

Arne Håland Eikså & Sondre Aarøe Arnesen

ESG, porteføljevalg og maskinlæring

Analyse av risiko- og avkastningsegenskapene av
porteføljeallokeringsstrategier for ESG-
investeringer

Masteroppgave i Økonomi og administrasjon

Veileder: Thomas Leirvik

Mai 2023

Arne Håland Eikså & Sondre Aarøe Arnesen

ESG, porteføljevalg og maskinlæring

Analyse av risiko- og avkastningsegenskapene av
porteføljeallokeringsstrategier for ESG-investeringer

Masteroppgave i Økonomi og administrasjon
Veileder: Thomas Leirvik
Mai 2023

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet



Kunnskap for en bedre verden

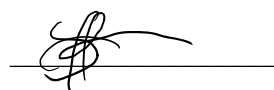
Forord

Masteren «*Analyse av risiko- og avkastningsegenskapene av porteføljeallokeringsstrategier for ESG-investeringer*» er skrevet som en avsluttende oppgave for vår mastergrad i økonomi og administrasjon ved NTNU Handelshøyskolen. Masteroppgaven ga oss innsikt i hvordan man kan anvende teoretiske metoder og kunnskapen vi har opparbeidet oss i løpet av studiene. Spesielt maskinlæringsmetoden «Random Forest», som vi ikke hadde så mye erfaringer med fra tidligere var krevende, men utrolig lærerikt. Her måtte vi sette oss inn i koding og lære programmeringsspråket R.

Vi vil takke vår veileder, Thomas Leirvik, for veiledning og tilbakemelding i prosessen. Han har inspirert oss til å nærme oss oppgaven med stor nysgjerrighet. Hurtige og nyanserte tilbakemeldinger har fortløpende gitt oss motivasjon og optimisme gjennom skriveprosessen. Helt til slutt vil vi takke NTNU handelshøyskolen og de andre underviserne for 2 fantastiske år.



Arne Håland Eikså



Sondre Aarø Arnesen

Sammendrag

Studien benytter tradisjonelle porteføljeallokeringsmetoder, samt maskinlæring for å analysere risiko og avkastningsforhold i ESG-vennlige aktiva i forhold til markedet og mindre bærekraftige investeringsvalg.

Datagrunnlaget til studien er fra perioden 2012-2022. Perioden er delt i en treningsperiode og en testperiode. Testperioden er januar 2016- til og med desember 2022. De tre første årene brukes til trening av porteføljene vi analyserer. Studien benytter månedlig data og logaritmisk avkastning. Data og kjøring er hentet inn via STATA, og kjøringene er rensket og analysert i Excel-filen «Utregninger» som er vedlagt masteren. I fire av porteføljene ble det brukt kode i R for å konstruere. Dette ble gjort i STATA og do-filene er vedlagt oppgaven.

Vi anvender fem ulike porteføljestrategier; «*Buy and Hold (B&H)*», «*Rebalansering (RB)*», «*Minimum Varians med og uten short (MVU) og (MVS)*» og «*Random Forest (RF)*». I B&H, investeres $1/N$ av total investeringsverdi i hver ETF i porteføljen ved starten av testperioden, og holdes ut perioden. For strategien RB investeres $1/N$ av total investeringsverdi i hver ETF i porteføljen ved starttidspunktet for testperioden, og rebalanseres deretter hver måned tilbake til $1/N$ i hver ETF. MVU og MVS porteføljene er rebalansert årlig basert på optimale vektorer estimert på foregående tre år. Til slutt lages en portefølje basert på maskinlæringsmetoden og Random Forest. RF konstrueres ved å bruke tekniske variabler som aktiva, indekser og makroøkonomiske faktorer for å predikere hvilke ETFer det skal investeres i.

Resultatene viser at porteføljene med ESG-vennlige aktiva generer en relativt, stabil periodeavkastning på omlag 60-70%. Denne avkastningen er på nivå med referanseindeksen for markedet som er anvendt i oppgaven. Resultatene indikerer at porteføljeallokering ved bruk av maskinlæring og Random Forest bidrar til å redusere volatilitet og avdekke markedstendenser som medfører bedre lønnsomhet. Videre indikerer resultatene at bransje og andre karakteristika ved aktiva som det investeres i er bestemmende for ytelsen og prediksjonsevnen til metoden. Potensialet ved bruk av maskinlæring fremkommer spesielt i analysene av porteføljene for de mindre bærekraftige investeringene. Her ender alle porteføljene med en periodeavkastning på rundt 50% med unntak av Random Forest som gir en totalavkastning på 167%. Random Forest som porteføljestrategi evner å avdekke markedstrender og markedskriser som vist ved covid-19 pandemien samt bedre risiko-og

avkastningsforhold. Dette er noe som spesielt underbygges av den mindre bærekraftige porteføljens resultater. Studiens resultater indikerer totalt sett at investeringer i ESG-aktiva bidrar til langsiktig avkastning og redusert volatilitet sammenlignet med investering i selskap og bransjer som i mindre grad vektlegger og prioriterer bærekraft. Herunder at en passiv strategi vil være den mest foretrukne.

Abstract

The study employs traditional portfolio allocation methods as well as machine learning techniques to analyze the risk and return characteristics of ESG-friendly assets compared to the market and less sustainable alternatives.

The data used in the study covers the period from 2012 to 2022, with an analysis period from 2016 to 2022. The first three years are utilized as a training period for the portfolios. Monthly data and logarithmic returns are employed. Data collection and analyses are conducted using STATA, with data cleaning and calculations performed in the Excel file "EXCEL file" attached to the thesis. For constructing four of the portfolios, R code is used within STATA, and the corresponding do-files attached to this thesis.

Buy and Hold (B&H), Rebalancing (RB), Minimum Variance with and without Short (MVU and (MVS), and Random Forest (RF) are the five portfolio methods we employ. In B&H, 1/N of the total investment value is initially placed in each ETF in the portfolio and is kept there for the duration of the test period. For the RB method, 1/N of the total investment value is initially put in each ETF in the portfolio, and then rebalanced monthly to remain 1/N of each ETF. Every year, the MVU and MVS portfolios are rebalanced using predictions from the prior three years and their optimal weights. Finally, using Random Forest and the machine learning method, a portfolio is constructed. This portfolio utilizes technical variables such as assets, indices, and macroeconomic factors to predict the ETFs in which to invest.

The results indicate that the sustainable portfolios in the study generate a comparable period return ranging from approximately 60% to 70% relative to the study's benchmark. The findings suggest that portfolio allocation using machine learning and Random Forest techniques is profitable in reducing volatility and capturing market trends. Furthermore, the results indicate that the characteristics of the assets being invested in as crucial for the methods performance and predictive ability. The potential of machine learning is further emphasized by analyzing less sustainable alternatives. In this case, all the portfolios yield a period return of around 50%, except for the Random Forest portfolio, which achieves a total return of 167%. The Random Forest strategy demonstrates the ability to identify market trends, as evidenced by substantial avoidance of losses during the COVID-19 pandemic, but to a lesser extent for ESG assets. The study's results indicate that portfolio allocation with ESG assets is beneficial for long-term

returns and reduced volatility compared to less sustainable alternatives, with the best strategy being a passive approach such as Buy and Hold.

Innholdsfortegnelse

FORORD	I
SAMMENDRAG	II
ABSTRACT	IV
1.0 INNLEDNING	1
1.1 INTRODUKSJON	1
1.2 PROBLEMSTILLING	2
1.3 TIDLIGERE FORSKNING	3
2.0 TEORI	5
2.1 ESG	5
2.2 EXCHANGE TRADED FUNDS	6
2.3 PORTEFØLJESTRATEGIER	6
2.3.1 <i>Buy and Hold</i>	7
2.3.2 <i>Rebalansering</i>	8
2.3.3 <i>Minimum Variance</i>	8
2.3.4 <i>Random Forest</i>	9
2.4 STATISTISKE BEGREPER	12
2.4.1 <i>Avkastning</i>	12
2.4.2 <i>Forventet portefølje avkastning</i>	12
2.4.3 <i>Standardavvik og varians</i>	12
2.5 REGRESJONSANALYSE	13
2.5.1 <i>Lineær regresjon</i>	13
2.5.2 <i>R-squared</i>	14
2.5.3 <i>p-verdi</i>	15
2.5.4 <i>Fama French 5 Factor (Developed markets)</i>	15
2.6 PRESENTASJONSMÅL	17
3.0 DATA OG METODE	19
3.1 DATA	20
3.1.1 <i>Exchange Traded Funds</i>	20
3.2 PORTEFØLJESTRATEGIER	23
3.2.1 <i>Buy and Hold</i>	23
3.2.2 <i>Rebalansering</i>	24
3.2.3 <i>Minimum Variance</i>	24
3.2.4 <i>Random Forest</i>	25
4.0 RESULTATER OG ANALYSE	28
4.1 PORTEFØLJE RESULTATER	28
4.2 DESKRIPTIV STATISTIKK OG PRESENTASJONSMÅL	30
4.3 AVKASTNINGSEGENSKAPER FOR PORTEFØLJENE	33
4.4 REGRESJONSANALYSE	36
4.5 DISKUSJON PORTEFØLJEALLOKERING	37
4.6 DISKUSJON RANDOM FOREST	38
5.0 KONKLUSJON	40
5.1 VIDERE FORSKNING OG SVAKHETER VED OPPGAVEN	41
6.0 REFERANSER	42
7.0 FORMEL OG FIGUROVERSIKT	46
7.1 FORMELOVERSIKT	46
7.2 FIGUROVERSIKT	46
8.0 VEDLEGG	47

1.0 Innledning

I dette kapitlet vil vi redegjøre bakgrunnen for forskningstema og forskningsspørsmål. Valg av tema er basert på interesse, tidligere forskning og kompetansen vi har opparbeidet i løpet av studietiden.

1.1 Introduksjon

Bærekraft har de siste årene blitt en sentral del av finansverdenen, med økende oppmerksomhet rundt bærekraft i bedrifter, blant investorer, i EUs handlingsplan og i finansmarkedene generelt. Dette har resultert i strengere krav for kanalisering av kapital til bærekraftige aktiviteter, økt bevissthet av finansiell risiko knyttet til klimaendringer, samt økte krav til åpenhet og rapportering om bærekraft. I møtet med strengere krav og interesse for bærekraft ser flere investorer til ESG (Miljømessige, Sosiale og Forretningsetiske perspektiver) som måleverktøy for å vurdere hvor bærekraftig en investering er. Ifølge US Social Investment Forum har investering i det bærekraftige investeringsunivers i USA økt med 25 gangen siden 1995, hvor en betydelig del av økningen har skjedd de siste årene siden 2012 (US SIF, 2018). Det økte ESG-fokuset reiser spørsmålet om hvordan bærekraftige investeringer påvirker forholdet mellom risiko og avkastning for investor.

Alareeni og Hamdan (2020) viser til at ESG har en positiv innvirkning på bedrifters resultatmål og hevder at høyere ESG-fokus fører til økt avkastning på total- og egenkapital. Dunn et.al (2018) fokuserer på risiko og undersøker implikasjonene av ESG-hensyn i investeringsstrategier. Deres studie viser at aksjer med lav ESG-score har betydelig høyere volatilitet og beta-verdier sammenlignet med mer bærekraftige alternativer. Studien antyder derfor at det er mer plausibelt at ESG er korrelert med risiko enn forventet avkastning. Dette leder til spørsmål om hvordan eventuelle positive effekter av ESG-hensyn kan utnyttes for en investor.

Utvelgelse av enkeltaksjer og senere sammensetning av porteføljer har vært et essensielt tema for investeringsvalg. Markowitz (1952) fant at risiko kunne spres ved å sette sammen riktige typer verdipapirer og dermed redusere total risiko for porteføljen. Investorer søker å finne den optimale vektingen og underliggende strategi for sine posisjoner. Porteføljevalg må ta hensyn

til flere faktorer som forventet avkastning, volatilitet, korrelasjon og markedsrisiko. Lineære sammenhenger har lenge vært benyttet for å forklare forholdet mellom avkastning og risiko, og effekt på fremtidig kursutvikling på aksjen. En svakhet med denne metoden er forenklingen og forutsetningene som den lineære fremgangsmåten bygger på. Dette svekker muligheten for å forutsi utvikling og blir følgende problematisk. I senere år har finansverden sett til maskinlæring som en utfordrer til den tradisjonelle fremgangsmåten. Metodene har vist seg som effektive for aksjeutvelgelse og for å predikere kursutvikling.

1.2 Problemstilling

I introduksjonen har vi beskrevet motivasjonen bak bærekraftige investeringer og deres mulige positive effekter. Det er derfor av interesse å undersøke egenskapene til ESG-aktiva og hvordan disse eventuelt kan utnyttes for bedre risiko-avkastning forhold. Vi vil i vår studie å legge fem porteføljeallokeringsstrategier til grunn for å undersøke om mulighetene for meravkastning og redusert risiko målt mot mindre bærekraftige plasseringer og markedsutviklingen totalt sett. Forskningstema for studien er følgende:

«Analyse av risiko- og avkastningsegenskapene av porteføljeallokeringsstrategier for ESG-investeringer».

Vi inkluderer også forskningsspørsmålet:

«Kan ESG-investeringer basert på porteføljeallokering med maskinlæring generere meravkastning i forhold til mindre bærekraftige investeringsvalg».

Formålet med studien er å undersøke effekten av porteføljeallokering, både tradisjonelle og maskinlæringsmetoder på avkastning og risiko i ESG-investeringer. Studien ser resultatene i forhold til mindre ESG-vennlige investeringer og markedet som helhet. Dette for å vurdere om porteføljeallokering ved hjelp av disse metodene kan gi bedre avkastning og/eller redusert risiko i ESG-investeringer sammenlignet med alternativene investeringsvalg.

1.3 Tidligere forskning

Denne studien bygger på tidligere forskningsartikler som analyserer tradisjonell og moderne porteføljeallokering i lys av bærekraft. En av artiklene som legger grunnlaget for denne studien er Gilli et al. (2019). Dette arbeidet omhandler porteføljeoptimalisering, hvor moderne porteføljeteori er sentralt. Mye av arbeidet rundt porteføljeallokering handler om å sette sammen verdipapirer på en måte som enten gir større meravkastning enn en referanseindeks, eller at porteføljen gir større risiko-justert meravkastning enn en referanseindeks. Meravkastning er definert som avkastning minus risikofri avkastning. Flere studier har vist at det er svært utfordrende å sette sammen verdipapirer ved hjelp av tradisjonelle metoder som gir en konsistent større avkastning enn referanseindeksen. Keitsch (2010) fant eksempelvis på den ene siden at delvis indekserte porteføljer med tilfeldig valgte aksjer kan overgå referanseindeksen og indeksfond. Imidlertid fant Immervoll og Rammerstorfer (2018) ingen over- eller underprestasjon av SRI-porteføljer sammenlignet med konvensjonelle produkter. Forskning på området antyder at det er mulig å opprette en portefølje med aksjer som jevnlig slår markedet, men metodene og strategiene som brukes for å oppnå dette varierer og kan ikke generaliseres for alle investorer.

I tillegg bygger vi på Tan et al. (2019), hvor maskinlæring (ML) benyttes for å konstruere porteføljer og vurdere om ML-algoritmer kan oppnå meravkastning i forhold til en referanseindeks. De har spesifikt undersøkt bruk av Random Forest-metoden for å velge høyavkastningsaksjer i det kinesiske markedet. Deres konklusjon indikerer at det er potensial for både lavere risiko og høyere avkastning ved bruk av denne metoden.

Studien har videre et fokus på bærekraft og ESG, et tema som er behandlet i forskningsartiklene av Auer & Schuhmacher (2016), De Spiegeleer et al. (2021) og Prol, J. L., & Kim, K. (2022). De Spiegeleer et al. (2021) utforsker muligheten for å inkludere ESG-aksjer i en portefølje for å redusere risiko og samtidig øke avkastningen. De konkluderer med at integrasjon av ESG kan gi bedre risikostyring og avkastning i porteføljeallokeringen. Auer & Schuhmacher (2016) gjør en interessant distinksjon mellom ESG-vennlige selskaper og de som ikke er det. Etter en sammenligning av avkastning over en tiårsperiode, konkluderer de med at investeringer i ESG-selskaper kan være en god investeringsstrategi, og kan skape avkastning på lang sikt. Prol, J. L. & Kim, K. (2022) utforsker risiko- og avkastningsegenskapene til optimaliserte ESG-aksjeporteføljer på New York Stock Exchange (NYSE) og viser at slike porteføljer kan ha

lignende eller noe høyere avkastning enn konvensjonelle porteføljer samtidig som de har lavere risiko

Artikkelen "Numerical Methods and Optimization in Finance" av Gilli et al.(2019) er videre viktig for studie. Her behandles porteføljeoptimalisering med hensyn til risikotoleranse og det å skape høyest mulig avkastning, en tilnærming vi bruker aktivt i vårt arbeid.

