faktoren har lavere likviditet, noe som bidrar til høyere avkastning. Derfor vil det gi mening å holde illikvide aktiva gitt at man blir kompensert for denne ekstra risikoen man tar. Ved gjennomsnittlig likviditet burde aktiva har likviditets beta lik null (Pinto m.fl., 2015, s. 73).

Pástor-Stambaugh fire-faktormodell er gitt ved følgende:

$$r_i = r_f + \beta_i^{RMRf} RMRf_t + \beta_i^{size} SMB_t + \beta_i^{value} HML_t + \beta_i^{LIQ} LIQ_t + \varepsilon_i \quad (9)$$

Hvor faktorene er de samme som i Fama og French (1993) sin tre-faktormodell, men i tillegg er modellen utvidet med likviditetsfaktoren og tilhørende sensitivitet:

LIQ_t = Likviditetsfaktoren ved tidspunkt t , beregnet som forskjellen i avkastningen på ikke likvide aksjer minus avkastningen på likvide aksjer.

β_i^{LIQ} = Sensitivitet til aktiva i for likviditetsfaktoren.

3.2.6 Fama-French fem-faktormodell

Fama og French (2015) sin fem-faktormodell utvider deres tre-faktormodell, ved at den inkluderer ytterligere to faktorer som det empirisk er bevist beskriver den gjennomsnittlige avkastningen. For å beskrive hvordan variablene er relatert til avkastningen har de benyttet seg av dividendemodellen. De to nye faktorene introdusert i modellen er lønnsomhet og investering. Motivasjonen for utvidelsen kommer av Novy-Marx (2013) og Aharoni, Grundy og Zeng (2013), som viste at tre-faktormodellen ikke var tilstrekkelig for å beskrive avkastningen. Argumentet for å ta inn lønnsomhetsfaktoren er at selskap med høye overskudd gir aksjer med høy avkastning. Investeringsfaktoren tas inn med argumentet om at høy forventet vekst i bokført egenkapital fører til lavere forventet egenkapitalavkastning.

Fama og French fem-faktormodell er gitt ved følgende:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i^{RMRf} RMRf_t + \beta_i^{size} SMB_t + \beta_i^{value} HML_t + \beta_i^{RMW} RMW_t + \beta_i^{CMA} CMA_t + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

Her er de første faktorene de samme som i Fama-French (1993) sin tre-faktormodell, men i tillegg er modellen utvidet med lønnsomhetsfaktoren og investeringsfaktoren med tilhørende sensitiviteter:

RMW_t = Lønnsomhetsfaktoren ved tidspunkt t , beregnet som forskjellen mellom avkastningen på diversifiserte porteføljer med robust og svak lønnsomhet.

CMA_t = Investeringsfaktoren ved tidspunkt t , beregnet som forskjellen mellom porteføljer av selskap med lav og høy grad av investeringer.

β_i^{RMW} , β_i^{CMA} = Sensitiviteten for aktiva i overfor de respektive faktorene.

3.3 Faktorinvestering

Modellene beskrevet hittil er mye benyttet i finansiell litteratur for å forklare avkastning. Som man kan se i modellene, benytter de ulike faktorer hvor faktorene har ulik forklarende makt. Faktorer kan generelt bli sett på som egenskaper ved verdipapiret som er ment for å forklare avkastningen. Grunnleggende finansiell teori tilsier at investorer ønsker å bli kompensert for den ekstra risikoen man påtar seg. Modellene gjennomgått går fra én-faktormodellen CAPM som sier at man får avkastning for total markedsrisiko, til de utvidede modellene som sier at man også må kompenseres for andre typer risiko. Flerfaktormodellene illustrerer dermed at det også er andre faktorer enn markedsrisikoen som har

betydning for verdipapirenes avkastningsstruktur. Dette har ført til en økende interesse for faktorinvestering hvor man forsøker å fange opp ulike typer systematisk risiko for en portefølje.

Andre faktorer som kan ha betydning for verdipapirenes avkastningsstruktur, kan deles inn i to brede grupper: makroøkonomiske faktorer og selskapsesifikke faktorer. Makroøkonomiske faktorer er faktorer som påvirker den bredere økonomien og ikke kun enkelte selskap. Blant faktorene finner man inflasjon, valutakurs, likviditet og renter. Selskapsesifikke faktorer er faktorer som påvirker enkelte selskap, uten at det nødvendigvis påvirker andre selskap. Her finner man faktorer som verdi, volatilitet, momentum og størrelse (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 194).

Faktorinvestering, også kjent som smart beta, anses som å være en mellomting mellom aktiv og passiv forvaltning hvor man forsøker å kombinere fordelene fra begge. Dette er begrunnet med at man aktivt velger ulike faktorer man mener forklarer avkastningen, og på bakgrunn av dette velger aksjer som er svært eksponert for disse faktorene. Siden man kun velger basert på størst eksponering for valgte faktorer, kan en slik strategi være på alle nivå mellom aktiv og passiv forvaltning. Man forsøker her å oppnå meravkastning utover markedet på en alternativ måte, relativt til den tradisjonelle måten hvor man velger spesifikke aksjer.

Fordelene ved faktorinvestering er at det oppmuntrer til diversifisering og at man kan redusere risiko ved å søke mot faktorer som er brede drivere av avkastning. Det har også en fordel ved at man får en bedre forståelse av porteføljen, som kan bidra til økt avkastning på lang sikt (Invesco.com, u. å.). Jeg vil i de påfølgende delkapitlene gjennomgå flere av de mest benyttede faktorene i litteraturen.

3.3.1 Størrelse

Banz (1981) oppdaget størrelsesfaktoren som betrakter forskjellen i størrelse mellom små og store selskap, hvor størrelsen er representert av selskapets markedsverdi. Tanken er at små selskap utkonkurrerer større selskap både i gjennomsnitt og over lengre tidsperioder, ved at små selskap genererer høyere risikojustert avkastning sammenlignet med deres store motparter. En mulig forklaring på dette er at mindre selskap ofte har høyere risiko grunnet ulemper som å være mindre likvide, ha redusert kapitaltilgjengelighet, mer volatile og har større nedsiderisiko (Pinto m.fl., 2015, s. 69).

En rekke empiriske studier har blitt gjennomført for å teste effekten av størrelse, hvor flere har funnet ut at effekten har blitt redusert med tiden (Horowitz, Loughran og Savin, 2000; Kalesnik og Beck, 2014). Det viser det seg at størrelseseffekten er sensitiv til valg av tidsperiode, i tillegg til at den kan være sesongmessig. Det antas at endringen i effekten kan forklares av underliggende faktorer som at markedets likviditet endrer seg over tid (Crain, 2011). Videre hevder Horowitz (2000) at størrelsespremien kun gjelder for det spesifikke utvalget, og vil gi svake resultater for andre utvalg.

3.3.2 Momentum

Jegadeesh og Titman (1993) oppdaget momentumfaktoren og dokumenterte en økt risikojustert meravkastning ved å benytte en investeringsstrategi hvor man kjøper (selger) aksjer som har hatt høy (lav) avkastning over en periode på tre til tolv måneder. Man kjøpte derfor vinnere og solgte tapere. Momentumfaktoren kan dermed beskrives som at aksjer som har hatt en høy (lav) avkastning, har en tendens til å stige (falle) i kommende periode. Det er en rekke tekniske analyser innen finans som forsøker å avdekke trender i markedet. Investorer legger derfor til grunn en trend hvor man benytter historisk informasjon for å forsøke å predikere en aksjes fremtidige avkastning.

I følge Chan, Jegadeesh og Lakonishok (1996) bygger dette på at markedet underreagerer på selskapsesifikk informasjon, noe som gir etterslep i markedet. Flere empiriske studier viser til denne effekten som Jegadeesh og Titman (1993) dokumenterte i USA (Chui, Titman og Wei, 2010; Griffin, Ji og Martin, 2003). Rouwenhorst (1998) prøvde ut denne antagelsen på flere europeiske land, hvor strategien gav avkastning med samme trend i ett år etterpå. Dersom momentumfaktoren viser seg å være signifikant, vil man forkaste hypotesen om at aksjeprisene følger en "Random Walk".

Momentum sies å være et resultat av «anomalier» eller uregelmessigheter i markedene. Dette kan forklares nærmere ved hypotesen om et effektivt marked. Denne hypotesen tilsier at aktivas priser skal gjenspeiles gjennom all tilgjengelig informasjon, og at prisene kun kan påvirkes av ny informasjon i markedet. Historiske resultater, ifølge effektiv

markedshypotese, bør derfor ikke være en indikator på fremtidig utvikling på aktiva. Når aksjekursene øker, skal det altså ikke være en årsak til ytterligere stigninger (Corporatefinanceinstitute.com, u. å.).

3.3.3 Lav volatilitet

I tradisjonell finanst teori antydes det at meravkastningen til en investering er en funksjon av å ta ekstra risiko i markedet. Tidligere litteratur har i all hovedsak beskjeftiget seg med forholdet mellom systematisk risiko og avkastning, mens betydningen av idiosynkratisk volatilitet (IVOL) i stor grad har blitt oversett. Dette er ikke overraskende når CAPM foreslår at IVOL ikke bør prises fordi den kan elimineres gjennom diversifisering. Selv om IVOL kan elimineres i en veldiversifisert portefølje, er det ifølge Campbell m.fl. (2001) ofte tilfellet at investorer ikke konstruerer godt diversifiserte porteføljer. I motsetning til den tradisjonelle finanst teorien, er det en rekke empiriske studier som statistisk viser at mindre volatile aksjer genererer høyere risikojustert avkastning, sammenlignet med sine mer volatile motparter (Ang m.fl., 2006, 2009; Chen m.fl., 2012). Bemerkelsen har fått navnet “skjult faktor”. Dette resultatet strider mot eksisterende teori og ble derfor sett på som en anomali. Haugen og Baker (1991) hevder derfor at investorer må bære risiko som de ikke blir kompensert for når volatiliteten blir for høy. Ved å benytte faktoren for lav volatilitet forsøker investoren dermed å kontrollere risiko, mens investeringen generer en stødig og markant avkastning i markedet over en lengre periode. Denne faktoren kan beskrives som en beskyttende faktor for investorens investeringer, og skal forhindre de store tapene i en nedgangsperiode i markedet. Til gjengjeld skal den også fange gevinsten i oppgangsperiodene (Quantilia.com, u. å.).

Hvorvidt IVOL er priset i avkastningen eller ikke, er fortsatt gjenstand for betydelig diskusjon i finanslitteraturen. Blant nyere forskning finner vi Zhong (2018) som tar for seg det australske markedet og finner en negativ sammenheng mellom IVOL og fremtidig avkastning. På den andre siden finner vi Bergbrant og Kassa (2021) som støtter opp det tradisjonelle, og finner en positiv sammenheng mellom IVOL og avkastning i det amerikanske markedet. De finner at selskap med IVOL ett standardavvik over gjennomsnittet har forventet avkastning som er omtrent 3.40% til 4.10% høyere per år.

3.3.4 Verdi

Bokført verdi og markedsverdi er en faktor som har vist seg å forklare avkastning til selskap godt. Faktoren er basert på en tro om at verdiaksjer slår vekstaksjer, hvor en verdiaksje er en aksje med høy bokført verdi relativt til markedsverdien, altså bok-pris raten. Dersom denne er høy indikerer det derfor en verdiaksje, og dersom den er lav indikerer det en vekstaksje. Verdiinvestering forsøker dermed å oppnå meravkastning ved å kjøpe aktiva med en markedsverdi som er lav relativt til den bokførte verdien. Historiske data indikerer at verdiaksjer har høyere avkastning enn vekstaksjer (Pinto m.fl., 2015, s. 69).

Tidligere empirisk forskning viser at en slik strategi har produsert meravkastning over en lang periode i aksjemarkedet (Basu, 1977; Rosenberg, Reid og Lanstein, 1998). På en annen side er det flere studier som hevder at påvirkningen fra denne faktoren er blitt mindre grunnet forhold som lave renter, kvantitative lettelsener og den teknologiske revolusjonen. Likevel kan effekten av disse forholdene vise seg å være noe overdrevet. Arnott m.fl. (2021) oppsummerer at verdistrategier er attraktive, men at det ikke er noen garanti for at verdi må slå vekst.

3.3.5 Likviditet

Som beskrevet i delkapittel 3.2.5, er likviditet definert som evnen til å kunne selge store kvantum raskt, til en lav kostnad, uten å påvirke prisnivået. Mahanti m.fl. (2008) beskrev likviditet som forskjellen mellom verdien av en aksje og hva den faktisk handles for. Faktoren bygger på et forhold som tilsier at investorer krever en likviditetspremie for å investere i aksjer som er mindre likvide. Dette kommer av at aktiva som er mindre likvide ofte er vanskeligere å selge. Likviditeten er en funksjon av flere faktorer hvor blant annet renten, gjeld, bredde i markedet og muligheten for å absorbere en stor posisjon uten negativ prispåvirkning kan virke inn (Pinto m.fl., 2015, s. 73). Det er flere måter å måle likviditeten, hvor et alternativ er å se på forskjellen mellom kjøpspris og salgspris. Mer likvide aktiva tenderer til å ha mindre forskjell, og de mindre likvide aktiva har større forskjell (Breakingdownfinance.com, u. å.).

Det er en rekke studier som har tatt for seg forholdet mellom likviditetsfaktoren og forventet avkastning. Blant disse finner man flere forskere som støtter opp at likviditetsfaktoren bidrar til å forklare avkastningen. Amihud og Mendelson (1986) viser at i en verden med friksjoner, vil likviditetsfaktoren oppstå naturlig og at faktoren er med på å delvis

forklare avkastningen. Datar, Naik og Radcliffe (1998) viser at mindre likvide aktiva genererer høy risikojustert avkastning. På en annen side, finner vi empiriske studier som ikke støtter opp eksistensen til en likviditetspremie. Leirvik, Fiskerstrand og Fjellvikås (2017) finner ingen bevis på at det foreligger noen likviditetspremie i det norske aksjemarkedet. Flere forskere er skeptiske til forklaringsmakten til denne faktoren, som særlig knytter seg til at effekten ikke er robust over tid og at effekten ofte kun holder for det spesifikke utvalget (Blitz, 2018). I en nyere studie skrevet av Li, Novy-Marx og Velikov (2017) vil signifikansen til faktoren også avhenge av hvordan faktoren er konstruert.

3.3.6 ESG

Et økende antall investorer har begynt å søke etter ikke-finansielle faktorer og bedriver etisk screening for å sette sammen sine porteføljer. ESG har derfor blitt mer sentralt og er nå en viktig del av faktorbaserte investeringsstrategier, da de kan stamme fra de samme økonomiske forholdene som andre faktorer (Chan m.fl., 2020). Faktoren ESG kom frem i lyset av samfunnsansvarlige investeringer som ble nevnt innledningsvis i kapittel 2. Forskjellen på disse to strategiene er at ESG ønsker å finne verdi i selskapene, ikke bare støtte et sett av verdier. ESG står for miljø, samfunnsansvar og eierstyring. Miljø innebærer at man hensyntar klimaendringer, forurensning, forsøpling og energieffektivitet. Samfunnsansvar fokuserer på kjønn og mangfold, menneskerettigheter og arbeidsstandarder, mens eierstyringen har fokus på lobbyvirksomhet, korrupsjon og hvitvasking. Dette er kun noen av punktene ESG fokuserer på, og det er ikke en uttømmende beskrivelse. Det er derfor mange forhold en investor kan betrakte ved konstruksjon av en ESG portefølje, hvorav visse er enklere å kvantifisere enn andre. Alle disse forholdene henger sammen, og det kan dermed være vanskelig å klassifisere et fokusområde til én av de tre klassene for ESG (Cfainstitute.com, u. å.).

Man inkorporerer ofte ESG-strategien for å få en bedre forståelse av selskapene man ønsker å investere i. Dette gjør det mulig å identifisere risiko og potensielle vekstmuligheter som ikke tas hensyn til ved tekniske verdsettelsesteknikker. Målet med ESG-investeringer er nemlig at man ønsker å investere bærekraftig, samtidig som man minimerer risiko og sørger for en stabil og langsiktig avkastning. Fokuset på bærekraft og miljø appellerer til mange investorer. Et viktig spørsmål er derfor om denne faktoren er med på å skape signifikant meravkastning, eller om investorer må betale for å hensynta sosiale- og etiske faktorer (Cfainstitute.com, u. å.). Som nevnt i kapittel 2, er det flere studier som finner at ESG-faktoren produserer signifikant meravkastning. Blant studiene finner vi Chan m.fl. (2020) som bygger porteføljer for å optimalisere faktoreksponeringen ESG og karbonutslipp i fellesskap, og finner at en slik strategi kan gi lignende resultater som benchmark faktorporteføljer som ikke hensyntar disse forholdene. I motsetning til denne studien og fordeler tidligere nevnt, har andre studier vist at ESG-investeringer har lav ytelse, høyere kapitalkostnad og er mer volatile (Msci.com, u. å.). Utfordringen med ESG er som nevnt at det ikke eksisterer en fullstendig og ensartet definisjon, som gjør det vanskelig å sette en monetær verdi (Geddes, 2020). MSCI ESG Research har derfor identifisert tre vanlige objektiver for investorer når de vurderer en ESG-strategi, som er integrasjon, verdi og påvirkning (Msci.com, u. å.).

Screening er et mye brukt verktøy som benyttes for å implementere bærekraftige investeringer, og er i denne sammenhengen en screening for å velge de bærekraftige selskapene. For utvelgelsesprosessen av bærekraftige selskap er det mulig å benytte seg av en rekke ulike screeningsteknikker og tilnærminger, som vil påvirke valget av selskap, sektorer eller faktorer som inkluderes i porteføljen. Basert på ikke-økonomiske faktorer vil man dermed kunne redusere antall investeringer. Slike selekteringer for bærekraftige investeringer vil ofte være forbundet med porteføljens risiko og det langsiktige aspektet for avkastningen. I følge Kempf og Osthoff (2007) vil screeningsteknikken man benytter for utvelgelse ha en innvirkning på hvorvidt man oppnår en meravkastning eller ikke. Blant de tilgjengelige screeningsteknikkene finner man negativ screening, positiv screening og best-i-klassen screening som de mest omtalte. Disse beskrives mer inngående i påfølgende avsnitt. Videre eksisterer det en rekke andre screeningsteknikker, hvor noen av de kort vil presenteres avslutningsvis i delkapitlet.

Negativ screening er en ekskluderingsstrategi hvor man ekskluderer selskap eller sektorer som ikke tilfredsstillter forhåndsbestemte krav eller etiske standarder. Kravene er basert på at investeringer skal være ansvarlige og bærekraftige for både miljøet og det sosiale. Dette kan være basert på selskapenes promotering som eksempelvis kan være relatert til alkohol, tobakk, våpen, kjernekraftverk eller barnearbeid (Lazaroff, 2020). Ved å benytte en negativ screeningsteknikk vil man potensielt kunne fullstendig utelukke enkelte selskap eller sektorer.

Positiv screening rangerer selskapene basert på spesifikke kriterier på bakgrunn av miljøbevissthet og samfunnsansvarlig forretningspraksis. Positiv screening fører dermed ikke til noen utelukkelse av selskap som tilhører kontroversielle forretningsområder, men en inkludering av selskapene som rangeres høyt ut fra de bestemte kriteriene.

Eksempler kan her være selskap som benytter fornybar energi, som har fokus på likestilling eller andre sosiale formål. En kan rangere de ut fra de som allerede har høy score eller de som har hatt best forbedring av score.

Best-i-klassen er en screeningsteknikk hvor selskapene som scorer høyest på prefererte kriterier i en industri eller sektor blir valgt. Screeningsteknikken bruker derfor den samme grunnleggende tilnærmingen som positiv screening, men i tillegg sikrer den at den resulterende porteføljen er balansert på tvers av de ulike industriene eller sektorene. I denne screeningen vil også, i likhet med positive screening, ingen selskap utelukkes (Lazaroff, 2020). Dette vil muliggjøre investeringer i relativt miljøbelastende industrier så lenge selskapet scoret høyt på ESG-faktoren, som eksempelvis oljesektoren, kjemiske selskap og selskap i andre forurensende næringer.

I tillegg til de ovennevnte screeningsteknikkene, finnes det også en rekke andre strategier som kan benyttes som eksempelvis ESG-integrasjon, tematisk investering, "impact-investering" og norm-basert screening. ESG-integrasjon er en systematisk og eksplisitt inkludering hvor selskap tar ESG-faktorer inn i den finansielle analysen. Metoden gjenkjenner at utfordringer som klimaendringer og ulikhet påvirker selskapets langsiktige ytelse. Man ønsker derfor å benytte ESG-faktorer for å oppnå en høyere risikjustert avkastning. Tematisk investering for samfunnsansvarlige investeringer involverer å investere i aktivaklasser som er spesifikt knyttet til et ESG-område. Dette kan eksempelvis være ren energi, grønn teknologi eller bærekraftig jordbruk. Det legges mindre vekt på avkastningen og mer fokus på å tilføre kapital til det valgte området. Impact-investering er en screeningsteknikk hvor man fokuserer på et spesifikt prosjekt som er designet for å oppnå spesifikke kvantifiserbare mål. Sammenlignet med tematisk investering er heller ikke fokuset bare på avkastningen, men man har også et sterkt fokus på å skape en positiv endring (Lazaroff, 2020). Norm-basert screening er screeningsteknikk hvor man benytter investeringer med minimum standarder for selskapspraksis basert på normer. Dette kan være menneskerettigheter, arbeidsforhold eller handlingsplaner for korrupsjon. Denne screeningen anses som en underkategori av negativ screening (Unpri.org, 2020).

3.3.7 Sentiment

Sentiment benyttes for å se hvor optimistiske eller pessimistiske investorer er om markedet eller økonomiske betingelser. Det har vært en økende interesse for investorenes oppførsel i kapitalmarkedene, særlig knyttet til hvordan og når dette kan påvirke aksjekursene. På bakgrunn av dette forsøkes det å kvantifisere hvordan tro og posisjoner påvirker fremtidens aksjepriser (Mitchell, 2019). Tidligere forskning har koblet sentiment med blant annet spekulative bobler (Smidt, 1968), skjeve forventninger (Zweig, 1973) og støy (Black, 1986). Det finnes derfor ingen universell definisjon av sentiment, fordi faktoren er relatert til en rekke attributter.

Det er flere studier som støtter opp at sentimentfaktoren eksisterer i kapitalmarkedene. Baker og Wurgler (2006) finner i sin studie at når sentimentet er lavt, vil påfølgende avkastning være relativt høy for små aksjer, unge aksjer, svært volatile aksjer, ulønnsomme aksjer, ikke-utbyttebetalende aksjer, aksjer i sterk vekst og aksjer i finansiell nød. Corredor, Ferrer og Santamaria (2015) studerte effekten av sentiment og avkastning i Tsjekkia, Ungarn og Polen. Studien deres viste at sentiment er en nøkkelvariabel for priser. De fant også at faktoren er sterkere i disse landene, sammenlignet med andre mer utviklede land i Europa.

3.3.8 Lønnsomhet

Lønnsomhet er definert som avkastningen på egenkapital. Lønnsomhetsfaktoren beregnes som forskjellen mellom avkastningen på porteføljer med god lønnsomhet og porteføljer med lav lønnsomhet. Selskap som har positiv eksponering for denne faktoren har derfor høyere avkastning på egenkapitalen, relativt til aksjene som har svakere eller negativ eksponering. Faktoren har vist seg å være svært attraktiv i perioder med markedsstress.

Fama og French (1993) og Novy-Marx (2012) viste at forventet lønnsomhet er en troverdig og robust kilde til forventet avkastning. Andre empiriske bevis støtter også opp at faktoren har generert konsistent positiv avkastning i både det amerikanske og europeiske markedet siden 1990 (Hebner, 2013). Det er likevel tvil om at faktoren generer positiv avkastning over tid. Dette kommer av at det er vanskelig å argumentere for hvorfor investorer burde bli kompensert for å holde aksjer i svært lønnsomme bedrifter (Rabener, 2018).

3.3.9 Investering

Investering er definert som endringen i totale aktiva i løpet av en ett års periode. Faktoren er beregnet som spread mellom selskap som investerer konservativt minus avkastningen til selskapene som investerer mer aggressivt. Dette

betyr at økte investeringer gir lavere avkastning, og indikerer at investeringer er negativt relatert med avkastningen. Denne faktoren er mer uvanlig da det er mye som kan påvirke aktiva i et selskap. Aktiva kan øke eller falle grunnet vekst, oppkjøp eller nedskrivninger.

Det antydes at faktoren er lite relevant i finanslitteraturen. Analyse av faktoren i ulike regioner viser også ulik ytelse og ulikheter over tid (Rabener, 2018). Effekten av investeringsfaktoren har også blitt støttet opp. Titman, Wei og Xie (2004) dokumenterte i sin studie en negativ relasjon mellom investering og avkastning, ved å benytte investeringer basert på kapitalutgifter i et gitt år delt med kapitalutgifter de tre foregående årene.

3.4 Indeks

En indeks er en samling av verdipapirer hvor man forsøker å replikere ytelsen til en aktivaklasse, et marked eller et segment med standardiserte metodikker og beregninger. En indeks består av flere finansielle instrumenter med like eller ulike vekt, hvor vektene er andelen aktivaklassen utgjør av indeksen (Chen, 2020). Indekser spiller en stor rolle i investeringsprosessen, og mange bruker dem til å analysere økonomiske trender, prognoser eller gjennomføre risikoanalyser. Flere investorer og forvaltere bruker også indekser som benchmark for å måle de aktive prestasjonene på deres investeringsporteføljer ved å kvantifisere risiko og avkastning. Indekser vil derfor være en attraktiv strategi dersom aktiv forvaltning ikke skulle vise seg å gi høyere risikojustert avkastning (FTSE, u. å.).

3.4.1 Vekting

Vekting av aktivaklasser eller individuelle aktiva kan foregå på en rekke ulike måter, og kan optimaliseres for å øke avkastningen eller minimere risikoen. Blant de mange ulike måtene å vekte på finner man like vekt, prisbaserte vekt, volatilitetsvekt, fundamental faktor vekting eller vekting basert på markedskapitalisering.

Lik vekting er en strategi hvor man velger vekt slik at man har like mange prosent av porteføljen investert i hvert aktivum. Vektene kan da beregnes på følgende måte:

$$w_i = \frac{1}{N} \quad (11)$$

Hvor:

w_i = Vekt aktiva i .

N = Antall aktiva i i indeksen.

Det er i dag flere indekser som benytter denne typen vekting, hvor blant annet aktørene MSCI og Russel er tilbydere. En slik vekting innebærer at ytelsen til alle selskap har lik viktighet for å bestemme verdien av indeksen. Fordelen med en slik indeks er at de ofte er mer diversifisert og har derfor mindre risiko. På den andre siden, er det knyttet ulemper som høyere transaksjonskostnader, mindre skattefordel og mer usikkerhet. Siden indeksen er mer diversifisert, kan dette bety at flere mindre selskap er inkludert. Som nevnt i delkapittel 3.3.1 er mindre selskap ofte mer volatile og mindre likvide, noe som gjør de mer sårbare når markedet har langvarige nedgang i pris. Dette vil påvirke verdien av indeksen (Corporatefinanceinstitute.com, u. å.).

Prisbaserte vekt er en strategi hvor selskapene som er inkludert i indeksen utgjør en aritmetisk andel som er proporsjonal med aksjeprisen. Dette er gitt av følgende:

$$w_i = \frac{P_i}{\sum_{j=1}^n P_j} \quad (12)$$

Hvor:

w_i = Vekt aktiva i .

P_i = Pris aktiva i .

$\sum_{j=1}^n P_j$ = Total pris av alle aktiva i i indeksen.

$n =$ Antall aktiva i .

Dette betyr at aksjer med høyere pris vil ha en større vekt, og dermed også en større påvirkning på indeksen sammenlignet med aksjene med lav pris. Ulempen med dette kan være at man overinvesterer i aksjer som er overpriset. Videre skaper aksjesplitt en utfordring for en slik vekt strategi, hvor hver aksje blir mindre verdt samtidig som selskapets verdi er konstant. Blant indekser som benytter denne strategien finner man Dow Jones Industrial Average og Japanese Nikkei 225.

En annen strategi er volatilitetsbasert vektning. Aksjemarkedet kan være svært volatil, noe som representerer signifikant risiko. En strategi som baserer seg på volatilitetsbasert vektning benytter vekter som er inverse med volatiliteten. Aksjer med større prisvolatilitet vil derfor tildeles en mindre vekt, med et mål om at hver aksje vil bidra med lik risiko til porteføljen. Blant indekser som benytter seg av volatilitetsbasert vektning finner man blant annet VIX-indeksen og MSCI Minimum Volatility Indexes (Nasdaq.com, 2019).

En ytterligere strategi er indekser basert på fundamental faktor vektning. I studien til Arnott, Hsu og Moore (2005) benyttet de slike vekter, hvor komponentene er valgt basert på fundamentale kriterier som kan forklare tverrsnittsforskjeller i aksjepriser. Det er en rekke slike fundamentale kriterier hvorav noen av de er inntjening, dividende og bokført verdi. Disse kan settes sammen til ulike kombinasjoner. De er mye brukt for passiv forvaltning, og forsøker å bryte koblingen mellom porteføljens vekt og pris. Slike indekser består ofte av selskap med stor markedsverdi, da det ofte er store selskap som har høye verdier for de fundamentale faktorene som eksempelvis inntjening (McCullough, 2018).

For vektning av aktiva i en indeks er den tradisjonelle og mest vanlige tilnærmingen markeds kapitalisering, også kjent som det verdivektede gjennomsnittet. Vektingsstrategien er motivert av CAPM, som tilsier at markedsporteføljen er effisient. En rekke økonomer har foreslått at markeds kapitalisering er en mer effektiv metode for å representere markedet, fordi den fordeler aksjenes betydning direkte til størrelsen den har i markedet (Lo, 2015). Markeds kapitalisering eller markedsverdi er i dag benyttet for en rekke større indekser deriblant S&P 500, NASDAQ og MSCI World Index. Vektene i indeksen er beregnet ved å benytte markedsverdien til de individuelle selskapene. Markedsverdien til et selskap er beregnet som prisen på aksjen ganget med antall utestående aksjer:

$$MCAP_i = M_i \cdot P_i \quad (13)$$

Hvor:

$MCAP_i =$ Markedsverdien av selskap i .

$M_i =$ Antall utestående aksjer i selskap i .

$P_i =$ Prisen per aksje i selskap i .

Videre beregnes vekten av hvert selskap i den konstruerte indeksen relativt til den totale markedsverdien for indeksen. Vekten er gitt av følgende:

$$w_i = \frac{MCAP_i}{\sum_{j=1}^n MCAP_j} \quad (14)$$

Hvor:

$w_i =$ Porteføljevekt selskap i .

$\sum_{j=1}^n MCAP_j =$ Summen av markedsverdien til alle selskapene i indeksen.

Dette betyr at selskapene med størst markedsverdi i indeksen vil være selskapene med størst vektning. De store selskapene vil dermed også ha større påvirkning på bevegelsene til indeksen. Bakgrunnen for dette er at disse selskapene har større påvirkning på den helhetlige økonomien. Videre betyr det at når prisen endres, vil også vekten benyttet i indeksen endre seg. Fordelen med en slik strategi er at den er effisient og rimelig å implementere. Den krever heller ingen eller liten forvaltning. Videre er det også lavere transaksjonskostnader, fordi man har størst vekter knyttet til de største selskapene som ofte har de mest likvide aksjene (McCullough, 2018).

Det er også en rekke ulemper knyttet til vekting basert på markedsverdi. En ulempe er at en overvekting av større selskap gir et forvrengt syn på markedet. Det kan derfor føre til en liten grad av diversifisering. På kort sikt viser det seg også at aksjeprisen kan påvirkes av følelser til individuelle investorer, som fører til at man systematisk vil investere for mye i aksjer som er overpriset og for lite når de er underpriset. Dette genererer lav avkastning, og det var nettopp dette som var tilfellet i dot.com-boblen. Empirisk forskning viser også at porteføljevokter basert på markeds kapitalisering gir ineffisiente porteføljer (Norges Bank Investment Management, 2012). Videre viser forskning at særlig i fremvoksende markeder, kan man få en indeks som er svært konsentrert i én eller noen få sektorer (Sotiroff, 2019).

3.5 Avkastning

Avkastning er et mål på lønnsomhet. Det finnes en rekke metoder for å beregne avkastning, hvor jeg her vil ta for meg enkel avkastning og logaritmisk avkastning.

3.5.1 Enkel avkastning

For å beregne enkel avkastningen tar man prisendringen mellom to ulike tidspunkt, t og $t - 1$, og dividerer med prisen på tidspunkt $t - 1$. Avkastningen beregnes da over en tidshorisont som den prosentvise økningen i verdien av investeringen (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 121-122).

Enkel avkastning er gitt av følgende:

$$r_{i,t} = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (15)$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Avkastning for selskap i på tidspunkt t .

P_t = Prisen på tidspunkt t .

P_{t-1} = Prisen på tidspunkt $t - 1$.

Ved å ta det aritmetiske gjennomsnittet av en tidsserie bestående av enkle avkastninger får man den aritmetiske avkastningen. Dette er ansett som et godt estimat for å beregne forventet fremtidig avkastning (Pinto m.fl., 2015, s. 52-53).

3.5.2 Logaritmisk avkastning

En annen måte å beregne avkastning på er ved hjelp av logaritmer. Man antar her at prisene er log-normalfordelt slik at den logaritmiske avkastningen vil konvergere mot en normalfordeling. Fordelen ved å anta at prisene er log-normalfordelt, er at prisene aldri vil kunne være negative. Dette er svært nyttig da mye statistikk antar normalitet. Videre hensyntar den logaritmiske avkastningen den løpende avkastningen, altså rentes-rente effekten, ved å multiplisere avkastningen fra en rekke perioder sammen. Summen av avkastningene vil derfor være lik avkastningen for hele perioden.

Den logaritmiske avkastningen er gitt av følgende:

$$r_{i,t} = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (16)$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Den logaritmiske avkastningen for selskap i på tidspunkt t .

\ln = Den naturlige logaritmen.

P_t = Prisen på tidspunkt t .

P_{t-1} = Prisen på tidspunkt $t - 1$.

Dersom man tar det aritmetiske gjennomsnittet av logaritmiske avkastninger, vil man få det geometriske gjennomsnittet av den enkle avkastningen. Det geometriske gjennomsnittet er en sammensatt rate og er dermed et logisk valg for å estimere avkastningen (Pinto m.fl., 2015, s. 53).

3.6 Prestasjonsmål

I følge MPT burde risikoen og avkastningen evalueres ut fra et porteføljeperspektiv. Dette kan man gjøre ved å benytte ulike prestasjonsmål, som beregner den risikjusterte avkastningen. Det mest passende målet avhenger av rollen til porteføljen som evalueres. En grunnleggende forståelse av de ulike prestasjonsmålene vil derfor være viktig for å forbedre beslutningstakingen. Med en bedre forståelse har man mulighet til å måle og sammenligne ytelsen med andre investorer, som man kan benytte for å skape verdi og øke avkastningen (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 814). Jeg vil i de påfølgende delkapitlene gjennomgå en rekke prestasjonsmål som jeg anser som relevante for oppgaven og som er mye benyttet i litteraturen.

3.6.1 Treynor-raten

Treynor (1965) introduserte Treynor-raten ved å gjenkjenne implikasjonene av CAPM for å rangere ytelsen til investorer. Raten er kalkulert ved å beregne meravkastningen utover risikofri rente for en portefølje, relativt til porteføljens systematiske risiko. Den systematiske risikoen er gitt ved β . Dette indikerer at Treynor-raten ikke hensyntar den usystematiske risikoen, som kommer av at en investor ikke kan kreve kompensasjon for risiko som kan diversifiseres bort.

Treynor-raten er gitt av følgende:

$$T_p = \frac{r_p - r_f}{\beta_p} \quad (17)$$

Hvor:

T_p = Treynor-raten til porteføljen p .

r_p = Avkastningen til porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

β_p = Sensitiviteten til porteføljen p relativt til markedet.

En høy verdi på Treynor-raten vil bety at porteføljen har fått høy risikjustert avkastning gitt markedsrisikoen. Man kan derfor generelt si at desto høyere Treynor-raten er, desto bedre har porteføljen prestert (Sourd, 2007). Siden fokuset er på den systematiske risikoen, vil Treynor-raten være et velegnet mål for en veldiversifisert investor. Det antas derfor at investoren har diversifiserte investeringer. På bakgrunn av dette kan raten benyttes for å sammenligne ytelsen til ulike porteføljer (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 817).

3.6.2 Sharpe-raten

Sharpe (1966) introduserte Sharpe-raten som er uttrykker meravkastning utover risikofri rente, relativt til porteføljens totale risiko. Den totale risikoen er målt ved standardavviket og består av systematisk og usystematisk risiko.

Sharpe-raten er gitt av følgende:

$$S_p = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \quad (18)$$

Hvor:

S_p = Sharpe-raten til porteføljen p .

r_p = Avkastningen til porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

σ_p = Standardavviket til portefølje p .

Siden raten måler meravkastning er det ønskelig å holde porteføljer hvor Sharpe-raten er så høy som mulig, da dette indikerer god ytelse relativt til risikoeksponeringen. Ratene kan benyttes for å gjøre sammenligninger mellom ulike investorer, selv om verdiene kan være vanskelig å tolke. Siden prestasjonsmålet baserer seg på total risiko, er denne raten velegnet for en udiversifisert investor som har en risikabel portefølje som kan kombineres med risikofritt aktivum.

3.6.1 Jensens alfa

Jensen (1968) introduserte Jensens alfa som er et risikostjustert mål for porteføljens ytelse. Dette er en absolutt størrelse og måler ekstraordinær avkastning, altså avkastning utover avkastningen man forventer beregnet ved CAPM.

Jensens alfa er gitt av følgende:

$$J_p = r_p - [r_f + \beta_p(r_m - r_f)] + \varepsilon_{i,t} \quad (19)$$

Hvor:

J_p = Jensens alfa for porteføljen p .

r_p = Avkastningen til porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

β_p = Sensitiviteten til porteføljen p relativt til markedet.

r_m = Markedsavkastningen.

$\varepsilon_{i,t}$ = Stokastisk feilledd.

Målet kan benyttes for å evaluere ytelsen til investorer. Det er basert på CAPM som sier at all risiko er forklart relativt til markedet. Hvis dette stemmer vil Jensens alfa være null, ellers vil man konkludere med at porteføljen har unormal avkastning. En positiv Jensens alfa indikerer at forvalteren har investert i underprisede aksjer, noe som gir god ytelse og meravkastning. En negativ Jensens alfa indikerer overprisede aksjer og dårlig ytelse. På bakgrunn av dette vil målet være egnet for en veldiversifisert investor med risikabel delportefølje som inngår i en veldiversifisert totalportefølje.

3.6.4 Informasjonsraten

Informasjonsraten er et forholdstall som kalkulerer den aktive avkastningen utover referanseindeks per enhet standardavvik for den aktive avkastningen. Den måler den relative forventede eller realiserte avkastningen i forhold til risikoen.

Informasjonsraten er gitt av følgende:

$$IR_p = \frac{\bar{r}_p - \bar{r}_B}{\sigma(r_p - r_B)} = \frac{r_A}{\sigma(r_A)} \quad (20)$$

Hvor:

IR_p = Informasjonsraten til porteføljen p .

r_A = Aktiv avkastning beregnet som forskjellen mellom avkastningen til porteføljen p og referanseindeksen B .

$\sigma(r_A)$ = Standardavviket til den aktive avkastningen.

Informasjonsraten måler meravkastning, noe som betyr at man ønsker at den er så stor som mulig. Om man ønsker å øke avkastningen relativt til porteføljen, vil man ønske å legge til investeringene med høyest informasjonsrate. Er informasjonsraten positiv vil det indikere at investoren har generert positiv aktiv avkastning. Dette betyr at avkastningen er større enn indeksavkastningen relativt til risikoen. Er den negativ tilsier dette at investor ikke har klart å skape en positiv aktiv avkastning, men en avkastning som er lavere enn indeks. Ratene er velegnet for en veldiversifisert investor

som velger å supplere en passiv portefølje med en aktiv delportefølje, på bakgrunn av at raten måler meravkastning (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 841).

3.6.5 Sortino-raten

Sortino-raten ble foreslått for første gang av Frank Sortino på 1980-tallet og er en videreutvikling av Sharpe-raten. Raten forsøker å imøtekomme Sharpe-ratens svakheter knyttet til at den ikke skiller mellom oppside- og nedside volatilitet, og at avkastningen antas å være sikker når standardavviket går mot null. Standardavviket fanger kun svingninger rundt gjennomsnittet, noe som betyr at Sharpe-raten vil være villedende dersom fordelingen ikke er symmetrisk. Videre ved å anta at standardavviket kan gå mot null, vil avkastningen kunne gå mot uendelig. Dette blir misvisende ved sammenligning mellom ulike strategier. Sortino-raten bytter derfor ut den totale risikoen med nedsiderisikoen til porteføljen. Dette gjør at man kan skille mellom god og dårlig volatilitet, som tillater beregningen av et risikojustert mål for avkastningen uten å ta inn endringer i pris i den positive retningen (Nassar og Ephrem, 2020).

Sortino-raten er gitt av følgende (Sortino og Price, 1994):

$$Sortino_p = \frac{r_p - r_f}{\sigma_d} \quad (21)$$

Hvor:

$Sortino_p$ = Sortino-raten for porteføljen p .

r_p = Avkastningen til porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

σ_d = Nedsiderisikoen.

3.6.6 Appraisal-raten

Appraisal-raten er et forholdstall som måler selskapets ekstraordinære avkastning per enhet usystematisk risiko. Meravkastning er avkastning utover referanseporteføljen og usystematisk risiko er risiko som kan diversifiseres bort ved å holde markedsporteføljen.

Appraisal-raten er gitt av følgende:

$$AR_p = \frac{\alpha_p}{\sigma_{\varepsilon p}} \quad (22)$$

Hvor:

AR_p = Appraisal-raten for porteføljen p .

α_p = Meravkastning utover referanseporteføljen.

σ_p = Usystematisk risiko for porteføljen p .

Desto høyere rate, desto bedre er forvalteren. Raten er derfor mye brukt for å vurdere forvalternes evne til å velge investeringer. Den er også velegnet for en veldiversifisert investor som velger å supplere en passiv portefølje med en aktiv delportefølje.

3.6.7 Modiglianis M^2

Modigliani og Modigliani (1997) utviklet Modiglianis M^2 som er en normalisering av Sharpe-raten. Normaliseringen innebærer at porteføljen justeres ved hjelp av risikofritt aktivum, slik at den har samme standardavvik som markedsporteføljen. Dette gir en ny risikojustert portefølje.

Modiglianis M^2 er gitt av følgende:

$$M_p^2 = r_{p^*} - r_M \quad (23)$$

Hvor:

M_p^2 = Modigliani M^2 for porteføljen p .

r_{p^*} = Avkastningen til den risikjusterte porteføljen p^* .

r_M = Avkastningen til markedsporteføljen M .

Beregningen vil utføres i tre steg. Man starter med å beregne Sharpe-raten, hvor man videre i neste steg multipliserer denne med standardavviket til markedsporteføljen. Til slutt legger man til risikofri rente. På bakgrunn av dette ser man at Modiglianis M^2 måler meravkastningen som er vektet med standardavviket for markedsporteføljen og porteføljen som øker med risikofri avkastning. Med dette målet gjorde Modigliani og Modigliani (1997) det enklere å sammenligne investeringer, trekke konklusjoner om relativ ytelse og identifisere porteføljen med høyest avkastning relativt til risikoen.

3.6.8 Treynor T^2

Treynor T^2 , også kjent som den generaliserte Treynor-raten, er en normalisering av Treynor-raten. Raten er beregnet som meravkastningen utover risikofri rente for porteføljen per enhet systematisk risiko, normalisert med gjennomsnittlig risiko for markedsporteføljen. Dette indikerer at porteføljen justeres ved hjelp av risikofritt aktivum slik at porteføljen vil ha samme beta-faktor som markedsporteføljen. Justeringen fører til at man får en risikonormalisert portefølje P^* , som muliggjør sammenligning mellom avkastning. Identisk resultat vil også oppnås ved trekke fra markedets meravkastning fra Treynor-målet.

Treynor T^2 er gitt av følgende:

$$T_p^2 = \frac{\alpha_{p^*}}{\beta_{p^*}} \quad (24)$$

Hvor:

T_p^2 = Treynor T^2 for optimalisert portefølje.

α_{p^*} = Meravkastning porteføljen.

β_{p^*} = Sensitiviteten til porteføljen relativt til markedet.

Selv om Treynor T^2 er en normalisering av Treynor-raten, kan de rangere porteføljene ulikt.

3.6.9 Value at Risk

Value at risk (VaR) har utviklet seg til et svært viktig risikomål i globale finansmarkeder. VaR måler nedsiderisiko, og er det minste tapet som kan forventes overskredet med en gitt sannsynlighet over en spesifikk tidsperiode. VaR kan uttrykkes både i valutaenheter og som andel av porteføljens verdi. Tapet kan potensielt være mye høyere, da det måler et minimum forventet tap. Alt som eksponerer en for et mulig tap er potensielle kandidater til å inngå i VaR.

Det er tre elementer som må være bestemt for at man skal kunne beregne VaR. Dette er et sannsynlighetsnivå, en tidsperiode og et valg om en spesifikk tilnærming for å modellere tapsfordelingen. De mest vanlige sannsynlighetsnivåene er 1%, 5% og 10%. VaR på 5% sannsynlighetsnivå er mindre enn VaR på 1% sannsynlighetsnivå. Perioden for beregning av VaR kan være én dag eller lenger, og vil bli større desto lenger tidsperioden er. Dette er fordi at de potensielle tapene varierer direkte med tiden. Det siste elementet er viktig for å identifisere karakteristik ved fordelingen på avkastningen. Det finnes tre metoder for å beregne VaR. Dette er varians/kovarians metoden, historisk simuleringmetode og Monte Carlo simuleringmetode (Pirie, 2017, s. 317-319).

Denne definisjonen av risiko kan benyttes for å beregne risikjustert avkastning for å evaluere ytelsen. For å beregne dette benytter man meravkastning utover risikofri rente i telleren, akkurat som Sharpe, mens man i nevneren benytter VaR målt som andel av porteføljens verdi.

VaR er gitt av følgende:

$$\frac{r_p - r_f}{\frac{VaR_p}{V_p^0}} \quad (25)$$

Hvor:

r_p = Avkastningen til porteføljen p .

r_f = Risikofri rente.

VaR_p = VaR for porteføljen p .

V_p^0 = Porteføljens verdi i monetære termer.

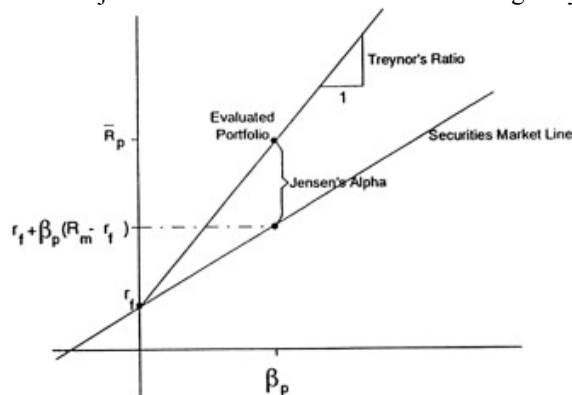
3.6.10 Relasjoner mellom målene

I de foregående delkapitlene har jeg tatt for meg en rekke prestasjonsmål. Alle målene har til felles at de søker å beregne den risikjusterte avkastningen ved å basere seg på ulike typer risiko. De er mye benyttet, men de gir ikke nødvendigvis samme konklusjon og har alle sine begrensninger.

Sharpe-raten, Treynor-raten og Jensens alfa er de prestasjonsmålene som først kom på banen, hvor alle gjenkjente implikasjonene av CAPM for rangeringen av investorer (Bodie, Kane og Marcus, 2018, s. 814). De tre prestasjonsmålene er mest informative når porteføljene benytter samme referanseindeks. Den mest åpenbare forskjellen man kan se er at Sharpe-raten benytter seg av total risiko, mens Treynor-raten og Jensens alfa benytter en smalere definisjon på risikoen, nemlig den systematiske risikoen. Dersom det foreligger en signifikant differanse mellom Sharpe-raten relativt til Treynor-raten og Jensens alfa, kan dette indikere at porteføljen inneholder en andel av usystematisk risiko. Dette vil ikke fanges opp av Treynor-raten og Jensens alfa. Dersom man skulle benytte Sharpe-raten og Treynor-raten for å sammenligne prestasjoner, vil det i mange tilfeller føre til både ulike konklusjoner og rangeringer. Dette kommer av at de to målene benytter ulike aspekter av risiko.

Figur 1.4 illustrerer forholdet mellom Jensens alfa og Treynor-raten. Man ser her tydelig at Jensens alfa indikerer forskjellen i avkastning mellom den evaluerte porteføljen og porteføljen som kombinerer markedsporteføljen med risikofritt aktivum. Porteføljene som kombinerer markedsporteføljen og risikofritt aktivum er, som nevnt i delkapittel 3.1.1, kapitalmarkedslinjen. Avkastningen er her kalkulert ved å benytte ligningen for CAPM som er gitt i ligning 4, som hevder at all risiko er forklart relativt til markedet. Videre ser man at den evaluerte porteføljens beta indikerer hvor stor risiko forvalteren tar i forhold til markedet. Både Treynor og Jensens alfa måler begge om forvalteren er i stand til å generere meravkastning for å ta denne risikoen.

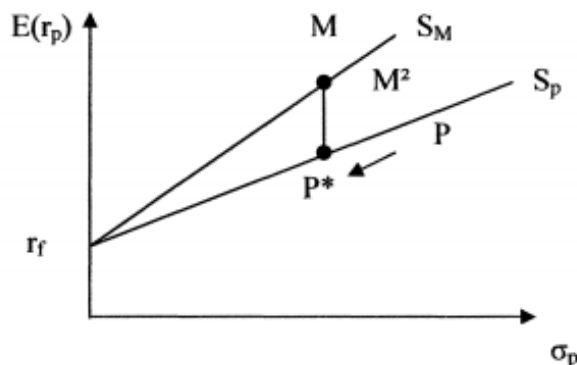
Figur 1.4: Illustrasjon av forholdet mellom Jensens alfa og Treynor-raten.



Det finnes en rekke prestasjonsmål i litteraturen, hvor de fleste forsøker å overkomme ulempene knyttet til Sharpe-raten. Sortino-raten og Sharpe-raten kan vise seg å være veldig like, men den store forskjellen er hvordan type risiko som benyttes. Fremfor å benytte totalrisikoen, benytter Sortino-raten nedsiderisikoen. Dette indikerer at Sharpe-raten

er et bedre mål for å evaluere lav-volatile investeringer, mens Sortino-raten er et bedre mål for å evaluere høy-volatile investeringer. Videre er Modiglianis M^2 også en variant av Sharpe-raten, og som i likhet med Sharpe-raten fokuserer den på den totale risikoen. Selv om Modigliani M^2 er en normalisering av Sharpe-raten, er de ulike nok til at de kan rangere porteføljene forskjellig. Videre uttrykkes Modigliani M^2 i basispunkter som kan være enklere for den gjennomsnittlige investoren å forstå.

Figur 1.5: Illustrasjon av forholdet mellom Modigliani M^2 og Sharpe-raten.



Som illustrert i Figur 1.5 ser man at Modiglianis M^2 og Sharpe-raten er direkte relatert. Ved å diversifisere porteføljen P med et risikofritt aktivum vil man lage en helt ny risikonormalisert portefølje P^* med en totalrisiko som tilsvarer markedsporteføljen.

Informasjonsraten er også en variant av Sharpe-raten og ratene er derfor analoge. Informasjonsraten måler risikojustert avkastning relatert til en viss referanseindeks og Sharpe-raten måler risikojustert avkastning relativt til risikofritt aktivum. Sammenligner man de to definisjonene, kan man se at man har erstattet risikofritt aktivum med risikofyllt portefølje. Dersom man holder markedsporteføljen og kombinerer denne med en risikofyllt portefølje, vil forbedringen i Sharpe-raten være bestemt av informasjonsraten.

Avslutningsvis vil jeg ta for meg Appraisal-raten. Relativt til Sharpe-raten og Treynor-raten som benytter seg av forskjellen mellom porteføljens avkastning og risikofri avkastning, beregner Appraisal-raten risikojustert avkastning som avkastningen til porteføljen relativt til en benchmark.

3.7 Fama-MacBeth

Fama og MacBeth (1973) introduserte en to-steps regresjon som har blitt en standard metodologi i finanslitteraturen for å teste i hvilken grad ulike faktorer beskriver portefølje- eller aktivaavkastningen. Målet med regresjonen er å finne en signifikant risikopremie for eksponeringen mot ulike faktorer. Første steg av prosedyren er en rullende regresjon av meravkastningen mot faktorene for å estimere faktoreksponeringen:

$$\begin{aligned}
 r_{1,t} &= \alpha_1 + \beta_{1,F_1} F_{1,t} + \beta_{1,F_2} F_{2,t} + \dots + \beta_{1,F_m} F_{m,t} + \varepsilon_{1,t} \\
 r_{2,t} &= \alpha_2 + \beta_{2,F_1} F_{1,t} + \beta_{2,F_2} F_{2,t} + \dots + \beta_{2,F_m} F_{m,t} + \varepsilon_{2,t} \\
 &\vdots \\
 r_{n,t} &= \alpha_n + \beta_{n,F_1} F_{1,t} + \beta_{n,F_2} F_{2,t} + \dots + \beta_{n,F_m} F_{m,t} + \varepsilon_{n,t}
 \end{aligned} \tag{26}$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Meravkastning for aktiva eller portefølje i på tidspunkt t .

α_i = Risikojustert meravkastning som ikke er forklart av modellen.

n = Totalt antall aktiva eller porteføljer i utvalget.

β_{i,F_m} = Eksponering for faktor $F_{j,t}$ (m faktorer totalt).

$\varepsilon_{i,n}$ = Stokastisk feilledd.

For alle de n ulike regresjonene benyttes de samme faktorene, fordi man ønsker å bestemme eksponeringen til hver portefølje- eller aktivaavkastning for et gitt sett av faktorer. Neste steg i prosedyren er å analysere tidsserien ved å benytte en tverrsnittsregresjon. Her benyttes en lineær regresjon av meravkastningen mot de estimerte faktoreksponeringene på hvert tidspunkt t (Brooks, 2019, s. 587):

$$\begin{aligned} r_{i,1} &= \lambda_{1,0} + \lambda_{1,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{1,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{1,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,1} \\ r_{i,2} &= \lambda_{2,0} + \lambda_{2,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{2,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{2,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,2} \\ &\vdots \\ r_{i,T} &= \lambda_{T,0} + \lambda_{T,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{T,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{T,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T} \end{aligned} \quad (27)$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Meravkastningen til aktiva eller portefølje i på tidspunkt t .

$\hat{\beta}$ = Estimerte faktoreksponeringer fra første steg.

$\lambda_{n,m}$ = Faktorenes risikopremier.

$\varepsilon_{i,n}$ = Stokastisk feilledd.

Hver regresjon i går fra 1 til n . Resultatet av det siste steget av prosedyren er en tidsserie av estimerte risikopremier for hver faktor, som videre må analyseres for å bestemme hvorvidt den gjennomsnittlige koeffisienten er signifikant forskjellig fra null. Gjennomsnittlig risikopremie estimeres ved lineær regresjon av de ulike tidsseriene mot en konstant, som gir forventet risikopremie for én enhets eksponering for hver risikofaktor over tid. Fremfor og kun ta gjennomsnittet, vil man ved å benytte lineær regresjon kunne beregne standardfeil og assosiert t-statistikk for å teste nullhypotesen om at den gjennomsnittlige koeffisienten er lik null. T-statistikk er utledet med Newey-West (1987) heteroskedastisitet- og autokorrelasjons konsistente standardfeil.

4 Data

Datamaterialet for analysen utgjør 10 år med markedsdata for Skandinaviske aksjer, som strekker seg fra Januar 2011 til Desember 2020. Startdatoen er bestemt av indeksen som benyttes for å måle selskapenes sensitivitet mot ESG-faktoren, mens sluttdatoen er satt for å oppnå så troverdige og robuste resultater som mulig. For innhenting av historiske aksjedata for de ulike markedene har FactSet blitt benyttet, som er tilgjengeliggjort via et forskningsprosjekt mellom Nord Universitet og NorQuant AS. FactSet er en database som tilbyr detaljert finansiell informasjon og er en analyseprogramvare for profesjonelle. Kilden anses som pålitelig for både amerikanske og ikke-amerikanske aksjer.

Ufiltrert består utvalget av totalt 1563 selskap for hele det Skandinaviske markedet. Datasettet inkluderer daglige aksjepriser, markeds kapitalisering og tilhørende sektor. For å sikre et utvalg uten survivorship bias, anvendes data for alle selskaper som er eller har vært på børs i løpet av perioden. De historiske aksjeprisene er justert for utbytte, splits og reverse splits. For å redusere innvirkningen av lave aksjepriser, har jeg satt en grensepris for alle markedene. Grenseprisen er satt til 5 kroner per aksje for alle markedene, med unntak av det danske markedet hvor grenseprisen er satt til 10 kroner per aksje. Årsaken til en høyere grensepris for det danske markedet er fordi dette markedet er preget av store selskap som anses som markedsledende innenfor egen nisje, og som dermed består av relativt dyrere aksjer. Videre, ifølge Bali, Engle og Murray (2016, s. 5), er finansiell data ofte utsatt for ekstreme datapunkter som kan ha en unødig innvirkning på resultatene, noe som kan føre til at resultatene blir upålitelige. En vanlig teknikk for å håndtere ekstreme datapunkter slik at utvalget blir mer representativt er å fjerne observasjoner som anses som ekstreme og behandle de som “manglende”. For å betrakte for dette har valgt å filtrere ut avkastninger med store avvik relativt til mer normal avkastning. Ved fjerning av unormale avkastninger, behandler jeg daglig avkastninger som stiger mer enn 50% eller faller mer enn 25% i løpet av en dag som “manglende”. Fra daglig data har jeg beregnet den månedlige avkastningen, og behandler avkastning som stiger mer enn 200% eller faller mer enn 50% i løpet av en måned som “manglende”.

Tabell 1.1 presenterer sammensetningen i utvalget per år (Panel A) og per sektor (Panel B) for de ulike landene etter filtreringsprosessen. Fordelingen per år forteller oss at det filtrerte datasettet består av totalt 1438 selskaper i perioden 2011-2020, hvorav henholdsvis 406, 816 og 216 selskap er norske, svenske og danske. Det gjennomsnittlige antallet

selskap hvert år for de ulike landene er 215, 485 og 140. Sammensetningen etter sektor viser antall selskaper i hver sektor i tidsperioden 2011-2020, hvor de samme sektorene er valgt for alle land. Fordelingen er hovedsakelig basert på å sikre et tilstrekkelig antall selskaper i hver sektor, noe som var vanskelig for den danske energisektoren. For å sikre nok selskaper i hver sektor er noen av sektorene kombinert, basert på at de drives av de samme økonomiske kreftene i markedet. Teknologisektoren består av teknologi og telekommunikasjon, tjenester består av offentlige tjenester, forretningstjenester og forbrukertjenester og sektoren konsumvarer består av sykliske og ikke-sykliske konsumvarer. Finanssektoren er delt inn i bank og finans. Fra dette kan vi se at det norske markedet har flest selskaper i energisektoren, Sverige har mange selskaper i sektorene helse og teknologi og Danmark har flest selskaper i banksektoren.