Sammen danner disse arbeidene en hybrid av forskningsartikler som denne studien baserer seg på. Vi undersøker om våre funn støtter resultatene gitt i disse ulike forskningsartiklene. Med utgangspunkt i den tradisjonelle porteføljeallokeringen gitt i Gilli og Schumann sin artikkel, vil vi videre undersøke hvordan maskinlæringsmetodene i Tan et al. sin artikkel presterer mot mer tradisjonelle porteføljeallokeringsmetoder. ESG og dens avkastningsegenskaper er et sentralt tema i studien, og vi vil undersøke om porteføljeallokeringsstrategier i ESG kan skape meravkastning og lavere risiko sammenlignet med investeringer i mindre bærekraftige aktiva.

2.0 Teori

I dette kapitlet vil vi ta for oss de fundamentale teoriene som har vært nødvendige for å foreta analysene.

2.1 ESG

ESG, Miljø-, Sosiale og Forretningssetiske forhold, måler ikke-finansielle faktorer som hvilken naturpåvirkning bedriften har, hvordan mennesker behandles både i og utenfor bedriften, og hvordan selskapet styres. ESG muliggjør vurderinger av hvor bærekraftig en bedrift er, og på den måten kan investor kartlegge og sammenligne selskaper på bærekraftkriterier og benytte dette som et verktøy for å vurdere vekstmuligheter basert på ikke-finansielle faktorer og materiell risiko (Deloitte, u.å).

ESG investering kan være fornuftig for investor som ønsker en bærekraftig investeringsprofil og søker å forbedre langsiktig risikojustert avkastning. Bærekraftig investeringer kan vises å gi bedre risikojustert avkastning og at utvelgelse basert på ESG har positive effekter for en risiko-avkastning tradeoff (Verheyden et al. 2016). Firede et al. (2015) viser også til muligheter for bedre finansiell ytelse ved ESG-investeringer i markedet. Her viser det spesielt til Nord-Amerika, fremvoksende markeder og non-Equity aktiva klasser. Videre konkluderes det rundt viktigheten for investorer med en orientering mot langsiktig ansvarlig investering for å oppfylle tillitsplikter og bedre tilpasse investeringene til egne interesser.

Det er flere fremgangsmåter for integrering av ESG i investeringsvalg og de mest vanlige er; “bottom-up”, “top-down”, “best-in-class”, “tematisk investering” og “aktivt eierskap”. “bottom-up” går ut på å systematisk inkludering av ESG-risikoer i investeringsanalysen, mens “top-down” systematisk inkludering i porteføljebyggingen. “Best in class” handler om å velge ut selskaper som gjør det bedre enn deres peers. Ved “tematisk investering” gjøres investeringer basert på trender eller strukturelle endringer og ved aktivt eierskap går investor aktivt i dialog med selskaper om ESG-spørsmål. (MCSI. u.å)

2.2 Exchange Traded Funds

Exchange traded fund (børsnoterte fond) representerer en av de nyeste og mest betydningsfulle innovasjonene innen finans på flere år. De børsnoterte fondene kan på mange måter sammenlignes med investeringsfond, men har flere vesentlige forskjeller. De børsnoterte fondene er designet for å følge bevegelsene til for eksempel en aksjeindeks, et segment av markedet eller en råvare. På denne måten gir børsnoterte fond tilgang til aktiva klasser som normalt ikke er tilgjengelig for investor som eksempelvis råvarer. Til forskjell for tradisjonelle fond handles børsnoterte fond på børsen og ikke fra forvalteren direkte, noe som åpner muligheten for intradag handel. Børsnoterte fond skiller seg også ut fordelaktig med tradisjonelle fond i form av likviditet, lavere gebyrer og transparens. (Lettau & Madhavan, 2018).

2.3 Porteføljestrategier

Porteføljepptimering er et konsept innenfor finansiell teori som søker å finne den mest optimale sammensetningen av ulike finansielle instrumenter for investorer. Her ligger diversifisering som et grunnleggende prinsipp. Diversifisering innebærer å spre risikoen ved å investere i ulike typer finansielle instrumenter, bransjer og markeder. Ifølge Herbison (2003) ble ordtaket "Do not keep all your eggs in one basket" først dokumentert skriftlig i 1666 i Torriano's Common Place of Italian Proverbs. Dette sitatet understreker viktigheten av diversifisering og risikospredning innen investeringer eller beslutningstaking, og antyder at det er gunstig å ikke konsentrere all sin kapital eller ressurser i ett enkelt område. Moderne porteføljeteori, utviklet av Markowitz (1952), bygger videre på denne ideen og legger til viktigheten av å spre investeringene mellom eiendeler med lav korrelasjon. Ønsket om lav korrelasjon skyldes at endringer i verdien av ett instrument ikke vil føre til lignende endringer i verdien av andre instrumenter i porteføljen.

Risikoen kan videre deles inn i systematisk og usystematisk risiko. Usystematisk risiko er risikoen som er spesifikk for den enkelte eiendel eller selskap. Denne risikoen kan for eksempel være operasjonell risiko eller bransjerisiko, og den kan reduseres gjennom diversifisering. Systematisk risiko derimot kan ikke diversifiseres bort på samme måte, da den representerer den risikoen som er felles for markedet som helhet.

Når det gjelder vårt studieområde, vil diversifisering i utgangspunktet ikke være et problem, da studien fokuserer på investeringer i børsnoterte fond som allerede er satt sammen av flere eiendeler, hvor den usystematiske risikoen allerede er redusert. Imidlertid kan utvalget av fond påvirke diversifiseringen totalt sett, for eksempel hvis det er en overvekt av teknologiselskaper i porteføljen, kan dette føre til en skjevhet i diversifiseringen og en såkalt "tech-bias". Det er derfor viktig å nøye vurdere sammensetningen av fondene for å sikre tilstrekkelig diversifisering og redusert risiko.

2.3.1 Buy and Hold

Buy and Hold er en investeringsstrategi som er enkel i sin form og favorisert av mange. John Bogle, grunnleggeren av Vanguard, er en av de som taler varmt om strategien. Bogle fremhever at Buy and Hold vil gi markedsavkastning og være kostnadseffektiv sammenlignet med andre strategier. Skal man tro markedeffensihypotesen vil den optimale langsiktige investeringsstrategien være å kjøpe en aktiva og holde den, noe som understøtter motivasjonen for en slik investeringsstrategi (Estrada, 2008). Benjamin Graham kan også sies å støtte denne tanken. Han mener at en fordel med strategien er at til tross for prissvingninger som følge av irrasjonell spekulasjon i markedet vil Buy and Hold være en fornuftig langsiktig strategi. Hypotesen foreslår da at man burde velge de aktiva eller ETF-ene som har lavest kostnad og som tar sikte på å replikere markedet. (justetf, u.å)

Buy-delen av strategien baserer seg på at investor danner en diversifisert portefølje som maksimerer forventet avkastning til gitt risikonivå. Strategien innebærer kun transaksjon ved starten av besittelsen perioden, $t=0$, og i slutten hvor avvikling av porteføljen foretas som forklarer kostnadseffektiviteten ved strategien. Hold-delen innebærer at investor ignorerer markedet uansett hvor godt, dårlig eller hvor volatile perioder som måtte komme. Problemet med en slik portefølje er at de ulike aktivaene vil ha ulik utvikling som kan skape ubalanse i porteføljen, ved at enkelt aksjer blir dominerende. Buy and Hold kan følgende forklares som en passiv strategi hvor investor blir belønnet for langsiktig risiko.

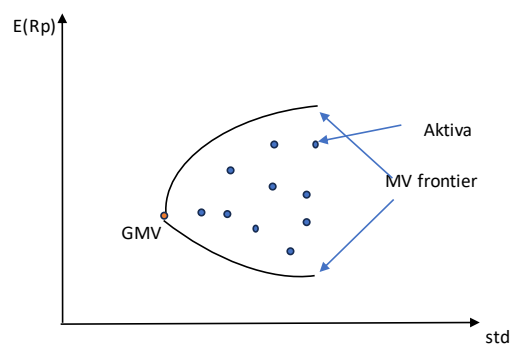
2.3.2 Rebalansering

Allokeringen til en portefølje er avgjørende for risiko og avkastningsegenskapene til porteføljen. Ved investering på $t=1$ med $1/N$ i hver aktiva vil denne $1/N$ -delen endres med tiden ettersom porteføljeallokeringen endres. For å beholde porteføljens opprinnelige risiko-og avkastningskarakteristika kan porteføljen rebalanseres. Rebalansering av porteføljen muliggjør bedre risikostyring, forhindrer anti-sykliske investeringsbeslutninger, og fjerner behovet for marked-timing (Tokat, 2007). Sammenlignet med Buy and Hold strategien er dette en mer kostbar investeringsstrategi. Dette skyldes at det ofte er transaksjonskostnader når man går inn og ut av verdipapirer. Vi har vi vår oppgave valgt å se bort fra slike transaksjonskostnader for å gjøre presentasjonene til porteføljene mer sammenlignbare. Fordelen ved en slik portefølje kontra en Buy and Hold er at du minimerer risiko ved at en aktiva blir en for stor del av porteføljen.

2.3.3 Minimum Variance

En minimumsvarsiansportefølje er en type porteføljeallokeringsstrategi som har som mål å oppnå høyest mulig avkastning for en gitt risiko eller lavest mulig risiko for en gitt avkastning. Denne strategien er basert på Modern Portfolio Theory (MPT), utviklet av Harry Markowitz i 1952, som hevder at en investor kan oppnå den best mulige porteføljen ved å kombinere eiendeler med forskjellige forventede avkastninger og risikoer. (Markowitz, 1952).

Minimum varsians porteføljen ønsker lavest mulig varsians gitt forventet avkastning. Med andre ord er dette en portefølje som ønsker å oppnå høyest mulig avkastning for en gitt risiko eller lavest mulig risiko for en gitt avkastning, altså den effektive grensen. Hvor minimum varsians porteføljen er det røde punktet (Tangency Portfolio).

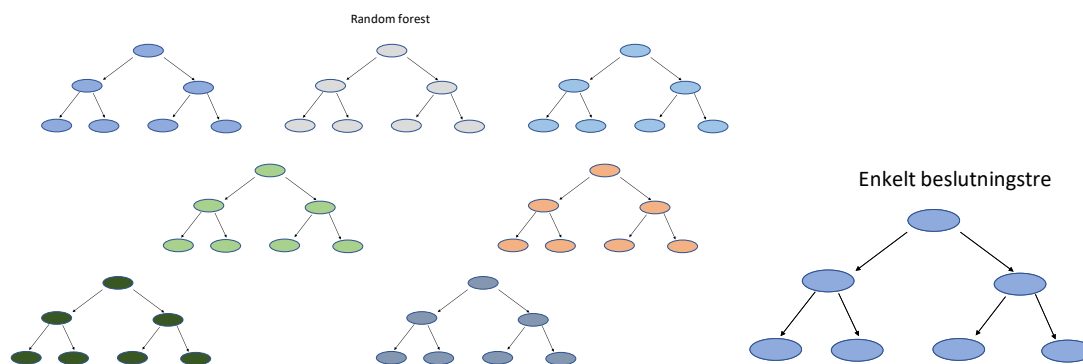


Figur 1: Efficient Frontier

For å konstruere en minimumsvariansportefølje bør en investor først identifisere en gruppe eiendeler som har lav korrelasjon med hverandre. Dette betyr at eiendelene bør bevege seg uavhengig av hverandre, slik at et tap i en eiendel ikke nødvendigvis innebærer et tap i en annen eiendel. Dette vil i utgangspunktet ikke være et problem for oss ettersom ETF-ene består av så mange ulike selskaper.

2.3.4 Random Forest

Random Forest er en algoritme innenfor maskinlæring som brukes for å løse både klassifiserings- og regresjonsproblemer. Algoritmen er basert på en ensemble-metode som er en tilnærming som benytter individuelle modeller sammen for å oppnå bedre prediksjonene enn hva den enkelte kan. Modeller som i utgangspunktet kan være svake blir da sterke. For Random Forest betyr dette en kombinasjon av flere beslutningstrær for å øke nøyaktigheten og redusere overtilpasning (Breiman, 2001).



Figur 2: Illustrasjon på Ensemble metoden

Beslutningstre er en populær algoritme innen maskinlæring som brukes til både klassifisering og regresjon (Bishop, 2006). Algoritmen fungerer ved å dele inn dataene i forskjellige grupper basert på en rekke spørsmål, som leder til en klassifisering eller en prediksjon (Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009). Beslutningstre kan håndtere både numeriske og kategoriske data, og kan lett forstås og tolkes av mennesker. Algoritmen har også evnen til å håndtere manglende verdier og outliere (Kelleher & Tierney, 2018).

Random Forest benytter flere beslutningstrær som tas i betraktning før den endelige prediksjonen. Random Forest inkluderer tilfeldighet i konstruksjonen som resulterer i at algoritmen både får mangfoldighet og reduserer problemer med korrelasjon mellom

beslutningstrær. Dette bidrar til å forbedre modellens nøyaktighet og robusthet, samtidig som de generelle fordelene med bagging opprettholdes. Dette vil si at modellen tillater å utnytte variasjon og mangfold i beslutningstrærne som blant annet forbedrer evnen til å håndtere støy og usikkerhet i data. Beslutningstrærne bygges på treningsdata, hvor en tilfeldig prøve m prediktorer benyttes hver gang en splitt i et tre vurderes fra hele sette med p prediktorer. Splitten kan bare benytte en av disse m -prediktorer og en ny prøve av m prediktorer tas ved hver splitt. Normalt velges m prediktorer som $m \approx \sqrt{p}$. Det vil si prediktorene som vurderes fra hver splitt er tilnærmet lik kvadratroten av totalt antall prediktorer. (James et.al., 2021, s.344) I vår data kjøres modellen både på de ESG-vennlige ETF-ene og for den mindre ESG-vennlige porteføljen. For den ESG-vennlige portefølje er $m=8$ tilsvarende lik $\sqrt{\text{antall prediktorer}}$. Modellen har altså begrensning på at den ikke kan ta hensyn til alle prediktorer samtidig, men et tilfeldig utvalg. Random Forest er bygd slik at den bare bruker en andel av de tilgjengelige forklaringsvariablene hver gang den lager et beslutningstre og dermed en prediksjon. Dette er en av styrkene til modellen ettersom det gjør at noen beslutningstrær gjør dårlige prediksjoner og andre gode, og når man da vurderer alle mot hverandre så kan man finne ut hvilke variabler som er de beste prediktorene for den valgte responsvariabelen, og hvilke som ikke er noe viktig (Mentch, LK., & Zhou, S. 2019).

De fleste maskinlæringsproblemer havner innen en av to kategorier: Veiledet eller ikke-veiledet. Veiledede modeller har en gitt respons-variabel som skal forklares eller predikeres, mens ikke-veiledede ikke har en responsvariabel. Veiledet er en statistisk metode som er ment for å predikere eller estimere output basert på input. Ikke-veiledet har også input, men ikke noen overvåket output. Ikke-veiledet metoden er i større grad egnet for å lære om sammenhenger og strukturer i data. (James et.al. 2021. s.1) Vi vil i vår studie benytte Random Forest, som er en veiledet metode og vil derfor ikke gå mer i dybden på ikke-veiledet metode.

I veiledet metode har hver observasjon av prediktoren (s) x_i , $i = 1, n$, en tilhørende responsvariabel y_i . Her søkes det å tilpasse modellen slik at responsvariablene på en nøyaktig måte klarer å forutse fremtidige verdier, enten i form av prediksjon eller inferens. Statistiske metoder som støttevektorsmaskiner, lineær regresjon og logistisk regresjon er eksempler på metoder som opererer innen veiledet læring (James et.al. 2021. s.26)

Random Forest kan både brukes til regresjon og klassifikasjon. Ofte blir problemer med en kvantitativ respons referert til som regresjonsproblemer, mens de med kvalitativ respons

refereres til som klassifikasjon problemer. Kvantitative variabler tar på seg numerisk verdi, eksempelvis alder, høyde inntekt. Kvalitative variabler derimot inkluderer en respons i en av k forskjellige klasser eller kategorier. Eksempelvis mislighold av gjeld – ja eller nei, eller merke på et produkt – A, B eller C. (James et.al. 2021. s.28). Kvalitativ metode brukes altså ofte som en binær responsvariabel, noe som også er tilfelle i vår studie. Vi ønsker å predikere: 1: oppgang eller 0: nedgang. Ved oppgang vil vi gå inn i markedet og kjøpe ETF-en og få følgende avkastning for perioden, ved nedgang vil vi holde oss utenfor.

En binær klassifiseringsmodell som benyttes i studien kan i prinsippet gjøre en av to feil. Feilaktig predikere nedgang når det er oppgang, eller feilaktig predikere oppgang når det er nedgang. En Confusion Matrix uttrykker hvor mange av modellens prediksjoner som var korrekte, og når de var ukorrekte. (James et.al. 2021). Accuracy eller nøyaktigheten til modellen er en måte å vurdere modellens ytelse på. Et problem med nøyaktighet som prestasjonsmål er at den ikke gir utfyllende informasjon når det er mer en klasse. Det er derfor viktig å få utfyllende informasjon om de underliggende klassene (Kreiger, 2020). I studien er det mest kritisk å få informasjon om hvor mange falske positive, eller feilaktig predikerte oppganger det er. Feilaktig predikerte oppganger innebærer at porteføljen plasseres i aktiva som, men får negativ avkastning og ofte kalt type I feil og kan måles som falsk positiv rate. En confusion matrix er en praktisk og informativ måte å fremstille denne informasjonen og vil benyttes for å evaluere porteføljenes ytelse.

For å predikere om vi skal investere i neste periode eller ikke er det viktig å velge en passende responsvariabel for modellen. Responsvariablene til vår Random Forest modell er binær og skal predikere oppgang eller nedgang. 1: oppgang 0: nedgang. Random Forest algoritmen forsøker da å lære mønstre basert på funksjonene i datasettet slik at det kan skille mellom tilfeller av oppgang og nedgang

2.4 Statistiske begreper

2.4.1 Avkastning

Avkastning er en god indikator på investeringsytelsen til en aktiva og i våre beregninger benyttes logaritmisk avkastning. Logaritmisk avkastning brukes ettersom det gjør det lettere å sammenligne ulik avkastning på investering over tid. Månedlig logaritmisk avkastning beregnes ved å ta logaritmen av prisen på tid t dividert med prisen på tid $t-1$. Formel er gitt ved:

Formel 1: Avkastning

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

Her er $r_{i,m}$ månedlig logaritmisk avkastning for en eiendel (i) på et tidspunkt (t), $P_{i,t}$ er prisen for en eiendel (i) på tidspunktet (t).

2.4.2 Forventet portefølje avkastning

En portefølje består av flere ulike eiendeler n , med ulike avkastning $E(r_i)$. Forventet portefølje avkastning for en hel portefølje $E(r_p)$ er den vektet avkastning w_i for hver enkelt eiendel $E(r_i)$. Formelen er gitt under

Formel 2: Forventet portefølje avkastning

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

2.4.3 Standardavvik og varians

Standardavvik og varians er viktige paramenter for å vurdere risiko til en investering. Disse måler spredningen i et datasett og generes ved å analysere variasjonen i pris og avkastning. Variansen er gjennomsnitt avstanden til hver verdi fra gjennomsnittet i kvadrert form. Standardavviket er kvadratroten av variansen og er den gjennomsnittlige avstanden fra gjennomsnittet til dataen. Formlene for varians og standardavvik følger under:

Formel 3: Standardavvik

$$\sigma_{i,m}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (r_{i,m} - r_{i,m})^2}{n - 1}$$

Hvor standardavviket $\sigma_{i,m}^2$ beregnes ved å se på de kvadrerte forskjellen mellom de observerte avkastningen $r_{i,m}$ og deres gjennomsnittlige avkastning $r_{i,m}$, delt på n-1.

Formel 4: Varians

$$\sigma_{i,m} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_{i,m} - r_{i,m})^2}{n - 1}}$$

Variansen $\sigma_{i,m}$ beregnes ved å ta kvadratroten ved å se på de kvadrerte forskjellen mellom de observerte avkastningen $r_{i,m}$ og deres gjennomsnittlige avkastning $r_{i,m}$ delt på n-1.

For å annualisere standardavviket til datasettet som består av månedlig data må vi gange standardavviket med roten av 12, for å annualisere variansen ganger vi med 12. Formlene følger under:

Formel 5: Annualisert Varians

$$\sigma_{i,a}^2 = \sigma_{i,m}^2 * 12$$

Formel 6: Annualisert Standardavvik

$$\sigma_{i,a} = \sigma_{i,m} * \sqrt{12}$$

2.5 Regresjonsanalyse

Studien benytter regresjonsanalyse mot Fama-French 5-faktor modell (FF5) for å forsøke å forklare porteføljenes avkastning. Dette delkapittelet vil forklare konseptene bak regresjonen og hvilke metoder vi bruker i analysedelen til oppgaven.

2.5.1 Lineær regresjon

Lineær regresjon er en statistisk metode som benyttes for å modellere og analysere sammenhengen mellom avhengig og en eller flere uavhengige variabler. I Studien vil lineær regresjon benyttes som tilnærming for å forklare variasjonen i porteføljens avkastning. Her benyttes FF5 for å kvantifisere styrken og retningen mellom en porteføljens avkastning og de

fem faktorene. Dette muliggjør analyse av betydningen til faktorene mot porteføljens prestasjon. Tilnærmingen er av betydning for porteføljeforvaltere, investorer og forskere som ønsker å forstå og predikere porteføljens ytelse basert på disse spesifikke faktorene og om porteføljen bidrar utover markedet (Armstrong, 2013).

2.5.2 R-squared

R-kvadrat (R^2) er et statistisk mål for å evaluere hvor mye av variasjonen i den avhengige variabelen som kan forklares av de uavhengige variablene. Dette tallet vil variere fra 0 til 1 og forklarer hvor mye av variasjonen i dataen tallet forklarer, hvor 1 antyder at modellen forklarer all variasjon og 0 at modellene ikke forklarer noe av variasjonen. Likevel vil det være verdt å merke seg at R^2 ikke gir informasjon om kausalitet. Dette betyr at R^2 ikke nødvendigvis gir en god forklaring på forholdet mellom de avhengige og uavhengige variablene. Det kan både være andre variabler som påvirker resultatene som ikke er inkludert i modellen eller at det er tilfeldige forhold mellom variablene.

Formel 7: R-Kvadrat

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{TSS - RSS}{TSS} = 1 - \frac{RSS}{TSS}$$

Justert R tar høyde for påvirkningen av de uavhengige variablene i modellen. I motsetning til R-kvadrat, som antar at alle uavhengige variabler bidrar til å forklare variasjonen i responsvariabelen, tar den justerte R-kvadratverdien kun med i betraktning de uavhengige variablene som faktisk har en signifikant påvirkning på modellen. Ved å velge den justerte R-kvadratverdien som et mål på modellens forklaringskraft, søker vi å oppnå en mer presis og objektiv vurdering av de reelle bidragene til de uavhengige variablene i analysen. Dette gjør det mulig å identifisere og fokusere på de variablene som faktisk har betydelig innflytelse på responsvariabelen, og dermed en mer nyansert tolkning av resultatene.

2.5.3 p-verdi

P-verdi brukes for å validere statistisk signifikans til en eller flere faktorer i en regresjonsmodell. P-verdien vil være sannsynligheten for at nullhypotesen er sann, og motsatt vil $(1 - p\text{-verdi})$ være sannsynligheten for at den alternative hypotesen er sann. P-verdien måler statistisk signifikans og 0,05 settes ofte som et mål på akkurat dette. Dersom p-verdien er 0,05 vil det bare være 5% sjanse for at resultatene skyldes en tilfeldighet. Senere i oppgaven bruker vi p-verdiene til å sjekke signifikansen fra regresjonsanalysen, her vil FF5-faktorer testes mot våre porteføljestrategier på et 1%, 5% og 10%-nivå.

Her foretas en T-test for å teste om koeffisienten er signifikant forskjellig fra 0. Gitt ved:

Formel 8: T-test Signifikans

$$H_0 : \beta_1 = 0 \quad H_1 : \beta_1 \neq 0$$

2.5.4 Fama French 5 Factor (Developed markets)

Eugene Fama & Kenneth French introduserte i 1996 en utvidelse av den tradisjonelle CAPM-modellen. Forskning har vist at aksjeavkastning i stor grad er relatert til selskapsegenskaper som blant annet størrelse inntjening/pris, kontantstrøm/pris, egenkapital i forhold til markedsverdi, salgsvekst m.m. Ettersom disse faktorene normalt ikke kan forklares av CAPM kalles disse for anomalier. Fama & French fant med sin 3-faktor-modell at anomaliene i stor grad forsvant (Fama & French, 1996). Denne kan videre utledes til Fama & French sin 3-faktors modell;

Formel 9: Fama French 3 faktor

$$E(r_i) = r_f + \beta_1 \cdot Mkt + \beta_2 \cdot HML + \beta_3 \cdot SMB + \varepsilon$$

Fama & French introduserte i 2015 en utvidelse av 3-faktor modellen (Fama & French, 2015). Modellen er en fem faktor modell som inkluderer to ekstra faktorer. Her er avkastning på selskapers investering og selskapers avkastning av lav risiko inkludert. Formålet er en modell som gir mer nøyaktig og robust data. Ved å benytte FF5 sammenlignet med 3-faktor modellen ønsker studien på en bedre måte å måle porteføljenes ytelse. Både i form av bedre risikomåling,

mer robuste resultater, bedre forklaring av porteføljeavkastning og for å bedre kunne sammenligne porteføljer. FF5 kan utledes som:

Formel 10: Fama French 5 faktor

$$E(r_i) = r_f + \beta_1 \cdot Mkt + \beta_2 \cdot HML + \beta_3 \cdot SMB + \beta_4 \cdot RMW + \beta_5 \cdot CMA + \varepsilon$$

Hvor:

Markedsfaktoren (Mkt-Rf): Markedsfaktoren er et mål for differansen mellom markedet og risikofri avkastning. Med markedet menes den totale avkastning i aksjemarkedet. Ved å se på den forskjellen får du et overblikk av den generelle utviklingen i markedet og et mål for markedsrisikoen.

SMB (small minus big): Denne faktoren ser på forskjellen mellom avkastningen til små selskaper målt mot større selskaper. Denne faktoren er basert på en empirisk observasjon som viser at små selskaper historisk sett har hatt en tendens til å oppnå bedre avkastning enn store selskaper. Dette antyder at det kan være en premie knyttet til investeringer i små selskaper

HML (high minus low): Denne faktoren ser på forskjellen mellom avkastningen til aksjeporteføljer med stor bokført verdi og avkastningen til aksjeporteføljer med små bokførte verdier. Faktoren antar at aksjer med stor bokført verdi vil gi en høyere avkastning enn aksjer med små bokførte verdier.

RMW(robust minus weak): Denne faktoren ser på avkastningsforholdet mellom porteføljer med høy avkastning på driftsinntekter målt mot porteføljer med lav avkastning på driftsinntekter. Faktoren antar at selskapene med høy avkastning på driftsinntekter vil ha høyere avkastning enn selskapene med lav avkastning på driftsinntekter.

CMA (Conservative Minus Aggressive): Denne faktoren ser på avkastning forholdet mellom porteføljene til selskaper med høy avkastning på investeringer, målt mot selskaper med lav avkastning på investeringer. CMA antar at selskaper med stor avkastning på investeringer vil ha høyere avkastning på investeringer, målt mot selskaper med lav avkastning på investeringer ettersom de ses på som mer konservative og mindre risikovillige.

Fama-French faktormodell ble opprinnelig utviklet for å forklare avkastning til aksjer på den Amerikanske børsen. Modellen er senere utviklet til å tilby data for flere markedet. I denne studien benytter vi verdipapirer som er plassert i store deler av verden og vi velger derfor å benytte Fama-French månedlige faktorer for Developed markets. Data er hentet for Developed markets inklusiv USA(Kenneth R. French (u.å) [Data set]).

2.6 Presentasjonsmål

Presentasjonsmål som Information ratio og Sharp ratio brukes for å måle avkastning og risiko i investeringsporteføljer. Disse brukes av investor eller forvalter for å måle hvor godt en portefølje presterer i forhold til markedet eller konkurrenter.

Information ratio brukes til å se på forholdet mellom avkastningen til porteføljen mot en benchmark, ofte en referanseindeks. Dette forholdet gir en indikasjon på hvor godt porteføljen har prestert i forhold til referanseindeksen, justert for risiko. Jo høyere verdien av "Information Ratio" er, desto bedre er porteføljens avkastning i forhold til referanseindeksen i forhold til risikoen som er tatt.på som god. Formelen er gitt under:

Formel 11: Information Ratio

$$Information\ Ratio_p = \frac{R_p - R_b}{TE_p}$$

Information Ratio beregnes ved å ta differansen mellom den faktiske avkastningen for porteføljen R_p og avkastningen for referanseindeksen R_b , og deretter dividere det med tracking error for porteføljen TE_p .

Sharpe ratio brukes for å tallfeste avkastning gitt risikoen. Dette forholdet gir en indikasjon på hvor godt porteføljen har prestert i forhold til den risikofrie renten. Jo høyere verdien av "Sharpe Ratio" er, desto bedre er porteføljens avkastning i forhold til risikoen som er tatt sammenlignet med den risikofrie renten.

Formel 12: Sharpe Ratio

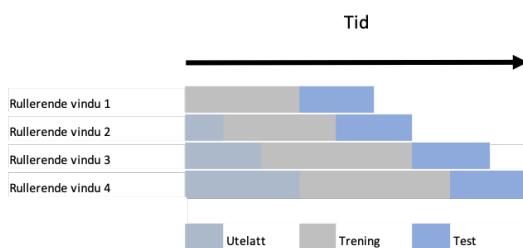
$$Sharpe\ Ratio_p = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

Sharpe Ratio beregnes ved å ta differansen mellom den faktiske avkastningen for porteføljen R_p og risikofri rente R_f , og deretter dividere det med standardavviket til avkastningen for porteføljen σ_p .

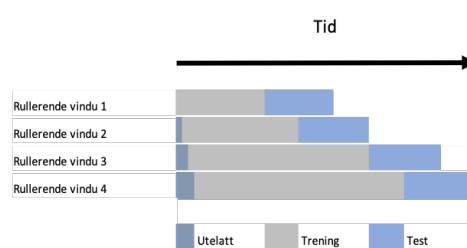
3.0 Data og metode

Dette kapitlet er i delt i to deler. Først presenteres data og valg av data, etterfulgt av beskrivelse av de ulike metodene som er brukt for å konstruere de fem forskjellige porteføljene. Metodene er basert på moderne porteføljeteorier og maskinlæring.

Studien benytter månedlige observasjoner for N ETFer, over perioden F til P. Dette gir oss N-1 observasjoner av avkastningen. Totalt er data samlet inn for perioden 1.Desember 2012 til 1.Februar 2023, med totalt 121 observasjoner. Den første observasjonen med månedlig logaritmisk avkastning er derfor 1.jan 2013. For Minimum Varians og Random Forest-metodene er rullerende vindu benyttet for å beregne porteføljeallokeringen. Det rullerende allokeringsvinduet består av en årlig periode, tilsvarende 12 observasjoner. For Random Forrest-metoden er den første treningsperioden de første 36 observasjoner som brukes til å predikere de neste 12 månedene. Deretter fjernes den første observasjonen, og nye observasjoner legges til i form av et ekspanderende vindu (figur 2). For Minimum Varians brukes årlig rebalansering, både med og uten shorts. Treningsperioden er 36 observasjoner, der vektene fra treningsperiode brukes til å investere i de kommende 12 måneder (figur 1). Deretter fjernes et år fra treningen og et nytt legges til for å kalkulere vektene for neste investeringsperiode (vedlegg 3 og 4). Analyseperioden streker seg fra 1. januar 2016 til 1.Februar 2023 og omfatter 85 observasjoner. Analyseperioden er den samme for alle porteføljer og indekser, slik at porteføljeprestasjonene kan sammenlignes.