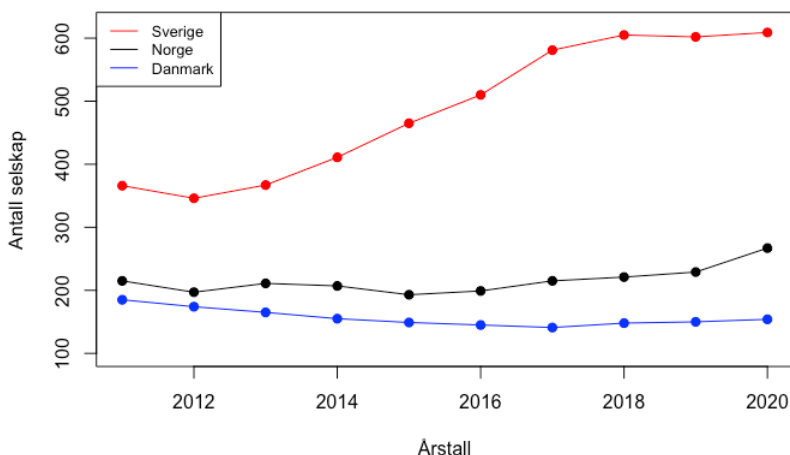
Tabell 1.1: Utvalgsfordeling ved år og sektor.

Panel A: Fordeling ved år				Panel B: Fordeling ved sektor			
Årstall	Norge	Sverige	Danmark	Sektor	Norge	Sverige	Danmark
2011	215	364	165	Bank	52	83	58
2012	197	345	147	Energi	91	19	5
2013	208	364	142	Finans	21	58	17
2014	207	411	139	Helse	29	153	18
2015	193	463	137	Ikke-energi materialer	20	66	14
2016	198	510	133	Industrielle tjenester	46	46	26
2017	215	581	133	Industriell produksjon	26	79	13
2018	220	605	133	Konsumvarer	41	88	22
2019	228	602	133	Teknologi	59	141	24
2020	267	607	141	Tjenester	21	83	19
Gjennomsnitt	215	485	140	Gjennomsnitt	41	82	22
2011-2020	406	816	216	Totalt	406	816	216

Note: Denne tabellen presenterer utvalgsfordelingen basert på år (Panel A) og sektor (Panel B) i tidsperioden 2011-2020. Panel A presenterer antall børsnoterte selskaper hvert år på henholdsvis Oslo Børs, Nasdaq Stockholm og Nasdaq Copenhagen. I denne tidsperioden var det totalt 406, 816 og 216 børsnoterte selskaper på de ulike børsene. Panel B presenterer sektorfordelingen for børsene, hvor noen med lignende økonomiske drivere er kombinert for å sikre et tilstrekkelig antall selskaper i hver sektor. Blant kombinasjonene finner man teknologi og telekommunikasjon, sykliske- og ikke-sykliske konsumvarer og offentlige tjenester, forretningstjenester og forbrukertjenester.

Videre illustrerer Figur 1.6 utviklingen av antall børsnoterte selskaper i de ulike landene som studeres. Fra figuren ser man en oppadgående trend i antall børsnoterte selskaper for Norge og Sverige i perioden 2011-2020, mens det er en svak nedadgående trend i antall børsnoterte selskaper for Danmark.

Figur 1.6: Utvikling av antall børsnoterte selskaper.

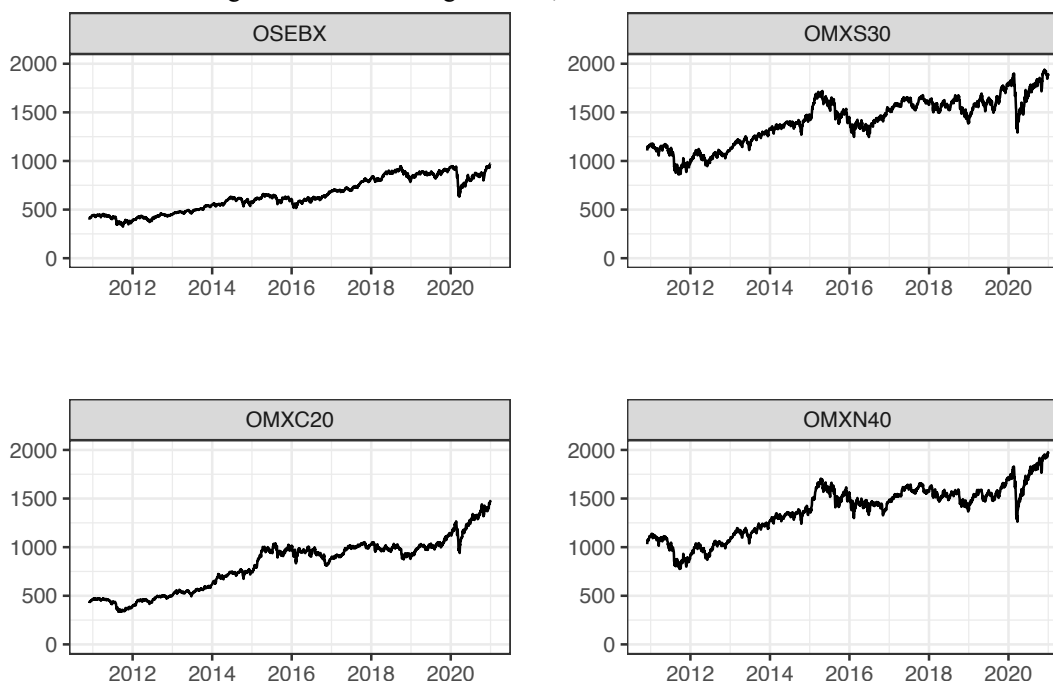


For å undersøke forholdet mellom avkastning og ESG-faktoren, har jeg likhet med studien til Fiskerstrand m.fl. (2019) valgt å benytte Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) som et sensitivitetsmål mot bærekraftsfaktorer. Årsaken til dette skyldes mangelen på ESG-rangeringer for selskapene som studeres. Rangeringen for indeksen gjøres av RobecoSAM, som konstruerer indeksen basert på denne rangeringen ved hjelp av en transparent og regelbasert seleksjonsprosess. Indeksen representerer 30% av de største Nordiske selskapene i S&P Global Broad Market Index basert på ESG-kriterier. For å være kvalifisert må rangeringen være blant topp 40%, hvor indeksen i neste steg benytter screeningteknikken best-i-klassen for å inkludere topp 20% i hver industri. Selskapene i indeksen som presterer innenfor topp

30% i egen sektor beholdes for å redusere gjennomtrekk. Vektingen er basert på flytende justert markeds kapitalisering. DJSND er derfor basert på langsiktige økonomiske, miljømessige og sosiale kriterier (ESG-kriterier). Indeksen ble lansert November 2010, mens tilgjengelig informasjon går tilbake til Mars 2009. Basert på dette er det naturlig å starte analysen i 2011 for å unngå å benytte data som er back-tested. Slike data er hypotetiske, og har begrensningen ved at den ikke reflekterer alle faktorer i markedet. Dette kan medføre at avkastningen kan være forskjellig fra den faktiske avkastningen. For å beregne de månedlige avkastningene har jeg hentet ut daglige priser fra S&P Dow Jones Indices. Data for DJSND utstedes i USD, som konverteres til valutaen til det respektive markedet som analyseres for å betrakte for valutakurs svingninger. Valutakursene som er benyttet er NOK/USD, SEK/USD og DKK/USD og er hentet fra henholdsvis Norges Bank, Sveriges Riksbank og Danmarks nasjonalbank som alle anses som å være svært troverdige kilder for slik data.

Ettersom analysen utføres på henholdsvis det norske, svenske og danske markedet har jeg benyttet Oslo Stock Exchange Benchmark Index (OSEBX), OMX Stockholm 30 Index (OMXS30), OMX Copenhagen 20 Index (OMXC20) og OMX Nordic 40 (OMXN40) som referanseindekser. Prisutviklingen til indeksene er illustrert i Figur 1.7. Indeksen for de ulike landene består av de mest likvide selskapene i de respektive markedene og beskriver markedene godt. For analysen av Skandinavia brukes en nordisk indeks, som også kan omfatte selskaper fra Finland og Island. Årsaken til at denne indeksen benyttes, skyldes at dette er den mest relevante indeksen som er tilgjengelig for det Skandinaviske markedet. Daglige priser for OSEBX er hentet fra Euronext, mens resterende er hentet fra Nasdaq. Indeksen for de ulike landene er utstedt i lokal valuta, mens OMXN40 er denominert i euro (EUR). Som et anslag på den risikofrie renten har jeg benyttet renten på 10 års statsobligasjoner for henholdsvis det norske-, svenske- og danske markedet. Data for dette er hentet fra Norges Bank, Sveriges Riksbank og Danmarks Statistik og er utstedt i lokal valuta.

Figur 1.7: Prisutvikling indekser, Januar 2011-Desember 2020.



Når analysen gjennomføres på det Skandinaviske markedet, vil noen justeringer av datamaterialet gjøres. Siden datamaterialet består av aksjepriser som er notert i ulik valuta, må all data konverteres til én og samme valuta for å betrakte for valutakurseffekter. I denne delen av analysen konverteres all data til svenske kroner (SEK), som er på bakgrunn av at den svenske børsen er den største blant de tre landene som inngår i studien. For konvertering av aksjepriser er valutakursene SEK/NOK og SEK/DKK benyttet, som er hentet fra Sveriges Riksbank. En konvertering til samme valuta muliggjør bruk av én risikofri rente, forutsatt at rentepariteten holder ved konvertering fra en valuta til en annen. Renteparitetsteorien sier at avkastningen mellom to land er lik ved at rentenivået og valutakursen i to land på sikt vil justeres slik at effekten av endringer i det relative rentenivået motvirkes av endringer i valutakursen. Siden all data er gjort om til svenske kroner vil den svenske risikofrie renten benyttes. Videre, siden markedsindeksen OMXN40 er

utstedt i EUR, vil den konverteres ved å benytte valutakursen SEK/EUR, som også er hentet fra Sveriges Riksbank.

For å analysere porteføljenes meravkastning benytter jeg meg av Carhart (1997), som kontrollerer for flere ikke-miljømessige faktorer som er kjent for å påvirke aksjenes ytelse. Disse faktorene er henholdsvis marked, størrelse, verdi og momentum. Det er derfor et behov for data for risikopremie relatert til disse faktorene. I finansiell litteratur er det vanlig å benytte seg av Kenneth French's databibliotek, som inneholder risikofaktorene konstruert av Fama og French for det amerikanske markedet. Fama og French (2012) utførte en studie hvor de benytter seg av både regionale og globale prisingsmodeller, og finner bevis på at regionale prisingsmodeller forklarer avkastningen bedre enn globale prisingsmodeller. En ytterligere studie av Griffin (2002) beskriver at landsspesifikke faktormodeller forklarer avkastningen bedre enn internasjonale faktormodeller. På bakgrunn av dette brukes data fra AQR Capital Management. AQR Capital Management tilbyr faktordata for 24 ulike aksjemarkeder, hvor Norge, Sverige og Danmark er blant disse. Disse risikofaktorene er i samsvar med de som er konstruert av Fama og French (1992; 1993; 1996).

5 Metode

I dette kapitlet vil jeg presentere og begrunne den metodiske fremgangsmåten jeg har valgt for oppgaven.

5.1 ESG porteføljekonstruksjon og ytelse

For å vurdere forholdet mellom bærekraftige investeringer og finansiell ytelse, vil jeg konstruere ESG porteføljer. Porteføljene konstrueres ved å benytte en rullende regresjon av hvert selskap mot indeksen DJSND, som starter i Januar 2011. Dette gjøres for å generere et mål på sensitiviteten til ESG-faktoren. Jeg benytter en rullende regresjon med et 12-månends vindu, som ruller fremover måned for måned. For å estimere sensitiviteten vil jeg benytte følgende ligning:

$$r_{i,t} = \beta_0 + \beta_i DJSND_t + \varepsilon_{i,t} \quad (28)$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Selskapet i 's avkastning på tidspunkt t .

β_i = Selskap i 's sin sensitivitet mot ESG-faktoren.

$\varepsilon_{i,t}$ = Stokastisk feilledd.

Fra denne prosessen kan selskapene rangeres ut fra sensitivitetsfaktoren som er beregnet for hver måned t . Videre konstrueres porteføljer ved å benytte kvintiler basert på rangeringen av den tverrsnittlige fordelingen av sensitivitetsestimatet på tidspunkt $t - 1$. Dette betyr at porteføljene hensyntar én måneds lag for å unngå look-ahead bias, ved at man har informasjon om selskapene på tidspunkt $t - 1$, og former porteføljene på tidspunkt t . Kvintiler impliserer fem porteføljer av lik størrelse, som er valgt for å sikre et tilstrekkelig antall observasjoner i hver portefølje. Et økt antall observasjoner bidrar til økt nøyaktighet og redusert støy. Den første kvintilen (Kvintil 1) består av selskap som er mest sensitive for ESG-faktoren, mens den siste kvintilen (Kvintil 5) består av de selskapene som er minst sensitive for ESG-faktoren. Disse kvintilene kalles for topp-porteføljen og bunn-porteføljen. I likhet med andre forskere (Derwall m.fl., 2005; Fiskerstrand m.fl., 2019; Steen, Moussawi og Gjolberg, 2020), ønsker jeg å fokusere på ytelsen til selskapene i den første og siste kvintilen. I tillegg vil jeg gjøre en sektor evaluering for å få innsikt i hvilke selskaper som er i topp- og bunn-porteføljene, som kan være med på å forklare resultatene.

Når porteføljene er konstruert, kan avkastningen beregnes for hver tidsperiode t basert på den valgte vektingsmetoden. Vektingen av porteføljene i denne studien er basert på lik vekting og verdivekting. Med hensyn til de verdivektede porteføljene har jeg benyttet logaritmen av markedskapitaliseringen, som kan uttrykkes ved følgende ligning:

$$w_i = \frac{\ln(MCAP_i)}{\sum_{j=1}^n \ln(MCAP_j)} \quad (29)$$

Hvor:

$\ln(MCAP_i)$ = Den logartimiske markedskapitaliseringen til selskap i .

$\sum_{j=1}^n \ln(MCAP_j)$ = Summen av den logaritmiske markedskapitaliseringen til alle selskapene.

Årsaken til å benytte den logaritmiske markedskapitaliseringen kommer av at markedskapitaliseringen har en skjev fordeling, som er presentert i Tabell 1.2. Dette fenomenet fremkommer fordi det er noen selskap som har svært høy markedskapitalisering relativt til de andre selskapene. For det norske markedet, ser vi at sektorene energi og ikke-energi materialer har høyere markedskapitalisering relativt til gjennomsnittlig markedskapitalisering. For det svenske markedet er det sektorene bank, teknologi og energi som har høyest markedskapitalisering relativt til gjennomsnittet, mens det er finanssektoren som har svært høy markedskapitalisering i det danske markedet. Ifølge Bali, Engle og Murray (2016, s. 149) vil bruk av markedskapitaliseringen alene føre til at noen få økonomisk store selskap potensielt kan ha en uønsket stor effekt på både de konstruerte porteføljene og de estimerte regresjonskoeffisientene. Det kan også påvirke muligheten til å produsere nøyaktige estimater. Ved å benytte den logaritmiske markedskapitaliseringen vil fordelingen bli mindre skjev og effekten av verdien til selskapene på porteføljekonstruksjonen bli mindre. Det er derfor en vanlig prosedyre å benytte logaritmen av markedskapitaliseringen i en regresjonsanalyse, og er også en bedre tilnærming gitt datasettet i denne studien.

Tabell 1.2: Markedskapitalisering per sektor.

Panel A: Markedskapitalisering i millioner (2011-2020)			
Sektor	Norge	Sverige	Danmark
Bank	6.09	19.66	10.97
Energi	10.59	16.62	12.36
Finans	6.60	10.13	44.11
Helse	1.52	9.85	10.11
Ikke-energi materialer	11.20	15.45	10.87
Industrielle tjenester	2.95	4.79	5.02
Industriell produksjon	3.48	5.75	8.40
Konsumvarer	7.26	2.86	6.59
Teknologi	8.99	17.17	2.36
Tjenester	6.05	6.62	2.03
Gjennomsnitt	6.47	11.55	13.48

Note: Tabellen viser markedskapitaliseringen i millioner for alle sektorene fordelt på de ulike markedene. Markedskapitaliseringen er beregnet som et gjennomsnitt for hver sektor. Nederste rad i tabellen viser gjennomsnittet for alle sektorene.

For å evaluere den finansielle ytelsen til topp- og bunn-porteføljene, benyttes Carhart (1997) sin fire-faktormodell. Dette er en standard tilnærming i empirisk forskning for å analysere ytelse. En faktormodell eliminerer muligheten for at avkastningen forklares av ulike tilt i porteføljen, og kan derfor føre til at man bedre fanger den risikojusterte ytelsen. Ulike modeller benytter ulike faktorer, hvor den valgte modellen kontrollerer for effekten av markedsrisiko, størrelsesfaktoren, verdifaktoren og momentumfaktoren på avkastningen. Bauer, Koedijk og Otten (2005) beskriver at sosialt ansvarlige fond skiller seg fra de konvensjonelle fondene med hensyn til sensitiviteten til disse faktorene. Derfor kan man også forvente ulike faktorsensitiviteter for topp- og bunn-porteføljene. For å kontrollere for slike forskjeller, vil den risikojusterte meravkastningen bli estimert ved følgende regresjonsmodell:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i^{RMRF} RMRF_t + \beta_i^{size} SMB_t + \beta_i^{value} HML_t + \beta_i^{MOM} MOM_t + \varepsilon_{i,t} \quad (30)$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Meravkastningen til portefølje i i måned t .

α_i = Risikojustert meravkastning for portefølje i .

β_i^{RMRF} , β_i^{size} , β_i^{value} , β_i^{MOM} = Estimert faktoreksponering for de ulike risikofaktorene til porteføljens meravkastning.

$RMRF_{i,t}$, $SMB_{i,t}$, $HML_{i,t}$, $MOM_{i,t}$ = Meravkastning til de ulike faktorene i måned t .

$\varepsilon_{i,t}$ = Stokastisk feilledd.

Ifølge Bali, Engle og Murray (2016, s. 5) er meravkastningen for portefølje i i måned t beregnet som avkastningen til portefølje i i måned t minus risikofri rente. I tillegg til topp- og bunn-porteføljene, ønsker jeg i likhet med andre forskere å undersøke en high-low strategi (Derwall m.fl., 2005; Fiskerstrand m.fl., 2019; Jegadeesh og Titman, 1993; Steen, Moussawi og Gjolberg, 2020), for å teste hvorvidt det eksisterer signifikante forskjeller mellom de to porteføljene. I denne studien innebærer en slik strategi at man for hver tidsperiode t tar en lang posisjon i topp-porteføljen og en kort posisjon i bunn-porteføljen. En positiv alfa for high-low strategien vil indikere at investorer kan oppnå risikojustert meravkastning ved å kjøpe aksjer i topp-porteføljen og selge aksjer i bunn-porteføljen. Siden regresjonen som er benyttet for risikojustert avkastning er en tidsserieregresjon, er t -statistikk utledet ved å benytte Newey-West (1987) heteroskedastisitet- og autokorrelasjons konsistente standardfeil. Antall lags brukt for å justere er bestemt ved Bartlett kernel. Videre for å verifisere robusthet og forbedre resultatenes validitet, utfører jeg en rekke supplerende kontroller. Den første robusthetstesten benytter en lengre holdeperiode med redusert rebalanseringsfrekvens. For hvert kvartal i perioden 2011 til 2020 konstrueres porteføljene, hvor ytelsen videre sammenlignes på samme måte som for den første tilnærmingen. Den neste robusthetstesten kontrollerer for tidskonsistens ved å dele tidsperioden opp i to kortere delperioder. Delperiodene er eksogent bestemt og strekker seg fra henholdsvis Januar 2011 til Desember 2015 og Januar 2016 til Desember 2020. De ulike delperiodene gir mulighet for å hensynte sosiale, politiske og økonomisk relaterte hendelser som kan ha påvirket den finansielle ytelsen ved å ha introdusert strukturelle brudd i dataen, for eksempel oljeprisfallet i 2014. En månedlig holdeperiode er benyttet for delperiodene, for å sikre et tilstrekkelig antall datapunkter. For alle analysene, gitt studiets objektiv, vil fokuset være på alfa-estimatene som er et mål på risikojustert meravkastning.

En ytterligere robusthetstest har tatt for seg utfordringen knyttet til at flere av landene er tungt vektet innenfor spesifikke sektorer. Noen sektorer har høyere ESG-rangeringer enn andre sektorer, og ESG-porteføljedannelsesprosessen kan derfor indusere bemerkelsesverdige sektorskjevheter. For å undersøke om resultatene sektorfølsomme, benytter jeg screeningsteknikken best-i-klassen for hele tidsperioden, noe som gir sektor-balanserte porteføljer. Beta-koeffisientene er beregnet ved å benytte den samme regresjonen med avkastningen mot DJSND, for deretter å filtrere data for hver sektor. Fra dette velges topp og bunn 20% av selskapene i hver sektor basert på deres beta-koeffisienter. Dette vil henholdsvis være porteføljene best-i-klassen og verst-i-klassen. Under porteføljekonstruksjonen vil selskapene implisitt bli rangert blant selskap i samme sektor. En slik screeningsteknikk muliggjør at selskaper i sektorer som er lite sensitive for ESG-faktorer kan havne i porteføljen med selskapene som anses som de mest sensitive for ESG-faktorer. Det gir også muligheter for å finne ut om resultatene er drevet av tung vektning innenfor spesifikke sektorer. I denne delen, er selskapene kun gruppert inn i ti ulike sektorer. Sektorene er bank, energi, finans, helse, ikke-energi materialer, industrielle tjenester, industriell produksjon, konsumvarer, teknologi og tjenester. Som vist i Tabell 1.1, ser man at det norske markedet er tungt vektet i energisektoren, mens Sverige har mange selskap innenfor sektorene helse og teknologi. Danmark har flest selskap i banksektoren. Dette bidrar til en skjev fordeling av sektorene. Grunnet ønske om å beholde de samme sektorene for de ulike markedene, er det ikke gjort noen ytterligere justeringer.

5.2 Risikopremie

I denne delen av analysen benyttes Fama-Macbeth (1973) sin to-steps prosedyre for å undersøke ESG-faktorens direkte effekt på avkastningen. Prosedyren forsøker å teste hvordan systematiske risikofaktorer beskriver portefølje- eller aksjeavkastning, med målet om å finne en mulig signifikant risikopremie for eksponeringen mot disse faktorene. Hovedfokuset i denne studien er risikopremien knyttet til ESG-faktoren. I den forrige tilnærmingen ble porteføljene konstruert basert på selskapenes ESG-sensitivitet, som er forskjellig fra tilnærmingen som benyttes i denne prosedyren. I denne tilnærmingen kan man benytte konstruerte porteføljer eller individuelle aksjer som test-aktiva, hvor porteføljene kan konstrueres basert på ulike karakteristikk og uten ESG-relaterte forutsetninger. Det er flere forskere som følger Black, Jensen og Scholes (1972), Fama og MacBeth (1973) og Fama og French (1993) ved å konstruere porteføljer. I følge Blume (1970) vil man ved hjelp av porteføljer kunne redusere problemene knyttet til "errors-in-variables" for de estimerte faktoreksponeringene som er knyttet til prosedyren. Dette kan føre til downward bias i feilledet, som fører til en overestimert t -statistikk. Ved å benytte porteføljer med tilstrekkelig mange aksjer fremfor individuelle aksjer, vil man betrakte for målefeil i de estimerte faktoreksponeringene og dermed oppnå mer presise estimat. Dette gir videre mer presise estimat for risikopremie med mindre standardfeil. En motsetning til dette er studien til Ang, Liu og Schwarz (2018) som viser at mindre standardfeil for faktoreksponeringen ikke fører til mindre standardfeil for risikopremie estimert ved tverrsnittsregresjonen. Dette skyldes at konstruksjonen av porteføljer diversifiserer bort informasjon som gir redusert spredning i faktoreksponeringen. Grunnet datatilgjengelighet har jeg fremfor å konstruere porteføljer, valgt å gjennomføre prosedyren ved å benytte meg av prosedyren basert på individuelle aksjer, hvor test-

aksjene er alle aksjene som er eller har vært på børs i perioden 2011-2020. En grense på minimum 20 observasjoner per aksje har blitt satt, noe som gir et datasett bestående av 277, 659 og 166 selskap for henholdsvis Norge, Sverige og Danmark.

For å konstruere ESG-faktoren benyttes data fra porteføljeanalysen, hvor jeg har en tidsserie av gjennomsnittlige månedlige avkastninger for topp- og bunn-porteføljen. Ifølge Fama og French (1993) er porteføljene som benyttes for å konstruere faktorene verdivektet. Dette betyr at faktoren CMD er en tidsserie av forskjellen mellom den gjennomsnittlige avkastningen for topp- og bunn-porteføljen.

I det første steget estimeres faktoreksponeringen ved å benytte en rullende regresjon av meravkastningen for hver aksje mot de ulike faktorene (RMRF, SMB, HML, MOM og CMD):

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_{i,t}^{RMRF} RMRF_{i,t} + \beta_{i,t}^{size} SMB_{i,t} + \beta_{i,t}^{value} HML_{i,t} + \beta_{i,t}^{MOM} MOM_{i,t} + \beta_{i,t}^{CMD} CMD_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (31)$$

Hvor:

$r_{i,t}$ = Meravkastning for aksje i i måned t .

α_i = Risikjustert meravkastning.

$\beta_{i,t}^{RMRF}$, $\beta_{i,t}^{size}$, $\beta_{i,t}^{value}$, $\beta_{i,t}^{MOM}$, $\beta_{i,t}^{CMD}$ = Faktoreksponeringen til hver risikofaktor for porteføljens meravkastning.

$RMRF_{i,t}$, $SMB_{i,t}$, $HML_{i,t}$, $MOM_{i,t}$, $CMD_{i,t}$ = Meravkastning til de ulike faktorene på tidspunkt t .

$\varepsilon_{i,t}$ = Stokastisk feilledd.

Det er her benyttet en 12-måneders rullende regresjon fremfor vanlig lineær regresjon for å unngå look-ahead bias. I det neste steget estimeres risikopremie per enhet eksponering ved T tverrsnittsregresjoner av meravkastningen mot de estimerte faktoreksponeringene ($\hat{\beta}$) som gitt i ligning 27. Dette gir en tidsserie av regresjonskoeffisienter for hver faktor som benyttes for å estimere de ulike risikopremiene. Gjennomsnittlig risikopremie for hver faktor er estimert ved å benytte en lineær regresjon av tidsseriene mot en konstant. For å avgjøre hvorvidt gjennomsnittet er signifikant forskjellig fra null, beregnes tilhørende standardfeil og t-statistikk. For å unngå problemet knyttet til errors-in-variables, er t-statistikk utledet ved å benytte av Newey-West (1987) heteroskedastisitet- og autokorrelasjons konsistente standardfeil. Antall lags som brukes til å justere bestemmes av Bartlett kernel.

5.3 Metodekritikk og begrensninger

5.3.1 DJSND

I studien er det benyttet en indeks for å estimere sensitiviteten til selskapene for ESG-faktoren, som er svært sentral for det endelige resultatet. Ulempen med denne indeksen er at man ikke vet hvilke selskap den består av, man vet kun hvordan den er konstruert. Det er derfor usikkerhet knyttet til hvor representativ indeksen er for de ulike markedene som studeres. Dette er informasjon som verken er tilgjengelig eller har vært mulig å innhente, og er derfor en begrensning ved studiet. Begrensningen kommer av at indeksen består av selskap i det nordiske markedet, som kan være svært forskjellig fra selskapene i markedene som denne studien tar for seg. Dette kan bidra til mye støy. I motsetning til Fiskerstrand m.fl. (2018) består denne studien av flere markeder og dermed også flere selskap. Det vil derfor være rimelig å anta at denne indeksen er mer passende for studien av det Skandinaviske markedet som en helhet, fremfor de enkelte landene separat. Grunnet mangel på slike indekser, er det likevel besluttet å benytte DJSND til tross for dens begrensninger for studien.

5.3.2 OMXN40

For analyse av det Skandinaviske markedet er OMXN40 benyttet, som inkluderer de mest likvide selskapene i Norden. Norden inkluderer også landene Island og Finland, noe som betyr at denne indeksen kan inkludere selskap som ikke er inkludert i studien. Dette medfører at indeksen kan bli mindre representativ, relativt til en potensiell indeks bestående kun av Skandinaviske selskap. På bakgrunn av at en slik indeks ikke er tilgjengelig, er det derfor besluttet å benytte den nordiske indeksen OMXN40.

Litteraturliste

- Adler, T. & Kritzman, M. (2008) The cost of socially responsible investing. *Journal of Portfolio Management*, 35 (1), s. 52-56.
- Aguirre, M. & Ibikunle, G. (2014) Determinants of renewable energy growth: A global sample analysis. *Energy Policy*, 69 (2), s. 374-384.
- Aharoni, G., Grundy, B. & Zeng, Q. (2013) Stock Returns and the Miller Modigliani Valuation Formula: Revisiting the Fama French Analysis. *Journal of Financial Economics*, 110 (2), s. 347-357.
- Allouche, J. & Laroche, P. (2005) A Meta-Analytical Investigation of the Relationship Between Corporate Social and Financial Performance. *Revue de Gestion des Ressources Humaines*, 57, s. 18-41.
- Amihud, Y. & Mendelson, H. (1986) Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*, 17 (2), s. 223-249.
- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y. & Zhang, X. (2006) The Cross-Section of Volatility and Expected Returns. *The Journal of Finance*, 61 (1), s. 259-299.
- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y. & Zhang, X. (2009) High idiosyncratic volatility and low returns: International and further U.S. evidence. *Journal of Financial Economics*, 91 (1), s. 1-23.
- Arnott, R., Hsu, J. & Moore, P. (2005) Fundamental Indexation. *Financial Analysts Journal*, 61 (2), s. 83-99.
- Arnott, R., Harvey, C., Kalesnik, V. & Linnainmaa, J. (2021) Reports of Value's Death May Be Greatly Exaggerated. *Financial Analysts Journal*, 77 (1), s. 44-67
- Auer, B. R. & Schuhmacher, F. (2016) Do socially (ir)responsible investments pay? New evidence from international ESG data. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 59, s. 51-62.
- Auran, A. K. & Kristiansen, A. (2016) *Investing in Sustainability: The Risk-adjusted Performance of European Mutual Funds Committed to Sustainable and Responsible Investing*.
- Baker, M. & Wurgler, J. (2006) Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 61 (4), s. 1645-1680.
- Bali, T. G., Engle, R. F. & Murray, S. (2016) *Empirical Asset Pricing: The Cross Section of Stock Returns*. New York, John Wiley & Sons, Incorporated.
- Banz, W. B. (1981) The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics*, 9 (1), s. 3-18.
- Barnett, M., L. & Salomon, R. M. (2006) Beyond dichotomy: The curvilinear relationship between social responsibility and financial performance. *Strategic Management Journal*, 27 (11), s. 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 (3), s. 663-682.
- Bauer, R., Derwall, J. & Otten, R., (2007) The ethical mutual fund performance debate: New evidence from Canada. *Journal of Business Ethics*, 70, s. 111-124.
- Bauer, R., Koedijk, K. & Otten, R. (2005) International Evidence on ethical mutual fund performance and investment style. *Journal of Banking & Finance*, 29 (7), s. 1751-1767.
- Beal, D. J., Goyen, M. & Phillips, P. (2005) Why do we invest ethically? *Journal of Investing*, 14 (3), s. 66-77.
- Becchetti, L., Ciciretti, R., Dalò, A. & Herzel, S. (2015) Socially responsible and conventional investment funds: performance comparison and the global financial crisis. *Applied Economics*, 47 (25), s. 2541-2562.
- Black, F. (1986) Noise. *Journal of Finance*, 41 (3), s. 529-543.
- Black, F. Jensen, M. C. & Scholes, M. S. (1972) The Capital Asset Pricing Model: Some Empirical Tests. *Studies in the Theory of Capital Markets*, s. 79-121.