Figur 3: Glidende vindu



Figur 4: Ekspanderende vindu

3.1 Data

3.1.1 Exchange Traded Funds

Studien benytter ETFer som datagrunnlag for å analysere porteføljeallokeringsstrategier i bærekraftige investeringer målt ved ESG-score. Utvelgelse av “ESG-vennlige ETF-er” baseres på en kombinasjon av en “top-down” og en “best-in-class” fremgangsmåte. Kombinasjonen kommer som følge av ESG ETF er relativt ferskt i markedet og derav begrensning i tilgjengelig data. Det er vanlig å dele inn ESG score og prestasjon inn i kvartiler hvor øvre kvartil er betegnet som å ha utmerket ESG-prestasjon (Refinitiv, u.å). Alle ETFer er oppført på den Amerikanske børsen. ESG-score er hentet og vurdert fra ETF-databasen «Vettafi». Følgende krav er lagt til grunn i utvelgelsen;

- Krav til ESG-score: Øvre kvartil, > 7,5/10
 - Krav til løpetid: Mer enn 10 års løpetid, oppstart senest 31.januar 2012
1. EARTH - Invesco MSCI Sustainable Future ETF
Følger MSCI ACWI Sustainable Impact Index. Inkluderer selskaper som har mer en 75% av sin kumulative omsetning fra alternativ energi, energieffektivisering, grønn bygging, forurensningsforebygging og- kontroll, bærekraftig landbruk eller bærekraftig vannforsyning. ETF-en inkluderer selskaper som fokuserer på bærekraftige løsninger med positive sosiale og miljøeffekter. Fondet investerer i small-, mid-, og largecap selskaper i hele verden. (Invesco, u.å)
 2. ICLN - iShares Global Clean Energy ETF
Følger S&P Global Clean Energy Index som er sammensatt av globale aksjer innenfor fornybar energi. Gjør screening på våpen, militære kontrakter, tobakk, kull, olje og gass. Screening er basert på inntekt eller prosentandeler av visse terskler for inkludering eller ekskludering av aktiva. Eksempelvis så ekskluderes selskaper som skaper >0% inntekt fra produksjon av tobakksprodukter. (iShares, u.åb).
 3. FAN- First Trust Global Wind Energy ETF
Følger ISE Clean Edge Global Wind Energy Index. Fondet vil normalt investere minst 90% av netto eiendeler i aktiva som utgjør indeksen. FAN muliggjør å spore børsnoterte

selskaper i hele verden som er aktive i vindkraftindustrien. Selskaper som inkluderes må være aktivt engasjert i aspekter av vindkraftindustrien (Financial Times, u.åa).

4. XLV - Health Care Select Sector SPDR Fund

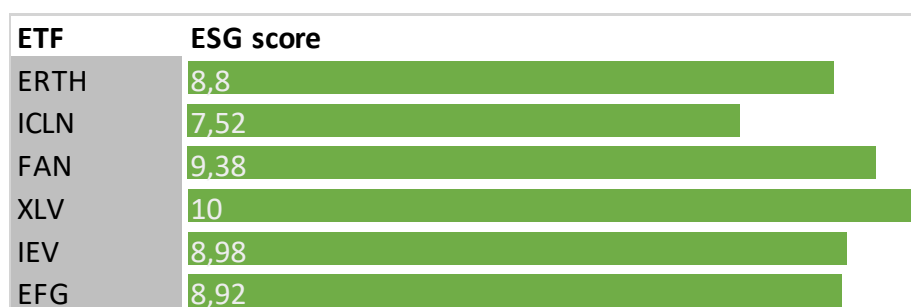
Følger Health Care Select Sector Index. Inkluderer selskaper i følgende bransjer: legemidler, hesteutstyr og forsyning, helsetjenester, bioteknologi, helse og omsorgsteknologi, og helsevitenskapelige verktøy og tjenester. (Morningstar, u.åd)

5. IEV - iShares Europe ETF

Følger S&P Europe 350TM. Måler ytelsen til ledende selskaper i følgende land Østerrike, Belgia, Danmark, Finland, Frankrike, Tyskland, Irland, Italia, Luxembourg, Nederland, Norge, Portugal, Spania, Sverige, Sveits og Storbritannia (Financial times, u.åb).

6. EFG - iShares MSCI EAFE Growth ETF

Følger MSCI EAFE GROWT indeks som består av utviklingsakser som viser vekstegenskaper, men ekskluderer USA og Canada. Investerer minimum 80% av sine eiendeler i den underliggende indeksen og investeringer som har vesentlige identiske egenskaper som verdipapirene i den underliggende indeksen. Gjelder i all hovedsak selskaper lokalisert i Europa, Australia, og Øst-Asia. (Financial Times, u.åc)



Figur 5: ESG-Score

For å utforske forskningstemaet vedrørende analysere av lønnsomheten til ESG-vennlige porteføljevalg foretas en sammenligning av presentasjonen mot mindre ESG-vennlige investeringsmuligheter. Studien inkluderer derfor fire mindre ESG-vennlige ETFer, hvor de samme porteføljestrategiene anvendes. Formålet er å skape et sammenligningsgrunnlag mellom avkastning og risiko i ESG-vennlige aktiva og mindre ESG-vennlige investeringer. Valget av

de mindre ESG-vennlige ETF-ene baserer seg på bransjer som tradisjonelt betraktes som mindre bærekraftige, slik som olje, utvinning og jordbruk. Disse bransjene er kjent for å forårsake forurensning og ha negativ påvirkning på lokalmiljø og økosystemer. Vi har derfor valgt ETF-er som representerer mindre bærekraftige investeringer innenfor disse sektorene. På denne måten vil studien kunne vurdere prestasjonen til ESG-vennlige porteføljer i forhold til en referanseindeks og mindre bærekraftige alternativer. Dette vil bidra til en mer grundig undersøkelse av karakteristikken til ESG-investeringer. Følgende ETF-er er valgt for studien:

1. PICK - IShares MSCI Global Metals & Mining Producers ETF

Følger MSCI ACWI Select Metals & Mining Producers ex Gold and Silver Investable Market Index. Investerer i både utviklede og fremvoksende markeder som primært er involvert i utvinning eller produksjon av metaller, produksjon av aluminium eller stå, og i gruvedrift av edelmetaller og mineraler, men ekskluderer gull- og sølvprodusenter. (Financial Times. u.åd)

2. DBA- Invesco DB Agricultural Fund

Har som mål å følge endringer, enten positive eller negative i nivået på DBIQ. Diversified Agricultural Index Excess Return™ (indeksen) over tid. Er ment for å gjenspeile jordbrukssektoren og består av flere underliggende råvarer og investerer i futureskontrakter. (Financial Times. u.åe)

3. XME - SPDR S&P Metals and Mining ETF

Følger S&P Metals and Mining Select Industry Index. Indeksen representerer metaller og gruvedrift-segmentet i S&P total market index. Investeringen søker å følge den totale avkastningen til indeksen og levere tilsvarende resultater. (Financial Times. u.åf)

4. USO - United States Oil Fund LP ETF

Har som mål å gjenspeile de daglige prosentvise endringer i spotprisen på råolje. Måles ved de daglige endringene i prisen på futureskontrakten av råolje kalt "Benchmark Oil Futures Contract". Investerer hovedsakelig i futureskontrakter for råolje, dieselpensel, bensin, naturgass og andre petroleum-baserte drivstoffer. (Financial Times. u.åg)

Vi har valgt å benytte ESG ETF-er som investeres i flere markeder, både globalt, i Europa, Asia og Nord-Amerika. Følgende markedsindekser for å vurdere prestasjonen til porteføljene er valgt.

1. S&P 500
2. Vanguard FTSE Europe ETF
3. IShares MSCI World ETF

IShares MSCI World ETF er benyttet som referanseindeks for våre porteføljer. Dette skyldes den store spredningen i geografisk sammensetning i valgte ETF-er. Indeksen IShares MSCI World ETF er bygget opp av selskaper i 23 ulike land med over 1500 individuelle selskaper. Dette vil gi god spredning i både geografi, bransjer og markeder. (MSCI. u.å)

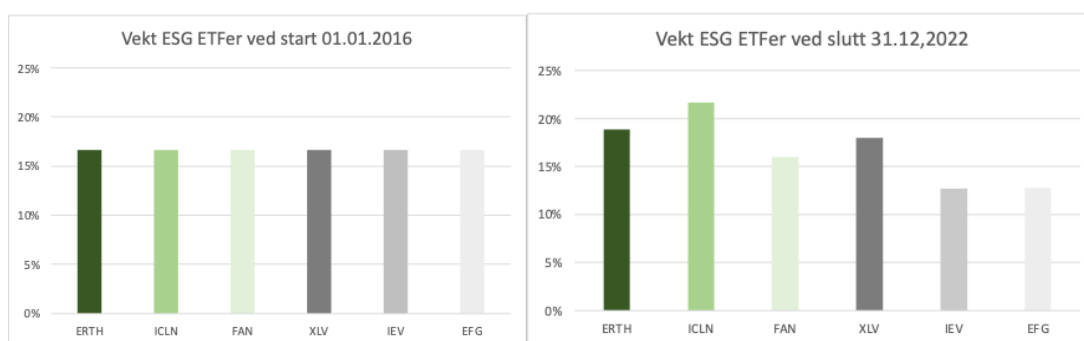
3.2 Porteføljestrategier

Nevnte fem porteføljestrategier benyttes for å konstruere porteføljene i studien. Dette delkapittelet vil gjennomgå hvordan de forskjellige porteføljene er bygd opp.

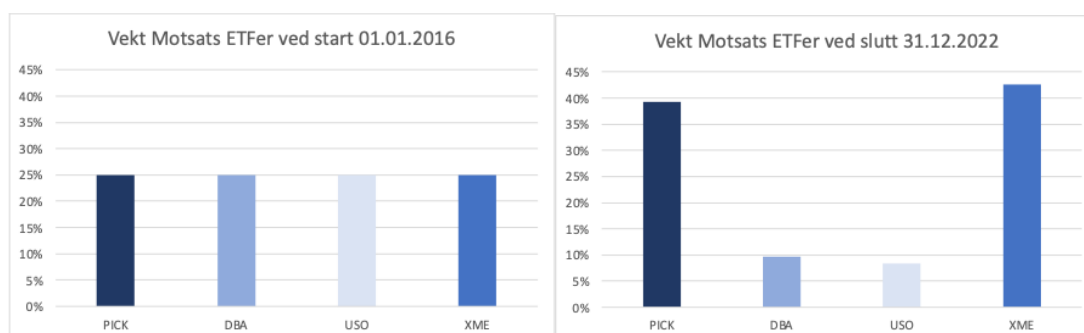
- Buy and Hold
- Månedlig rebalansering
- Minimum Varians med short
- Minimum Varians uten short
- Maskinlæring for predikasjon - Random Forest

3.2.1 Buy and Hold

Buy and hold er en passiv porteføljestrategi som ikke krever noen interaksjoner fra investor bort sett fra i begynnelsen, ved $t=1$, og i slutten, ved $t=85$, av investeringsperioden. Buy and hold porteføljen er konstruert ved at $1/N$ av hver ETF investeres ved $t=1$ og holdes til $t=85$. For både den ESG-vennlige og den mindre ESG-vennlige porteføljen investeres en like stor andel i hver ETF. For den ESG-vennlige porteføljen er vekten, $w_{i,t}$ i hver ETF ved $t=1$, $1/6$ tilsvarende 16,67%. For den mindre ESG-vennlige porteføljen er $w_{i,t} = 1/4$ tilsvarende 25% ved $t=1$. Konsekvensen av en passiv strategi som Buy and Hold er at denne vekten vil forandre seg gjennom perioden. Figur 4 og 5 illustrerer $w_{i,t}$ sin endring fra $t=1$ til $t=85$ for Buy and Hold porteføljene.



Figur 6: Resultater for ESG-vennlige Buy and Hold



Figur 7: Resultater for mindre ESG-vennlig Buy and Hold

3.2.2 Rebalansering

Porteføljen for rebalansering er bygget opp som en likevektet portefølje ved at $1/N$ investeres i hver ETF. Til forskjell fra Buy and Hold er dette en mer aktiv strategi med formål om å beholde opprinnelig vekt, $w_{i,t}$ ved $t=1$ gjennom perioden. Porteføljen rebalanseres derfor månedlig. $w_{i,t}$ rebalanseres på starten av hver måned slik at porteføljen opprettholder lik vekt til slutten av perioden, $t=85$. For ESG-porteføljen er $w_{i,t} = 16,67\%$ og for den mindre ESG-vennlige porteføljen er $w_{i,t} = 25\%$.

3.2.3 Minimum Variance

I konstruksjonen av Minimum Varians porteføljene er mvport-funksjonen i STATA benyttet. Koden er kjørt både med og uten begrensning på shorting. Porteføljen søker å finne den mest gunstige vekten av hver ETF som sammen gir minst mulig varians. Vi søker den globale minimum variansen. Metoden benytter en optimeringsalgoritme for å finne vektene som

minimerer porteføljens varians. De tre foregående år er benyttet som trening for hver investeringsperiode for å beregne $w_{i,t}$ som skal benyttes i investeringsperioden. Investeringsperioden er på et år før porteføljen rebalanseres, og $w_{i,t}$ på nytt beregnes av de tre foregående år. Formålet med dette er å beregne de mest gunstige vektene ved starten av hvert investeringsår. Porteføljen rebalanseres totalt seks ganger i løpet av analyseperioden. Metoden resulterer i ulike $w_{i,t}$ for hvert investeringsår fra 1.januar 2016 til 1.januar 2022 (vedlegg og 4). Til slutt, er det lagt en begrensning på at $w_{i,t}$ maksimum kan være 50% i hver ETF, dette er gjort for å minske risikoen og spre investeringene.

3.2.4 Random Forest

Random Forest benytter prediksjon for å konstruere porteføljen. Enten ved å predikere, 1=oppgang hvor porteføljen investeres i aktiva, eller 0=nedgang hvor porteføljen ikke investeres. Det å forstå hvilke faktorer som påvirker aktiva er essensielt for porteføljeallokering, og spesielt i Random Forest. Ciner et.al (2023) undersøker i sin studie hvilke prediktorer som er egnet for predikere aksjeutvikling i grønne plasseringer. Her påpekes blant annet at olje er en forklaringsfaktor som ikke har stor betydning for å forstå utviklingen i grønne aksjer. Videre vises det til at Emerging markets og Small cap selskaper har en signifikant påvirkning på grønne aksjers avkastning. I vår Random Forest modell har vi inkludert følgende aktiva som forklaringsvariabler:

- VWO: Emerging Markets Equity ETF
- VWOB: Emerging Markets Bond ETF
- VBR: US Small Caps
- VGK: European Equity ETF
- GLD: Gold ETF
- EWJ: Japan Equity ETF
- TLT: Treasury Bond ETF
- VTI: Vanguard Total Stock Market ETF
- SPY: U.S market
- VIX: CBOE Volatility Index

Utover disse forklaringsvariablene er også ETF-ene som predikeres med som forklaringsvariabler. Prediktorene vi har benyttet er 1-3 mnd lagget logaritmisk avkastning, forrige måneds volatilitet, forrige måneds avkastning kvadrert, 3,6 og 12-mnd momentum, moving average, samt en faktor for forholdstall mellom VIX og hver enkelt ETF.

«lag 1-3»:

Laggede variabler er inkludert i modellen ettersom de kan inneholde verdifull informasjon om sammenhenger mellom variablene. Vi har her begrenset oss til å kun ha med de tre siste måneder med lag for å unngå problemer med overtilpasning som igjen kunne svekket modellens prediksjonsevne.

«hilo_i»

Variablene er inkludert og beregnes som den naturlige logaritmen til forholdet mellom høyeste og laveste kurs til aktiva. Hensikten er å plukke opp forhold rundt volatiliteten i aktiva. Høy verdi vil eksempelvis indikere stor spredning mellom høyeste og laveste pris og følgende høy volatilitet.

«ret_i2»

Med å kvadrere forrige måneds avkastning søker vi å gi Random Forest algoritmen et mer komplekst forhold til avkastningen til den aktuelle aktiva og output. Her vil også modellen få muligheten til å plukke opp ikke-lineære sammenhenger mellom aktiva og output.

«mom3mnth, mom6mnth, mom1yr»

Momentumsfaktorer tar hensyn til trenden i tidligere kursutvikling, og er inkludert for å forsøke å gi modellen informasjon om trender og mønstre i markedet. En høy verdi vil indikere at aktiva har hatt en positiv trend i den aktuelle perioden noe som gjør etterspørslene større og dermed attraktiv for investor.

«sm_i»

Her benyttes tssmooth-funksjonen i STATA for å beregne moving average for et tidsvindu på 4 perioder. Beregningen gjøres på aktivas justerte sluttkurs. Faktoren er inkludert for å ha en variabel som evner å glatte ut å redusere støy og andre kortsiktige svingninger i aktiva. Ønsket er altså å gi modellen variabel som kan identifisere mulige langsiktige trender.

«vix_i»

Denne variabelen er den eneste faktoren som kun generes for ETF-ene som skal predikeres. Her multipliseres forrige måneds logaritmiske avkastning mellom aktiva og VIX sammen. Formålet er å ha en variabel som kan gi informasjon om hvordan de påvirkes av hverandre Eksempelvis vil høy verdi kunne indikere risiko for fall i aktuell ETF.

Porteføljeallokeringsstrategien med Random Forest inkluderer også ETF-en TLT: Treasury Bond ETF. TLT søker å følge obligasjonsmarkedet i USA og inkluderer statsobligasjoner med mer enn 20 års løpetid. Vi anser denne som tilsvarende risikofri plassering. Inkluderingen av TLT i porteføljen gjøres med hensikt for å ha en alternativ plassering dersom Random Forest algoritmen kun prediker oppgang i en ETF

TLT inkluderes for å ha en alternativ plassering da vi ser det nødvendig å sette begrensninger til porteføljestrategien. Som nevnt benyttes veiledet metode med en binær responsvariabel i random forest porteføljen. Dette betyr altså at dersom Random Forest predikerer 1: oppgang, så kjøpes aktiva og vi får månedens avkastning, uansett om det faktisk er oppgang eller nedgang. Ved 0 holder man seg utenfor markedet og får ingen avkastning. For å unngå uheldig risiko med at 100% investeres i en aktiva eller at vi potensielt kan få lange perioder utenfor markedet legger vi følgende begrensninger på porteføljen:

1. Maksimum 50% av porteføljen kan til enhver tid være investert i kun en aktiva som predikeres av Random Forest algoritmen. Dette medfører at dersom det predikeres oppgang i kun en ETF, og nedgang i øvrige, vil vi investere 50% i ETF-en med predikert oppgang og resterende 50% i TLT.
2. Dersom Random Forest algoritmen predikerer nedgang i samtlige ETF, plasseres 100% av porteføljens verdi i TLT og porteføljens avkastning på perioden blir avkastningen til TLT.

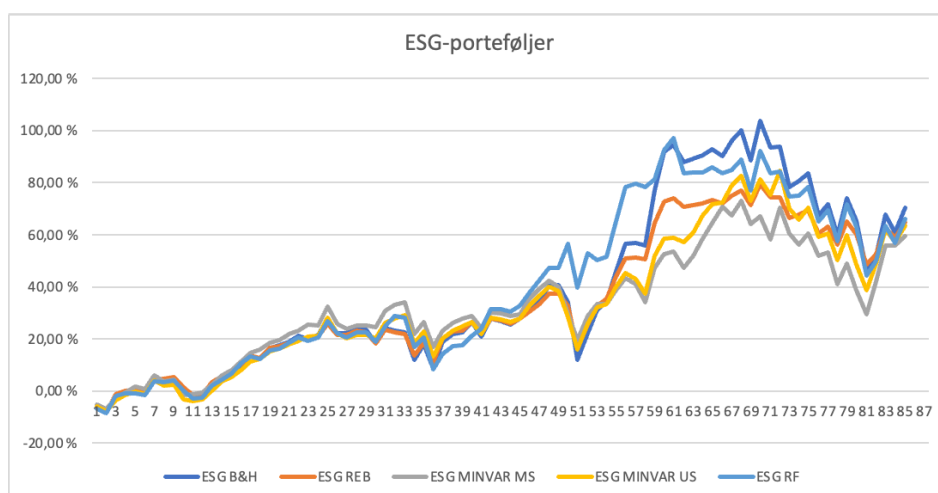
4.0 Resultater og analyse

I dette kapittelet vil resultatene fra de ESG-vennlige og de mindre ESG-vennlige porteføljene gjennomgås. Karakteristika for porteføljene vil først presenteres, etterfulgt av deskriptiv statistikk og regresjonsresultater mot Fama French 5-faktorer, hvor presentasjonene også sammenlignes mot referanseindeksen. Avslutningsvis vil vi diskutere våre funn tilknyttet ESG-investering, porteføljeallokering og maskinlæring.

4.1 Portefølje resultater

Studien har analysert ytelsen til ulike porteføljestrategier for perioden 2016-2023. Figur 8 viser den kumulative avkastningen til alle fem ESG-porteføljer. Vi observerer at alle porteføljene har relativt stabil med periodeavkastning mellom 59,6% - 70,53%. Porteføljene presterer nokså likt frem til første kvartal 2020, da finansmarkedene ble påvirket av Covid-19-pandemien. Random Forest-porteføljen viser seg å ha mindre nedgang enn de andre porteføljene, men får lavere oppgang enn de mer tradisjonelle porteføljene i tiden etter pandemien. Minimum varians-porteføljen med short er den porteføljen som presterte dårligst.

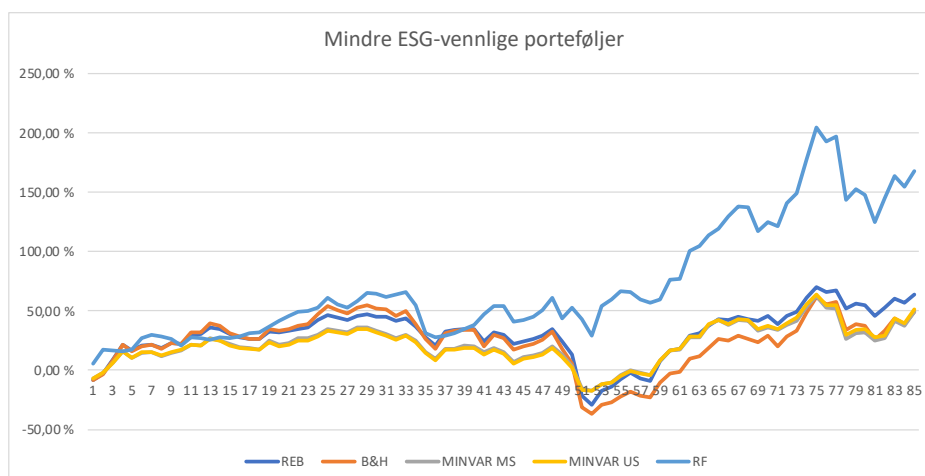
Et interessant funn er at Buy and Hold-porteføljen er den som presterer best blant ESG-porteføljene. Dette er av interesse, da det gi antydninger om investering i ESG-aktiva og effensiens i ESG-markedet. Våre resultater viser at den høyeste avkastning oppnås ved å kjøpe og holde ESG-aktiva, altså en passiv strategi. Dette kan tyde på at markedseffensiens i dette markedet er sterk, da aktive valg ikke klarer å øke avkastningen.



Figur 8: Kumulativ avkastning ESG-porteføljer

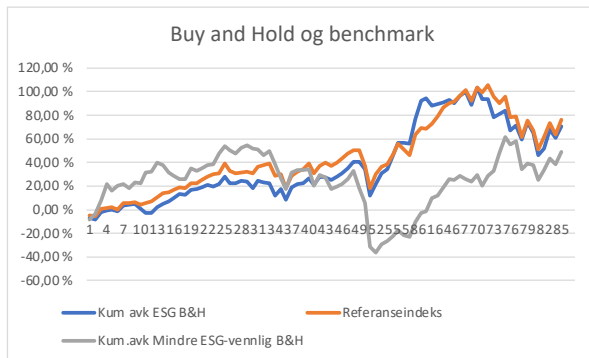
Våre resultater viser betydelig større variasjon for de mindre ESG-vennlige porteføljene, med avkastningsnivåer som varierer fra 48,96% - 167,77% (figur 9). Både Buy and Hold og Minimum Varians, med og uten short, oppnår en avkastning på +/- 50%, mens den Rebalanserende porteføljen leverer noe bedre avkastning med 64,1%. I motsetning til i ESG-porteføljene observerer vi at de mindre ESG-vennlige porteføljene får en større nedgang da markedene ble påvirket av pandemien, hvor alle porteføljene unntatt Random Forest får en betydelig tilbakegang. Random Forest får betydelig mindre nedgang og viser, i likhet med ESG-porteføljen, også her en god prediksjonsevne. Random Forest som porteføljestrategi er i stand til å forutse nedgang og posisjonere seg slik at de største tapene unngås. Random forest-porteføljens momentum forsetter gjennom perioden og gir en periodeavkastning på 167,77%.

Et interessant funn er at Random Forest-algoritmen ser ut til å oppdage markedstrender på mer effektiv måte når det investeres i mindre ESG-vennlige ETF-er. Dette kan indikere at markedseffisiens-hypotesen ikke er like sterk for investering i denne type aktiva. Dette forklares med at Random Forest er i stand til å posisjonere seg bedre i markedet når det stiger, og holde seg utenfor når det er nødvendig. Dette understrekes ytterligere av det faktum at Random Forest generer en betydelig høyere avkastning sammenlignet med den passive Buy and Hold strategien. Om den forbedrede prediksjonsevnen til Random Forest for mindre ESG-vennlige aktiva skyldes svakere markedseffisiens eller ikke, kan vi ikke konkludere i vår studie, men det vil gi en indikasjon. Resultatene indikerer videre at maskinlæring er mer fordelaktig i mindre ESG-vennlige aktiva enn alternativet.

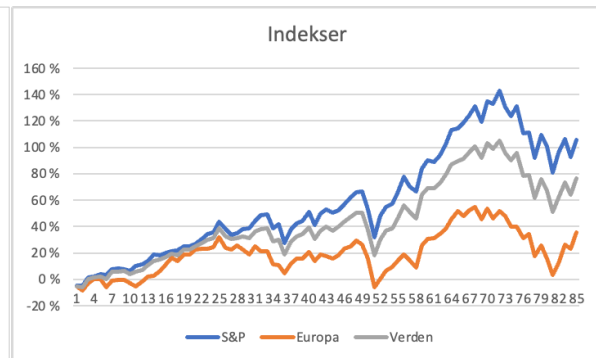


Figur 9: Kumulativ avkastning mindre ESG vennlige porteføljer

Vi inkluderer også fremstilling (figur 11) for den kumulative avkastningen til indeksene som våre porteføljer sammenlignes med. Våre porteføljer er investert bredt geografisk, og vi har derfor inkludert tre indekser for å gi et helhetsbilde av porteføljenes ytelse. S&P 500-indeksen viser den beste periodeavkastning med en samlet avkastning 105%. Vanguard FTSE Europe ETF representerer Europa og har en periodisk avkastning på 36%. IShares MSCI World ETF representerer globalt marked og plasserer seg mellom Europa og USA med en periodeavkastning på 76%. Sistnevnte er av størst interesse, da denne benyttes som referanseindeks for studiens porteføljer. Figur 10 viser Buy and Hold-porteføljene sammenlignet med referanseindeks for å gi en visuell fremstilling av hvordan aktivaene ved passiv strategi presterer mot referanseindeksen.



Figur 10: Buy and Hold mot referanseindeks



Figur 11: Kumulativ avkastning indekser

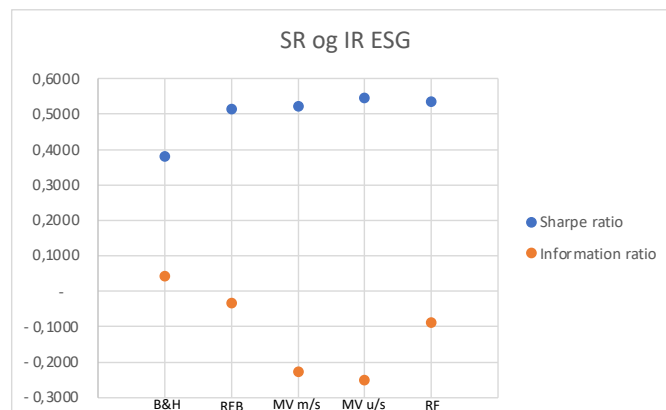
4.2 Deskriptiv statistikk og presentasjonsmål

I figur 12 og 14 presenteres den deskriptive statistikken for studiens ESG- og mindre ESG-vennlige porteføljer. Sharpe Ratio og Information Ratio er benyttet for å analysere risiko og avkastningsegenskapene til porteføljene i større detalj. Sharpe-og Information Ratio gir et mål på forholdet mellom risiko og avkastning, og er visuelt fremstilt i figur 13 og 15. Under er først den deskriptive statistikken for de ESG-vennlige porteføljene er oppsummert i tabell 12. Referanseindeksen for perioden har en gjennomsnittlig annualisert avkastning på 9,38% med standardavvik på 16,6%. Buy and Hold er porteføljen med høyest gjennomsnittlig avkastning på 9,96%, minimum varians med short har lavest med 7,69% og Random Forest hadde medianverdi av ESG-porteføljene med en gjennomsnittlig avkastning på 8,43%.

ESG-porteføljer						
	B&H	Reb	Min.var M/short	Min.var U/short	RF	
Mean		0,83 %	0,76 %	0,64 %	0,67 %	0,70 %
Ann.mean		9,96 %	9,14 %	7,69 %	8,02 %	8,43 %
Std		0,07541	0,05139	0,04254	0,04251	0,04540
ann.std		0,26123	0,17801	0,14737	0,14726	0,15727
Sharpe ratio		0,3812	0,5136	0,5221	0,5446	0,5358
Referanseindeks		9,38 %	9,38 %	9,38 %	9,38 %	9,38 %
Ref.ind ann.std		16,40 %	16,40 %	16,40 %	16,40 %	16,40 %
Active Return		0,57 %	-0,24 %	-1,69 %	-1,36 %	-0,96 %
Tracking error		0,1375	0,0720	0,0744	0,0545	0,1071
Information ratio		0,0417	-0,0336	-0,2270	-0,2503	-0,0894
Min		-0,2207	-0,1646	-0,0893	-0,0965	-0,1148
Max		0,2132	0,1369	0,0989	0,1041	0,0931
Skjevhet		-0,3950	-0,4222	-0,2868	-0,4230	-0,4937
Kurtose		1,2223	0,9750	-0,1578	-0,1138	0,3501
Sum		70,53 %	64,76 %	59,60 %	63,28 %	66,17 %
Obs		85	85	85	85	85

Figur 12: Deskriptiv Statistikk ESG-porteføljer

Her observeres det at samtlige av ESG-porteføljer har en relativt lik Sharpe Ratio, hvor alle unntatt Buy and Hold har en Sharpe ratio på cirka 0,5. Som tidligere nevnt er Buy and Hold den porteføljen som oppnådde best avkastning i perioden, men er også den mest volatile porteføljen. Dette bidrar til at porteføljen får lavest Sharpe Ratio. Videre har Buy and Hold-porteføljen positiv Active Return og en positiv Information ratio som eneste blant ESG-porteføljene. Øvrige porteføljer har en negativ Information Ratio, som betyr at porteføljene har levert dårligere resultater målt mot referanseindeksen justert for risiko. Porteføljene evner altså ikke å skape avkastning utover markedsavkastningen. Til slutt, observerer vi at Random Forest-porteføljen havner i midten av porteføljenes avkastning og risiko karakteristika. Dette indikerer at Random Forest som porteføljestrategi oppnår en moderat avkastning med en moderat grad av risiko sammenlignet med øvrige ESG-porteføljer.



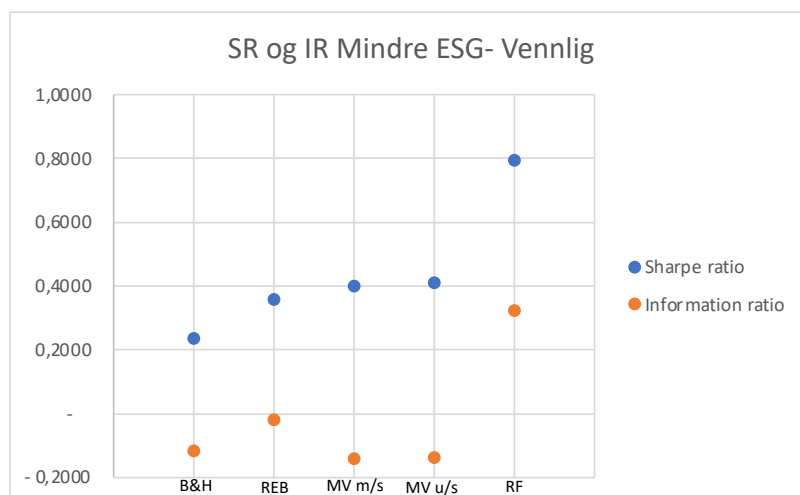
Figur 13: Sharpe Ratio og Information Ratio ESG

Figur 14 fremstiller den deskriptive statistikken for de mindre ESG-vennlige porteføljerne. Resultatene indikerer en trend hvor de mindre ESG-vennlige investeringene har høyere volatilitet og lavere gjennomsnittlig avkastning, med unntak av Random Forest-porteføljen.