-
- Bebchuk, L. A., Cohen, A. & Wang, C. C. Y. (2013) Learning and the disappearing association between governance and returns. *Journal of Financial Economics*, 108 (2), s. 323-348.
- Bergbrant, M. & Kassa, H. (2021) Is idiosyncratic volatility related to returns? Evidence from a subset of firms with quality idiosyncratic volatility estimates. *Journal of Banking and Finance*, 127, s. 106-126.
- Blitz, D. (2018) *Does a liquidity premium exist in the stock market?* [Internett], NextFinance. Tilgjengelig fra: <https://www.next-finance.net/Does-a-liquidity-factor-premium> [Lest 11.12.2020].
- Blume, M. E. (1970) Portfolio Theory: A Step Toward Its Practical Application. *The Journal of Business*, 43 (2), s. 152-173.
- Bodie, Z., Kane, A. & Marcus, A. J. (2018) *Investments*. 11. utgave. McGraw-Hill.
- Borgers, A., Derwall, J., Koedijk, K. & Ter Horst, J. (2013) Stakeholder relations and stock returns: On error in investors' expectations and learning. *Journal of Empirical Finance*, 22, s. 159-175.
- Borghesi, R., Houston, J. and Naranjo, A. (2014) Corporate Socially Responsible Investments: CEO Altruism, Reputation, and Shareholder Interests. *Journal of Corporate Finance*, 26 (C), s. 164-181.
- Breakingdownfinance (u. å.) *Pástor-Stambaugh model* [Internett], Breaking Down Finance. Tilgjengelig fra: <https://breakingdownfinance.com/finance-topics/equity-valuation/pastor-stambaugh-model/> [Lest 08.12.2020].
- Briek, W. & Kerstens, K. (2009) Multi-horizon Markowitz portfolio performance appraisals: a general approach. *Omega*, 37 (1), s. 50-62.
- Brooks, C. (2008) *Introductory Econometrics for Finance*. 2. utgave. Cambridge, Cambridge University Press.
- Brooks, C. (2019) *Introductory Econometrics for Finance*. 4. utgave. Cambridge, Cambridge University Press.
- Campbell, J. L. (2006) Institutional analysis and the paradox of corporate social responsibility. *American Behavioral Scientist*, 49, s. 925-938.
- Campbell, J. Y., Lettau, M., Malkiel, B. G. & Xu, Y. (2001) Have Individual Stocks Become More Volatile? An Empirical Exploration of Idiosyncratic Risk. *The Journal of Finance*, 56 (1), s. 1-43.
- Capelle-Blancard, G. (2019) Every Little Helps? ESG News and Stock Market Reaction. *Journal of Business Ethics*, 157, s. 543-565.
- Carhart, M. M. (1997) On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, 52 (1), s. 57-82.
- Cfainstitute.com (u. å.) *ESG Investing and Analysis* [Internett], CFA Institute. Tilgjengelig fra: <https://www.cfainstitute.org/en/research/esg-investing> [Lest 08.11.2020].
- Chan, L. K., Jegadeesh, N., Lakonishok, J. (1996) Momentum strategies. *The Journal of Finance*, 51 (5), s. 1681-1713.
- Chan, Y., Hogan, J., Schwaiger, K. & Ang, A. (2020) ESG in Factors. *The Journal of Impact and ESG Investing*, 1 (1), s. 26-45.
- Chen, J. (2020) *Index* [Internett], Investopedia. Tilgjengelig fra: <https://www.investopedia.com/terms/i/index.asp> [Lest 30.10.2020].
- Chen, L. H., Jiang, G. J., Xu, D. & Yao, T. (2012) *Dissecting the Idiosyncratic Volatility Anomaly*. Working paper, Washington State University, Gonzaga University and University of Iowa.
- Chui, A. C., Titman, S. & Wei, K. J. (2010) Individualism and Momentum Around the World. *The Journal of Finance*, 65 (1), s. 361-392.
- Chung, C. E., Nelson, W. A. & Witte, H. D. (2012) Do green mutual funds perform well? *Management Research Review*, 25 (8), s. 693-708.
- Cochrane, J. H. (1999) *Portfolio advice for a multifactor world*. Federal Reserve Bank of Chicago.
- Cohen, M. A., Fenn, S. A. & Konas, S. (1997) Environmental and Financial Performance: Are They Related? *Working paper*, Vanderbilt University.

-
- Corporatefinanceinstitute.com (u. å.) *What is momentum?* [Internett], Corporate Finance Institute. Tilgjengelig fra: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/trading-investing/momentum/> [Lest 22.10.2020].
- Corporate Finance Institute (u. å.) *What is an Equal-Weighted Index?* [Internett], Corporate Finance Institute. Tilgjengelig fra: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/trading-investing/equal-weighted-index/> [Lest 11.12.2020].
- Corredor, P., Ferrer, E. & Santamaria, R. (2015) The Impact of Investor Sentiment on Stock Returns in Emerging Markets. The Case of Central European Markets. *Eastern European Economics*, 53 (4), s. 328-355.
- Cortez, M. C., Silva, F. & Areal, N. (2009) The performance of European socially responsible funds. *Journal of Business Ethics*, 87 (4), s. 573-588.
- Covin, J. & Miles, M. (2000) Environmental Marketing: A Source of Reputational, Competitive, and Financial Advantage. *Journal of Business Ethics*, 23 (3), s. 299-311.
- Crain, M. A. (2011) *A literature review of the size effect*. SSRN.
- Crifo, P. & Forget, V. (2015) The Economics of Corporate Social Responsibility: A Firm-Level Perspective Survey. *Journal of Economic Surveys*, 29 (1), s. 112-130.
- Cunha, F. A. F. D. S., de Oliveira, E. R., Orsato, R. J, Klotzle, M. C, Oliveira, F. L. C. & Caiado, R., G. G. (2019) Can sustainable investment outperform traditional benchmarks? Evidence from global stock markets. *Business Strategy and the Environment*, 29 (2), s. 1-16.
- Datar, V. T., Naik, N. Y. & Radcliffe, R. (1998) Liquidity and stock return: An alternative test. *Journal of Financial Markets*, 1 (2), s. 203-219.
- Davidson, A. (2016) Sustainable Investing Goes Mainstream. *Wall Street Journal*. Tilgjengelig fra: <https://www.wsj.com/articles/sustainable-investing-goes-mainstream-1452482737> [Lest 22.02.2021].
- DeFusco, R. A., McLeavey, D.W., Pinto, J. E. & Runkle, D. E. (2015) *Quantitative Investment Analysis*. 4 utgave. Hoboken, John Wiley & Sons.
- Derwall, J. Guenster, N., Bauer, R. & Koedjik, K. (2005) The eco-efficiency premium puzzle. *Financial Analysts Journal*, 61 (2), s. 51-63.
- Diltz, J. (1995) Does Social Screening Affect Portfolio Performance? *Journal of Investing*, 4 (1), s. 64-69.
- Eccles, N. S. & Viviers, S. (2011) The Origins and Meanings of Names Describing Investment Practices that Integrate a Consideration of ESG Issues in the Academic Literature. *Journal of Business Ethics*, 104 (3), s. 389-402.
- Euronext.com (u. å.) *Oslo Børs* [Internett], Euronext. Tilgjengelig fra: <https://www.euronext.com/nb/markets/oslo> [Lest 14.12.2020].
- Fabozzi, F. J., Ma, K. C. & Oliphant B. J. (2008) Sin stock returns. *The Journal of Portfolio Management*, 35 (1), s. 82-94.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1992) The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*, 47 (2), s. 427-465.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1993) Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33 (1), s. 3-56.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1996) Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests. *Journal of Political Economy*, 81 (3), s. 607-636.
- Fama, E. F. & French, K. R. (2004) The capital asset pricing model: Theory and evidence. *Journal of Economic Perspectives*, 18 (3), s. 25-46.
- Fama, E. F. & French, K. R. (2012) Size, Value, and Momentum in International Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, 105 (3), s. 457-472.

-
- Fama, E. F. & French, K. R. (2015) A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 116 (1), s. 1-22.
- Fama, E. F. & MacBeth, J. D. (1973) Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests. *Journal of Political Economy*, 81 (3), s. 607-636.
- Fiskerstrand, S. R., Fjeldavli, S., Leirvik, T, Antoniuk, Y. & Nenadić, O. (2019) Sustainable Investments in the Norwegian Stock Market. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 10 (4), s. 1-17.
- Freedman, M. & Stagliano, A. J. (1991) Differences in social-cost disclosures: A market test of investor reactions. *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, 4 (1), s. 68-83.
- Freeman, R. E. & Evan, W. M. (1990) Corporate governance: a stakeholder interpretation. *Journal of Behavioral Economics*, 19 (4), s. 337-359.
- 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 (4), s. 210-233.
- FTSE.no (u. å.) *What is an index?* [Internett], FTSE Russell. Tilgjengelig fra: <https://www.ftserussell.com/education-center/what-index> [Lest 31.10.2020].
- Fulton, M., Kahn, B & Sharples, C. (2012) Sustainable Investing: Establishing Long-Term Value and Performance. *Corporate Governance & Finance eJournal* [Internett], 13 (53) doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2222740> [Lest 20.04.2021].
- Geddes, G. (2020) *Is ESG a factor?* [Internett], ETF stream. Tilgjengelig fra: <https://www.etfstream.com/features/is-esg-a-factor/> [Lest 09.12.20].
- Gregory, R. P., Stead J. G. & Stead, E. (2020) The global pricing of environmental, social, and governance (ESG) criteria. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, doi: 10.1080/20430795.2020.1731786.
- Griffin, J. J. & Mahon, J. F. (1997) The Corporate Social Performance and Corporate Financial Performance Debate: Twenty-Five Years of Incomparable Research. *Business & Society*, 36 (1), s. 5-31.
- Griffin, J. M. (2002) Are the Fama and French factors global or country specific? *Review of Financial Studies*, 15 (3), s. 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 (6), s. 2515-2547.
- Guerard, J. B. (1997) Is There a Cost to Being Socially Responsible in Investing? *Journal of Investing*, 6 (2), s. 11-18.
- Han, J.-J., Kim, H. J. & Yu, J. (2016) Empirical Study on Relationships Between Corporate Social Responsibility and Financial Performance in Korea. *Asian Journal of Sustainability and Social Responsibility*, 1 (1), s. 61-76.
- Harvey, C. R., Liu, Y. & Zhu, H. (2016) ...and the Cross-Section of Expected Returns. *Review of Financial Studies*, 29 (1), s. 5-68.
- Haugen, R. & Baker, N. L. (1991) The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios. *The Journal of Portfolio Management*, 17 (3), s. 35-40.
- Hebner, M. (21.05.2019) *Profitability and a Four-Factor Model* [Internett]. Ifa. Tilgjengelig fra: https://www.ifa.com/articles/profitability_four-factor_model/ [Lest 07.12.2020].
- Hoepner, A. G. & Schopohl, L. (2016) On the price of morals in markets: an empirical study and the Swedish AP-Funds and the Norwegian Government Pension Fund. *Journal of Business Ethics*, 151 (3), s. 665-692.
- Hoepner, A. G. & Zeume, S. (2014) Fiduciary duty and sin stocks: is vice really nice? *Handbook of Institutional Investment and Fiduciary Duty* [Internett]. doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1485846> [Lest 01.04.2021].
- Hong, H. & Kacperczyk, M. (2009) The price of sin: The effects of social norms on markets. *Journal of Financial Economics*, 93 (1), s. 15-36.

-
- Hong, H. & Kostovetsky, L. (2012) Red and blue investing: Values and finance. *Journal of Financial Economics*, 103 (1), s. 1-19.
- Horowitz, J. L., Loughran, T. & Savin, N. E. (2000) Three analyses of the firm size premium. *Journal of Empirical Finance*, 7 (2), s. 143-153.
- Humphrey, J. E., Warren, G. J. & Boon, J. (2016) What is Different about Socially Responsible Funds? A Holdings-Based Analysis. *Journal of Business Ethics*, 138 (2), s. 263-277.
- Hvidkjær, S. (2017) ESG investing: A literature review. *Report prepared for Dansif*.
- Ibikunle, G. & Steffen, T. (2017) European green mutual fund performance: A comparative analysis with their conventional and black peers. *Journal of Business Ethics*, 145 (2), s. 337-355.
- Innes, R. & Sam, A. G. (2008) Voluntary pollution reductions and the enforcement of environmental law: an empirical study of the 33/50 program. *Journal of Law and Economics*, 51 (2), s. 271-296.
- Investo.com (u. å.) *Invesco Factor Investing* [Internett], Invesco. Tilgjengelig fra: https://emea.invesco.com/en/change/factor/?utm_source=leaflet&utm_medium=print&utm_campaign=brand [Lest 11.12.2020].
- Ito, Y., Managi, S. & Matsuda, A. (2013) Performances of socially responsible investment and environmentally friendly funds. *Journal of the Operational Research Society*, 64 (11), s. 1583-1594.
- Jacobs, B. W., Singhal, V. R. & Subramanian, R. (2010) An empirical investigation of environmental performance and the market value of the firm. *Journal of Operations Management*, 28 (5), s. 430-441.
- Jegadeesh, N. & Titman, S. (1993) Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance*, 48 (1), s. 65-91.
- Jensen, M. C. (1968) The Performance of Mutual Funds In The Period 1945-1964. *Journal of Finance*, 23 (2), s. 389-416.
- Kalesnik, V. & Beck, N. (2014) Bustin the myth about size. *Research Affiliates: Simply States research paper*, Retrieved November 1, 2015.
- Keefe, J. (2007) From Socially Responsible Investing to Sustainable Investing. *Green Money Journal*, 6 (15), s. 62-69.
- Kempf, A. & Oschhoff, P. (2007) The effect of socially responsible investing on portfolio performance. *European Financial Management*, 13 (5), s. 908-922.
- King, A. A. & Lenox, M. J. (2001) Does it really pay to be green? An Empirical Study of Firm Environmental and Financial Performance. *Journal of Industrial Ecology*, 5 (1), s. 105-116.
- Klassen, R. D. & McLaughlin, C. P. (1996) The Impact of Environmental Management on Firm Performance. *Management Science*, 42 (8), s. 1199-1214.
- Krüger, P. (2015) Corporate goodness and shareholder wealth. *Journal of financial economics*, 115 (2), s. 304-329.
- Kumar, N. C. A., Smith, C., Badis, L., Wang, Ambrosy, P. & Tavares, R. (2016) ESG factors and risk-adjusted performance: a new quantitative model. *Journal of Sustainable Finance & Investments*, 6 (4), s. 292-300.
- Kurtz, L. (1997) No effect, or no net effect? Studies on social responsible investing. *Journal of Investing*, 6 (4), s. 37-49.
- Lakonishok, J., Shleifer, A. & Vishny, R. W. (1994) Contrarian Investment, Extrapolation, and Risk. *The Journal of Finance*, 49 (5), s. 1541-1578.
- Lazaroff, P. (2020) *6 Methods to Consider When Choosing an ESG Investing Strategy* [Internett], Peter Lazaoff. Tilgjengelig fra: <https://peterlazaroff.com/6-methods-to-consider-when-choosing-an-esg-investing-strategy/> [Lest 14.12.2020].
- Lins, K. V., Servaes, H. & Tamayo, A. (2017) Social Capital, Trust and Firm Performance: The Value of Corporate Social Responsibility during the Financial Crisis. *The Journal of Finance*, 72 (4), s. 1785-1824.

-
- 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 (2), s. 116-132.
- Leirvik, T., Fiskerstrand, S. R. & Fjellvikås, A. B. (2017) Market liquidity and stock returns in the Norwegian stock market. *Finance Research Letters*, 21, s. 272-276.
- Lesser, K., Rößle, F. Walkshäusl, C. (2016) International socially responsible funds: Financial performance and managerial skills during crisis and non-crisis markets. *Problems and Perspectives in Management*, 14 (3), s. 461-472.
- Li, H., Novy-Marx, R. & Velikov, M. (2017) Liquidity risk and asset pricing. *Critical Financial Review*, 8 (1-2), s. 223-255.
- Lintner, J. (1965) Security prices, risk, and maximal gains from diversification. *Journal of Finance*, 20 (4), s. 587-615.
- Lo, A. W. (2015) *What Is An Index?* Uavhengig.
- Mahanti, S., Nashikkar, A. Subrahmanyam, M. G., Chacki, G. & Mallik, G. (2008) Latent liquidity: A new measure of liquidity, with an application to corporate bonds. *Journal of Financial Economics*, 88 (2), s. 272-298.
- Maiti, M. (2020) Is ESG the succeeding risk factor? *Journal of Sustainable Finance & Investment*. doi: 10.1080/20430795.2020.1723380.
- Mallin, C., Saadouni, B. & Briston, R. (1995) The Financial Performance of Ethical Investment Funds. *Journal of Business Finance & Accounting*, 22 (4), s. 483-496.
- 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. *SSRN Electronic Journal*. doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1866371> [Lest 15.04.2021].
- Markowitz, H. (1952) Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7 (1), s. 77-91.
- Maxwell, J. W., Lyon, T. P. & Hackett, S. (2000) Self-regulation and social welfare: the political economy of corporate environmentalism. *Journal of Law and Economics*, 43 (2), s. 583-617.
- McCullough, A. (2018) *The Fundamental of Fundamental Indexing* [Internett], Morningstar. Tilgjengelig fra: <https://www.morningstar.com/articles/891130/the-fundamentals-of-fundamental-indexing> [Lest 11.12.2020].
- McGuire, J., Sundgren, A. & Schneeweis, T. (1988) Corporate social responsibility and firm financial performance. *Academy of Management Journal*, 31 (4), s. 854-872.
- McLean, D. R. & Pontiff, J. (2016) Does Academic Research Destroy Stock Return Predictability. *The Journal of Finance*, 71 (1), s. 5-32.
- McWilliams, A. & Siegel, D. (1997) Event studies in management research: Theoretical and empirical issues. *Academy of Management Journal*, 40, s. 626-657.
- Merton, R. C. (1987) A simple model of capital market equilibrium with incomplete information. *The Journal of Finance*, 42 (3), s. 483-510.
- Mill G. A. (2006) The Financial Performance of a Socially Responsible Investment Over Time and a Possible Link with Corporate Social Responsibility. *Journal of Business Ethics*, 63, s. 131-148.
- Mitchell, C. (10.04.2019) *Sentiment Indicator* [Internett], Investopedia. Tilgjengelig fra: <https://www.investopedia.com/terms/s/sentimentindicator.asp> [Lest 15.12.2020].
- Mitsuyama, N. & Shimizutani, S. (2015) Stock market reaction to ESG-oriented management: an event study analysis on a disclosing policy in Japan. *Economics Bulletin*, 35 (2), s. 1098-1108.
- Modigliani, F. & Modigliani, L. (1997) Risk-adjusted performance. *Journal of Portfolio Management*, 23 (2), s. 45-54.
- Montabon, F., Sroufe, R. & Narasimham, R. (2007) An examination of corporate reporting, environmental management practices and firm performance. *Journal of Operation Management*, 25 (5), s. 998-1014.
- Mossin, J. (1966) Equilibrium in a Capital Asset Market. *The Econometric Society*, 34 (4), s. 768-783.

-
- Msci.com (u. å.) *What is ESG?* [Internett], MSCI. Tilgjengelig fra: <https://www.msci.com/what-is-esg> [Lest 01.12.2020].
- Nasdaq.com (2019) *Risk Reduction Using Volatility-Weighting*. Nasdaq. Tilgjengelig fra: https://www.nasdaq.com/docs/1721-Q19%20Volatility%20Weighting%20Research_GIS_FINAL_1.pdf
- Nassar, T. & Ephrem, S. (2020) *Optimal allocation using the Sortino Ratio*. Uavhengig.
- Nelson, E. (2018) *Sustainable investing risks becoming a victim of its own success* [Internett], Quartz. Tilgjengelig fra: <https://qz.com/1490365/esg-investing-risks-becoming-a-victim-of-its-own-success/> [Lest 20.02.2021].
- Newey, W. K. & West, K. D. (1987) A Simple, Positive Semi-Definitie, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, 55 (3), s. 703-708.
- Nofsinger, J. & Varma, A. (2014) Socially responsible funds and market crises. *Journal of Banking & Finance*, 48, s. 180-193.
- Nordnet.no (2020) *Investorene flokker seg rundt "grønne raketter"* [Internett], Nordnet. Tilgjengelig fra: https://www.nordnet.no/blogg/investorene-flokker-seg-rundt-gronne-raketter/?utm_source=ACS&utm_medium=email&utm_campaign=%5Bweek%2050%2C%202020%5D%20NO%20Trading%20Content [Lest 10.12.2020].
- Norges Bank Investment Management. (2012) *Alternatives to a Market-value-weighted Index*. Rapport nr. 7. Norges Bank. Tilgjengelig fra: https://www.nbim.no/globalassets/documents/discussion-paper/2012/discussionnote_7-12_final.pdf [Lest 12.12.2020].
- Novy-Marx, R. (2012) The other side of value: The gross profitability premium. *Journal of Financial Economics*, 108 (1), s. 1-28.
- Orlitzky, M., Schmidt, F. L. & Rynes, S. L. (2003) Corporate social and financial performance: A meta-analysis. *Organization Studies*, 24 (3), s. 403-441.
- Pástor, L. & Stambaugh, R. F. (2003) Liquidity risk and expected stock returns. *Journal of Political economy*, 111 (3), s. 642-685.
- Pelozo, J. (2006) Using corporate social responsibility as insurance for financial performance. *California Management Review*, 48 (2), s. 52-72.
- Pinto, J. E., Henry, E., Robinson, T. R., Stowe, J. D. & Wilcox, S. E. (2015) *Equity Asset Valuation*. 3. utgave. Hoboken, New Jersey, Wiley.
- Pirie, W. L. (2017) *Derivatives*. 1. utgave. Hoboken, New Jersey, John Wiley & Sons.
- Pyles, M. K. (2020) Examining Portfolios Created by Bloomberg ESG Scores: Is Disclosure an Alpha Factor? *The Journal of Impact and ESG Investing*, 1 (2), s. 39-52.
- Quantilia.com (u. å.) *The low volatility factor explained* [Internett], Quantilia. Tilgjengelig fra: <https://www.quantilia.com/the-low-volatility-factor-explained/> [Lest 25.11.2020].
- Rabener, N. (2018) *The odd factors: Profitability & Investment* [Internett], Factor Research. Tilgjengelig fra: <https://www.factorresearch.com/research-the-odd-factors-profitability-investment> [Lest 22.11.2020].
- Renneboog, L., Ter Horst, J. & Zhang, C. (2008) Socially responsible investments: Institutional aspects, performance, and investor behavior. *Journal of Banking & Finance*, 32 (9), s. 1723–1742.
- Rosenberg, B., Reid, K. & Lanstein, R. (1998) The Persuasive evidence of market inefficiency. *The Journal of Portfolio Management*, 11 (3), s. 9-16.
- Rossi, M. (2016) The capital asset pricing model: a critical literature review. *Global Business and Economics Review*, 18 (5), s. 604-617.
- Rothaermel, F. T. (2017) *Strategic Management*. 3. utgave. New York, McGraw-Hill.
- Rouwenhorst, K. G. (1998) International Momentum Strategies. *Journal of Finance*, 55 (1), s. 1217-1269.

-
- Scholtens, B. (2005) Style and performance of Dutch social responsible investment funds. *The Journal of Investing*, 14 (1), s. 63-72.
- Secru, P. & Uppal, R. (1995) *International financial markets and the firm*. 1. utgave. Cincinnati, Ohio: South-Western College Pub. Co.
- Sharpe, W. F. (1964) Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *The Journal of Finance*, 13 (3), s. 341-360.
- Sharpe, W. F. (1966) Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39 (1), s. 119-138.
- Sharpe, W. F. (1992) Asset Allocation: Management style and performance measurement. *The Journal of Portfolio Management*, 18 (2), s. 7-19.
- Silva, F. & Cortez, M. C. (2016) The performance of US and European green funds in different market conditions. *Journal of Cleaner Production*, 125, s. 558-566.
- Skaug, K. (26.05.2020) *Aksjegevinst på ESG-faktorer* [Internett], Aksjenorge. Tilgjengelig fra: <https://aksjenorge.no/baerekraft/2020/05/26/esg20/> [Lest 16.12.2020].
- Skinner, D. J. & Sloan, R. G. (2002) Earnings Surprises, Growth Expectations, and Stock Returns or Don't Let an Earnings Torpedo Sink Your Portfolio. *Review of Accounting Studies*, 7 (2-3), s. 289-312.
- Smidt, S. (1968) A new look at the random walk hypothesis. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 3 (3), s. 235-261.
- Sortino, F. A. & Price, L. N. (1994) Performance measurement in a downside risk framework. *The Journal of Investing*, 3 (3), s. 59-64.
- Sourd, V. L. (2007) *Performance Measurement for Traditional Investment*. Literature Survey. Edhec Business School. Tilgjengelig fra: https://risk.edhec.edu/sites/risk/files/EDHEC_Publi_performance_measurement_for_traditional_investment.pdf [Lest 07.12.2020].
- Sotiroff, D. (2019) *The Trouble With Market-Cap Weighting* [Internett], Morningstar. Tilgjengelig fra: <https://www.morningstar.com/articles/908611/the-trouble-with-market-cap-weighting> [Lest 12.12.2020].
- Stead, R. P., Stead, J. G. & Stead, E. (2020) The global pricing of environmental, social and governance (ESG) criteria. *Journal of Sustainable Finance & Investment*. doi: 10.1080/20430795.2020.1731786.
- Steen, M, Moussawi, J. T. & Gjolberg, O. (2020) Is there a relationship between Morningstar's ESG ratings and mutual fund performance? *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 10 (4), s. 349-370.
- Su, X. (2020) Can Green Investment Win the Favor of Investors in China? Evidence from the Return Performance of Green Investment Stocks. *Emerging Markets Finance and Trade*. doi: <https://doi.org/10.1080/1540496X.2019.1710129>.
- Taylor, J., Vithayathil, J. & Yim, D. (2018) Are corporate social responsibility (CSR) initiatives such as sustainable development environmental policies value enhancing or window dressing? *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 25 (5), s. 971-980.
- Titman, S., Wei, J. K. & Xie, F. (2004) Capital Investment and Stock Returns. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 39 (4), s. 677-700.
- Tobin, J. (1958) Liquidity preference as behavior towards risk. *The Review of Economic Studies*, 25 (2), s. 65-86.
- Treynor, J. L. (1962) *Toward a Theory of Market Value of Risky Assets*. Uavhengig.
- Treynor, J. L. (1965) How to Rate Management of Investment Funds. *Harvard Business Review*, 43 (1), s. 63-75.
- Trinks, P. J. & Scholtens, B. (2017) The opportunity cost of negative screening in socially responsible investing. *Journal of Business ethics*, 140 (2), s. 1-16.

Ullman, A. E. (1985) Data in Search of a Theory: A Critical Examination of the Relationships among Social Performance, Social Disclosure, and Economic Performance of U.S. Firms. *Academy of Management Review*, 10 (3), s. 540-557.

Unpri.org (2020) *Screening* [Internet], Principles for Responsible Investment. Tilgjengelig fra: <https://www.unpri.org/an-introduction-to-responsible-investment/an-introduction-to-responsible-investment-screening/5834.article> [Lest 15.12.2020].

Utz, S. & Wimmer, M. (2014) Are they any good at all? A financial and ethical analysis of socially responsible mutual funds. *Journal of Asset Management*, 15 (1), s. 72-82.

van Beurden, P. & Gössling, T. (2008) The Worth of Values - A Literature Review on the Relation Between Corporate Social and Financial Performance. *Journal of Business Ethics*, 82 (2), s. 407-424.

Verheyden, T., Eccles, R. G. & Feiner, A. (2016) ESG for All? The Impact of ESG Screening on Return, Risk, and Diversification. *Journal of Applied Corporate Finance*, 28 (2), s. 47-55.

Winegarden, W. (2019) *Environmental, Social, and Governance (ESG) Investing: An Evaluation of the Evidence*. Pacific Research Institute. Tilgjengelig fra: https://www.pacificresearch.org/wp-content/uploads/2019/05/ESG_Funds_F_web.pdf

Yamashita, M, Swapan, S. & Roberts, M. C. (1999) The Rewards for Environmental Conscientiousness in the U.S. Capital Markets. *Journal of Financial and Strategic Decisions*, 12 (1), s. 73-82.

Ziegler, A., Schröder, M. & Rennings, K. (2007) The effect of environmental and social performance on the stock performance of European corporations. *Environmental & Resource Economics*, 37 (4), s. 661-680.

Zhong, A. (2018) Idiosyncratic volatility in the Australian equity market. *Pacific-Basin Finance Journal*, 50, s. 105-125.

Zweig, M. E. (1973) An investor expectations stock price predictive model using closed-end fund premiums. *Journal of Finance*, 28 (1), s. 67-78.

SUSTAINABLE INVESTMENTS IN THE SCANDINAVIAN STOCK MARKET

Linda Olsen Syversen

Nord University Business School

Abstract

The increasing demand for sustainability and social responsibility from companies have led to an increase of sustainable investing. Prior research has been contradictory on the relationship between financial and environmental performance. This paper contributes to existing research by investigating the relationship between environmental, social and corporate governance (ESG) ratings and financial performance in the Norwegian-, Swedish-, Danish- and Scandinavian stock market. Using Scandinavian stock data, I rank companies and construct portfolios based on their sensitivity towards the ESG factor using Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) in the time period 2011 to 2020. To evaluate the self-composed equity portfolios I use a multifactor framework, while I use a cross-sectional regression to examine whether the ESG factor is priced in the markets. For all markets, my empirical evidence does not state a significant return difference between the high-rated portfolio and the low-rated portfolio based on a high-low strategy using the positive screening technique. This is consistent with the “no-linkage” hypothesis. These findings are robust for market risk and investment style, but additional robustness tests are inconsistent. For Norway I find a significantly negative return difference for the best-in-class approach, while I for Sweden and Denmark found a significantly positive return difference in the sub-period 2011 to 2015 and 2016 to 2020, respectively. The cross-sectional analysis find no evidence that the ESG factor is priced in the markets. An exception from this result is for the Scandinavian market in the sub-period 2011 to 2015, where I find a significantly negative risk premium connected to the ESG factor.

1 Introduction

This paper addresses the relationship between corporate social performance and financial performance based on environmental, social and corporate governance (ESG) ratings in the Norwegian-, Swedish-, Danish- and Scandinavian stock markets from 2011 to 2020. The subject of environmental performance is rapidly gaining prominence among business leaders, academics and investors. A key element is the question of how an individual firm’s environmental performance impacts its financial performance. Does a company that strives to attain good environmental performance gain advantages, or it is just an extra cost for these firms? Do investors pay a premium for investing sustainable? This is a controversial issue and prior research has been contradictory, which according to Ullman (1985) and Griffin and Mahon (1997), may be caused by differences in the methodology, scope, investment horizon, comparison methods and in the choice of financial and environmental performance indicators. There are both theoretical and empirical reasons for this lack of consensus.

Many theoretical arguments have been made on the relationship between social responsibility and financial performance. One side, you find critics who argue that there is a trade-off between higher returns and the cost of adhering to ethical standards. They argue that companies cannot use their financial resources to improve social or environmental performance without decreasing shareholder value (Walley and Whitehead, 1994). These companies might also be less economically attractive, mainly due to higher production costs and innovative technology costs. The underperformance hypothesis is supported by modern portfolio theory (Markowitz, 1965), which points out that a limitation of the investment universe has a negative impact on risk-adjusted returns, because screening imposes limits on potential diversification opportunities as well as alters risk exposures to systematic factors (Barnett and Salomon, 2006; Renneboog, Ter Horst and Zhang, 2008; Sharpe, 1966). On another side, you find proponents that argue that

stock performance is closely related to ESG factors. This implies that a focus on the environment and good practice reduces financial risk, which yields a higher risk-adjusted return (Freeman and Evan, 1990; Kumar et al., 2016). This is consistent with the stakeholder theory (Freeman, 1984, p. 33), and that greater financial performance can be a result of selecting companies that are better to respond to the concerns of all stakeholders (Jensen, 2001). The higher risk-adjusted return might also be explained by new market opportunities, increased efficiency or reduced costs associated with taxes, trade restrictions, regulations and fines. Companies that take social concerns into account may also experience a lesser degree of prosecution and more stable relationships with local communities and authorities (Innes and Sam, 2008; Maxwell, Lyon and Hackett, 2000; McGuire, Sundgren and Schneeweis, 1988).

The issue of whether considering social screens effect on the financial performance of investment portfolios has been the focus of many empirical studies. Some studies have provided evidence for a positive relationship between sustainable investments and financial performance (Diltz, 1995; Kempf and Osthoff, 2007), while others have provided evidence of a negative relationship (Climent and Soriano, 2011; Lesser, Roßle and Walkshäusl, 2016; Reboredo, Quintela and Otero; 2017) or no relationship at all (Bauer, Derwall and Otten, 2007; Cortez, Silva and Areal, 2009; Fiskerstrand et al., 2019; Guerard, 1997; Steen, Moussawi and Gjolberg, 2020). There are also some studies who have found that the corresponding mispricing diminishes over time (Bebchuk, Cohen and Wang, 2013; Borgers et al., 2013). This is consistent with the learning hypothesis of Bebchuk, Cohen and Wang (2013) which states that increased knowledge ultimately eliminates superior risk-adjusted performance. Furthermore, there are a number of meta-studies that have been conducted in an attempt to provide a better picture of the link between sustainability and financial performance. Meta-studies conducted by Margolis, Elfenbein and Walsh (2009) and Orlitzky, Schmidt and Rynes (2003) found evidence of a small positive relationship between corporate social performance (CSP) and corporate financial performance (CFP), while Allouche and Laroche (2005) found evidence of a strong positive relationship. Fulton, Kahn and Sharples (2012) analyzed over 100 academic studies, and found that the performance of SRI funds is generally neutral. When screening for ESG rating, they found that 89% of the studies show better performance. Further, Friede, Busch and Bassen (2015) analyzed more than 2200 empirical studies from 1970 to 2015, and found that the largest proportion reports a positive relationship between ESG and CFP. Interestingly, Ziegler, Schröder and Rennings (2007) note that corporations with the highest environmental performance often demonstrate a lower social performance. This may explain the confounding and still inconclusive results. However, research conducted on the markets in this study has been limited due to lack of availability of ESG scores. My study, therefore, seeks to highlight and provide evidence on the link between social responsibility and financial performance based on a standard regression procedure. I apply the same method as Fiskerstrand et al. (2019) to rate companies, which is an alternative method compared to similar studies that uses more traditional rating methods. This method involves a positive screening of the companies in the different markets by the sensitivity towards a sustainability index, where the sustainability index represents the ESG-factor. Previous literature has highlighted the importance of screening choice when incorporating ESG criteria in the investment process and its effect on return. The primary screening processes are explained in a paper by Kempf and Osthoff (2007). Based on the sensitivity measure, I rate the companies and construct portfolios using both equally- and value-weighted methods.

To evaluate performance, I compare the high-rated and low-rated portfolios and use a high-low strategy to investigate whether any performance differential between the portfolios was significant and attributable to the environmental component. This is a method that is widely used in the literature to evaluate performance and examine the benefit of including environmental criteria in the investment process. Derwall et al. (2005) used the Strategic Value Advisors corporate eco-efficiency scores to construct high-rated and low-rated portfolios based on a value weighted approach, where they found significantly positive abnormal return over the 1995 to 2003 period using Carhart (1997) four-factor model. The result is supported by other studies on the U.S. market who uses the same multifactor framework, but other time periods, weighting methods and rating providers (Eccles, Ioannou and Serafeim, 2014; Kempf and Osthoff, 2007; Lee, Faff and Rekker, 2013; Statman and Glushkov, 2009). A more recent study by Halbritter and Dorfleitner (2015), constructed high and low portfolios based on a market capitalization approach using ASSET4, Bloomberg and KLD data from 1991 to 2012. Based on Carhart (1997) four-factor model, the portfolios did not state a significant return difference. Further, Fiskerstrand et al. (2019) used DJSND as a sensitivity measure towards sustainability factors for Norwegian companies in the time period 2009 to 2018, and did not find any return difference based on a high-low strategy using the Carhart (1997) four-factor model. Correspondingly, this paper evaluates the performance of the constructed portfolios following Carhart (1997), which allows for higher comparability with previous research. Furthermore, these results will be robustness checked using different sub-periods and holding periods. An additional robustness check is performed where I employ the screening technique best-in-class, which would be the environmental

leaders in the respective sectors. This is an approach that is commonly applied in the ESG industry (Derwall et al., 2005; Fiskerstrand et al., 2019).

In previous literature, we also find studies who investigate whether investors get compensated for ESG risk and if the ESG factor helps describe portfolio or stock return. Empirical evidence on the U.S. market have found that the exposure ESG-related systematic risk is significantly priced and economically relevant (Gregory, Stead and Stead, 2020; Halbritter and Dorfleitner, 2015; Jin, 2017; Lioui, 2018). Similarly, Becchetti, Ciciretti and Dalò (2018) studied companies from North America, Europe, Asia Pacific ex Japan and Japan, and found that the Corporate Social Responsible (CSR) risk is priced in the cross-section of returns. In contrast to this, Fiskerstrand et al. (2019) found no risk premium associated with sustainable investing in the Norwegian market, meaning that sustainable investing exhibits neither a negative nor a positive impact on returns. Furthermore, Manescu (2011) found that the overall ESG rating did not explain returns. Accordingly, this paper applies the Fama and MacBeth (1973) two-step procedure to investigate if ESG-risk is priced in the different markets being studied.

In summary, previous research are inconclusive about the relationship between financial performance and sustainability. Clarification on this issue is important given the increased environmental awareness and activism of some investors and stakeholder societies in general. This paper offers new evidence on whether Scandinavian firms that perform well on environmental criteria also perform well financially. The Scandinavian countries are among the countries that spends most on sustainable investments, and are also crowned as ESG leaders (Lode, 2020; Robeco.com, 2021). It would therefore be interesting to test whether investors can invest in line with his or her moral convictions, without sacrificing returns. I therefore believe that this analysis will be beneficial to investors, whether they already invest sustainable or not. The remainder of this paper proceeds as follows. Section 2 describes the dataset and the financial variables used in this study. Section 3 provides the methodology and the procedure for portfolio-construction. Section 4 presents the empirical findings of the paper and Section 5 concludes and give recommendations for further research on the topic.

2 Data

The data material for the analysis amounts to 10 years of market data for Scandinavian stocks, which runs from January 2011 to December 2020. The start date is determined by the index used to measure the companies' sensitivity towards the ESG factor, while the end date is set to achieve as credible and robust results as possible. FactSet has been used to obtain historical stockdata for the various markets, which has been made available through a research project between Nord University and NorQuant AS. FactSet is a database that offers detailed financial information and is an analysis software for professionals. The source is considered reliable for both U.S. and non-U.S. stocks.

Unfiltered, the sample consist of a total of 1563 companies for the entire Scandinavian market. The dataset includes daily stock prices, market capitalization and associated sector. To ensure a sample that is free of survivorship bias, I use data for all companies that are or have been listed on the stock exchange during the period. The historical stock prices are adjusted for dividends, splits and reverse splits. To reduce the impact of low stock prices, I have set a threshold price. The threshold is set at 5 kroner per stock for all markets, with an exception for the Danish market where the threshold is 10 kroner per stock. The reason for a higher marginal price for the Danish market is because this market is characterized by large companies that are considered market leaders in their own niche, and thus consist of relatively more expensive stocks. Furthermore, according to Bali, Engle and Murray (2016, p. 5), financial data is often exposed to extreme data points that can have an unnecessary impact on the results, which can lead to unreliable results. A common technique to handle extreme data points and make the sample more representative is to remove observations that are considered extreme and treat them as "missing". To consider this, I have chosen to filter out returns with large deviations from the typical outcome. When removing abnormal returns, I treat daily returns that rise by more than 50% or fall by more than 25% within a day as "missing". From daily data, I have calculated the monthly returns and treated returns that rise by more than 200% or fall by more than 50% within one month as "missing".

Table 2.1 presents the sample composition by year (Panel A) and by sector (Panel B) for the different countries after the filtering process. The composition by year tells us that the filtered dataset consist of a total of 1438 companies throughout the time period 2011-2020, of which 406, 816 and 216 companies are Norwegian, Swedish and Danish, respectively. The average companies each year are 215, 485 and 140 for the different countries. The composition by sector displays the number of the companies in each sector in the time period 2011-2020, were the same sectors are selected for all countries. The division is mainly based on securing a sufficient number of companies in each sector,

which were difficult for the Danish energy-sector. To secure enough companies in each sector, some of the sectors are therefore combined based on the fact that they are driven by the same economic forces in the market. Accordingly, the technology sector consists of technology and telecommunication, services consist of public services, business services and consumer services and lastly consumer goods consist of cyclical and non-cyclical consumer goods. Furthermore, the financial sector is divided into banking and finance. From this, we can see that the Norwegian market has many companies in the energy sector, Sweden has many companies in the sectors health and technology and Denmark has many companies in the banking sector.

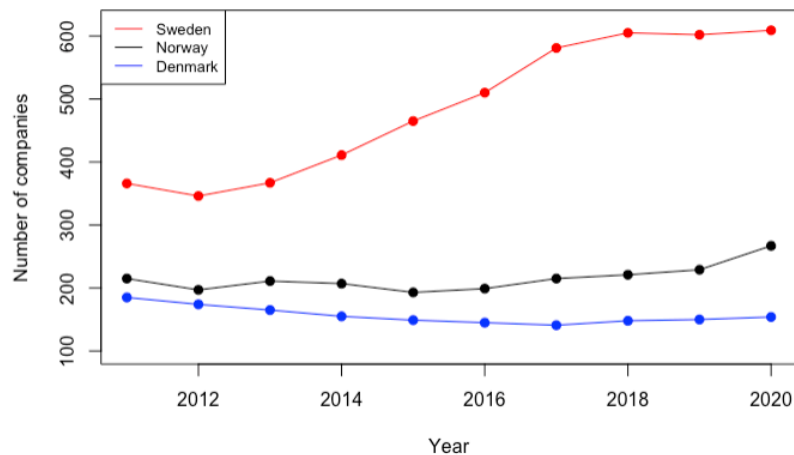
Table 2.1: Sample composition by year and by industry.

Panel A: Composition by year				Panel B: Composition by sector			
Year	Norway	Sweden	Denmark	Sector	Norway	Sweden	Denmark
2011	215	364	165	Bank	52	83	58
2012	197	345	147	Consumer Goods	41	88	22
2013	208	364	142	Energy	91	19	5
2014	207	411	139	Finance	21	58	17
2015	193	463	137	Health	29	153	18
2016	198	510	133	Industrial Production	26	79	13
2017	215	581	133	Industrial Services	46	46	26
2018	220	605	133	Non-energy Materials	20	66	14
2019	228	602	133	Services	21	83	19
2020	267	607	141	Technology	59	141	24
Mean	215	485	140	Mean	41	82	22
2011-2020	406	816	216	Total	406	816	216

Note: This table presents the sample composition by year (Panel A) and by sector (Panel B) in the period 2011-2020. Panel A presents the number of listed companies each year listed on Oslo Stock Exchange, Nasdaq Stockholm and Nasdaq Copenhagen. There were a total of 406, 816 and 216 listed companies on the various stock exchanges during the period. Panel B presents the sector composition for the different stock exchanges. Some sectors with similar economic drivers are combined to ensure a sufficient number of companies in each sector. Still, we can see few companies in the Danish energy sector. Among the combinations we find technology and telecommunications, cyclical and non-cyclical consumer goods and public services, business services and consumer services.

Figure 2.1 illustrates the development of the number of listed companies in the various countries. Here we can see an upward trend in the number of listed companies in Norway and Sweden in the time period 2011-2020, while there is a slight downward trend in the number of listed companies in Denmark.

Figure 2.1: Development of the number of listed companies.

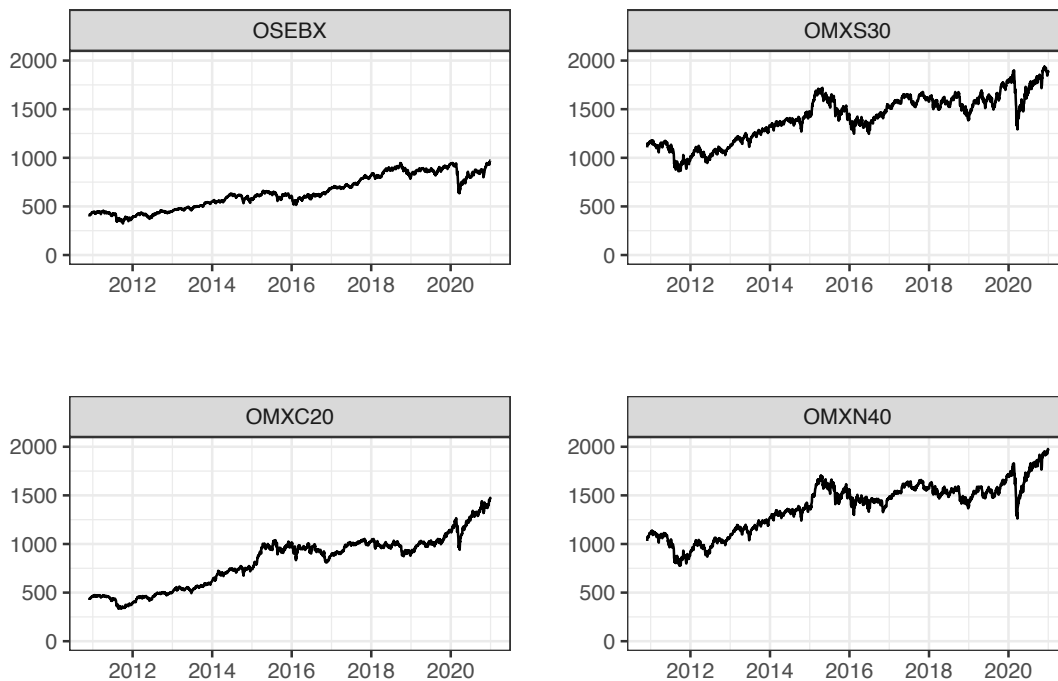


To examine the relationship between stock return and the ESG factor, I have in comparison to Fiskerstrand et al. (2019) chosen to use Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND) as a sensitivity measure for the companies towards sustainability factors. This method is chosen due to lack of available ESG ratings for the companies being studied. The rating for the index is done by RobecoSAM, which constructs the index based on these ratings using a transparent and rule-based selection process. The index represents the top 30% of the largest Nordic companies in the S&P Global Broad Market Index based on ESG criteria. To be eligible, the rating must be among the top 40%, where the index

in the next step uses the screening technique best-in-class to include the top 20% in each industry. The companies in the index that perform within the top 30% in their respective sector, are retained to reduce turnover. The weighting is based on a float-adjusted market capitalization. DJSND is therefore based on long-term economic, environmental and social criteria (ESG criteria). The index launched November 2010, while available information runs back to March 2009. Based on this, it is natural to start the analysis in 2011 to avoid using data that has been back-tested. Such data are hypothetical and have the limitation that they do not reflect all factors in the market. This may mean that the return can be different from the actual return. To calculate monthly returns, I extracted daily prices from the S&P Dow Jones indices. Data for DJSND are issued in USD, which are converted to the currency of the respective market being analyzed to assess exchange rate fluctuations. The exchange rates are NOK/USD, SEK/USD and DKK/USD. This data is extracted from Norges Bank, Sveriges Riksbank and Danmarks Nationalbank, respectively, which are all considered to be credible sources for such data.

As the analysis is performed on the Norwegian, Swedish, Danish and Scandinavian markets, respectively, I have used Oslo Stock Exchange Benchmark Index (OSEBX), OMX Stockholm 30 Index (OMXS30), OMX Copenhagen 20 Index (OMXC20) and OMX Nordic 40 (OMXN40) as benchmark indices. The price development for the indices are shown in Figure 2.2. The indices for the different countries consist of the most liquid companies in the respective markets and describes the markets well. For the analysis of Scandinavia I have used a Nordic index, which also can include companies from Finland and Iceland. The reason why this index is used is due to the fact that this is the most relevant index that is available for the Scandinavian market. Daily prices for OSEBX are retrieved from Euronext, while the remaining are retrieved from Nasdaq. The indices for the different countries is in local currency, while OMXN40 is denominated in euros (EUR). As an estimate of the risk-free interest rate, I have used the interest rate on 10-year government bonds for the Norwegian, Swedish and Danish markets, respectively. This data is obtained from Norges Bank, Sveriges Riksbank and Danmarks Statistik, and are all denominated in local currency.

Figure 2.2: Price development indices, January 2011-December 2020.



When the analysis is carried out on the Scandinavian market, there will be some adjustments to the data. Since the data material are quoted in different currencies, all data must be converted into the same currency to consider for exchange rate effects. In this part of the analysis, all data are converted into Swedish kronas (SEK), which is based on the fact that the Swedish stock exchange is the largest among the three countries included in the study. For conversion, the exchange rates SEK/NOK and SEK/DKK have been used, which are obtained from Sveriges Riksbank. A conversion to the same currency enables the use of one risk-free interest rate, assuming that the interest rate parity holds when converting from one currency to another. The interest rate parity theory states that the return between two countries

is equal in that the interest rate level and the exchange rate in two countries will eventually be adjusted so that the effect of changes in the relative interest rate level is counteracted by changes in the exchange rate. Since all data are converted to Swedish kronor, the Swedish risk-free interest rate will be used. Furthermore, since the market index OMXN40 is denominated in EUR it will be converted using the exchange rate SEK/EUR, which also is obtained from Sveriges Riksbank.

Following Carhart (1997) I analyze the portfolios' excess returns while controlling for multiple non-environmental factors known to determine stock performance. These factors are market, size, value and momentum, respectively. Data on risk premiums related to these factors is therefore needed. In the financial literature, it is common to use Kenneth French's data library, which contains the risk factors constructed by Fama and French for the U.S. market. In a study conducted by Fama and French (2012) they use both regional and global pricing models, and find evidence that regional pricing models explain the return better than global pricing models. Further, Griffin (2002) finds that country-specific factor models explain the return better than international factor models. On the basis of this, data from AQR Capital Management is applied. AQR Capital Management provides factor data for 24 different stock markets, where Norway, Sweden and Denmark are among these. These risk factors are consistent with those constructed by Fama and French (1992; 1993; 1996).

3 Methodology

3.1 ESG portfolio construction and performance

To assess the relationship between sustainable investments and financial performance, I will construct ESG portfolios. The portfolios are constructed by performing a rolling regression of each company against the DJSND index, starting in January 2011. This is done to generate a measure of their sensitivity toward the ESG factor. I apply a 12-month window, rolling forward month by month. To estimate the sensitivity I will use the following equation:

$$r_{i,t} = \beta_0 + \beta_i DJSND_t + \varepsilon_{i,t} \quad (32)$$

Where:

$r_{i,t}$ = Company i 's return at time t .

β_i = Company i 's sensitivity towards the ESG factor.

$\varepsilon_{i,t}$ = Stochastic error term.

From this process, the companies are ranked based on the sensitivity calculated for each month t . Furthermore, portfolios are constructed using quintiles based on the ranking of the cross-sectional distribution of the sensitivity estimates at time $t - 1$. This means that the portfolios account for one-month lag to avoid look-ahead bias, in that I have information about the companies at time $t - 1$ and form the portfolios at each time t . Quintiles implies five portfolios of equal size, which are selected to ensure a sufficient number of observations in each portfolio. An increased number of observations results in increased accuracy and reduced noise. The first quintile (Quintile 1) is composed of companies with the highest sensitivity, while the last quintile (Quintile 5) is composed of companies with the lowest sensitivity. These quintiles are called the high-rated portfolio and the low-rated portfolio, respectively. Like other researchers (Derwall et al., 2005; Fiskerstrand et al., 2019; Steen, Moussawi and Gjolberg, 2020), I want to focus on the performance of companies in the top and bottom quintiles. In addition, I do a sector-evaluation to gain insight into which companies that are in the high-rated and low-rated portfolios, which can help to explain the performance results.

Once the portfolios have been constructed, the return can be calculated for each month t based on the selected weighting method. The weighting of the portfolios in this study is based on both equally- and value weighted versions. With respect to the value-weighted portfolios, I employ the logarithmic market capitalization, which can be expressed by the following equation:

$$w_i = \frac{\ln(MCAP_i)}{\sum_{j=1}^n \ln(MCAP_j)} \quad (33)$$

Where:

$\ln(MCAP_i)$ = The logarithmic market capitalization of company i .

$\sum_{j=1}^n \ln(MCAP_j)$ = The sum of the logarithmic market capitalization for all companies.

The reason for using the logarithmic market capitalization is due to a skewed distribution for the market capitalization, which is presented in Table 2.2. This phenomena arises because there are some companies that have very high market capitalization relative to other companies. In the Norwegian market, the energy and non-energy materials sectors have a higher market capitalization relative to the mean market capitalization. In the Swedish market, the banking, technology and energy sectors have a higher market capitalization relative to the mean, while the Danish market has a very high market capitalization for the finance sector. According to Bali, Engle and Murray (2016, p. 149), the use of market capitalization only could lead to some economically large companies having an undesirably large effect on both the constructed portfolios and the estimated regression coefficients. It can also affect the ability to produce accurate estimates. By using the logarithmic market capitalization, the distribution will be less skewed and the effect of the companies' value on the portfolio construction will be smaller. It is therefore a common procedure to use the logarithm of market capitalization in regression analysis, and also a better approach given the dataset.

Table 2.2: Market capitalization per sector.

Panel A: Market capitalization in millions (2011-2020)			
Sector	Norway	Sweden	Denmark
Bank	6.09	19.66	10.97
Consumer Goods	7.26	2.86	6.59
Energy	10.59	16.62	12.36
Finance	6.60	10.13	44.11
Health	1.52	9.85	10.11
Industrial Services	2.95	4.79	5.02
Industrial Production	3.48	5.75	8.40
Non-Energy Materials	11.20	15.45	10.87
Services	6.05	6.62	2.03
Technology	8.99	17.17	2.36
Mean	6.47	11.55	13.48

Note: This table presents the average market capitalization in millions for each sector in the various countries. The bottom row shows the average for all sectors in each country.

To examine the financial performance of the high-rated and low-rated portfolios, I employ Carhart (1997) four-factor model. This is a standard approach in empirical research for measuring performance. A factor model eliminates the possibility that the return is explained by different tilts in the portfolio, and can therefore lead to a better capture of the risk-adjusted performance. While different factors might be used, this model controls for the impact of the market risk, the size factor, the value factor and the momentum factor on returns. The size factor implies that stocks with a low market capitalization outperform stocks with a high market capitalization (Banz, 1981), while the value factor implies that stocks with high book value relative to market value outperform stocks with low book value relative to market value. The momentum factor implies that stocks that perform well (poorly) in one period, will continue to perform well (poorly) in the next period (Jegadeesh and Titman, 1993). Bauer, Koedijk and Otten (2005) reports that socially responsible mutual funds differ from their conventional counterparts with respect to the loadings of these factors. Therefore, one also might expect different factor loadings for the high-rated and the low-rated portfolios. To control for such differences, the abnormal risk-adjusted return of the portfolios will be estimated by the following regression model:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i^{RMR} RMR_{i,t} + \beta_i^{size} SMB_{i,t} + \beta_i^{value} HML_{i,t} + \beta_i^{MOM} MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (34)$$

Where:

$r_{i,t}$ = Excess return of portfolio i in month t .

α_i = Abnormal risk-adjusted return of portfolio i .

$\beta_i^{RMRF}, \beta_i^{size}, \beta_i^{value}, \beta_i^{MOM}$ = The estimated factor exposure associated with the different risk factors to the portfolio's excess return.

$RMRF_{i,t}, SMB_{i,t}, HML_{i,t}, MOM_{i,t}$ = Excess return for the different factors in month t .

$\varepsilon_{i,t}$ = Stochastic error term.

According to Bali, Engle and Murray (2016, p. 5), the excess return of portfolio i per month t is calculated as the return on portfolio i per month t minus the risk-free interest rate. In addition to the high-rated and low-rated portfolios, I, like other researchers, want to investigate a high-low strategy (Derwall et al., 2005; Fiskerstrand et al., 2019; Jegadeesh and Titman, 1993; Steen, Moussawi and Gjolberg, 2020) to test whether there are significant differences between the two portfolios. In this study, a high-low strategy implies that for each time period t , I take a long position in the high-rated portfolio and a short position in the low-rated portfolio. A positive alpha for the high-low strategy would indicate that investors can obtain an abnormal return by going long in high-rated stocks and short in low-rated stocks. Since the regression used for risk-adjusted returns is a time-series regression, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity- and autocorrelation consistent standard errors. The number of lags used to adjust is determined by Bartlett kernel. Furthermore, in order to verify the robustness and improve the validity of the results, I perform a variety of supplementary checks. First, I apply a longer holding period by reducing the rebalancing to a quarterly frequency. For each quarter in the period 2011 to 2020, I construct the portfolios and compare the performance in accordance with the prior approach. The next robustness test controls for time consistency by splitting the full sample period of investigation into two shorter sub-periods. The sub-periods are exogenously determined and extend from January 2011 through December 2015 and January 2016 through December 2020, respectively. The different sub-periods provide an opportunity to take into account that social, political and economically related events may have affected financial performance by introducing structural breaches in the data, such as the fall in oil prices in 2014. A monthly holding period has been used for this division, to ensure a sufficient number of observations. For all the analysis, given the objective of this paper, the focus will be on the alpha estimates, which are a measure of abnormal performance.

In order to gain further robustness, the last test has addressed the challenge associated with several of the countries being heavily concentrated within specific sectors. Some sectors have higher aggregate ESG ratings than other sectors, and the ESG portfolio formation process can induce notable sector biases. Therefore, to investigate whether the results are sector sensitive, I test a best-in-class version for the full sample model, which gives sector-balanced investment portfolios. The beta-coefficients are calculated by running the same regression of returns against DJSND, and then filtering the data based on each sector class. From this, I select the top and bottom 20% of companies in each sector based on their beta-coefficients. This will be the best-in-class and the worst-in-class portfolios, respectively. During the portfolio selection process firms are by implication ranked among their own peer group. Such a screening technique enables companies in sectors that are not very sensitive to ESG factors to end up in the portfolio with the companies that are considered to be the most sensitive to the ESG factor. It also provides opportunities to determine whether the results are driven by heavily weighting within specific sectors. In this part, the companies are only grouped into ten different sectors. The selected sectors are bank, consumer goods, energy, finance, health, industrial services, industrial production, non-energy materials, services and technology. As shown in Table 2.1, we see that the Norwegian market is heavily concentrated in the energy sector, while Sweden has many companies in health and technology. Denmark has most companies in the banking sector. This contributes to a skewed distribution of the sectors. Due to the desire to have the same sectors for all markets, no further adjustments have been made.