	Mindre ESG-vennlige porteføljer				
	B&H	Reb	Min.var M/short	Min.var U/short	RF
Mean	0,58 %	0,75 %	0,62 %	0,63 %	1,33 %
Ann.mean	6,91 %	9,05 %	7,44 %	7,54 %	16,00 %
Std	0,0846	0,0728	0,0537	0,0529	0,0580
Ann.std	0,2932	0,2522	0,1860	0,1832	0,2010
Sharpe ratio	0,2357	0,3588	0,3999	0,4117	0,7962
Referanseindeks	9,38 %	9,38 %	9,38 %	9,38 %	9,38 %
Ref.ind ann.std	16,40 %	16,40 %	16,40 %	16,40 %	16,40 %
Active Return	-2,47 %	-0,33 %	-1,95 %	-1,84 %	6,62 %
Tracking error	0,2145	0,1835	0,1378	0,1352	0,2059
Information ratio	-0,1154	-0,0182	-0,1413	-0,1362	0,3214
Min	-0,3711	-0,3506	-0,1812	-0,1816	-0,1798
Max	0,1533	0,1619	0,1323	0,1312	0,1890
Skjevhet	-1,3221	-1,3956	-0,6112	-0,6335	-0,4229
Kurtose	3,9724	5,8929	1,8416	1,8884	1,9508
Sum	48,95 %	64,10 %	49,52 %	51,17 %	167,77 %
Obs	85	85	85	85	85

Figur 14: Deskriptiv Statistikk mindre ESG-vennlige porteføljerne

Det er først ved å se til de mindre ESG-vennlige porteføljerne at vi ser effekten og potensialet av maskinlæring som porteføljeallokeringsstrategi. Resultatene viser at studiens Random Forest portefølje oppnår høyere periodeavkastning enn studiens referanseindeks, men også S&P500 og Europaindeksen. Porteføljen leverer en årlig Active Return på 6,62% sammenlignet med referanseindeksen. Porteføljen har videre høyeste Sharpe og Information ratio av alle analyserte porteføljer, visualisert i figur 15. For de mindre ESG-vennlige porteføljerne ser vi en lignende trend for Sharpe Ratioen som for studiens ESG-porteføljer. Buy and Hold-porteføljen har lavest verdi, mens rebalansering og minimum varians har relativt like verdier. Et interessant funn for de mindre ESG-vennlige porteføljerne er at alle porteføljer har lavere Sharpe Ratio sammenlignet med ESG-porteføljerne. Den dårligste ESG-porteføljen målt etter Sharpe Ratio, har omtrent samme verdi som disse mindre ESG-vennlige porteføljerne sett bort i fra Random Forest.

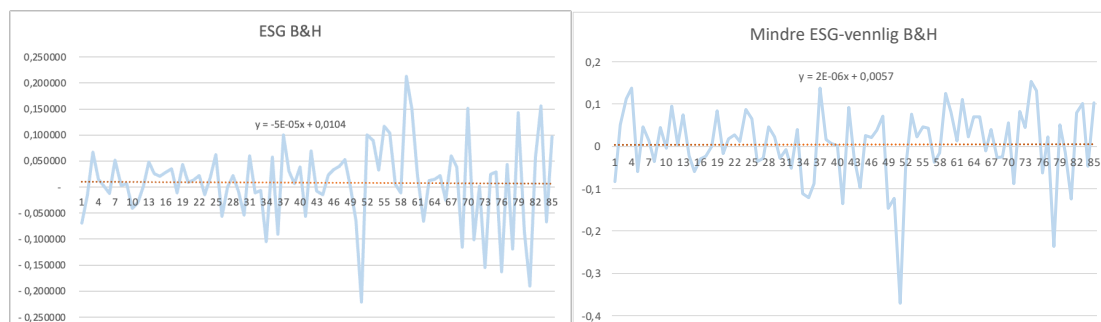


Figur 15: Sharpe Ratio og Information Ratio mindre ESG-vennlige porteføljene

4.3 Avkastningsegenskaper for porteføljene

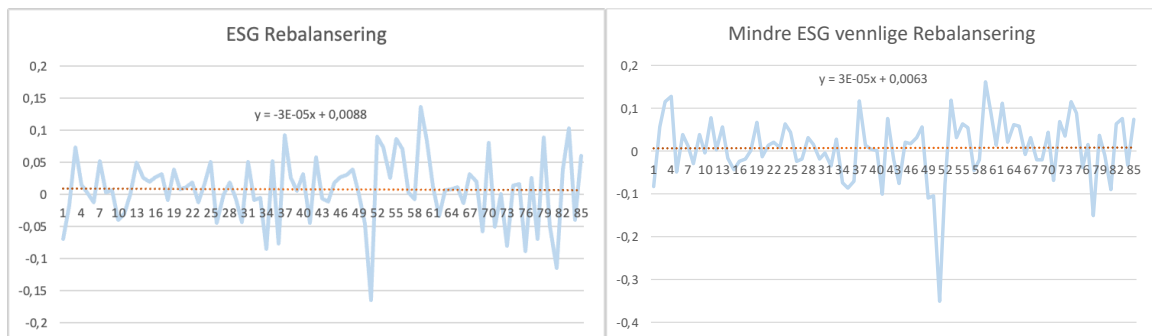
I dette delkapittelet vil vi presentere og sammenligne avkastningsegenskapene til de ESG-vennlige og mindre ESG-vennlige porteføljene. Det er totalt 85 måneder med avkastningsdata.

Figur 16 viser avkastningsegenskapene til Buy and Hold porteføljen. Buy and Hold genererer en periodeavkastning på 70,53% for den ESG-vennlige porteføljen og 48,95% for den mindre ESG-vennlige porteføljen. Den ESG-vennlige porteføljen har en skjevhet på -0,35 og en kurtose på 2,78. For den mindre ESG-vennlige porteføljen finner vi en skjevhet på -1,32 og en kurtose på 3,97. Funnene viser altså at Buy and Hold for den mindre ESG-vennlige porteføljen har større nedside risiko og volatilitet sammenlignet til dens bærekraftige motpart. Noe som også gjenspeiles av at de mest ekstreme nedsideverdiene er større for den ikke-bærekraftige porteføljen med -37% mot -22% for den bærekraftige porteføljen.



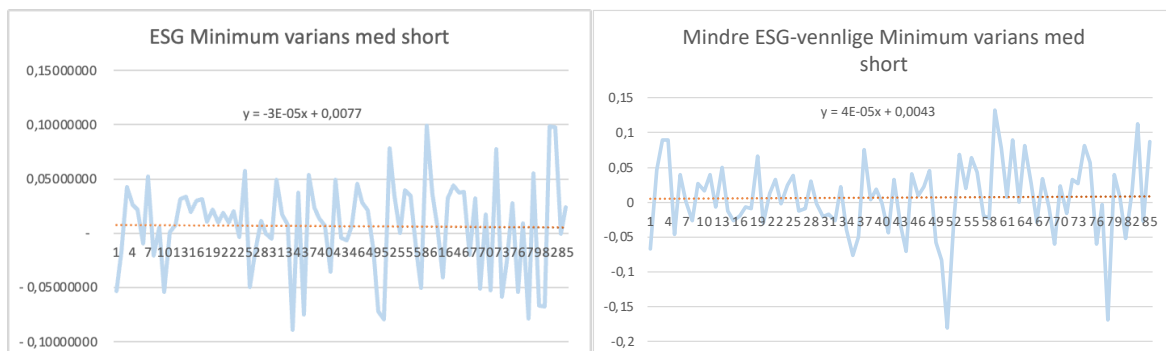
Figur 16: Avkastningsegenskaper Buy and Hold

Den neste porteføljen er månedlig rebalansering(figur 17). Her får den ESG-vennlige porteføljen en avkastning på 64,76% og den mindre ESG-vennlige 48,95%. Skjevheten er henholdsvis $-0,42$ med en kurtose på $2,78$ for ESG-vennlig og $-1,32$ i skjevhet og $5,89$ i kurtose for den mindre ESG-vennlige. Vi finner også for den rebalanserende porteføljen at ESG utkonkurrerer den mindre ESG-vennlige portefølje både i form av avkastning og risiko.



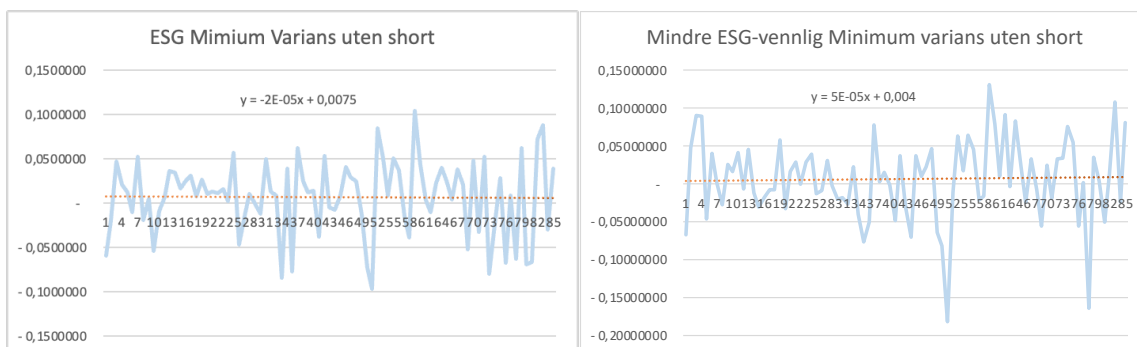
Figur 17: Avkastningsegenskaper Rebalansering

For minimum varians porteføljene har vi både med (figur 18),og uten shorting(figur 19). For porteføljen som tillater short finner vi at den ESG-vennlige porteføljen får en avkastning på 59,60% og den mindre ESG-vennlige 49,52%. Trenden fra de de to første porteføljene med større nedsiderisiko følger også her hvor den mindre ESG-vennlige porteføljen har en skjevhet på $-0,61$ mot $-0,29$.



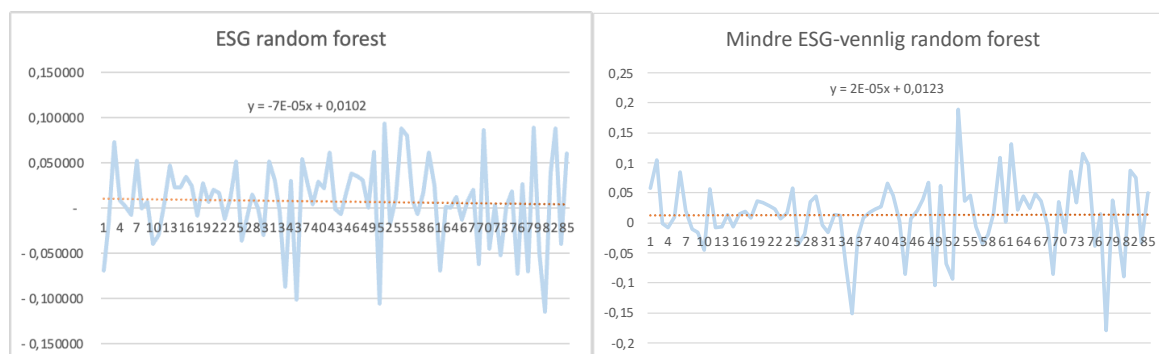
Figur 18: Avkastningsegenskaper Minimum Varians med Short

Vi legger så begrensing på minimum varians porteføljen med å ikke tillate shorting Periodeavkastning blir da 63,28% for den den ESG-vennlige porteføljen mot 51,17% for den mindre ESG-vennlige porteføljen. Begge porteføljer gjør det altså bedre når begrensingen legges inn sammenlignet med når det utelates. Nedsiderisikoen reduseres også i begge tilfeller, men i størst grad hos den bærekraftige porteføljen.



Figur 19: Avkastningsegenskaper Minimum Varians uten Short

Siste portefølje er Random Forest og det er her vi ser størst forskjeller(figur 20). Maskinlæringsstrategien er eneste porteføljen hvor den mindre ESG-vennlige porteføljen utkonkurrerer ESG-porteføljen. ESG-porteføljen genererer en avkastning på 66,17% mot 167,77% for den mindre ESG-vennlige porteføljen. Vi ser her altså at avkastningsegenskapene endrer seg for maskinlæringsporteføljen i forhold til øvrige porteføljestrategier, hvor Random Forest for ESG har størst nedsiderisiko og volatilitet. Selv om Random Forest for de mindre ESG-vennlige plasseringene har høyere gjennomsnittlig-og periodeavkastning ser vi at de mindre ESG-vennlige porteføljene totalt sett har høyere volatilitet. I sum så får den mindre ESG-vennlige Random Forest porteføljen studiens beste presentasjonsmål i form av Sharpe Ratio samt bedre risiko-avkastning tradeoff.



Figur 20: Avkastningsegenskaper Random Forest

4.4 Regresjonsanalyse

Figur 21 viser regresjonsresultatene for de fem ulike porteføljene mot FF5, både for ESG- og de mindre ESG-vennlige porteføljene. Her er det regresjonen foretatt på månedlige logaritmisk avkastning, og er målt mot månedlige data for FF5 for developed markets. Her vil skjæringspunktet eller alfa gi en antydning på hvor god forvaltningsstrategien er. Signifikansnivå er visualisert gjennom et stjernesystem. Stjernesystem går fra en stjerne (*) til tre stjerner (***). Dette systemet går på p-verdier hvor * = p-verdi mellom 0,05 og 0,1. ** = p-verdi mellom 0,01 og 0,05. *** = p-verdier mellom 0 og 0,01. Ingen stjerner betyr at p-verdien er mellom 0,1 og 1. Dette brukes for å teste signifikans på 10%, 5% og 1% nivå.

ESG-Porteføljer						Mindre ESG-vennlig Porteføljer					
	B&H	Rebalansering	MV m/s	MV u/s	RF		B&H	Rebalansering	MV m/s	MV u/s	RF
Skjæringspunkt	-0,0025	0,0002	-0,0015	-0,0013	0,0014	Skjæringspunkt	-0,0029	0,0005	0,0008	0,0009	0,0083
P-value	0,502	0,934	0,448	0,354	0,674	P-value	0,604	0,922	0,831	0,804	0,179
Mkt	0,0146	0,0101	0,0093	0,0091	0,0077	Mkt	0,0140	0,0116	0,0088	0,0088	0,0057
P-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	P-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	***	***	***	***	***		***	***	***	***	***
SMB	0,0018	0,0021	-0,0008	-0,0008	-0,0008	SMB	0,0064	0,0075	0,0034	0,0037	0,0030
P-value	0,518	0,210	0,543	0,441	0,738	P-value	0,118	0,032	0,231	0,172	0,498
							**				
HML	-0,005	-0,003	-0,006	-0,003	-0,005	HML	0,005	0,006	0,002	0,002	-0,002
P-value	0,038	0,066	0,000	0,001	0,025	P-value	0,190	0,078	0,511	0,487	0,557
	**	*	***	**	**		*				
RMW	-0,003	-0,001	-0,002	0,001	-0,003	RMW	-0,006	-0,004	-0,004	-0,004	0,001
P-value	0,433	0,508	0,253	0,448	0,323	P-value	0,241	0,393	0,232	0,221	0,910
CMA	0,003	0,001	0,010	0,004	0,002	CMA	0,007	0,004	0,004	0,004	0,009
P-value	0,443	0,514	0,000	0,003	0,442	P-value	0,212	0,390	0,327	0,269	0,143
			***	***	***						
R-squared	81%	85%	84%	91%	62%	R-squared	67 %	68 %	59 %	62 %	14 %

Figur 21: Regresjonsresultater

Resultatene fra regresjonen mot Fama French 5 faktor modell viser at det ikke er noen signifikante alfa-verdier. Buy and Hold og begge Minimum Varians porteføljer har negativt verdi på skjæringspunkt for ESG-porteføljene. Dette vil i utgangspunktet indikere underavkastning målt mot det som forventes gitt porteføljens eksponering mot faktorene i modellen. Det at de ikke er signifikante betyr at dette ikke kan konkluderes. P-verdien er også svært høy og derfor urimelig å gå videre med denne påstanden. Det samme gjelder alle øvrige alphaverdier, både positive og negative, hvor ingen er signifikante. Det er likevel verdt å notere at Random Forest for den mindre ESG-vennlige porteføljen har laveste p verdi for alfa, av samtlige med 0,179.