3.2 Risk premium

In this section, Fama and Macbeth (1973) two-step procedure is applied to analyze the direct effect of the ESG factor on stock return. The procedure attempts to measure how systematic risk factors describe portfolio or stock returns, with the aim of finding a possible significant risk premium for the exposure to these factors. The main focus in this study is the risk premium related to the ESG factor. In the previous approach, portfolios were constructed based on the companies' ESG sensitivity, which is different from the approach used in this procedure. In this approach, constructed portfolios or individual stocks might be used as test assets, where the portfolios can be constructed based on different characteristics and without the ESG-related assumptions. There are several researchers who follow Black, Jensen and Scholes (1972), Fama and Macbeth (1973) and Fama and French (1993) by constructing portfolios. According to Blume (1970), it is possible to use portfolios to reduce the "errors-in-variables problem" for the estimated factor exposures which is associated with the procedure. Errors in variables can lead to downward bias in the standard errors, resulting in an

overestimated t-statistic. By using portfolios with a sufficient number of stocks rather than individual stocks, one will consider for measurement errors in the estimated factor exposures and thus obtain more precise estimates. This further provides more precise estimates of the risk premiums with smaller standard errors. A contrast to this is the study by Ang, Liu and Schwarz (2018), which shows that smaller standard errors for the factor exposures do not lead to smaller standard errors for the cross-sectional risk premia estimates. This is due to the fact that the portfolio construction diversifies away information that reduces the spread of the factor exposures. Due to data availability, I have, rather than constructing portfolios, chosen to perform the procedure for individual stocks, where my test assets are all stocks that are or have been listed during the period 2011-2020. A cap of at least 20 observations per stock has been set, resulting in a dataset consisting of 277, 659 and 166 companies for Norway, Sweden and Denmark, respectively.

To construct the ESG factor, I use data from the portfolio analysis, where I have a time-series of average monthly returns for the high-rated and low-rated portfolios. According to Fama and French (1993), the portfolios used to construct the factors are value weighted. Therefore, the factor CMD is a time-series of the difference between the average return for the high-rated portfolio and the low-rated portfolio.

In the first step, I estimate the factor exposure by using a rolling regression of the excess return for each stock against the different factors (RMRF, SMB, HML, MOM and CMD):

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_{i,t}^{RMRF} RMRF_{i,t} + \beta_{i,t}^{size} SMB_{i,t} + \beta_{i,t}^{value} HML_{i,t} + \beta_{i,t}^{MOM} MOM_{i,t} + \beta_{i,t}^{CMD} CMD_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (35)$$

Where:

$r_{i,t}$ = Excess return for stock i in month t

α_i = Abnormal risk-adjusted return.

$\beta_{i,t}^{RMRF}, \beta_{i,t}^{size}, \beta_{i,t}^{value}, \beta_{i,t}^{MOM}, \beta_{i,t}^{CMD}$ = The factor exposure to each risk factor to the portfolio's excess return.

$RMRF_{i,t}, SMB_{i,t}, HML_{i,t}, MOM_{i,t}, CMD_{i,t}$ = Excess return for the different factors at time t .

$\varepsilon_{i,t}$ = Stochastic error term.

Here, a rolling regression with a 12-month window is used instead of a normal linear regression to avoid look-ahead bias. In the second step, I estimate the risk premiums per unit of exposure by running T cross-sectional regressions of the excess returns against the estimated factor exposures ($\hat{\beta}$):

$$\begin{aligned} r_{i,1} &= \lambda_{1,0} + \lambda_{1,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{1,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{1,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,1} \\ r_{i,2} &= \lambda_{2,0} + \lambda_{2,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{2,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{2,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,2} \\ &\vdots \\ r_{i,T} &= \lambda_{T,0} + \lambda_{n,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{n,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{n,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T} \end{aligned} \quad (36)$$

Where:

$r_{i,t}$ = Excess return for stock i in month t .

$\hat{\beta}$ = Estimated factor exposures from the first step.

$\lambda_{n,m}$ = Factor risk premia.

$\varepsilon_{i,n}$ = Stochastic error term.

This provides a time-series of regression coefficients for each factor used to estimate the various risk premiums. The mean risk premium for each factor is estimated by a linear regression of the time-series against a constant. To determine whether the mean is significantly different from zero, the corresponding standard errors and t-statistics are calculated. To avoid the problem of error-in-variables, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity and autocorrelation consistent standard errors. The number of lags used to adjust is determined by Bartlett kernel.

4 Analysis and results

In the following subchapters, we analyze whether investors can increase their performance and expect a risk-adjusted return by employing socially responsible screens. The constructed portfolios are analyzed using Carhart (1997) four-factor model, which eliminates the possibility that the return is explained by different tilts in the portfolio. Furthermore, robustness tests of the results are performed using different holding periods, portfolio weighting and sub-periods. An additional robustness test is performed using the screening technique best-in-class to consider for potential sector effects.

To gain further insight into the sector distribution in the various portfolios, I divide the data sample into different sub-periods. The different sub-periods are 2011-2012, 2013-2014, 2015-2016, 2017-2018 and 2019-2020. I have also included the full sample period 2011-2020 as a basis for comparison. For the Norwegian energy sector, I see clearly that most companies are in the high-rated portfolio, with the exception of the sub-period 2015-2016. For the Norwegian health sector I find that a large proportion of the companies are placed in the low-rated portfolio, while the financial sector consistently has most companies in the high-rated portfolio. Further analysis reveals that the difference for the energy sector is non-significant, while the difference for the health- and finance sector is statistically significant. A control of the remaining sectors reveals that the sectors industrial services, non-energy materials and services also are significantly different between the two portfolios. The first two sectors have most companies placed in the high-rated portfolio, while the service sector is placed mostly in the low-rated portfolio. For the Swedish market, it is observed that the energy and consumer goods sectors have many companies in the high-rated portfolio in the majority of sub-periods, where the differences in further analysis also turns out to be statistically significant. When reviewing the remaining sectors, I find that the services and technology sectors also are significantly different between the two portfolios, where a large number of companies in these sectors are placed in the low-rated portfolio. For the Danish market, I find that the health sector has most companies placed in the high-rated portfolio, with the exception of the first sub-period. This is in contrast to both the Norwegian and Swedish health sector. A control for the remaining sectors reveals significant differences between the portfolios for both the banking sector and the industrial production sector. The former has the most companies in the low-rated portfolio, while the latter has the most companies in the high-rated portfolio. For the Scandinavian market, we find similar results for the energy sector as the Norwegian and Swedish markets, where the majority of companies are placed in the high-rated portfolio. An exception is the time period 2017-2018, where a larger proportion of the companies are in the low-rated portfolio. I also see a clear trend that companies in the banking sector are consistently placed in the low-rated portfolio, while companies in the finance sector are placed in the high-rated portfolio. Further analysis of these sectors reveals that the difference for the energy sector is non-significant, which is the same result as for the Norwegian market. The differences for the banking and finance sectors is statistically significant. A review of the remaining sectors reveals that the sectors industrial production, industrial services and services are significantly different between the two portfolios. The first two sectors have most companies placed in the high-rated portfolio, while the service sector have most companies placed in the low-rated portfolio. For the remaining sectors in the different markets that have not been mentioned, I find larger variations and therefore no specific pattern (Appendix).

4.1 Regression analysis

4.1.1 The Norwegian market

Table 2.3 presents descriptive statistics for the two Norwegian ESG-ranked portfolios, constructed based on equal weighting and value weighting, and the market proxy OSEBX. These statistics indicate that the low-rated portfolios performed better than the high-rated portfolios, both before and after adjusting for volatility. Both portfolios performed better than the benchmark, which has an annual return of 8.28%. Furthermore, the skewness is small in scope and indicate a return distribution that is almost symmetrical around the mean, while the excess kurtosis estimates indicate that the return distribution is more peaked compared to the normal distribution. However, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant. The portfolio analysis therefore fails to find a cross-sectional relationship between the return and the ESG factor in the Norwegian market.

Table 2.3: Descriptive statistics for the Norwegian ESG-ranked portfolios, January 2011-December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	High	18.50	18.36	0.90	21.60	-14.59	0.20	2.42		
	Low	24.15	15.22	1.46	15.66	-11.93	-0.08	1.24		
	Diff	-4.82	11.98	-0.56	7.51	-11.55	-0.20	0.03	-0.83	0.41
Value weighted	High	18.31	18.39	0.89	21.42	-14.72	0.14	2.36		
	Low	24.70	15.21	1.50	15.32	-11.71	-0.12	1.17		
	Diff	-5.43	12.21	-0.60	8.19	-11.98	-0.21	0.20	-0.92	0.36
OSEBX		8.28	14.11	0.45	14.60	-14.83	-0.49	2.37		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Norwegian ESG-ranked portfolios. The sample consists of all stocks in the Norwegian market in the time period 2011-2020. The portfolios are constructed with both equal weighting and value weighting. The table presents mean return, standard deviation, Sharpe Ratio, maximum and minimum return, skew, excess kurtosis, t-stat and p-value. Return, standard deviation and Sharpe ratio are annualized. Sharpe ratio is calculated as excess return to the standard deviation of returns. Maximum return, minimum return, skew and kurtosis represent the cross-sectional distribution of return for the average month in the sample. T-statistics and p-values for the high-low strategy are presented in the last two columns. The t-test is the test for the null hypothesis of no difference in the mean of the returns. For robustness, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity and autocorrelation consistent standard errors. The number of lags used to adjust is determined by Bartlett kernel.

Table 2.4 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on a positive screening technique. It provides results of the high-rated and low-rated portfolios as well as for the high-low strategy. According to Sarstedt and Mooi (2014), the average value of R^2 can be described as moderate for both the high-rated and the low-rated portfolios. This indicate that an appropriate multifactor framework has been used to explain the return of the portfolios. It is noted that R^2 is higher in the last sub-period compared to the first sub-period, which indicate that the multifactor framework is more suitable for a more recent time span. However, the alpha estimates for the portfolios and the high-low strategy yields non-significant abnormal return. The table therefore shows that there is a non-significant performance difference between the portfolios and that no outperformance can be achieved. Said in another way, investors neither gain or lose money when investing in more sustainable companies relative to investing in less sustainable companies. This implies that there is no additional cost related to investing in sustainable companies. Interestingly, the alpha estimates for the high-low strategy shows notable changes between the two sub-periods. By using a more recent time period, I find positive alpha estimates, which suggests that the high-rated portfolio provided a higher risk-adjusted return than its low-rated counterpart.

Regarding the factor loadings I observe that it is not only the market risk that has a significant impact on the excess return of the portfolios, but so do the size, value and momentum factor. Therefore, one has to control for these effects when comparing the portfolios. Still, the respective coefficients show varying degree of significance. However, I find higher factor loadings in absolute terms for most of the high-rated portfolios compared to the factor loadings for the low-rated portfolios, which means that the former are exposed to a higher level of systematic risk. This is consistent with both Fiskerstrand et al. (2019) and Steen, Moussawi and Gjolberg (2020), but in contrast to Kumar et al. (2016) who found that companies that are more sensitive to the ESG factor had lower risk. The market loadings are significantly positive for both the high-rated and low-rated portfolios. For these portfolios, I find positive size loadings, which indicate a bias towards small-cap stocks. The significance of the size factor appears to be driven by the last sub-period. The value loadings are inconsistent for the low-rated portfolios and negative for the high-rated portfolios, suggesting that the high-rated portfolio was somewhat growth-stock oriented, whereas the low-rated portfolios show a significant change between the two sub-periods from value stocks towards growth stocks. The non-significance for the full sample period seems to be driven by the last sub-period for the high-rated portfolios, while it was driven by the first sub-period for the low-rated portfolios. Lastly, the momentum loadings are negative and mostly significant, suggesting that both stocks with previously poor performance and stocks with good previous performance tend to have a low ESG score. If there is a positive relationship between financial performance and sustainability, the momentum factor will be positive for the high-rated portfolios. These findings are similar to Derwall et al. (2005) and Fiskerstrand et al. (2019), who investigated the performance of ESG portfolios in the U.S market and the Norwegian market, respectively. When I look at the results for the high-low strategy, the factor sensitivities confirm that there are significant differences in style or risk between the two extreme portfolios. Only with respect to the market loadings I find a significantly positive difference for the full sample period, which implies that the high-rated portfolios invest more in cyclical stocks and are therefore more sensitive to market returns than the low-rated portfolios. This is in line with Nofsinger and Varma (2014), but contradictory to Derwall et al. (2005). Although, the significance seems to have disappeared over time.

Table 2.4: Multifactor regression results for the Norwegian ESG-ranked portfolios.

	Equally Weighted			Value Weighted		
	High	Low	Diff	High	Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	-0.003	0.002	-0.006	-0.004	0.002	-0.006
β_{RMRF}	0.640***	0.443***	0.197***	0.652***	0.445***	0.207***
β_{SMB}	0.355***	0.222*	0.133	0.352***	0.202*	0.151*
β_{HML}	-0.113	0.021	-0.134	-0.128	0.026	-0.154
β_{MOM}	-0.279***	-0.250***	-0.029	-0.269***	-0.248***	-0.021
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.62	0.57	0.10	0.62	0.57	0.11
Panel B: Quarterly holding period (2011-2020)						
α_i	-0.014	-0.007	-0.007	-0.017	-0.007	-0.010
β_{RMRF}	0.825***	0.839***	-0.014	0.858***	0.843***	0.015
β_{SMB}	0.684***	0.365	0.320	0.695***	0.321	0.374
β_{HML}	-0.198	-0.103	-0.094	-0.212	-0.092	-0.120*
β_{MOM}	-0.269***	-0.089	-0.180	-0.252***	-0.077	-0.175*
N	36	36	36	36	36	36
R^2	0.73	0.66	0.13	0.75	0.65	0.16
Panel C: Monthly holding period (2011-2015)						
α_i	-0.006	0.001	-0.006	-0.006	0.001	-0.006
β_{RMRF}	0.383***	0.155*	0.228**	0.395***	0.162*	0.232*
β_{SMB}	0.283	0.002	0.282*	0.264*	0.000	0.265
β_{HML}	-0.230***	0.023	-0.254**	-0.230***	0.036	-0.266
β_{MOM}	-0.191*	-0.280***	0.088	-0.177**	-0.282***	0.105***
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.39	0.43	0.20	0.40	0.46	0.22
Panel D: Monthly holding period (2016-2020)						
α_i	-0.002	-0.004	0.002	-0.003	-0.004	0.001
β_{RMRF}	0.809***	0.702***	0.107	0.817***	0.716***	0.101
β_{SMB}	0.459***	0.481***	-0.021	0.465***	0.454***	0.011
β_{HML}	-0.134	-0.193***	0.059	-0.151	-0.205***	0.054
β_{MOM}	-0.316**	-0.102*	-0.215*	-0.313**	-0.082	-0.231*
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.77	0.81	0.27	0.77	0.81	0.27

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Norwegian ESG-ranked portfolios. Panel A and B represents a monthly- and quarterly holding period, respectively, in the time period 2011-2020. Panel C and D represents two sub-periods from 2011-2015 and 2016-2020, respectively, with monthly rebalancing. For robustness, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity and autocorrelation consistent standard errors. The numbers of lag used to adjust is determined by Bartlett kernel. *, ** and *** indicate significance at the 10%, 5% and 1% level, respectively.

The analysis so far indicate that the portfolios, after adjusting for market risk and investment style, is not able to generate significantly different returns. Furthermore, I test whether the results for the Norwegian market in the time period 2011-2020 remains consistent after an adjustment for sector tilts. The portfolios are therefore constructed using the screening technique best-in-class, based on the sector distribution in Table 2.1. Descriptive statistics for the Norwegian portfolios, as well as for the high-low strategy based on the best-in-class approach are presented in Table 2.5. The table indicate that the worst-in-class portfolios performed better than the best-in-class portfolios, both before and after adjusting for volatility. This is consistent with the portfolios constructed based on the positive screening technique. However, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant.

Table 2.5: Descriptive statistics for the Norwegian ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	Best-in-class	19.27	16.90	1.02	19.08	-13.21	0.49	2.67		
	Worst-in-class	22.99	13.62	1.55	13.91	-13.55	-0.32	2.35		
	Diff	-3.16	10.50	-0.48	7.76	-8.57	0.34	0.13	-0.58	0.57
Value weighted	Best-in-class	18.82	16.83	1.00	18.89	-13.04	0.42	2.60		
	Worst-in-class	23.42	13.66	1.57	13.83	-13.54	-0.34	2.32		
	Diff	-3.88	10.51	-0.55	7.57	-8.62	0.33	0.21	-0.73	0.47
OSEBX		8.28	14.11	0.45	14.60	-14.83	-0.49	2.37		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Norwegian ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. The sample consist of all stocks in the Norwegian market in the time period 2011-2020. The portfolios are constructed based on both equal weighting and value weighting. The table presents mean return, standard deviation, Sharpe Ratio, maximum and minimum return, skew, kurtosis, t-stat and p-value. Return, standard deviation and Sharpe ratio are annualized. Sharpe ratio is calculated as excess return divided by standard deviation of returns. Maximum return, minimum return, skew and kurtosis represent the cross-sectional distribution of return for the average month in the sample. T-statistics and p-values for the high-low strategy are presented in the last two columns. The t-test is the test for the null hypothesis of no difference in the mean of the returns. For robustness, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity and autocorrelation consistent standard errors. The number of lags used to adjust is determined by Bartlett kernel.

Table 2.6 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on the best-in-class approach for the full sample period. These results are similar to those presented Panel A in Table 2.4, but here the high-low strategy provides significantly negative alpha estimates. This implies that the results might be driven by heavily weighting within specific sectors. With regard to possible statistical uncertainties, these are interesting findings and indicate a negative relationship between sustainability and risk-adjusted excess returns when using the screening technique best-in-class for the Norwegian market. A negative relationship implies that investors must pay a premium or supplemental cost to invest sustainable. This finding is contradictory to Fiskerstrand et al. (2019), who found consistent results after adjusting for sector bias. It is worth mentioning that the differences could be due to the change in the sector distribution.

Table 2.6: Multifactor regression results for the Norwegian ESG-ranked portfolios, best-in-class.

	High	Equally Weighted Low	Diff	High	Value Weighted Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	-0.004	0.001	-0.005*	-0.005	0.002	-0.006**
β_{RMRF}	0.625***	0.420***	0.206***	0.640***	0.421***	0.219***
β_{SMB}	0.398***	0.260**	0.138	0.391***	0.245**	0.146
β_{HML}	-0.133	0.013	-0.146*	-0.150	0.021	-0.170**
β_{MOM}	-0.229***	-0.246***	0.017	-0.217***	-0.246***	0.029
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.62	0.63	0.13	0.63	0.64	0.15

Note: This table presents the estimations for the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Norwegian ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. It represents a monthly holding period in the time period is 2011-2020. For robustness, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity and autocorrelation consistent standard errors. The number of lags used to adjusted is determined by Bartlett kernel. *, ** and *** indicate significance at the 10%, 5% and 1% level, respectively.

For the Norwegian market, the results do not provide a significant relationship between financial performance and sustainability in the full sample period. The return for the high-low strategy is small and not statistically significant after adjusting for different systematic risk factors. The result is robust for different holding periods, sub-periods and weighting methods, but not for the screening technique best-in-class. By using this screening technique to control for sector tilt, I find a significant negative relationship between financial performance and sustainability.

4.1.2 The Swedish market

Table 2.7 presents descriptive statistics for the two Swedish ESG-ranked portfolios, constructed based on equal weights and value weighting, and the market proxy OMXS30. These statistics indicate that the low-rated portfolios performed

better than the high-rated portfolios after it has been adjusted for volatility. Both portfolios perform better than the benchmark, which has an annual return of 4.96%. Furthermore, the skewness is small in scope and indicate a return distribution that is approximately symmetric around the mean, while the excess kurtosis estimates indicate that the return distribution is more peaked compared to the normal distribution. However, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant. Like the Norwegian market, the portfolio analysis therefore fails to find a cross-sectional relationship between return and the ESG factor in the Swedish market.

Table 2.7: Descriptive statistics for the Swedish ESG-ranked portfolios, January 2011–December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	High	24.20	17.96	1.29	19.52	-15.85	0.14	1.84	0.30	0.76
	Low	23.39	14.75	1.51	16.18	-13.35	-0.15	1.58		
	Diff	0.66	10.24	-0.04	10.37	-6.68	0.50	0.93		
Value weighted	High	24.84	17.98	1.32	19.48	-15.93	0.08	1.69	0.34	0.74
	Low	23.94	14.62	1.57	15.70	-13.09	-0.20	1.48		
	Diff	0.76	10.10	-0.03	9.92	-6.53	0.41	0.65		
OMXS30		4.96	14.46	0.27	11.64	-11.17	-0.32	0.31		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Swedish ESG-ranked portfolios. The sample consists of all stocks in the Swedish market in the time period 2011-2020. See note to Table 2.3 for further description.

Table 2.8 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on a positive screening technique. It provides results for the high-rated portfolios, low-rated portfolios and the high-low strategy. According to Sarstedt and Mooi (2014), the average value of R^2 can be described as substantial for the high-rated portfolios, while it is moderate for the low-rated portfolios. This indicate that the model used to explain the return of the portfolios is more appropriate for the high-rated portfolios. Compared to the Norwegian market, the average value of R^2 for the Swedish portfolios is higher and R^2 is also higher in the last sub-period, relative to the first sub-period. However, according to the alpha estimates for the high-rated and low-rated portfolios, it is evident that the majority of the estimates are not statistically significant or significant at a 10% level. The results for the portfolios that are significant at a 10% level are not convincing and indicates weak evidence (Brooks, 2008, p. 110). Furthermore, there are three portfolios with alpha estimates that are significant at a 5% level, indicating that these portfolios either outperformed or underperformed relative to the market. For the high-low strategy I find that the performance difference is not statistically significant, with exception of the first sub-period, where investors were able to achieve monthly abnormal returns of up to 0.80%. The abnormal return is not continued in the last sub-period, which implies that the benefits of considering ESG criteria in the investment process has diminished over time and has weaker empirical foundations than before. This finding is consistent with Bebchuk, Cohen and Wang (2013) and Borgers et al. (2013), who more specifically studied governance and stakeholder relations. My findings therefore suggests, by using a more recent time period, that environmental responsibility is no longer priced and that sustainable investments are equally as good as less sustainable investments. The implication of this is that investors neither gain or lose money when investing in more sustainable companies, and that there is no additional cost related to investing in sustainable companies relative to investing in less sustainable companies.

Regarding the factor loadings on the market, size, value and momentum, they are generally significant. However, as for the Norwegian market, I see a clear difference between the factor loadings for most of the high-rated and the low-rated portfolios, where the high-rated portfolios are exposed to higher systematic risk, resulting in a higher factor loading. The market loadings are significantly positive for the high-rated and low-rated portfolios. For these portfolios, I also find that the size loadings are significantly positive, which indicate a bias towards small-cap stocks in the Swedish market. The value loadings are negative, which indicate that they are somewhat growth-oriented. The significance of the value factor appears to be driven by the last sub-period. The significance of the size factor and value factor confirms earlier studies, suggesting that responsible portfolios have a tendency towards fast growing and small cap companies (Gregory, Matatko and Luther, 1997; Kreander et al. 2005). Lastly, the momentum loadings are negative, which as noted previously, would be positive for the high-rated portfolio if there were a positive relationship between financial performance and sustainability. The high-rated portfolio show negative significance, while the non-significance for the low-rated portfolios seems to be driven by the last sub-period. When I look at the results for the high-low strategy, the factor sensitivities confirm that there exists significant differences in style and risk between the two extreme portfolios.

As for the Norwegian market, I find significantly positive market loadings, but here the significance seems to have occurred over time. Furthermore, the momentum factor has significantly negative factor loadings, where the significance seems to have disappeared over time. The findings for the full sample period are in accordance with Nofsinger and Varma (2014).

Table 2.8: Multifactor regression results for the Swedish ESG-ranked portfolios.

	High	Equally Weighted Low	Diff	High	Value Weighted Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	0.004	0.002	0.003	0.004*	0.002	0.002
β_{RMRF}	0.819***	0.637***	0.182***	0.834***	0.643***	0.191***
β_{SMB}	0.510***	0.490***	0.020	0.484***	0.468***	0.015
β_{HML}	-0.308***	-0.204**	-0.104	-0.299***	-0.183**	-0.116
β_{MOM}	-0.387***	-0.132	-0.256**	-0.366***	-0.123	-0.244**
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.74	0.59	0.23	0.74	0.61	0.24
Panel B: Quarterly holding period (2011-2020)						
α_i	0.015*	0.002	0.014	0.014*	0.002	0.012
β_{RMRF}	1.074***	0.808***	0.266*	1.083***	0.820***	0.263*
β_{SMB}	0.638***	0.517***	0.120	0.594***	0.513***	0.081
β_{HML}	-0.541***	-0.303*	-0.238	-0.538***	-0.289*	-0.249
β_{MOM}	-0.407***	-0.102	-0.305***	-0.349***	-0.099	-0.251**
N	36	36	36	36	36	36
R^2	0.86	0.72	0.38	0.86	0.73	0.36
Panel C: Monthly holding period (2011-2015)						
α_i	0.000	-0.008**	0.008**	-0.001	-0.007*	0.006**
β_{RMRF}	0.656***	0.578***	0.078	0.676***	0.584***	0.091***
β_{SMB}	0.551***	0.675***	-0.124	0.534***	0.643***	-0.109***
β_{HML}	-0.146	-0.140	-0.006	-0.149	-0.105***	-0.044**
β_{MOM}	-0.401***	-0.017	-0.384**	-0.367***	-0.021**	-0.346
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.64	0.55	0.23	0.64	0.56	0.22
Panel D: Monthly holding period (2016-2020)						
α_i	0.006*	0.007**	-0.001	0.007**	0.007*	0.000
β_{RMRF}	0.974***	0.726***	0.248**	0.986***	0.723***	0.264**
β_{SMB}	0.377***	0.406***	-0.029	0.352***	0.387***	-0.036
β_{HML}	-0.351***	-0.275**	-0.076	-0.326***	-0.258**	-0.068
β_{MOM}	-0.305**	-0.159	-0.146	-0.298**	-0.146	-0.152
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.84	0.70	0.33	0.84	0.70	0.36

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Swedish portfolios. See note to Table 2.4 for further description.

The analysis so far indicate that the portfolios, after adjusting for market risk and investment style, is not able to generate significantly different returns, with the exception of the first sub-period. Furthermore, I test whether the results for the Swedish market in the full sample period remains consistent after an adjustment for sector tilt. The portfolios are therefore constructed using the screening technique best-in-class, based on the sector distribution in Table 2.1. Descriptive statistics for the Swedish portfolios as well as for the high-low strategy based on the best-in-class approach are presented in Table 2.9. The statistics indicate that the worst-in-class portfolios performed better than the best-in-class portfolios after adjusting for volatility, which is consistent with the portfolios constructed based on the positive screening technique. However, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant.

Table 2.9: Descriptive statistics for the Swedish ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	Best-in-class	24.24	17.65	1.31	18.34	-16.23	0.04	1.79		
	Worst-in-class	23.89	14.39	1.59	15.36	-12.61	-0.23	1.33		
	Diff	0.38	9.19	-0.07	8.92	-6.43	0.53	0.76	0.23	0.82
Value weighted	Best-in-class	24.85	17.57	1.35	18.35	-16.19	0.01	1.71		
	Worst-in-class	24.38	14.28	1.63	14.90	-12.31	-0.26	1.21		
	Diff	0.51	8.86	-0.06	8.83	-6.13	0.46	0.58	0.27	0.79
OMXS30		4.96	14.46	0.27	11.64	-11.17	-0.32	0.31		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Swedish ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. The sample consist of all stocks in the Swedish market in the time period 2011-2020. See note to Table 2.5 for further description.

Table 2.10 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on the best-in-class approach for the full sample period. These results are similar to the results in Panel A in Table 2.8, and I therefore conclude that the results are not caused by sector bias.

Table 2.10: Multifactor regression results for the Swedish ESG-ranked portfolios, best-in-class.

	High	Equally Weighted Low	Diff	High	Value Weighted Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	0.004*	0.002	0.002	0.004*	0.003	0.002
β_{RMRF}	0.804***	0.629***	0.175***	0.814***	0.635***	0.179***
β_{SMB}	0.522***	0.470***	0.052	0.501***	0.451***	0.050
β_{HML}	-0.285***	-0.175	-0.110	-0.272***	-0.151	-0.121
β_{MOM}	-0.405***	-0.159*	-0.246***	-0.385***	-0.154*	-0.231***
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.75	0.61	0.27	0.76	0.63	0.28

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Swedish ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. See note to Table 2.6 for further description.

For the Swedish market, the results do not provide a significant relationship between financial performance and sustainability in the full sample period. The return for the high-low strategy is small and not statistically significant after adjusting for different systematic risk factors. The result is robust for different holding periods, different weighting methods and the screening technique best-in-class, but not for different sub-periods where the relationship is significantly positive in the first sub-period.

4.1.3 The Danish market

Table 2.11 presents descriptive statistics for the two Danish ESG-ranked portfolios, constructed based on equal weights and value weighting, and the market proxy OMXC20. These statistics indicate that the high-rated portfolios performed better than the low-rated portfolios, both before and after adjusting for volatility. This is contradictory to the Norwegian portfolios, where I find the exact opposite. Both portfolios performed better than the benchmark, which has an annual return of 12.34%. Furthermore, the skewness indicate a return distribution that is approximately symmetric around the mean, while the excess kurtosis estimates indicate that the return distribution is more peaked compared to the normal distribution. However, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant. Like the two previous markets, the portfolio analysis therefore fails to find a cross-sectional relationship between return and the ESG factor in the Danish market.