Resultatene indikerer videre porteføljens avkastning har en betydelig påvirkning av markedet (mkt) og verdi (hml) faktorene for ESG-porteføljene. Her er samtlige verdier signifikante. Dette kan indikere at porteføljene er følsomme for endringer i markedet generelt, men også for verdipapirer med lav pris i forhold til bokført verdi. For minimum varians porteføljene er også

CMA faktoren signifikant. Videre er markedet en signifikant forklaringsfaktor for de mindre ESG-vennlige porteføljene hvor øvrige faktor ikke er signifikante.

For alle ESG-porteføljer, med unntak av Random Forest får vi en justert forklaringsgrad på 81-91%, som betyr at 81-91% av variasjonen i avkastning kan forklares av Fama French 5 faktorer. For Random Forest er denne lavere hvor bare 62% forklares av modellen. For Random Forest er det derfor en stor del av variasjonen som ikke forklares av modellen. For de mindre ESG-vennlige porteføljene observeres det en betydelig lavere forklaringsgrad på 59-68% og for Random Forrest bare 14%.

4.5 Diskusjon porteføljeallokering

Våre resultater indikerer at porteføljeallokering i ESG-aktiva kan resultere i økt avkastning og redusert risiko sammenlignet med mindre ESG-vennlige investeringer. Unntaket her er Random Forest som vi vil diskutere i delkapittel 4.6. Sett bort fra maskinlæringsporteføljen har alle studiens ESG-porteføljer høyere gjennomsnittlig avkastning enn de mindre ESG-vennlige porteføljene. Auer & Schuhmacher (2016) viste til at ESG investering kan være fornuftig som investeringsstrategi for langsiktig avkastning noe også vår studie antyder. Om det er ESG-faktoren som utgjør forskjellen eller om det er bransje spesifikke faktorer mellom valgte ESG-aktiva og mindre ESG-vennlige aktiva som utgjør forskjellen vil være interessant for videre forskning. I vår studie har fokuset vært å undersøke typiske bærekraftige plasseringer mot mindre bærekraftige. Det er derfor nevneverdig at studiens bærekraftige ETFer har store plasseringer i teknologibedrifter hvor sammenligningsgrunnlagets ETFer er i olje, utvinning og jordbruk. Når det er sagt gir studien et godt bilde rundt bærekraft og porteføljestrategier på bakgrunn av typiske bærekraftige bransjer mot alternativene.

Studien kan følgelig ikke konkludere entydig på at det er ESG som utgjør forskjellene eller om det er bransjespesifikke faktor som utgjør resultatene. Likevel vil resultatene kunne si noe om kjennetegn ved typiske bærekraftige plasseringer mot mindre bærekraftige når det kommer til porteføljeallokeringsstrategier. I likhet med Jan De Spiegeleer et al. (2021) indikerer våre funn trender hvor ESG-vennlige investeringer ved hjelp av porteføljeallokeringsstrategier som mer stabile og mindre volatile sammenlignet med mindre ESG-vennlige alternativer.

Våre funn støttes også videre under av tidligere forskning som viser en sammenheng mellom bærekraftig investeringer, redusert risiko og langsiktig avkastning. Dunn et al. (2017) hevdet at det er plausibelt at ESG- investeringer påvirker risiko på en positiv måte uten at det nødvendigvis ga meravkastning. Resultatene fra vår studie viser også mindre bærekraftige investeringer som de mest volatile både når vi sammenligner portefølje mot portefølje, men også totalt sett. Den reduserte risikoen og mer stabile avkastningen påvirker risikoforholdet som helhet og kan gi investor bedre risikostyring og avkastning på sikt. Resultatene viser også bærekraftige aktiva som mer stabile i markeds kriser slik som covid-19 pandemien som underbygger egenskapene om langsiktig avkastning til redusert risiko. Resultatene tyder på at porteføljeallokeringsmetoder som Buy and Hold, Rebalansering, Minimum Varians og Random Forrest kan være gunstige for å oppnå en bedre risiko/avkastning-tradeoff. Selv om våre resultater ved investering i ESG-aktiva viser til høyere avkastning og redusert risiko er det nevneverdig at det kun er Buy and Hold i ESG som skaper en positiv Active Return (0,57% årlig). Alle øvrige porteføljeallokeringsstrategier får lavere periodeavkastning enn studienes referanseindeks, også representert av de negative Information ratioene. Buy and Hold er den porteføljen som leverer best periodeavkastning og Information ratio, men med noe lavere Sharpe ratio enn øvrige. Funnet er av interesse da det reiser spørsmålsteget rundt gevinsten av en mer aktiv porteføljestrategi i bærekraftige investeringer.

Våre resultater indiker at det er mest lønnsomme for ESG-investering er en passiv strategi hvor aktiva velges, kjøpes og holdes. Vi har i vår studie sett bort i fra transaksjonskostnader og øvrige kostnader ved porteføljestrategier, men denne passive strategien vil også være den rimeligste strategien om dette tas med i betraktningen. Videre viser resultatene at variasjonen i de ESG-vennlige porteføljene i større grad kan forklares av Fama-French sine 5 faktorer enn de mindre ESG-vennlige porteføljene. Dette kan gi en indikasjon på at ESG-aktiva i studien i større grad er eksponert mot markedet som helhet.

4.6 Diskusjon Random Forest

Random Forest er for begge porteføljer konstruert ved å benytte de samme prediktorene bestående av ulike tekniske og makroøkonomiske variabler. Våre resultater indikerer interessante funn for Random Forest som porteføljeallokeringsstrategi basert på hvilke typer aktiva det investeres i. Funnene kan videre stille spørsmålsteget ved Tan et al. (2019) sine resultater som viser til at Random Forest kan gi bedre risiko- og avkastningsegenskaper, samt

konklusjon om at funnene kan generaliseres. Spørsmålet går på hvor godt en Random Forest modell kan benyttes for prediksjon basert på hvilke aktiva som predikeres. Her er det nevneverdig at vår studie ikke benytter identiske prediktorer. Studien til Tan et al benytter i større grad volatilitetsfaktorer og bedriftsspesifikke faktorer for prediksjon samt daglig data. Likevel ser vi noen tilsvarende trender for vår modell. For de mindre bærekraftige porteføljene så gjelder funnene om bedre risiko- og avkastningsegenskaper i stor grad. Her ser vi at porteføljen får bedre prestasjonsmål en Buy and Hold, Rebalansering og Minimum Varians, samt bedre periodeavkastning enn referanseindeksen. For ESG-porteføljene ser vi også en bedring i prestasjonsmål, men ikke i like stor grad. Våre funn indikerer at det kan være egenskaper ved hvilke aktiva det investeres i som påvirker hvor god ytelse til en Random Forest-strategi blir. For ESG investering legger Random Forest seg som medianverdi av øvrige porteføljer med median avkastning, volatilitet og prestasjonsmål. Spørsmålet er derfor om Random Forest er egnet som strategi for alle aktiva eller om det er noen kjennetegn ved enkelte aktiva som gjør at Random Forest som modell plukker opp trender bedre i enkelte aktiva i forhold til andre.

Random Forest porteføljen gir for både de ESG og mindre ESG-vennlige en relativt lik treffsikkerhet på 53-54% (vedlegg 1 og 2). Det betyr at i over halvparten av tilfellene gir modellen riktig prediksjon på oppgang eller nedgang. Det som i stor grad skiller egenskapene til porteføljene er dens evne til å spå korrekt nedgang, altså type 1 feil. Confusion Matrix (vedlegg 1 og 2) for porteføljene viser til resultater hvor den ESG-vennlige porteføljen har en falsk positiv rate på hele 63%. Dette betyr at modellen predikerer oppgang, vi invester og får negativt avkastning i 63% av tilfellene. På den andre siden har den mindre bærekraftige porteføljen en falsk positiv rate på bare 35%. Som nevnt er modellen trent på de samme tekniske variabler som aktiva, indekser og makroøkonomiske faktorer for både ESG og den mindre bærekraftige porteføljen. Det er derfor av interesse at modellen evner på en langt bedre måte å prediktere korrekt nedgang for de mindre bærekraftige ETFene i forhold til ESG-ETFene. Potensialet for en aktiv porteføljestrategi blir følgelig større for mindre bærekraftige porteføljer og risikojustert meravkastning.

Det er videre av interesse at Random Forest gjør det betydelig bedre for mindre bærekraftige investeringer enn ikke. Spesielt sett i lys av øvrige porteføljers prestasjon. For ESG-porteføljene leverer alle jevnt, får et tilsvarende tilbakefall som referanseindeksen, og henter seg forholdsvis raskt inn etter pandemien. For de mindre ESG-vennlige porteføljene ser vi at samtlige får et

større fall enn referanseindeksen som underbygger potensialet Random Forrest har som en mindre volatil portefølje. Ved å lage en maskinlæringsmodell som på en god måte klarer å holde seg utenfor markedet i nedgangsperioder indikerer resultatene at potensialet, relativt sett, er større for mindre bærekraftige plasseringer for å lage en portefølje med bedre risikostyring og avkastningsegenskaper.

5.0 Konklusjon

Denne studien har analysert risiko- og avkastningsegenskapene ved fem porteføljeallokeringsstrategier i ESG-vennlige investeringer. Våre funn indikerer at porteføljeallokering i ESG-aktiva kan føre til økt avkastning og redusert risiko sammenlignet med mindre ESG-vennlige investeringer, og relativt likt markedet. Dette gjelder for alle studien porteføljestrategier, Buy and Hold, Minimum Varians og Rebalansering, med unntak av Random Forest som gir varierte resultater. De bærekraftige porteføljene i studien oppnådde generelt sett høyere gjennomsnittlig avkastning, mindre volatilitet og bedre risiko-avkastningsforhold.

Resultatene indikerer at en passiv strategi som Buy and Hold som den mest lønnsomme tilnærmingen for ESG-investeringer med tanke på avkastning. Resultatene antyder også at porteføljeallokeringsstrategier som Rebalansering, Minimum Varians og Random Forest kan være gunstige for risikostyring, men at det kan gå på bekostning av avkastningen.

Random Forest som porteføljestrategi indikeres i vår studie å gi bedre risikojustert avkastning enn mer passive strategier. Strategien antyder å redusere risikoen i en bærekraftig portefølje, men ikke å generere avkastning utover hvordan markedet gjør det som helhet. Studien viser likevel potensialet som ligger i maskinlæring som porteføljestrategi, ved å se til mindre bærekraftige investeringer. Her genererer strategien en årlig meravkastning utover hva markedet leverer, og med et bedre risiko-avkastningsforhold enn samtlige porteføljestrategier. Studien utfordrer dermed tidligere forskning som hovedsakelig ser positive risiko og-avkastningsegenskaper for tilnærmingen, og indikerer at det er karakteristika ved aktiva som er avgjørende for hvor god tilnærmingen er som porteføljestrategi.

Samlet indikerer våre funn at ESG kan være en lovende tilnærming for redusert risiko og langsiktig avkastning sammenlignet med mindre bærekraftige alternativer. Ved å velge bærekraftige investeringer og implementere porteføljeallokeringsstrategier som Buy and Hold, Rebalansering og Minimum Varians vil investor oppnå mer stabil og mindre volatil avkastning i forhold til mindre bærekraftige plasseringer. Random Forest vil også bidra positivt for investors risikojusterte avkastning, men vår studie indikerer at metoden ikke fullt ut utnyttes av ESG-aktiva.

5.1 Videre forskning og svakheter ved oppgaven

Studien har benyttet en avgrenset analyseperiode, bestemte porteføljestrategier og et utvalg av aktiva. Resultatene er basert på valgene og begrensingene som er lagt for forskningstemaet.

Studien har sett bort i fra transaksjonskostnader ettersom vi ønsket å se direkte på porteføljene presentasjonen og valgte derfor å se bort fra dette. Studien ser bort fra kostnader ved aktive valg for å bedre kunne sammenligne den direkte presentasjonen til porteføljestrategiene. Videre har vi i vår studie benyttet ti år med data, og syv år i selve analysen. For videre forskning vil andre og lenger tidsperioder være av interesse ettersom mer ESG data blir tilgjengelig. Studien bidrar med interessante resultater innen porteføljevalg og grønn finans, men har begrensning på at de ESG-vennlige porteføljene mot de mindre ESG-vennlige porteføljene ikke nødvendigvis er innenfor samme bransje eller sektor. Ettersom det kontinuerlig blir mer data tilgjengelig vil lignende studier være av interesse på feltet hvor porteføljevalg i ESG-aktiva kan ses opp mot mindre ESG-vennlig aktiva innen eksakt samme bransje eller sektor.

For videre forskning vil det også være av interesse å gå dypere inn i hvilke faktorer som påvirker porteføljer ytelse, og spesielt maskinlæring. Våre funn viser overordnet at maskinlæring har størst potensialet i mindre bærekraftige aktiva for å oppnå bedre risiko-og avkastningsegenskaper. Studien utfordrer dermed tidligere forskning som generelt har vist positive risiko og-avkastningssegenskaper for metoden, og indikerer at det er karakteristika ved aktiva som kan være avgjørende for hvor god tilnærmingen er som porteføljestrategi. Hvilke faktorer som faktisk påvirker Random Forest sin ytelse vil være interessant å gå videre på for å undersøke om våre resultater er et resultat av bærekraft som faktor i seg selv, eller eksempelvis bransjespesifikke faktorer.

6.0 Referanser

- Alareeni, B.A. & Hamdan, A. (2020). ESG impact on performance of US S&P 500-listed firms. *Corporate Governance (Bradford)*, 20(7), 1409–1428.
<https://doi.org/10.1108/CG-06-2020-0258>
- Armstrong, F., III. (2013, May 23). Fama-French Three Factor Model. Forbes.
<https://www.forbes.com/sites/frankarmstrong/2013/05/23/fama-french-three-factor-model/>
- Auer, B. R., & Schuhmacher, F. (2016c). Do socially (ir)responsible investments pay? New evidence from international ESG data. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 59, 51–62. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2015.07.002>
- Blitz, D. C., & Van Vliet, P. (2007). The volatility effect. *The Journal of Portfolio Management*, 34(1), 102-113. DOI:[10.3905/jpm.2007.698039](https://doi.org/10.3905/jpm.2007.698039)
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32.
<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Ciner, C., Kosedag, A., & Lucey, B. (2023). Predictors of Clean Energy Stock Returns: An Analysis with Best Subset Regressions. *Finance Research Letters*, 103912.
<https://doi.org/10.1016/j.fl.2023.103912>
- De Spiegeleer, J., Höcht, S., Jakubowski, D., Reyners, S., & Schoutens, W. (2021). ESG: a new dimension in portfolio allocation. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 1–41. <https://doi.org/10.1080/20430795.2021.1923336>
- Dunn, J., Fitzgibbons, S., & Pomorski, L. (2018). Assessing risk through environmental, social and governance exposures. *Journal of Investment Management*, 16(1), 4-17.
- Estrada, J. (2008). Fundamental indexation and international diversification. *The Journal of Portfolio Management*, 34(3), 93-109. DOI: [10.3905/jpm.2008.706247](https://doi.org/10.3905/jpm.2008.706247)
- Fama, E. F., & French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of financial economics*, 116(1), 1-22. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.10.010>
- Financial Times. (u.åa). First Trust Global Wind Energy ETF. Hentet 20.april fra <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=FAN:PCQ:USD>
- Financial Times. (u.åb). iShares Europe ETF. Hentet 20.april fra: <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=IEV:PCQ:USD>
- Financial Times. (u.åc). iShares MSCI EAFE Growth ETF. Hentet 20.april fra: <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=EFG:BTQ:USD>