Table 2.11: Descriptive statistics for the Danish ESG-ranked portfolios, January 2011–December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	High	22.48	16.90	1.28	18.95	-12.58	0.31	1.17		
	Low	15.48	12.66	1.16	12.71	-9.12	0.25	1.17		
	Diff	5.78	13.84	0.36	12.03	-8.13	0.31	0.30	1.56	0.12
Value weighted	High	22.36	16.85	1.28	18.86	-13.54	0.24	1.39		
	Low	16.38	12.54	1.24	13.10	-8.80	0.27	1.24		
	Diff	4.90	13.53	0.30	11.60	-9.10	0.29	0.38	1.45	0.15
OMXC20		12.34	14.38	0.80	11.17	-14.54	-0.18	0.88		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Danish ESG-ranked portfolios. The sample consists of all stocks in the Danish market in the time period 2011–2020. See note to Table 2.3 for further description.

Table 2.12 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on a positive screening technique. It provides results for the high-rated portfolios, low-rated portfolios and the high-low strategy. According to Sarstedt and Mooi (2014, p. 211), the average value of R^2 can be described as moderate for the high-rated portfolios, while it was weak for the low-rated portfolios. As for the Norwegian and Swedish markets, we find that the value of R^2 is higher in the last sub-period, relative to the first sub-period. Interestingly, this increase is considerably bigger for the low-rated portfolios. However, according to the alpha estimates for the high-rated and low-rated portfolios, it is evident that the majority of the estimates are statistically insignificant or significant at a 10% level. The estimates that are significant at a 10% level are not convincing and indicates weak evidence (Brooks, 2008, p. 110). Furthermore, the alpha estimates for the high-rated portfolios in the full sample period are significantly positive at a 5% level, were the significance seems to stem from the last sub-period. This indicates that these portfolios outperformed the market. For the high-low strategy I find that the performance difference is statistically insignificant or weakly significant, with exception of the last sub-period. In this sub-period, investors were able to achieve monthly abnormal returns of up to 1.20%. This the opposite of the results for the Swedish market, were I found significant alpha estimates in the first sub-period. For the Danish market, my findings suggests that benefits of considering ESG criteria in the investment process has been established with time and has stronger empirical foundations than before. Therefore, by using a more recent time period, I find that sustainable investments are better than less sustainable investments, and that investors gain money when investing in more sustainable companies.

Regarding the factor loadings on the market, size, value and momentum, they show varying degree of significance. However, as for the previous markets, most of the high-rated portfolios are exposed to higher systematic risk, resulting in a higher factor loading compared to the low-rated portfolios. The market loadings are significantly positive for the high-rated and low-rated portfolios. For these portfolios, I also find that the size loadings are positive, which indicate a bias towards small-cap stocks in the Danish market. As opposed to the Norwegian market, the significance of the size factor appears to be driven by the first sub-period. The value loadings are mostly positive, which implies a tilt towards value stocks. An exception to this are the negative factor loadings for the low-rated portfolios in the first sub-period, indicating that the portfolios were tilted towards growth-stocks in this sub-period. The significance of the value factor for the high-rated portfolios in the full sample period seems to be driven by the first sub-period. Lastly, the momentum loadings are mostly negative for both portfolios, and in most cases only significant for the high-rated portfolios. As noted previously, this factor would be positive if there were a positive relationship between financial performance and sustainability. When I look at the results for the high-low strategy, the factor sensitivities confirms that there exists significant differences in style and risk between the two extreme portfolios. As for both the Norwegian and the Swedish markets, I find a significant positive difference in market loading and a significant negative difference in momentum loading. In addition to this, I find a positive significant difference in value loading, which implies that the high-rated portfolios have a larger exposure to value stocks than the low-rated portfolios. This finding for the value loading is in line with Derwall et al. (2005) and Nofsinger and Varma (2014), but contradictory to Renneboog, Ter Horst and Zhang (2008) and Bauer, Koedijk and Otten (2005).

Table 2.12: Multifactor regression results for the Danish ESG-ranked portfolios.

	High	Equally Weighted Low	Diff	High	Value Weighted Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	0.008**	0.001	0.007*	0.008**	0.002	0.006*
β_{RMRF}	0.664***	0.429***	0.235***	0.699***	0.442***	0.257***
β_{SMB}	0.301***	0.226**	0.075	0.290***	0.214**	0.076
β_{HML}	0.228***	0.027	0.201**	0.219***	0.035	0.184**
β_{MOM}	-0.427***	-0.077	-0.350***	-0.408***	-0.059	-0.349***
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.59	0.33	0.27	0.62	0.35	0.28
Panel B: Quarterly holding period (2011-2020)						
α_i	0.016	-0.003	0.019*	0.014	-0.003	0.017
β_{RMRF}	0.756***	0.745***	0.011	0.797***	0.768***	0.029
β_{SMB}	0.157	0.226*	-0.069	0.170	0.240*	-0.070
β_{HML}	0.218*	0.191	0.027	0.211	0.206	0.006
β_{MOM}	-0.312***	-0.124**	-0.188***	-0.285***	-0.106*	-0.178***
N	36	36	36	36	36	36
R^2	0.65	0.71	0.10	0.67	0.74	0.11
Panel C: Monthly holding period (2011-2015)						
α_i	0.002	0.003	-0.001	0.002	0.003	-0.002
β_{RMRF}	0.508***	0.283***	0.226**	0.551***	0.298***	0.253**
β_{SMB}	0.342***	0.291**	0.051	0.335***	0.274**	0.061
β_{HML}	0.190***	-0.084	0.273**	0.184***	-0.073	0.256**
β_{MOM}	-0.290***	-0.089	-0.200*	-0.285***	-0.067	-0.218*
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.57	0.17	0.24	0.62	0.18	0.25
Panel D: Monthly holding period (2016-2020)						
α_i	0.011**	0.000	0.012***	0.011**	-0.001	0.011***
β_{RMRF}	0.994***	0.613***	0.381***	1.016***	0.627***	0.389***
β_{SMB}	0.247*	0.112	0.135*	0.248*	0.096	0.152*
β_{HML}	0.132	0.162	-0.030	0.138	0.164	-0.026
β_{MOM}	-0.399***	-0.004	-0.395***	-0.399***	0.010	-0.409***
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.68	0.55	0.35	0.70	0.57	0.39

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Danish portfolios. See note to Table 2.4 for further description.

The analysis so far indicate that the portfolios, after adjusting for market risk and investment style, is not able to generate significantly different returns, with the exception of the last sub-period. Furthermore, I test whether the results for the Danish market in the full sample period remains consistent after an adjustment for sector tilt. The portfolios are therefore constructed using the screening technique best-in-class, based on the sector distribution in Table 2.1. Descriptive statistics for the Danish portfolios as well as for the high-low strategy based on the best-in-class are presented in Table 2.13. The table indicate that the worst-in-class portfolios performed better than the best-in-class portfolios after adjusting for volatility. This is opposed to the Danish portfolios constructed based on the positive screening technique, were the high-rated portfolios performed better both before and after adjusting for volatility. However, as for the previous markets, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant.

Table 2.13: Descriptive statistics for the Danish ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	Best-in-class	18.14	15.45	1.12	16.67	-12.40	0.24	1.23		
	Worst-in-class	16.99	13.86	1.17	13.62	-10.19	0.38	1.18		
	Diff	0.36	13.19	-0.03	10.29	-9.36	-0.07	0.25	0.24	0.81
Value weighted	Best-in-class	18.69	15.63	1.15	16.98	-13.09	0.20	0.40		
	Worst-in-class	17.92	13.62	1.27	14.47	-10.17	0.31	1.13		
	Diff	0.13	12.80	-0.05	9.96	-10.08	-0.02	0.20	0.20	0.84
OMXC20		12.34	14.38	0.80	11.17	-14.54	-0.18	0.88		

Note: This table presents a time-series mean for the cross-sectional descriptive statistics for the Danish ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. The sample consists of all stocks in the Danish market in the time period 2011-2020. See note to Table 2.5 for further description.

Table 2.14 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on the best-in-class approach in the full sample period. The difference in performance between the portfolios decreases slightly compared to those shown in Panel A in Table 2.12. Still, the changes are small and I therefore conclude that the results are not caused by sector bias.

Table 2.14: Multifactor regression results for the Danish ESG-ranked portfolios, best-in-class.

	High	Equally Weighted Low	Diff	High	Value Weighted Low	Diff
Panel A: Månedlig holdeperiode i perioden 2011-2020						
α_i	0.005*	0.003	0.002	0.005*	0.003	0.002
β_{RMRF}	0.626***	0.449***	0.177***	0.660***	0.466***	0.194***
β_{SMB}	0.257***	0.215*	0.042	0.253***	0.214**	0.039
β_{HML}	0.254***	0.050	0.204**	0.253***	0.052	0.201**
β_{MOM}	-0.398***	-0.128**	-0.270***	-0.389***	-0.116**	-0.273***
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.64	0.32	0.20	0.66	0.35	0.22

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Danish ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. See note to Table 2.6 for further description.

For the Danish market, the results do not provide a significant relationship between financial performance and sustainability in the full sample period. The return for the high-low strategy is small and not statistically significant or weakly significant after adjusting for different systematic risk factors. The result is robust for different holding periods, weighting methods and the screening technique best-in-class, but not for different sub-periods where the relationship is significantly positive in the last sub-period.

4.1.4 The Scandinavian market

Table 2.15 presents descriptive statistics for the two Scandinavian ESG-ranked portfolios, constructed based on equal weighting and value weighting, and the market proxy OMXN40. These statistics indicate that the low-rated portfolios performed better than the high-rated portfolios, both before and after adjusting for volatility. This is consistent with the findings for the Norwegian portfolios. The portfolios performed better than the benchmark, which has an annual return of 7.05%. Furthermore, the skew is small in scope for the high-rated portfolios, while the low-rated portfolios show a more moderate deviation from the normal distribution. The excess kurtosis estimates indicate that the return distribution for both portfolios is more peaked compared to the normal distribution. However, the t-statistics for the high-low strategy indicate that the return difference is not statistically significant. As for all the previous markets, the portfolio analysis therefore fails to find a cross-sectional relationship between return and the ESG factor in the Scandinavian market.

Table 2.15: Descriptive statistics for the Scandinavian ESG-ranked portfolios, January 2011-December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	High	20.61	17.05	1.15	17.48	-15.67	0.05	2.07		
	Low	23.89	12.09	1.89	10.93	-12.84	-0.94	2.62		
	Diff	-2.46	9.72	-0.36	11.85	-6.48	1.11	3.11	-0.66	0.51
Value weighted	High	20.95	17.12	1.16	17.30	-15.79	0.03	1.95		
	Low	24.27	12.14	1.91	10.64	-12.64	-0.95	2.40		
	Diff	-2.48	9.69	-0.37	11.40	-6.36	1.04	2.85	-0.67	0.51
OMXN40		7.05	12.59	0.48	7.86	-9.77	-0.32	-0.14		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Scandinavian ESG-ranked portfolios. The sample consist of all stocks in the Scandinavian market in the time period 2011-2020. See note to Table 2.3 for further description.

Table 2.16 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on a positive screening technique. It provides results for the high-rated portfolios, low-rated portfolios and the high-low strategy. According to Sarstedt and Mooi (2014, p. 211), the average value of R^2 can be described as substantial for the high-rated portfolios, while it was moderate for the low-rated portfolios. As for the Swedish market, this indicates that the model used to explain returns is more appropriate for the high-rated portfolios. Similar to the other markets, R^2 is higher in the last sub-period, relative to the first sub-period. However, according to the alpha estimates for the portfolios and the high-low strategy, it is evident that they are either statistically insignificant or significant at a 10% level. The results for the portfolios that are significant at a 10% level are not convincing and indicates weak evidence (Brooks, 2008, p. 110). Therefore, the high-low strategy shows that there is a non-significant performance difference between the portfolios. This implies that sustainable investments are equally as good as less sustainable investments, and that investors neither gain or lose money when investing in more sustainable companies in Scandinavia.

Regarding the factor loadings on the market, size, value and momentum, they generally prove to be significant. However, as for all previous markets, most of the high-rated portfolios are exposed to higher systematic risk, resulting in a higher factor loading compared to the low-rated portfolio. The market loadings and size loadings are significantly positive for both the high-rated and the low-rated portfolios. A positive size factor indicates a bias towards small-cap stocks in the Scandinavian market. For these portfolios, I also find that the value loadings are negative, indicating that the portfolios was somewhat growth-stock oriented. The significance of the value factor for the high-rated portfolios seems to be driven by the last sub-period. As for Sweden, the significance confirm earlier studies who suggests that responsible portfolios have a tendency towards fast growing and small cap companies. Lastly, the momentum loadings are mostly negative for all the portfolios, where the significance seems to be driven by the last sub-period. This factor would be positive if there were a positive relationship between financial performance and sustainability. When I look at the results for the high-low strategy, the factor sensitivities confirms that there exists significant differences in style and risk between the two extreme portfolios. The findings for the Scandinavian market are similar to those for the Swedish market, where I find a significantly positive difference in market loading and a significantly negative difference in momentum loading.

Table 2.16: Multifactor regression results for the Scandinavian ESG-ranked portfolios.

	High	Equally Weighted Low	Diff	High	Value Weighted Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	0.003	0.004*	-0.001	0.003	0.004*	-0.001
β_{RMRF}	0.768***	0.479***	0.288***	0.779***	0.487***	0.293***
β_{SMB}	0.392***	0.331***	0.062	0.371***	0.323***	0.048
β_{HML}	-0.250***	-0.112	-0.137*	-0.244***	-0.111	-0.133
β_{MOM}	-0.407***	-0.118*	-0.288***	-0.392***	-0.114*	-0.278***
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.72	0.50	0.46	0.72	0.50	0.46
Panel B: Quarterly holding period (2011-2020)						
α_i	0.009	0.005	0.004	0.009	0.006	0.003
β_{RMRF}	1.000***	0.714***	0.286**	1.010***	0.730***	0.279**
β_{SMB}	0.474***	0.302**	0.172	0.447***	0.298**	0.149
β_{HML}	-0.441***	-0.160	-0.281**	-0.448***	-0.148	-0.299**
β_{MOM}	-0.333***	-0.095	-0.238**	-0.304***	-0.093	-0.211**
N	36	36	36	36	36	36
R^2	0.85	0.68	0.44	0.84	0.69	0.44
Panel C: Monthly holding period (2011-2015)						
α_i	-0.002	-0.003	0.001	-0.003	-0.003	0.000
β_{RMRF}	0.577***	0.342***	0.235**	0.596***	0.362***	0.235***
β_{SMB}	0.434***	0.391***	0.043	0.423***	0.384***	0.039
β_{HML}	-0.040	-0.024	-0.016	-0.045	-0.022	-0.023
β_{MOM}	-0.411***	0.001	-0.412***	-0.390***	-0.003	-0.387***
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.67	0.41	0.45	0.67	0.43	0.44
Panel D: Monthly holding period (2016-2020)						
α_i	0.005	0.006*	-0.001	0.005	0.006*	-0.001
β_{RMRF}	0.971***	0.652***	0.320***	0.977***	0.649***	0.329***
β_{SMB}	0.248**	0.262**	-0.014	0.221**	0.254**	-0.033
β_{HML}	-0.359***	-0.163	-0.196	-0.341**	-0.159	-0.182
β_{MOM}	-0.293**	-0.149**	-0.144	-0.284**	-0.138*	-0.147
N	48	48	48	48	48	48
R^2	0.81	0.66	0.50	0.81	0.66	0.50

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Scandinavian ESG-ranked portfolios. See note to Table 2.4 for further description.

The analysis so far indicates that the portfolios, after adjusting for market risk and investment style, is not able to generate significantly different returns. Furthermore, I test whether the results for the Scandinavian market in the time period remains consistent after an adjustment for sector tilts. The portfolios are therefore constructed using the screening technique best-in-class, based on the same sector distribution as for the other markets. Descriptive statistics for the Scandinavian portfolios and the high-low strategy based on the best-in-class approach are presented in Table 2.17. The table indicate that the worst-in-class portfolios performed better than the best-in-class portfolios, both before and after adjusting for volatility. This is consistent with the portfolios constructed based on the positive screening technique. However, the t-statistics for the high-low strategy indicates that the return difference is not statistically different.

Table 2.17: Descriptive statistics for the Scandinavian ESG-ranked portfolios, best-in-class, January 2011-December 2020.

	Portfolio	Return Ann. (%)	Std. Dev. Ann. (%)	Sharpe Ratio Ann.	Max Mth. Return (%)	Min Mth. Return (%)	Skew	Excess Kurtosis	t-stat	p-value
Equally weighted	Best-in-class	21.83	16.70	1.24	17.43	-15.25	0.08	2.10		
	Worst-in-class	22.67	11.58	1.87	9.59	-12.46	-1.01	2.57		
	Diff	-0.41	9.12	-0.16	11.76	-5.75	1.28	3.86	0.00	0.99
Value weighted	Best-in-class	22.06	16.76	1.25	17.22	-15.68	0.01	2.08		
	Worst-in-class	23.14	11.65	1.90	9.20	-12.29	-1.02	2.37		
	Diff	-0.10	9.04	-0.18	11.20	-6.05	1.20	3.56	-0.07	0.95
OMXN40		7.05	12.59	0.48	7.86	-9.77	-0.32	-0.14		

Note: This table presents a time-series mean for cross-sectional descriptive statistics for the Scandinavian ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. The sample consist of all stocks in the Scandinavian market in the time period 2011-2020. See note to Table 2.5 for further description.

Table 2.18 presents the estimated parameter results for the Carhart model based on the screening technique best-in-class for the full sample period. These results are similar to those presented in Table 2.16, and it is therefore concluded that the results are not caused by sector bias.

Table 2.18: Multifactor regression results for the Scandinavian ESG-ranked portfolios, best-in-class.

	Equally Weighted			Value Weighted		
	High	Low	Diff	High	Low	Diff
Panel A: Monthly holding period (2011-2020)						
α_i	0.004	0.004*	0.000	0.004	0.004*	0.000
β_{RMRF}	0.756***	0.473***	0.283***	0.768***	0.480***	0.288***
β_{SMB}	0.384***	0.295***	0.089	0.368***	0.288***	0.079
β_{HML}	-0.259***	-0.083	-0.175***	-0.249***	-0.080	-0.169**
β_{MOM}	-0.410***	-0.133**	-0.277***	-0.398***	-0.130**	-0.268***
N	108	108	108	108	108	108
R^2	0.74	0.53	0.51	0.74	0.53	0.52

Note: This table presents the estimations of the time-series regression: $r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i RMRF_{i,t} + \beta_i SMB_{i,t} + \beta_i HML_{i,t} + \beta_i MOM_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$ for the Scandinavian ESG-ranked portfolios constructed based on the screening technique best-in-class. See note to Table 2.6 for further description.

For the Scandinavian market, the results do not provide a significant relationship between financial performance and sustainability in the full sample period. The return for the high-low strategy is small and not statistically significant after adjusting for different systematic risk factors. The result is robust for both different holding periods, weighting methods, sub-periods and the screening technique best-in-class.

4.2 Fama-MacBeth results

The previous regression results for all markets did not indicate a significant connection between financial performance and sustainability in the full sample period 2011-2020, which implies that ESG-risk is not priced in the market. To further analyze this, Fama-MacBeth's two-step regression is applied for individual stocks to evaluate if ESG ratings has an impact on returns, and whether there is a significant risk premium associated with the exposure to the CMD factor. Use of individual stocks rather than portfolios allows me to address the potential concern that a portfolio approach may lead to larger standard errors for the risk premiums estimated by the cross-sectional regression (Ang et al., 2006). For all markets, the model is estimated for the full sample period, as well as for the two sub-periods.

4.2.1 The Norwegian market

Table 2.19 presents the average risk premium coefficients (λ) in percent and t-statistics in parenthesis for the Norwegian individual stocks. The average intercept (λ_C) is significantly negative for all time periods at a 5% level or less. Among the coefficients, I find that the size factor is significantly positive at a 10% level or less for all time periods, with a risk premium equal to 0.35%, 0.71% and 0.69% per month, respectively. Furthermore, the value factor is also

significantly negative at a 10% level in the first sub-period, with a risk premium equal to -1.19% per month. The remaining coefficients are not significant, which implies that these risk factors are not priced in the Norwegian market. This is contradictory to Fiskerstrand et al. (2019), who finds that only the momentum factor is significant for the Norwegian individual stocks. R^2 is lowest in the first sub-period, with an R^2 equal to 0.43. There is a slight increase in R^2 for the other two time periods, where R^2 is highest and equal to 0.51 in the last sub-period.

Table 2.19: Average risk premiums for the Norwegian individual stocks.

	λ_C	λ_{RMRF}	λ_{SMB}	λ_{HML}	λ_{MOM}	λ_{CMD}	N	R^2
Panel A: 2011-2020								
Estimate	-0.64*** (-4.11)	-0.39 (-0.62)	0.35* (1.67)	-0.49 (-0.87)	0.38 (0.71)	0.16 (0.37)	96	0.45
Panel B: 2011-2015								
Estimate	-1.17*** (-5.81)	-1.47 (-1.59)	0.71** (2.23)	-1.19* (-1.78)	1.41 (1.68)	0.38 (0.64)	36	0.43
Panel C: 2016-2020								
Estimate	-0.50** (-2.36)	-0.19 (-0.15)	0.69*** (2.79)	-1.16 (-1.19)	0.09 (0.09)	0.24 (0.29)	36	0.51

Note: This table presents the results of the Fama-MacBeth two-step regression for the Norwegian market. Panel B and C represents the sub-periods 2011-2015 and 2016-2020. For each month t , the following cross-sectional regression for each stock is conducted: $r_{i,T} = \lambda_{T,0} + \lambda_{n,1}\hat{\beta}_{i,F_1} + \lambda_{n,2}\hat{\beta}_{i,F_2} + \dots + \lambda_{n,m}\hat{\beta}_{i,F_m} + \varepsilon_{i,T}$, where $i = 1, 2, \dots, N$ and $t = 1, 2, \dots, T$. λ s are the average risk premium in percent, where RMRF, SMB, HML and MOM are the risk premium for market, size, value and momentum, respectively. The two last columns reports the number of observations N and reports R^2 . For robustness, t-statistics are derived using Newey-West (1987) heteroskedasticity and autocorrelation consistent standard errors. The number of lags used to adjust is determined by Bartlett kernel. *, ** and *** indicate significance at the 10%, 5% and 1% level.

The main purpose of this paper is to determine whether the exposure to the risk factor CMD is priced in the market. The results suggests a slowly declining explanatory power of CMD. Furthermore, the cross-sectional analysis finds that the CMD factor is positive, but has no significant influence on returns for the Norwegian stocks. This implies that the applied model does not indicate any risk premium for the CMD factor. The result is robust for different sub-periods.

4.2.2 The Swedish market

Table 2.20 presents the average risk premium coefficients (λ) and t-statistics in parenthesis for the Swedish individual stocks. The average intercept (λ_C) is positive and significant at a 10% level or less for the full sample period and the last sub-period, while it is negative and non-significant in the first sub-period. Among the coefficients, I find that the size factor is significantly positive at a 10% level in the first sub-period, with a risk premium equal to 1.02% per month. The remaining coefficients are not significant, which implies that these risk factors are not priced in the Swedish market. R^2 is lowest in the full sample period, with an R^2 equal to 0.41. There is a slight increase in R^2 for the other two time periods, where R^2 is highest and equal to 0.45 in the last sub-period. Interestingly, I find a changing effect for the value, momentum and CMD factors in the different sub-periods. The CMD factor is negative in the first sub-period, while it is positive in the last sub-period. As opposed to this, the factors value and momentum are positive in the first sub-period, while it is negative in the last sub-period.

Table 2.20: Average risk premiums for the Swedish individual stocks.

	λ_C	λ_{RMRF}	λ_{SMB}	λ_{HML}	λ_{MOM}	λ_{CMD}	N	R^2
Panel A: 2011-2020								
Estimate	0.57*** (2.64)	0.23 (0.56)	0.40 (1.21)	-0.13 (-0.49)	-0.02 (-0.11)	0.00 (-0.01)	96	0.41
Panel B: 2011-2015								
Estimate	-0.03 (-0.19)	0.02 (0.05)	1.02* (1.72)	0.12 (0.24)	0.17 (0.61)	-0.79 (-1.61)	36	0.42
Panel C: 2016-2020								
Estimate	0.75* (1.93)	0.73 (0.80)	0.47 (0.91)	-0.36 (-0.88)	-0.01 (0.003)	0.38 (0.86)	36	0.45

Note: This table presents the results of the Fama-MacBeth two-step regression for the Swedish market. See note to Table 2.19 for further description.

The main purpose of this paper is to determine whether the exposure to the risk factor CMD is priced in the market. The results suggest declining explanatory power of CMD factor, were the cross-sectional analysis finds that the CMD factor has no significant influence on returns for the Swedish stocks. This implies that the applied model does not indicate any risk premium for the CMD factor. The result is robust for different sub-periods. Therefore, I get the same result as for the Norwegian market.

4.2.3 The Danish market

Table 2.21 presents the average risk premium coefficients (λ) and t-statistics in parenthesis for the Danish individual stocks. The average intercept (λ_C) is positive for all time periods, but only significant for the full sample period and the first sub-period at a 10% level or less. Among the coefficients, I find that the size factor is significantly positive at a 5% level in the first sub-period, with a risk premium equal to 1.21% per month. The remaining coefficients are not significant, which indicate that these risk factors are not priced in the Danish market. R^2 is lowest in the first sub-period, with an R^2 equal to 0.45. There is a slight increase in R^2 for the other two time periods, where R^2 is highest and equal to 0.52 in the last sub-period. For the Danish market I find changing effects for the market, value and momentum factors in the different sub-periods. These factors are all negative in the first sub-period, while they are positive in the last sub-period.

Table 2.21: Average risk premiums for the Danish individual stocks.

	λ_C	λ_{RMRF}	λ_{SMB}	λ_{HML}	λ_{MOM}	λ_{CMD}	N	R^2
Panel A: 2011-2020								
Estimate	0.61*** (3.03)	0.12 (0.27)	0.45 (1.41)	-0.13 (-0.24)	-0.12 (-0.38)	0.35 (1.33)	96	0.47
Panel B: 2011-2015								
Estimate	0.69* (1.86)	-0.57 (-0.88)	1.21** (2.50)	-0.71 (-0.81)	-0.01 (-0.03)	0.12 (0.24)	36	0.45
Panel C: 2016-2020								
Estimate	0.30 (1.03)	0.43 (0.56)	0.00 (0.01)	0.43 (0.55)	0.09 (0.14)	0.54 (1.09)	36	0.52

Note: This table presents the results of the Fama-MacBeth two-step regression for the Danish market. See note to Table 2.19 for further description.

The main purpose of this paper is to determine whether the exposure to the risk factor CMD is priced in the market. The results suggest increased explanatory power of CMD. Furthermore, the cross-sectional analysis find that the CMD factor is positive, but has no significant influence on returns for the Danish stocks. This implies that the applied model does not indicate any risk premium for the CMD factor. The result is robust for different sub-periods. Therefore, I get the same result as for both the Norwegian and Swedish markets.

4.2.4 The Scandinavian market

Table 2.22 presents the average coefficients (λ) and t-statistics in parenthesis for the Scandinavian individual stocks. The average intercept (λ_C) is positive in the full sample period and the last sub-period, but negative in the first sub-period. The intercept is only significant in the full sample period at a 5% level. Among the coefficients, I find that the CMD factor is significantly negative at a 5% level in the first sub-period, with a risk premium equal to -0.67% per month. The remaining coefficients are not significant, which indicate that these risk factors are not priced in the Scandinavian market. R^2 is lowest and equal in the full sample period and the first sub-period, with an R^2 equal to 0.41. There is an increase in R^2 in the last sub-period, where R^2 is equal to 0.47. For the Scandinavian market I find changing effects for the market, value and CMD factors in the different sub-periods. The market and CMD factors are negative in the first sub-period, while they are positive in the last sub-period. As opposed to this, the value factor is positive in the first sub-period, while it is negative in the last sub-period.

Table 2.22: Average risk premiums for the Scandinavian individual stocks.

	λ_C	λ_{RMRF}	λ_{SMB}	λ_{HML}	λ_{MOM}	λ_{CMD}	N	R^2
Panel A: 2011-2020								
Estimate	0.52** (2.31)	0.16 (0.38)	0.38 (1.14)	-0.08 (-0.28)	0.05 (0.28)	0.04 (0.17)	96	0.41
Panel B: 2011-2015								
Estimate	-0.01 (-0.03)	-0.31 (-0.75)	1.00 (1.55)	0.04 (0.07)	0.27 (0.98)	-0.67** (-2.29)	36	0.41
Panel C: 2016-2020								
Estimate	0.56 (1.29)	0.73 (0.81)	0.53 (1.10)	-0.41 (-0.92)	0.08 (0.27)	0.51 (1.08)	36	0.47

Note: This table presents the results of the Fama-MacBeth two-step regression for the Scandinavian market. See note to Table 2.19 for further description.

As mentioned, the main purpose of this paper is to determine whether the exposure to the risk factor CMD is priced in the market. The results suggest a small decline in the explanatory power of CMD. Furthermore, the cross-sectional analysis finds that the CMD factor has no significant influence on returns for the Scandinavian stocks in the full sample period. This implies that the applied model does not indicate any risk premium for the CMD factor. Still, this result is not robust for different sub-periods, where I find a significantly negative risk premium connected to this factor in the first sub-period.

5 Conclusion

Sustainability is a topic with a strong focus in today's society, and on the basis of this, sustainable investments have received increased attention. This is due to both ethical considerations and an assumption of increased financial performance. The purpose of this paper has been to investigate whether a portfolio comprised of sustainable companies generates an abnormal risk-adjusted return compared to a portfolio comprised of companies which are not as sustainable. This paper has contributed to the strand of literature by addressing the Norwegian-, Swedish-, Danish- and Scandinavian market in the time period January 2011 to December 2020. Due to availability of ESG rating for the markets being studied, I rank companies based on their sensitivity toward the ESG factor using Dow Jones Sustainability Nordic Index (DJSND). Furthermore, the portfolio construction is based on both equal weighting and value weighting. By using a multifactor framework I adjust for common risk factors to assess the return performance. Finally, to investigate whether there is a risk premium associated with the CMD factor, I apply the cross-sectional regression of Fama-MacBeth (1973).