- Financial Times. (u.åd). iShares MSCI Global Metals & Mining Producers ETF Hentet 20.april fra: <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=PICK:BTQ:USD>
- Financial Times. (u.æ). Invesco DB Agriculture Fund Hentet 20.april fra: <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=DBA:PCQ:USD>
- Financial Times. (u.åf). SPDR® S&P Metals and Mining ETF. Hentet 20.april fra: <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=XME:PCQ:USD>
- Financial Times. (u.åg). United States Oil Fund, LP Hentet 20.april fra: <https://markets.ft.com/data/etfs/tearsheet/summary?s=USO:PCQ:USD>
- 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), 210-233. <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>
- Gilli, M., Maringer, D., & Schumann, E. (2019). *Numerical methods and optimization in finance*. Academic Press.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer.
- Invesco. (u.åa). Invesco MSCI Sustainable Future ETF. Hentet 20.april fra <https://www.invesco.com/us/financial-products/etfs/product-detail?audienceType=Investor&ticker=ERTH>
- Immervoll, L., & Rammerstorfer, M. (2018). Could a 100% Portfolio Beat the Market?. *Positive Impact Investing: A Sustainable Bridge Between Strategy, Innovation, Change and Learning*, 65-96.
- Ishares. (u.åb). INDEX SCREEN DEFINITIONS FOR THE iShares GLOBAL CLEAN ENERGY ETF. Hentet 20.april fra <https://www.ishares.com/us/products/index-screen-definitions/icln>
- Ishares.(u.åb). iShares Global Clean Energy ETF. Hentet 20.april fra <https://www.ishares.com/us/products/239738/ishares-global-clean-energy-etf>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer. (2nd ed.).
- Justetf. (u.å.). How Buy and Hold works with ETFs. Hentet 22.mars.2023 fra <https://www.justetf.com/en/academy/how-buy-and-hold-works-with-etfs.html?fbclid=IwAR0pvatIJtdHMuhAoGLWZiWGVDETRHPu5CkhDWRxQnHHWmGnAcaqDqUGf0U>
- Keitsch, S. (2010). *Monkey business : Can a portfolio with randomly selected shares beat the market?*

- Kelleher, J. D., & Tierney, B. (2018). Data Science. MIT Press.
- Kenneth R. French (u.å). Fama/French 5 Factors for Developed Markets. [Data set]. Hentet den 2.mars 2023 fra:
https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html
- Kreiger, J. (2020). Evaluating a Random Forest model - Analytics Vidhya - Medium. *Medium*. Hentet den 19.april fra: <https://medium.com/analytics-vidhya/evaluating-a-random-forest-model-9d165595ad56>
- Lettau, M., & Madhavan, A. (2018). Exchange-traded funds 101 for economists. *Journal of Economic Perspectives*, 32(1), 135-154. DOI:[10.1257/jep.32.1.135](https://doi.org/10.1257/jep.32.1.135)
- Markowitz, H. M. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 7, 77-91.
- Mentch, L.K., & Zhou, S. (2019). Randomization as Regularization: A Degrees of Freedom Explanation for Random Forest Success. *J. Mach. Learn. Res.*, 21, 171:1-171:36.
- Morningstar. (u.å). Health Care Select Sector SPDR® Fund | XLV. Hentet 20.april fra <https://www.morningstar.no/no/etf/snapshot/snapshot.aspx?id=0P00002D83&InvestmentType=FE>
- MSCI. (u.å). MSCI World Index (USD). Hentet 11.april fra:
<https://www.msci.com/documents/10199/178e6643-6ae6-47b9-82be-e1fc565ededb>
- MSCI(u.å). ESG 101: What is Environmental, Social and Governance? Hentet 7.april. Fra:
<https://www.msci.com/esg-101-what-is-esg>
- Prol, J. L., & Kim, K. (2022). Risk-return performance of optimized ESG equity portfolios in the NYSE. *Finance Research Letters*, 50, 103312.
- Refinitiv. (u.å.). *ESG Scores*. Hentet 31.januar fra: <https://www.refinitiv.com/en/sustainable-finance/esg-scores>
- Spørsmål og svar om ESG og EUs taksonomi. (n.d.). Deloitte Norway. Hentet 7.februar fra:
<https://www2.deloitte.com/no/no/innsikt/klima-og-barekraft/sporsmal-og-svar-esg.html>
- Tan, Z., Ziqin, Y., & Zhu, G. (2019c). Stock selection with random forest: An exploitation of excess return in the Chinese stock market. *Heliyon*, 5(8),
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e02310>
- Tokat, Y., & Wicas, N. W. (2007). Portfolio rebalancing in theory and practice. *The Journal of Investing*, 16(2), 52-59. DOI:[10.3905/joi.2007.686411](https://doi.org/10.3905/joi.2007.686411)
- US SIF: The Forum for Sustainable and Responsible Investment (2020). Report on US

Sustainable and Impact Investing Trends 2020.

<https://www.ussif.org/files/US%20SIF%20Trends%20Report%202020%20Executive%20Summary.pdf>

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), 47-55. DOI:10.1111/jacf.12174

7.0 Formel og Figuroversikt

7.1 Formeloversikt

Formel 1: Avkastning	12
Formel 2: Forventet portefølje avkastning	12
Formel 3: Standardavvik	13
Formel 4: Varians	13
Formel 5: Annualisert Varians	13
Formel 6: Annualisert Standardavvik	13
Formel 7: R-Kvadrat	14
Formel 8: T-test Signifikans	15
Formel 9: Fama French 3 faktor	15
Formel 10: Fama French 5 faktor	16
Formel 11: Information Ratio	17
Formel 12: Sharpe Ratio	17

7.2 Figuroversikt

Figur 1: Efficient Frontier	8
Figur : Illustrasjon på Ensemble metoden	9
Figur : Glidende vindu Figur : Ekspanderende vindu	19
Figur 3 : ESG-Score	21
Figur 4 : Resultater for ESG-vennlige Buy and Hold	24
Figur 5 : Resultater for mindre ESG-vennlig Buy and Hold	24
Figur : Kumulativ avkastning ESG-porteføljer	28
Figur : Kumulativ avkastning mindre ESG vennlige porteføljer	29
Figur : Buy and Hold mot referanseindeks Figur : Kumulativ avkastning indekser	30
Figur : Deskriptiv Statistikk ESG-porteføljer	31
Figur : Sharpe Ratio og Information Ratio ESG	31
Figur : Deskriptiv Statistikk mindre ESG-vennlige porteføljene	32
Figur : Sharpe Ratio og Information Ratio mindre ESG-vennlige porteføljene	33
Figur : Avkastningsegenskaper Buy and Hold	33
Figur : Avkastningsegenskaper Rebalansering	34
Figur : Avkastningsegenskaper Minimum Varians med Short	34
Figur : Avkastningsegenskaper Minimum Varians uten Short	35
Figur : Avkastningsegenskaper Random Forest	35
Figur : Regresjonsresultater	36

8.0 Vedlegg

Data er sortert og bearbejdet i både Excel og i programmeringsverktøyet Stata. I Stata er pakken “fetchyahooquotes” av Mehmet F.Dicle & John Levendis benyttet for å innhente månedlig data for hver ETF og indeks. Pakken henter data fra Yahoo Finance. Logaritmisk avkastning er benyttet for å gi et mer stabilt bilde av avkastning over tid og grunnet fordelene avkastningsformen har for beregning og analyse. For Minimum Varians og random Forrest portefølje er flere pakker benyttet, men i hovedsak “gmvport” for beregning av Minimum Varians og “rforest” for kjøring av random Forrest algoritmen. Vi har brukt programmeringsspråket R for å kode både Random Forest og Minimum Varians porteføljene. Under kommer delberegninger fra Excel som er brukt for å beregne porteføljene, men som ikke har fått plass i selve oppgaven.

Vedlegg 1: Confusion Matrix ESG

Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
tp_pred_earth	41	1			0	1
.su tn_pred_earth	tn_pred_earth > 0					
Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
tn_pred_earth	11	1			0	1
.su fp_pred_earth	fp_pred_earth > 0					
Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
fp_pred_earth	23	1			0	1
.su fn_pred_earth	fn_pred_earth > 0					
Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
fn_pred_earth	10	1			0	1

Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tp_pred_xlv	42	1			0	1
.su tn_pred_xlv	tn_pred_xlv > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tn_pred_xlv	5	1			0	1
.su fp_pred_xlv	fp_pred_xlv > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fp_pred_xlv	29	1			0	1
.su fn_pred_xlv	fn_pred_xlv > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fn_pred_xlv	9	1			0	1

Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
tp_pred_icln	23	1			0	1
.su tn_pred_icln	tn_pred_icln > 0					
Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
tn_pred_icln	17	1			0	1
.su fp_pred_icln	fp_pred_icln > 0					
Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
fp_pred_icln	21	1			0	1
.su fn_pred_icln	fn_pred_icln > 0					
Variable	Obs	Mez	Std.	dev.	Min	Max
fn_pred_icln	24	1			0	1

Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tp_pred_iev	23	1			0	1
.su tn_pred_iev	tn_pred_iev > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tn_pred_iev	20	1			0	1
.su fp_pred_iev	fp_pred_iev > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fp_pred_iev	16	1			0	1
.su fn_pred_iev	fn_pred_iev > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fn_pred_iev	26	1			0	1

Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tp_pred_fan	35	1			0	1
.su tn_pred_fan	tn_pred_fan > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tn_pred_fan	10	1			0	1
.su fp_pred_fan	fp_pred_fan > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fp_pred_fan	24	1			0	1
.su fn_pred_fan	fn_pred_fan > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fn_pred_fan	16	1			0	1

Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tp_pred_efg	33	1			0	1
.su tn_pred_efg	tn_pred_efg > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
tn_pred_efg	14	1			0	1
.su fp_pred_efg	fp_pred_efg > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fp_pred_efg	19	1			0	1
.su fn_pred_efg	fn_pred_efg > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max
fn_pred_efg	19	1			0	1

	ERTH	ICLN	FAN	XLV	IEV	EFG	Portfolio mean
Accuracy	61 %	47 %	53 %	55 %	51 %	55 %	54 %
False positiverate	68 %	55 %	71 %	85 %	44 %	58 %	63 %

Vedlegg 2: Confusion Matrix mindre ESG-vennlige porteføljer

PICK							XME							
Variable	Obs	Me	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
tp_pred_pick	16	1			0	1	1	tp_pred_xme	23	1		0	1	1
.su tn_pred_if	tn_pred_pick > 0									tn_pred_xme > 0				
Variable	Obs	Me	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
tn_pred_pick	23	1			0	1	1	tn_pred_xme	25	1		0	1	1
.su fp_pred_if	fp_pred_pick > 0								fp_pred_xme > 0					
Variable	Obs	Me	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
fp_pred_pick	12	1			0	1	1	fp_pred_xme	14	1		0	1	1
.su fn_pred_if	fn_pred_pick > 0								fn_pred_xme > 0					
Variable	Obs	Me	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
fn_pred_pick	34	1			0	1	1	fn_pred_xme	23	1		0	1	1

DBA							USO							
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
tp_pred_dba	14	1			0	1	1	tp_pred_uso	28	1		0	1	1
.su tn_pred_if	tn_pred_dba > 0								tn_pred_uso > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
tn_pred_dba	31	1			0	1	1	tn_pred_uso	21	1		0	1	1
.su fp_pred_if	fp_pred_dba > 0								fp_pred_uso > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
fp_pred_dba	10	1			0	1	1	fp_pred_uso	17	1		0	1	1
.su fn_pred_if	fn_pred_dba > 0								fn_pred_uso > 0					
Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	Variable	Obs	Mean	Std.	dev.	Min	Max	
fn_pred_dba	30	1			0	1	1	fn_pred_uso	19	1		0	1	1

	PICK	DBA	XME	USO	Portfolio mean
Accuracy	46 %	53 %	56 %	58 %	53 %
False positive rate	34 %	24 %	36 %	45 %	35 %

Vedlegg 3: Vekter minimum varians ESG

1. Jan 2016	1. Jan 2016
Min.var m/short	Min.var u/short
Weights	Weights
In_ERTH 0,03890997	In_ERTH 0,01668584
In_ICLN -0,1193893	In_ICLN 0
In_FAN 0,06090977	In_FAN 0,00925214
In_XLV 0,5	In_XLV 0,45278201
In_IEV 0,01956955	In_IEV 0,02128001
In_EFG 0,5	In_EFG 0,5
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,0080783	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00755869
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03409934	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03472389
1. Jan 2017	1. Jan 2017
Weights	Weights
In_ERTH 0,0674985	In_ERTH 0,01466726
In_ICLN -0,0985674	In_ICLN 0
In_FAN -0,0229571	In_FAN 0,00839632
In_XLV 0,43838199	In_XLV 0,40816097
In_IEV 0,11564399	In_IEV 0,06877545
In_EFG 0,5	In_EFG 0,5
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00432294	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00371559
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03361586	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03414374
1. Jan 2018	1. Jan 2018
Weights	Weights
In_ERTH 0,03289156	In_ERTH 0,01772412
In_ICLN -0,1385199	In_ICLN 0
In_FAN 0,150267	In_FAN 0,02206102
In_XLV 0,44383004	In_XLV 0,41989613
In_IEV 0,01153129	In_IEV 0,04031874
In_EFG 0,5	In_EFG 0,5
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00960754	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00813996
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03286638	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,0333268
1. Jan 2019	1. Jan 2019
Weights	Weights
In_ERTH -0,0561467	In_ERTH 0,02098352
In_ICLN -0,0494951	In_ICLN 0
In_FAN -0,0098532	In_FAN 0,00683454
In_XLV 0,43829751	In_XLV 0,36617453
In_IEV 0,17719753	In_IEV 0,10600741
In_EFG 0,5	In_EFG 0,5
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00691389	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00716326
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,033539	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03387269
1. Jan 2020	1. Jan 2020
Weights	Weights
In_ERTH -0,3197956	In_ERTH 0
In_ICLN 0,14736055	In_ICLN 0,00860819
In_FAN -0,1417828	In_FAN 0,00519068
In_XLV 0,45406817	In_XLV 0,34438292
In_IEV 0,36014961	In_IEV 0,14181821
In_EFG 0,5	In_EFG 0,5
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00872154	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00911838
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03009114	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03208089
1. Jan 2021	1. Jan 2021
Weights	Weights
In_ERTH -0,5617549	In_ERTH 0,00511678
In_ICLN 0,13931203	In_ICLN 0
In_FAN 0,20196883	In_FAN 0,00980815
In_XLV 0,5	In_XLV 0,46983459
In_IEV 0,22047404	In_IEV 0,01524048
In_EFG 0,5	In_EFG 0,5
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00708192	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00741079
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03997644	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04442743
1. Jan 2022	1. Jan 2022
Weights	Weights
In_ERTH -0,3904841	In_ERTH 6,0697E-06
In_ICLN 0,02667553	In_ICLN 0
In_FAN 0,24632471	In_FAN 0,00001441
In_XLV 0,5	In_XLV 0,5
In_IEV 0,11748382	In_IEV 0,0000209
In_EFG 0,5	In_EFG 0,499958
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00959663	The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,01084426
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03902152	The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04216459

Vedlegg 4. Vekter minimum varians mindre ESG-vennlige porteføljer

1. Jan 2016	Min. Var m/short				
Weights					
In_PICK	0,31375137				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,08948736				
In_XME	0,09676128				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,01894229					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04278178					

1. Jan 2016					
Weights					
In_PICK	0,30527878				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,08906353				
In_XME	0,10565768				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,01897043					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04279667					

1. Jan 2017					
Weights					
In_PICK	0,38236551				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,21032983				
In_XME	-0,0926953				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,00976293					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04965987					

1. Jan 2017					
Weights					
In_PICK	0,28753241				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,21246759				
In_XME	0				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,00990182					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,05007921					

1. Jan 2018					
Weights					
In_PICK	0,23592925				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,24942345				
In_XME	0,0146473				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,00230954					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04545642					

1. Jan 2018					
Weights					
In_PICK	0,23521166				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,24995001				
In_XME	0,01483833				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,00232013					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,04546371					

1. Jan 2019					
Weights					
In_PICK	0,34846317				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,21413859				
In_XME	-0,0626018				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00510522					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03623682					

1. Jan 2019					
Weights					
In_PICK	0,28421206				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,21577961				
In_XME	8,0323E-06				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00514849					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03632529					

1. Jan 2020					
Weights					
In_PICK	0,5				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,08628994				
In_XME	-0,0862899				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,0023397					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03535607					

1. Jan 2020					
Weights					
In_PICK	0,42908639				
In_DBA	0,5				
In_USO	0,06996215				
In_XME	0,00095146				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: -0,00296778					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,03549984					

1. Jan 2021					
Weights					
In_PICK	0,5				
In_DBA	0,5				
In_USO	-0,0281014				
In_XME	0,0281014				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00088676					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,05237299					

1. Jan 2021					
Weights					
In_PICK	0,49774607				
In_DBA	0,5				
In_USO	0				
In_XME	0,00225393				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00010013					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,0526617					

1. Jan 2022					
Weights					
In_PICK	0,5				
In_DBA	0,5				
In_USO	-0,0373338				
In_XME	0,0373338				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,01037986					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,0526852					

1. Jan 2022					
Weights					
In_PICK	0,49772205				
In_DBA	0,5				
In_USO	0				
In_XME	0,00227795				
The return of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,00961549					
The standard deviation (risk) of the Global Minimum Variance Portfolio is: 0,05345111					