For all markets, my empirical evidence does not show any significant return difference between the high-rated portfolios and the low-rated portfolios based on a high-low strategy using the positive screening technique in the full sample period 2011-2020. These findings is robust for market sensitivity and investment style. These results supports those studies who find no relationship (Guerard, 1997; Bauer, Derwall and Otten, 2007; Fiskerstrand et al., 2019; Steen, Moussawi and Gjolberg, 2020), and contradict previous studies which provide evidence of abnormal return through use of an ESG portfolio strategy (Derwall et al., 2005, Diltz, 1995; Kempf and Osthoff, 2007; Reboredo, Quintela and Otero, 2017). The findings for the Norwegian market is also robust for various holding periods, sub-periods and portfolio weightings. When testing for sector bias using the best-in-class version, however, the high-low strategy show a significant negative return difference between the two portfolios. This implies that the worst-in-class portfolio outperformed the best-in-class portfolio, which supports the portfolio theory (Markowitz, 1965). Furthermore, it implies that investors must pay a premium to invest sustainable. These findings is contradictory to Fiskerstrand et al. (2019), who found consistent results when adjusting for sector bias. It is worth mentioning that this could be due to the small change in the sector distribution. The findings for the Swedish market and the Danish market is robust for different

holding periods, portfolio weightings and the screening technique best-in-class. When testing for different sub-periods, the high-low strategy show a significantly positive return difference between the two portfolios. This indicates that the high-rated portfolio outperformed the low-rated portfolio, which is consistent with stakeholder theory (Freeman, 1984, p. 33) and implies that investors get payed to invest sustainable. Interestingly, the benefits of considering ESG criteria in the investment process has diminished over time in the Swedish market, while it has been established with time for the Danish market. Lastly, findings for the Scandinavian market is robust for different holding periods, portfolio weightings, sub-periods and the screening technique best-in-class.

In summary, the results for all markets in the full sample period using the positive screening technique based on market risk and investment style give no base for the presence of any connection between ESG and stock returns. A portfolio comprised of sustainable investments neither perform statistically better or worse compared to a portfolio comprised of less sustainable investments. Furthermore, this implies that investors does not have to sacrifice return to invest in sustainable companies, and that the risk connected to environmental responsibility is not priced. Still, I find deviations from these findings when I perform robustness checks.

In terms of investment style differences, I see a clear difference between the factor loadings the high-rated and the low-rated portfolios, where the high-rated portfolios are exposed to a higher level of systematic risk. In accordance with Nofsinger and Varma (2014), I find a positive significant difference in market loading for all markets over the full sample period, which implies that the high-rated portfolios are more sensitive to market returns than the low-rated portfolios. The higher sensitivity could be due to bigger investments in relatively more cyclical stocks. Furthermore, for the Swedish portfolios I find a negative significant difference in the momentum loading over the full sample period, which also is in accordance with Nofsinger and Varma (2014). In addition to significant difference in market loading and momentum loading, I find a positive significant difference in value loading for the Danish portfolios, which is in line with Derwall et al. (2005) and Nofsinger and Varma (2014), but contradictory to Renneboog, Ter Horst and Zhang (2008) and Bauer, Koedijk and Otten (2005). The findings for the Scandinavian portfolios are similar to those for the Swedish portfolios. For all markets, I do not find any statistical evidence that the high-rated portfolios are more or less exposed to risk associated with small-cap investing relative to the low-rated portfolios.

Based on Fama-MacBeth (1973) two-step regression, I find declining explanatory power of CMD using a more recent period for all markets, with exception of Denmark. These findings is in line with the findings of Halbritter and Dorfleitner (2015). Furthermore, it appears that the CMD factor does not have a significant effect on returns and is not priced in any of the markets being studied. These results are robust for different sub-periods, with exception of the first sub-period for the Scandinavian market where I find a significantly negative risk premium connected to the CMD factor. The findings for Norway, Sweden and Denmark therefore supports Fiskerstrand et al. (2019) paper who studies the Norwegian market and find that the CMD factor is not priced, while the findings for Scandinavia supports Jin (2017) and Lioui (2018) who studies the U.S. market and finds that ESG systematic risk is priced in the market.

5.1 Further research

The significance of my findings is limited by the data and only valid for the particular period of investigation and chosen markets. Similar to Fiskerstrand et al. (2019), I have results that are strongly influenced by the chosen index to generate the sensitivity toward the sustainability measure. Further research may therefore apply different rating methods or other more appropriate indices that might be developed in the future. An extended study would be to address the Nordic market, and also include other systematic risk factors in the regression analysis.

References

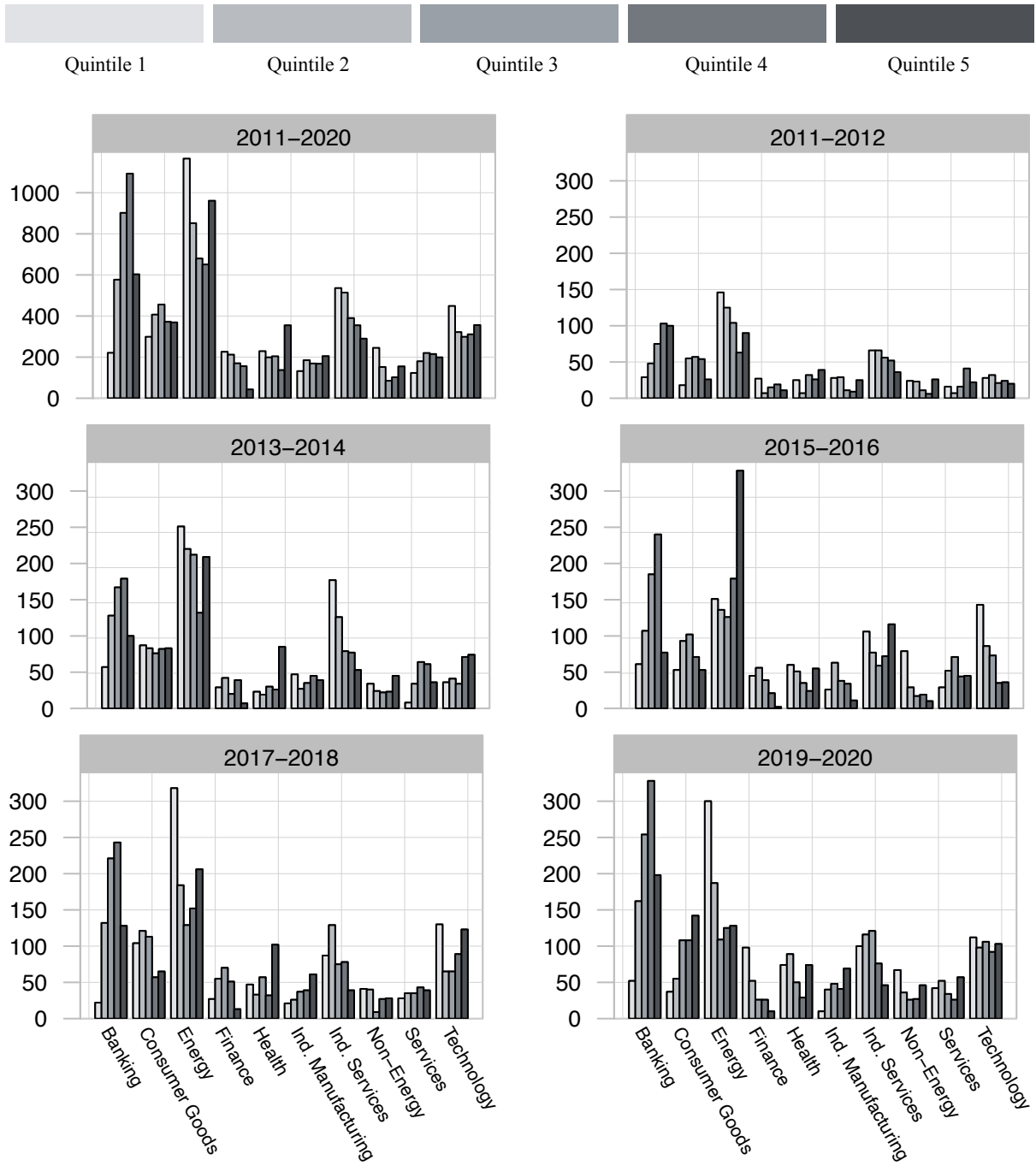
- Allouche, J. & Laroche, P. (2005) A Meta-Analytical Investigation of the Relationship Between Corporate Social and Financial Performance. *Revue de Gestion des Ressources Humaines*, 57, pp. 18-41.
- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y. & Zhang, Z. (2006) The Cross-Section of Volatility and Expected Returns. *The Journal of Finance*, 61 (1), pp. 259-299.
- Ang, A., Liu, J. & Schwarz, K. (2018) Using stocks or portfolios in tests of factor models. *AFA 2009*, San Francisco Meetings Paper.
- Bali, T. G., Engle, R. F. & Murray, S. (2016) *Empirical Asset Pricing: The Cross Section of Stock Returns*. New York, John Wiley & Sons, Incorporated.
- Banz, W. B. (1981) The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics*, 9 (1), pp. 3-18.
- Barnett, M., L. & Salomon, R. M. (2006) Beyond dichotomy: The curvilinear relationship between social responsibility and financial performance. *Strategic Management Journal*, 27 (11), pp. 1101-1122.
- Bauer, R., Derwall, J. & Otten, R., (2007) The ethical mutual fund performance debate: New evidence from Canada. *Journal of Business Ethics*, 70, pp. 111–124.
- Bauer, R., Koedijk, K. & Otten, R. (2005) International Evidence on ethical mutual fund performance and investment style. *Journal of Banking & Finance*, 29 (7), pp. 1751-1767.
- Bebchuk, L. A., Cohen, A. & Wang, C. C. Y. (2013) Learning and the disappearing association between governance and returns. *Journal of Financial Economics*, 108 (2), pp. 323-348.
- Becchetti, L., Ciceretti, R. & Dalò, A. (2018) Fishing the corporate social responsibility risk factors. *Journal of Financial Stability*, 37, pp. 25-48.
- Black, F. Jensen, M. C. & Scholes, M. S. (1972) The Capital Asset Pricing Model: Some Empirical Tests. *Studies in the Theory of Capital Markets*, Praeger, New York, pp. 79-121.
- Blume, M. E. (1970) Portfolio Theory: A Step Toward Its Practical Application. *The Journal of Business*, 43 (2), pp. 152-173.
- Borgers, A., Derwall, J., Koedijk, K. & Ter Horst, J. (2013) Stakeholder relations and stock returns: On error in investors' expectations and learning. *Journal of Empirical Finance*, 22, pp. 159-175.
- Brooks, C. (2008) *Introductory Econometrics for Finance*. 2. edition. Cambridge, Cambridge University Press.
- Carhart, M. M. (1997) On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, 52 (1), pp. 57–82.
- Climent, F. & Soriano, P. (2011) Green and good? The investment performance of US environmental mutual funds. *Journal of Business Ethics*, 103 (2), pp. 275-287.
- Cortez, M. C., Silva, F. & Areal, N. (2009) The performance of European socially responsible funds. *Journal of Business Ethics*, 87 (4), pp. 573-588.
- Derwall, J. Guenster, N., Bauer, R. & Koedijk, K. (2005) The eco-efficiency premium puzzle. *Financial Analysts Journal*, 61 (2), pp. 51-63.
- Diltz, J. (1995) Does Social Screening Affect Portfolio Performance? *Journal of Investing*, 4 (1), pp. 64-69.
- Eccles, R. G., Ioannous, I. & Serafeim, G. (2014) The impact of corporate sustainability on organizational processes and performance. *Management Science*, 60 (11), pp. 2835-2857.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1992) The crosssection of expected stock returns. *The Journal of Finance*, 47 (2), pp. 427-465.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1993) Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33 (1), pp. 3-56.

-
- Fama, E. F. & French, K. R. (1996) Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests. *Journal of Political Economy*, 81 (3), pp. 607-636.
- Fama, E. F. & French, K. R. (2012) Size, Value, and Momentum in International Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, 105 (3), pp. 457-472.
- Fama, E. F. & MacBeth, J. D. (1973) Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests. *Journal of Political Economy*, 81 (3), pp. 607-636.
- Fiskerstrand, S. R., Fjeldavli, S., Leirvik, T, Antoniuk, Y. & Nenadić, O. (2019) Sustainable Investments in the Norwegian Stock Market. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 10 (4), pp. 1-17.
- Freeman, E. R. (1984) *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman, Boston.
- Freeman, R. E. & Evan, W. M. (1990) Corporate governance: a stakeholder interpretation. *Journal of Behavioral Economics*, 19 (4), pp. 337-359.
- 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 (4), pp. 210-233.
- Fulton, M., Kahn, B & Sharples, C. (2012) Sustainable Investing: Establishing Long-Term Value and Performance. *Corporate Governance & Finance eJournal* [Internet], 13 (53). doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2222740> [Read 20.04.2021].
- 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 (5), pp. 705-725.
- Gregory, R. P., Stead J. G. & Stead, E. (2020) The global pricing of environmental, social, and governance (ESG) criteria. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, doi: 10.1080/20430795.2020.1731786.
- Griffin, J. J. & Mahon, J. F. (1997) The Corporate Social Performance and Corporate Financial Performance Debate: Twenty-Five Years of Incomparable Research. *Business & Society*, 36 (1), pp. 5-31.
- Griffin, J. M. (2002) Are the Fama and French factors global or country specific? *Review of Financial Studies*, 15 (3), pp. 783-803.
- Guerard, J. B. (1997) Is There a Cost to Being Socially Responsible in Investing? *Journal of Investing*, 6 (2), pp. 11-18.
- Halbritter, G. & Dorfleitner, G. (2015) The wages of social responsibility - where are they? A critical review of ESG investing. *Review of Financial Economics*, 26 (4), pp. 25-35.
- Innes, R. & Sam, A. G. (2008) Voluntary pollution reductions and the enforcement of environmental law: an empirical study of the 33/50 program. *Journal of Law and Economics*, 51 (2), pp. 271-296.
- Jegadeesh, N. & Titman, S. (1993) Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance*, 48 (1), pp. 65-91.
- Jensen, M. (2001) Value Maximisation, Stakeholder Theory, and the Corporate Objective Function. *European Financial Management*, 7 (3), pp. 297-317.
- Jin, I. (2017) Is ESG a Systematic Risk Factor for US Equity Mutual Funds? *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 8 (1), pp. 72-93.
- Kempf, A. & Oschhoff, P. (2007) The effect of socially responsible investing on portfolio performance. *European Financial Management*, 13 (5), pp. 908-922.
- Kreander, N., Gray, R. H., Power, D. M. & Sinclair, C. D. (2005) Evaluating the performance of ethical and non-ethical funds: A matched pair analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 32 (7-8), pp. 1465-1493.
- Kumar, N. C. A., Smith, C., Badis, L, Wang, Ambrosy, P. & Tavares, R. (2016) ESG factors and risk-adjusted performance: a new quantitative model. *Journal of Sustainable Finance & Investments*, 6 (4), pp. 292-300.
- 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 (2), pp. 116-132.

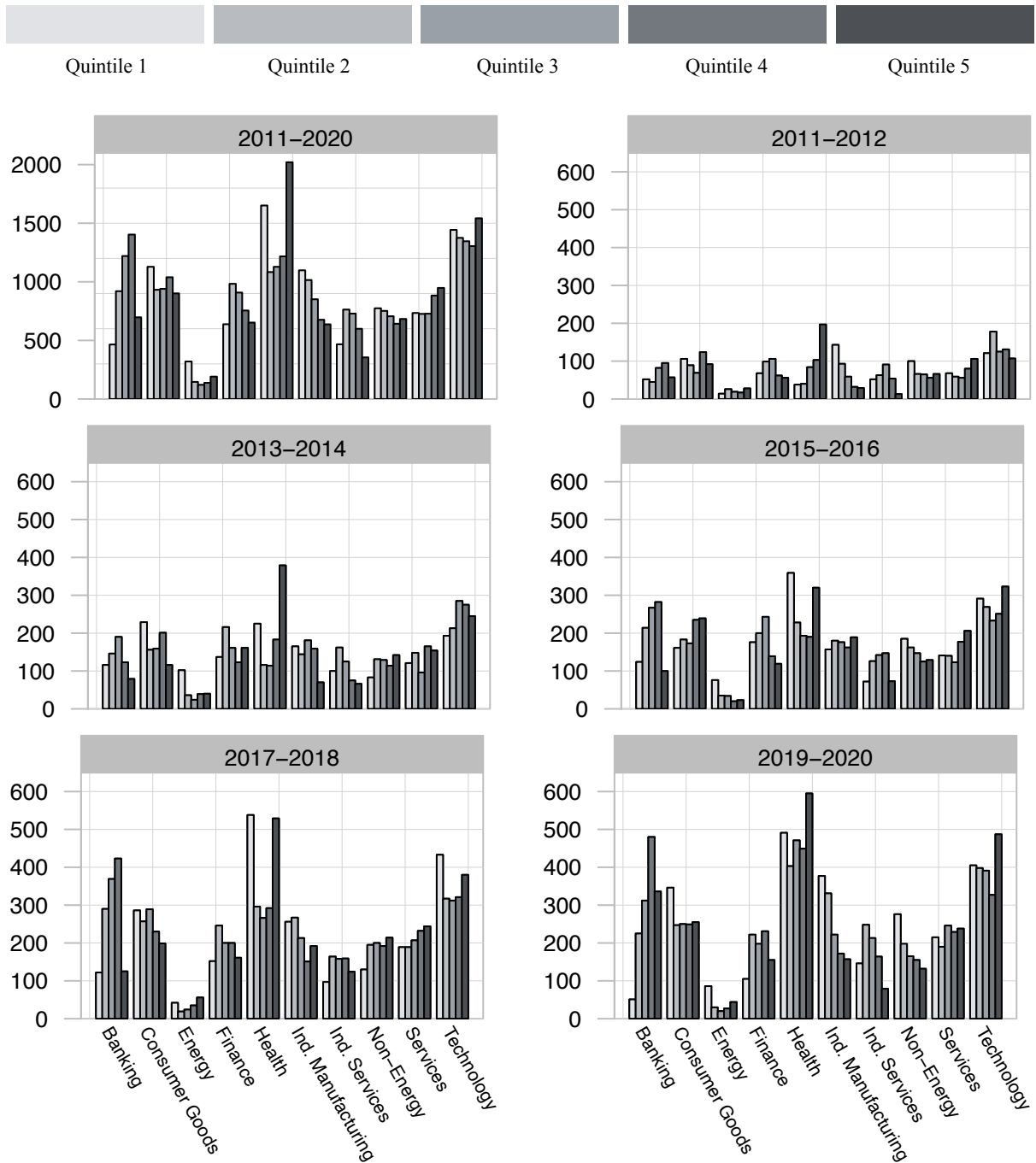
-
- Lesser, K., Roßle, F. & Walkshäusl, C. (2016) Socially responsible, green and faith-based investment strategies: Screening activity matters. *Finance Research Letters*, 16 (C), pp. 171-178.
- Lioui, A. (2018) Is ESG Risk Priced? Available at SSRN 3285091.
- Lode, T. (2020) *ESG in the Nordics: Going green during market turmoil* [Internet]. DNB Asset Management. Available from: <https://dnbam.com/no/finance-blog/esg-in-the-nordics-going-green-during-market-turmoil> [Read 04.04.2021].
- Maxwell, J. W., Lyon, T. P. & Hackett, S. (2000) Self-regulation and social welfare: the political economy of corporate environmentalism. *Journal of Law and Economics*, 43 (2), pp. 583-617.
- Manescu, C. (2011) Stock returns in relation to environmental, social and governance performance: Mispricing or compensation for risk? *Sustainable Development*, 19 (2), pp. 95-118.
- 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. *SSRN Electronic Journal*.
- Markowitz, H. (1952) The Utility of Wealth. *The Journal of Political Economy*, 60 (2), pp. 151-158.
- McGuire, J., Sundgren, A. & Schneeweis, T. (1988) Corporate social responsibility and firm financial performance. *Academy of Management Journal*, 31 (4), pp. 854-872.
- Newey, W. K. & West, K. D. (1987) A Simple, Positive SemiDefinitie, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, 55 (3), pp. 703-708.
- Nofsinger, J. & Varma, A. (2014) Socially responsible funds and market crises. *Journal of Banking & Finance*, 48, pp. 180-193.
- Orlitzky, M., Schmidt, F. L. & Rynes, S. L. (2003) Corporate social and financial performance: A meta-analysis. *Organization Studies*, 24 (3), pp. 403-441.
- Reboredo, J. C., Quintela, M. & Otero, L. A. (2017) Do investors pay a premium for going green? Evidence from alternative energy mutual funds. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 73, pp. 512-520.
- Renneboog, L., Ter Horst, J. & Zhang, C. (2008) Socially responsible investments: Institutional aspects, performance, and investor behavior. *Journal of Banking & Finance*, 32 (9), pp. 1723-1742.
- Robeco.com (04.2021) *What are the most sustainable countries in the world?* [Internet] Robeco. Available from: <https://www.robeco.com/en/key-strengths/sustainable-investing/country-ranking/> [Read 10.05.2021].
- Sarstedt, M. & Mooi, E. (2014) *A Concise Guide to Market Research: The Process, Data, and Methods using IBM SPSS Statistics*. New York, Springer.
- Sharpe, W. F. (1966) Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39 (1), pp. 119-138.
- Statman, M. & Glushkov, D. (2009) The wages of social responsibility. *Financial Analysts Journal*, 65 (4), pp. 33-46.
- Steen, M, Moussawi, J. T. & Gjolberg, O. (2020) Is there a relationship between Morningstar's ESG ratings and mutual fund performance? *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 10 (4), pp. 349-370.
- Ullman, A. E. (1985) Data in Search of a Theory: A Critical Examination of the Relationships among Social Performance, Social Disclosure, and Economic Performance of U.S. Firms. *Academy of Management Review*, 10 (3), pp. 540-557.
- Walley, N. & Whitehead, B. (1994) It's Not Easy Being Green. *Harvard Business Review* (May-June), pp. 46-52.
- Ziegler, A., Schröder, M. & Rennings, K. (2007) The effect of environmental and social performance on the stock performance of European corporations. *Environmental & Resource Economics*, 37 (4), pp. 661-680.

Appendix

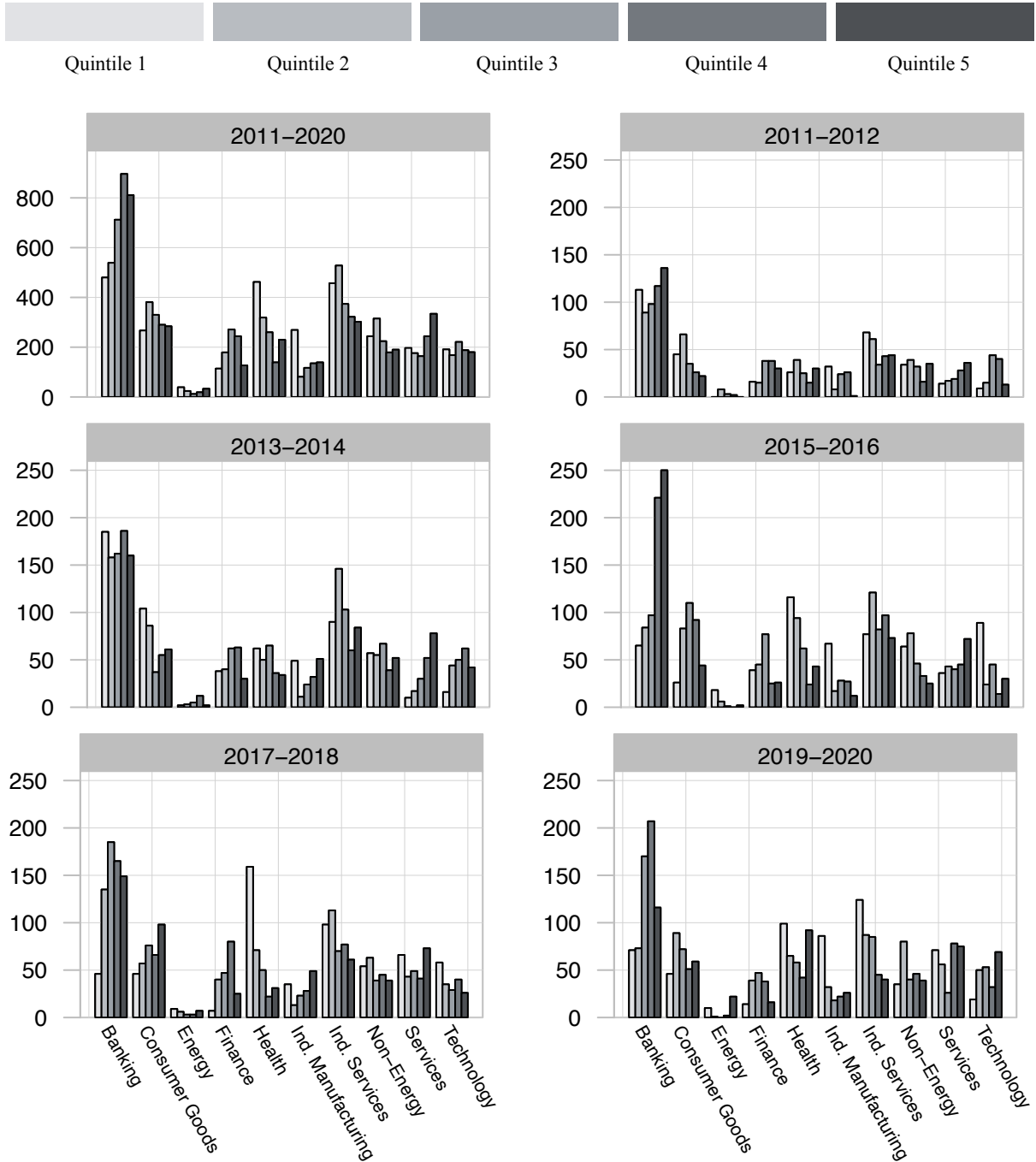
Sector distribution for Norway, quintiles



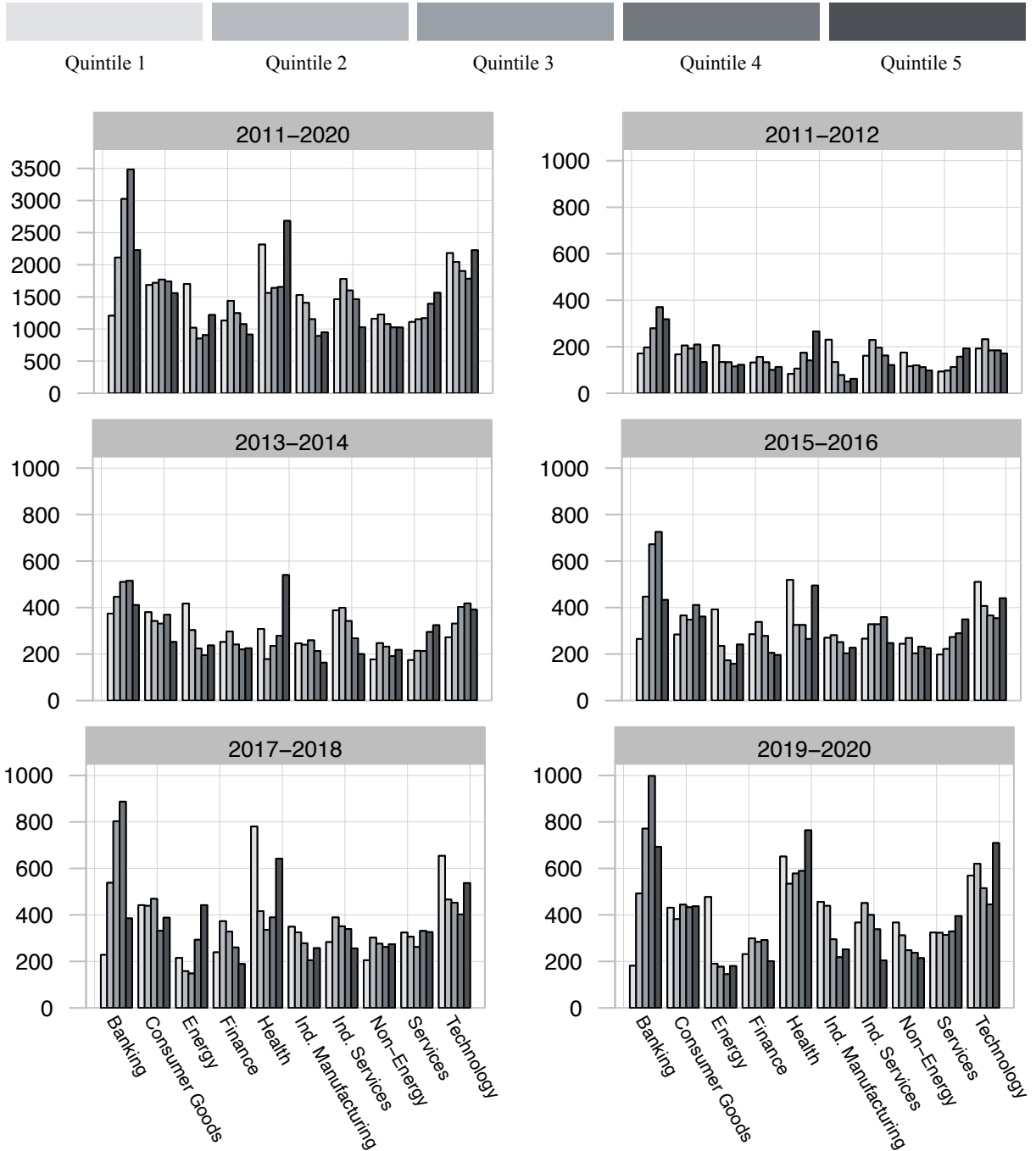
Sector distribution for Sweden, quintiles



Sector distribution for Denmark, quintiles



Sector distribution for Scandinavia, quintiles



Note: Sector distribution. The quintiles show how the sectors are distributed in the various ESG portfolios. The period 2011-2020 divided into five sub-periods. Quintile 1 represents the high-rated portfolio, which contains all the monthly observations that are most sensitive to the ESG factor. Quintile 5 represents the low-rated portfolio and contains all the monthly observations that are least sensitive to the ESG factor. The y-axis denotes the number of monthly observations for each sector, while the x-axis denotes the different sectors where the observations are distributed based on which quintile each monthly observation belongs to.